

**T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**ELEKTROMİYOGRAM SİNYALLER İLE ROBOT KOLUNUN
GERÇEK ZAMANLI KONTROLÜ**

YUSUF ENES İNANÇ

**Danışman
DOÇ.DR. YÜCEL KOÇYİĞİT**



MANİSA-2023

Yusuf Enes
İNANÇ

ELEKTROMİYOGRAF SİNYALLER İLE ROBOT KOLUNUN
GERÇEK ZAMANLI KONTROLÜ

2023

TAAHHÜTNAME

Bu tezin Manisa Celal Bayar Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde, akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını beyan ederim.

YUSUF ENES İNANÇ



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇİNDEKİLER	I
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	II
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	III
TABLO DİZİNİ	IV
TEŞEKKÜR.....	V
ÖZET.....	VI
ABSTRACT.....	VII
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Konusu	3
1.2 Literatür Taraması	4
1.3 Tez Organizasyonu.....	11
2. GENEL BİLGİLER	12
2.1. Elektromiyografi	12
2.1.1. Elektromiyografi Ölçümü	13
2.1.2. EMG Sinyalinin Özellikleri	15
3. DENEYSEL KISIM	16
3.1. MYO Kol Bandı	16
3.2. RV-2F-D Endüstriyel Robotu	18
3.3 EMG Sinyalinin Öznitellik Çıkarma ve Filtreleme Yöntemleri	19
3.3.1 EMG Sinyalinin Zaman Etki Alanında (Domain) Analizi	19
3.3.2 EMG Sinyalinin Frekans Etki Alanında (Domain) Analizi	21
3.3.3 EMG Sinyalinin Lineer Olmayan Alanında (Domain) Analizi.....	23
3.3.4 EMG Sinyallerinin Filtrelenmesi	24
3.4 EMG SİNYALLERİNİN SINIFLANDIRILMASI	27
3.4.1 Destek Vektör Makinesi	27
3.4.2 Yapay Sinir Ağları.....	28
3.4.3 K-En Yakın Komşu Algoritması.....	29
3.4.4 Lineer Diskriminant Analizi.....	29
3.4.5 Naive Bayes Yöntemi.....	30
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	31
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	47
KAYNAKÇA.....	50
ÖZGEÇMİŞ	57
EKLER.....	48
EK A RT ToolBox3 Kodları	48

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

EMG	Elektromiyografi
HRI	İnsan-Robot Etkileşim Arayüzü
IMU	Inertial Measurement Unit (Atalet ölçü birimi)
KNN	K-En Yakın Komşu
EEG	Elektroensefalografi
EOG	Electrooculography
SVM	Destek Vektör Makineleri
LDA	Lineer Ayrımcı Analizi
YSA	Yapay Sinir Ağları
YGF	Yüksek Geçiren Filtre
AGF	Alçak Geçiren Filtre
RMS	Root Mean Square (Karekök ortalama)
WL	Wavelength (Dalga boyu)
DVM	Determinant of The Vandermonde Matrix (andermonde matrisinin determinantı)
EMD	Empirik Modları Dönüşümü
RF	Random Forest (Rastgele Orman)
DD	Dalgacık dönüşümü
HHT	Hilbert - Huang Dönüşümü
BBA	Beyin Bilgisayar Arayüzü

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 1.1 Giyilebilir Cihazlar	1
Şekil 1.2 EMG Sinyali	2
Şekil 1.3 Deney Düzenegi.....	4
Şekil 2.1 EMG Sinyallerinin Ölçümü	12
Şekil 2.2 EMG Sinyalinin iğne veya yüzey elektrotu ile ölçümü	14
Şekil 2.3 EMG sinyalinin frekans spekturumu	15
Şekil 3.1 MYO Kol Bandı Üzerindeki Özellikler	16
Şekil 3.2 MYO Kol Bandı.....	17
Şekil 3.3 MYO Kol Bandı ve tanımlanan hareketler	17
Şekil 3.4 RV-2F-D Endüstriyel Robotu	18
Şekil 3.5 Destek Vektör Makinesi Grafiği	28
Şekil 3.6 Yapay Sinir Ağları	28
Şekil 3.7 K-En Yakın Komşu Algoritması	29
Şekil 3.8 Lineer Diskriminant Analiz	30
Şekil 4.1 Çalışmada İzlenen Adımlar	31
Şekil 4.2 Matlab MyoDataGUI arayüzü	31
Şekil 4.3 El Hareketleri	32
Şekil 4.4 8 Adet Sensörden Alınan EMG Sinyalleri.....	32
Şekil 4.5 Lineer Diskriminant Analizi Eğitime Ait Karışıklık Matrisi.....	35
Şekil 4.6 Lineer Diskriminant Analizi Eğitime Ait Grafik	35
Şekil 4.7 Yapay Sinir Ağı Eğitime Ait Karışıklık Matrisi.....	36
Şekil 4.8 Yapay Sinir Ağı Eğitime Ait Grafik	36
Şekil 4.9 Destek Vektör Makineleri Eğitime Ait Karışıklık Matrisi	37
Şekil 4.10 Destek Vektör Makineleri Eğitime Ait Grafik	37
Şekil 4.11 KNN Eğitime Ait Karışıklık Matrisi	38
Şekil 4.12 KNN Eğitime Ait Grafik.....	38
Şekil 4.13 Lineer Diskriminant Analizi Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi .	39
Şekil 4.14 Lineer Diskriminant Analizi Test Verilerine Ait Grafik.....	39
Şekil 4.15 Yapay Sinir Ağı Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi.....	40
Şekil 4.16 Yapay Sinir Ağı Test Verilerine Ait Grafik.....	40
Şekil 4.17 Destek Vektör Makineleri Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi	41
Şekil 4.18 Destek Vektör Makineleri Test Verilerine Ait Grafik	41
Şekil 4.19 KNN Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi	42
Şekil 4.20 KNN Test Verilerine Ait Grafik	42
Şekil 4.21 RT ToolBox3 Arayüzü	44
Şekil 4.22 Robot kolunun hareketine ait matris	44
Şekil 4.23 El hareketlerine göre robot kolunun konumları	46

TABLO DİZİNİ

	Sayfa
Tablo 4.1 sym2 Doğruluk Tablosu.....	34
Tablo 4.2 dB4 Doğruluk Tablosu.....	34



TEŞEKKÜR

Bu tezi tamamlama fırsatı bulduğum için çok mutluyum. Bu süreçte bana destek olan ve yol gösteren herkese teşekkür etmek istiyorum.

Öncelikle, tez danışmanım Doç.Dr. Yücel KOÇYİĞİT'e sonsuz teşekkürler. Bana değerli zamanını ayırıp, bilgi ve deneyimlerini paylaşarak bana yol gösterdi. Her zaman destekçi ve sabırlı olmasından dolayı çok minnettarım.

Laboratuvarı bana yardımcı olan Arş. Gör. Bilal KARAMAN'a da teşekkürlerimi iletiyorum. Her zaman yardımsever ve güler yüzlü olmasından dolayı çok memnunum.

Yüksek Lisans sürecinde her zaman yanımda olan Arş. Gör. Umut Emre UZUN'a da çok teşekkür ediyorum. Bana çok şey öğretti ve bana hep destek oldu.

Son olarak, aileme ve arkadaşlarıma teşekkür etmek istiyorum. Her zaman bana destek oldular ve inandılar.

Teşekkürler.

Yusuf Enes İNANÇ
Manisa, 2023

ÖZET

Yüksek Lisans

ELEKTROMİYOGRAM SİNYALLER İLE ROBOT KOLUNUN GERÇEK ZAMANLI KONTROLÜ

Yusuf Enes İNANÇ

**Manisa Celal Bayar Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Doç.Dr Yücel KOÇYİĞİT

El ve kol hareketleri yapıldığı zaman kasların kasılması veya gevşemesi ile çeşitli sinyaller elde edilir. Elde edilen sinyaller incelenerek çeşitli sınıflandırma algoritmaları ile istenilen hareketlerin tanımlanması sağlanabilir. MYO kol bandı üzerinde bulunan sekiz farklı elektrot sayesinde elde edilen sinyaller, yüksek işleme ve sınıflandırma yöntemleri ile el ve kol hareketleri algılanabilir. MYO kol bandı içerisinde EMG sensörleri, jiroskop, ivmeölçer ve manyetometre bulundurulur. İşlemci olarak ARM Cortex M4 barındırır. MYO kol bandı cihazlar ile sadece Bluetooth üzerinden haberleşir.

Bu çalışmada, insanın kolu ve eli hareket ettiği zaman üretilen EMG sinyallerinin MYO kol bandı sayesinde algılanması ile insan robot etkileşimi sağlayan biyomimetik bir yaklaşım ve endüstriyel robot kolunun kontrol edilmesi hedeflenmektedir. Geliştirilen yazılım ile EMG sinyallerinden elde edilen veriler, çeşitli öznelik ve sınıflandırma yöntemleri kullanılarak dönüştürülüp, bilgisayar üzerinden gerçek zamanlı haberleşmesi ile endüstriyel robotun (Mitsubishi Electric RV-2F-D) istenilen hareketleri yapması sağlanmıştır. Oluşturulan bu sistem ile, insan-robot etkileşiminin sağlanması ve insan için zararlı ortamlarda (robotik boya uygulamalarında vb.), hassas ve ulaşılması zor çeşitli alanlarda robot kolun uzaktan kontrol için kullanılabilir olması amaçlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: MYO Kol Bandı, EMG Sinyalleri, Sınıflandırma Yöntemleri, Robot.

2023, 57 sayfa

ABSTRACT

M.Sc.

REAL-TIME CONTROL OF A ROBOT ARM USING ELECTROMYOGRAPHY SIGNALS

Yusuf Enes İNANÇ

**Manisa Celal Bayar University
Graduate School of Applied and Natural Sciences
Department of Electrical Electronics Engineering**

Supervisor: Doç.Dr Yücel KOÇYİĞİT

When the hand and arm are moved, they produce a variety of signals resulting from muscle contractions and relaxations. By employing various classification algorithms, it becomes possible to identify and define the intended movements based on these acquired signals. The MYO Armband, featuring eight electrodes, offers precise signal detection through sophisticated processing and classification techniques. This armband incorporates EMG sensors, a gyroscope, an accelerometer, and a magnetometer, powered by an ARM Cortex M4 processor. Communication with external devices exclusively takes place via Bluetooth technology.

This study aims to enable control of an industrial robot arm using a biomimetic approach, allowing for human-robot interaction. The interaction is achieved by detecting EMG signals generated when a human arm and hand move, utilizing the MYO armband. Through the developed software, the EMG data will be processed using various feature and classification methods, facilitating real-time communication with the Mitsubishi Electric RV-2F-D industrial robot. The significance of this system lies in its ability to foster human-robot interaction and its applicability in hazardous environments, remote control scenarios, delicate robotic paint applications, and diverse domains that are hard to access.

Keywords: MYO Armband, EMG Signals, Classification Methods, Robot.

2023, 57 pages

1. GİRİŞ

Teknolojinin hızla ilerlemesiyle birlikte, giyilebilir cihazlar hayatımızda yerini almaya başlamıştır. Bu gelişmiş giyilebilir cihazların üretim sürecinde ivmeölçerler, jiroskoplar, alan tarayıcıları ve kızılötesi sensörler gibi cihazlar yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Bu tür sensörlerin entegre edilmesiyle, insan davranışlarının hareket ve ses algılama gibi yönleri kolaylıkla tespit edilebilmektedir. Bu sayede, giyilebilir cihazlar kullanıcıların aktivitelerini izlemek, hareketlerini analiz etmek ve sesleri algılamak gibi yeteneklere sahip olmaktadır [1].

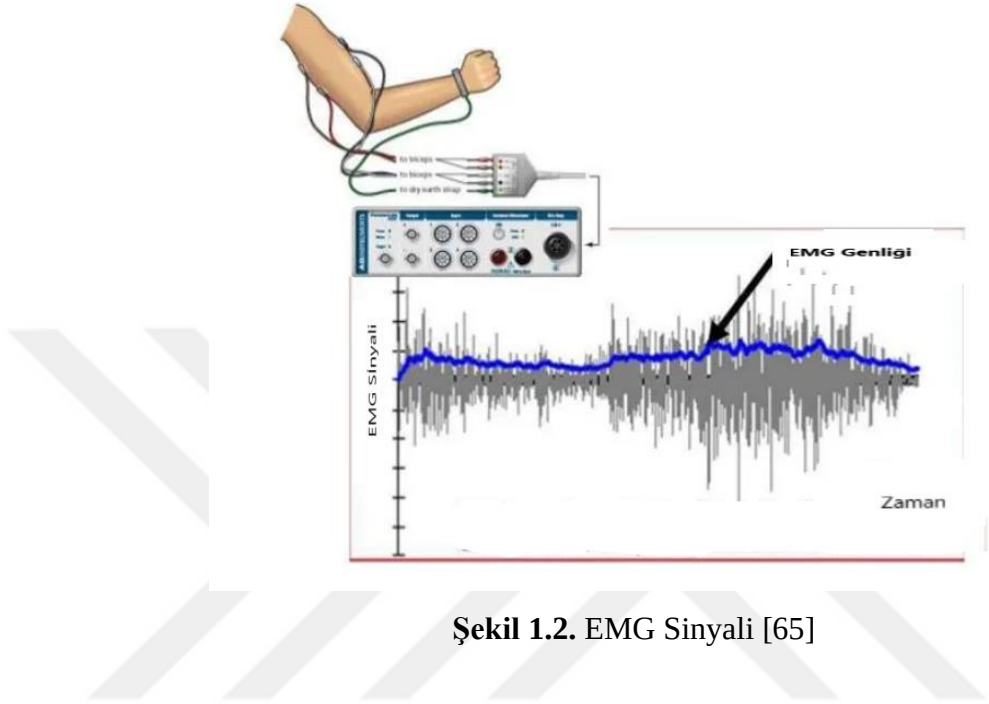


Şekil 1.1. Giyilebilir Cihazlar [64]

Son yıllarda, insanların vücut hareketlerini algılayabilen ve bu hareketleri bilgisayarın anlayabileceği makine komutlarına dönüştürebilen sezgisel arayüzlerin kullanımı büyük bir ilgi görmektedir. İnsan uzuvları, arzuladığımız hareketleri gerçekleştirebildiğimiz temel hareket mekanizmalarını temsil etmekte ve hayatımızı kolaylaştırmada önemli bir rol üstlenmektedirler. Kollarımız ve bacaklarımız olmadan düşündüğümüz hareketleri gerçekleştirmemiz mümkün değildir. Uzuvlarımız, çevremizle fiziksel etkileşimimizin çoğunu sağlamak için kullanılmaktadır [2].

EMG (Elektromiyografi) sinyal işleme ve kontrol çalışmaları, çeşitli alanlarda hızla ilerlemektedir. Bu alanlar arasında, sürekli EMG sinyal sınıflandırmasıyla grafiksel kontrolün geliştirilmesi, fiziksel engelli bireylerin kelime işleme programları, diğer kişisel bilgisayar yazılımları ve internet erişimi sağlama gibi çalışmalar yer almaktadır. Bunun yanı sıra, robotik cihazların manipülasyonu, protez uzuvların

kontrolü, sanal gerçeklik oyunlarında giriş/çıkış işlemleri ve fiziksel egzersiz ekipmanlarının kullanımı gibi alanlarda da EMG sinyal işleme ve kontrolü yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmaların büyük bir kısmı, örüntü tanıma temelli yöntemler aracılığıyla sinir ağları gibi yapay zeka tekniklerini kullanmaktadır [3].



Şekil 1.2. EMG Sinyali [65]

Robot teknolojisi, dünyada hızla gelişen alanlardan biridir. Robotların gelişimiyle birlikte, şirketler robotlarının pazarlama stratejilerinde farklı özellikler geliştirmeye başlamışlardır. Özellikle akıllı sistemlerin robotlara entegre edilmesiyle, robotlar kullanım açısından daha çekici hale gelmiş ve şirketlerin ilgisini çekmeye başlamıştır. Bu nedenle, şirketler insanların robotlarla etkileşim kurabilmesi için İnsan-Robot Etkileşim Arayüzü (HRI) sistemleri geliştirmiştir. Bu çalışma kapsamında, insan-robot etkileşimi için EMG sensör tabanlı bir yazılım geliştirilmiştir. Geliştirilen yazılımda, kullanıcının altı farklı el-parmak hareketi EMG kol bandı kullanılarak tespit edilmektedir. Bu sayede, robotun kullanımı, robotun kumandasına bağlı olmadan rahatlıkla gerçekleştirilebilmektedir [1].

1.1. Tezin Konusu

Günümüzde teknolojinin ilerlemesiyle birlikte çeşitli disiplinler arasında çok yönlü bir hareketlilik gözlemlenmektedir. Bu hareketlilik, insan hayatını olumlu yönde etkilemektedir. Robotik alanındaki yeni gelişmeler ve yeni nesil robot teknolojilerinin kullanımıyla, robotlar ve insanlar aynı çalışma alanlarında beraber ortak çalışma yapılabilir hale gelmiştir. Son yıllarda gerçekleştirilen akademik çalışmalarda da araştırmacılar, insanlarla robotların birlikte etkileşim içerisinde çalışabildiği hibrit sistemlerin tasarımı ve kontrolü konularına odaklanmaktadır. Bu çalışmanın temel amaçları MYO kol bandı kullanıcılarının el ve kol hareketlerinden elde edilen fizyolojik sinyallerden yararlanmak, bu sinyalleri elektriksel sinyallere dönüştürmek ve bir robot kolun fiziksel olarak hareketini sağlamaktır. Bununla birlikte endüstride İşbirlikçi Robot olarak bilinen yapının oluşturulması, kontrol ve otomasyon sistemlerinin esneklik, maliyet, geliştirilebilirlik ve güvenlik gibi faktörlerinin tanımlanması planlanmaktadır. Gerçekleştirilen uygulama sayesinde, karmaşık ve tehlikeli işleri, insan hayatını riske atmadan ve karmaşık sistemler kurmadan, bir robot aracılığıyla gerçekleştirilebilir hale getirmesi amaçlanmıştır.

El ve kol hareketleri gerçekleştirdiğimizde, kaslarımızın kasılması veya gevşemesiyle çeşitli sinyaller elde edilmektedir. Elde edilen bu sinyaller, incelenerek istenilen hareketlerin tanımlanabilmesi için çeşitli sınıflandırma algoritmalarıyla analiz edilmektedir. MYO kol bandı gibi cihazlar sayesinde, sekiz farklı elektrotla elde edilen sinyaller yüksek işleme gücüne ve sınıflandırma yöntemlerine tabi tutularak hareketler algılanabilmektedir. MYO kol bandı EMG sensörleri, jiroskop, ivmeölçer ve manyetometre gibi alt bileşenlere ve alt bileşenlerden gelen verileri işleyen ARM tabanlı Cortex M4 işlemcisine sahiptir. Bu kol bandı, sadece Bluetooth aracılığıyla cihazlarla iletişim kurmaktadır.

Bu çalışmada, insanın kol ve el hareketlerini ürettiği EMG sinyallerinin MYO kol bandı ile algılanması ve biyomimetik bir yaklaşım kullanılarak insan-robot etkileşimi sağlanması hedeflenmektedir. Geliştirilen algoritma, elde edilen EMG verilerini öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma işlemlerinden geçirip bilgisayar aracılığıyla gerçek zamanlı iletişim sağlayan endüstriyel robot kolun istenen hareketleri yapmasını sağlamaktadır. Bu sistemin oluşturulması ile elde edilecek

yararlardan biri de insanlar için zararlı ortamlarda bir robot kolun kullanılması ve bu robot kolun uzaktan kontrolü ile, hassas ve erişimi zor olan uygulamaların kolaylıkla yapılabilir hale getirilmesidir.



Şekil 1.3. Deney Düzeneği

1.2. Literatür Taraması

Birçok akademik çalışmada EMG sinyallerinin sınıflandırılması, robotik protezlerin kontrolü ve uzaktan sistemlerin yönetimi gibi alanlarda başarıyla kullanılmıştır. Bu çalışmalar, EMG sinyallerinin doğru bir şekilde analiz edilerek farklı hareketlerin tanınmasını sağlayan yöntemler geliştirmeyi amaçlamaktadır. Elde edilen sınıflandırma sonuçları, robotik protezlerin kullanıcının kas aktivitesini algılayarak doğal bir şekilde hareket etmesini ve uzaktan sistemlerin kullanıcının EMG sinyallerini kullanarak istenen görevleri gerçekleştirmesini sağlamaktadır.

Kenan ERİN ve Barış BORU tarafından yürütülen çalışmada, EMG tabanlı insan-robot etkileşimi MYO Kol Bandı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmada Rastgele Orman algoritma sınıflandırması kullanılarak üç farklı hareketin sınıflandırması yapılmış ve ABB robot firmasına ait IRBI120 endüstriyel robot kolun gerçek zamanlı kontrol sağlanmıştır. EMG verileri, Python programlama dili kullanılarak toplanmıştır. EMG sinyallerinden hareket tespiti yapmak amacıyla sinyal filtrelemesi, öznitelik çıkarımı, boyut azaltma ve sınıflandırma olmak üzere dört aşamalı bir süreç izlenmiştir. Hareket tespiti için EMG verileri işlenmiş ve öznitelikler çıkarılmıştır. Ardından boyut azaltma yöntemleri kullanılarak veri boyutu azaltılmış ve son olarak Rastgele Orman algoritma sınıflandırmasıyla hareketler

sınıflandırılmıştır. Geliştirilen yazılım, robotun kontrolünü sağlamak için Ethernet haberleşmesi kullanmıştır. Robotun maksimum koordinatları, üç eksen de hareket edebileceği sınırlar belirlenerek tespit edilmiştir [4].

Mohammad ve Kumar'ın gerçekleştirdiği çalışmada, tek kanallı EMG elektrodu kol kasına yerleştirilerek hareket tespiti yapılmıştır. Yazarlar, elde ettikleri EMG sinyali önce bir filtreden geçirerek gürültüyü azaltmışlardır. Ardından, sinyalden çeşitli öz nitelikler çıkararak karakteristik bilgiler elde etmişlerdir. Çalışmada, 6 farklı hareketin tespiti için K-En Yakın Komşu (KNN) sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Yazarlar, bu algoritmayı kullanarak elde ettikleri EMG verilerini sınıflandırmış ve başarı oranını %96,6 olarak tespit etmişlerdir. Bu başarı oranı, hareket tespitinde oldukça yüksek bir doğruluk sağladığını göstermektedir. Bu çalışma, tek kanallı EMG elektrot kullanarak hareket tespiti konusunda önemli bir adımdır. Kullanılan KNN algoritması, EMG verilerini etkili bir şekilde sınıflandırarak yüksek bir başarı elde edilmesini sağlamaktadır [5].

Zhang ve ekibi tarafından yürütülen çalışmada, EMG, EEG (Elektroensefalografi) ve Electrooculography (EOG) sinyalleri kullanılarak bir yumuşak robot kontrol edilmiştir. EMG sinyalleri, MYO Kol Bandı kullanılarak elde edilmiştir. Yazarlar, çalışmalarında %93,83 başarı oranına ulaşmışlardır. Ayrıca, ortalama bilgi transfer oranı 47.71 bits/dakika olarak belirlenmiştir, bu da dakikada 17 eyleme eşdeğer bir kontrol hızıdır. Bu çalışma, EMG, EEG ve EOG sinyallerinin birlikte kullanılarak yumuşak robot kontrolünün başarılı bir şekilde gerçekleştirilebileceğini göstermektedir. MYO Kol Bandı gibi kullanıcı dostu bir cihazın kullanılması, EMG sinyallerinin elde edilmesini kolaylaştırmaktadır. Elde edilen yüksek başarı oranı, bu yöntemin güvenilir ve etkili bir şekilde yumuşak robot kontrolü için kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca, elde edilen yüksek bilgi transfer oranı da kullanıcıların istedikleri eylemleri hızlı bir şekilde gerçekleştirebilmelerine olanak sağlamaktadır [6].

Gökhan GELEN ve Sinan ÖZCAN tarafından gerçekleştirilen çalışmada, insan kol hareketleri ile robotun aynı doğrultuda hareket etmesi ve el hareketleri ile robot tutucusunun kontrolü sağlanmıştır. Bu çalışmada MYO Kol Bandı kullanılmıştır.

Modellemede, insan kolu üç ayrı uzuv olarak incelenmiştir: ön kol, pazı ve omuz. Algılayıcılar, omuza, pazıya ve ön kola yerleştirilmiş ve dönüş açısı bilgileri elde edilmiştir. Bu bilgiler, uzuv uzunluklarıyla birlikte matematiksel modele dahil edilmiştir. Bu uygulamalar, Mitsubishi robot kolunun endüstride kullanılan bir örneği üzerinde gerçekleştirilmiştir. Hesaplanan konum verileri ve tutucu bilgisi TCP/IP protokolü üzerinden Ethernet aracılığıyla robot denetleyicisine iletilmiştir. Robotun ana hareketleri ve sürücü sistemlerinin çalıştırılması gibi fonksiyonlar, robot denetleyicisi tarafından sağlanmıştır. BNO055 sensör kartı, ataletsel ölçüm birimi olarak kullanılmıştır. Ayrıca, Arduino Mega kartı, MYO kol bandından gelen verileri aktarmak için bir köprü görevi görmek üzere kullanılmıştır [7].

Kenan ERİN ve Barış BORU tarafından 2018 yılında yayınlanan diğer makalede, EMG ve jiroskop verileri kullanılarak endüstriyel bir robot kolun gerçek zamanlı kontrolü ele alınmıştır. Bu çalışmada, Thalmic Labs tarafından üretilen MYO Kol Bandı ürünü kullanılarak insan kol hareketlerinin algılanması ve endüstriyel IRB120 Robot kolunun gerçek zamanlı kontrolünü sağlayan bir İnsan Robot Arayüzü geliştirilmiştir. Geliştirilen yazılım, EMG ve jiroskop verilerinden elde edilen bilgilerin hareket ve konum verilerine dönüştürülmesini sağlayarak, bu verilerin ethernet üzerinden gerçek zamanlı olarak endüstriyel robota iletilmesini sağlamaktadır. Alınan veriler, Python programlama dili kullanılarak işlenmekte ve TCP/IP haberleşmesi aracılığıyla endüstriyel robota ethernet üzerinden gerçek zamanlı olarak iletilmektedir [8].

Hussein F. Hassan ve diğer araştırmacılar tarafından gerçekleştirilen projede, EMG sinyali kullanarak giyilebilir MYO Kol Bandı ile teleoperasyonlu robot kol hareketi uygulaması yapılmıştır. Yedi farklı el hareketinin sınıflandırılması hedeflenmiştir. Bu amaçla üç farklı sınıflandırma yöntemi denemiştir: Destek Vektör Makineleri (SVM), Lineer Ayrımcı Analizi (LDA) ve K-En Yakın Komşu (K-NN). Sınıflandırma yöntemlerinin başarı oranlarına bakıldığında, en yüksek başarı oranını %95,26 ile SVM yöntemi sağlamıştır. Ardından LDA yöntemi %92,58 başarı oranıyla gelirken, K-NN yöntemi %86,41 başarı oranı elde etmiştir. Bu çalışmada Matlab programı ve Arduino mikroişlemcisi kullanılmıştır [9].

Muhammed ERDİM ve diğer araştırmacılar, gerçekleştirdiği proje kapsamında, EMG sinyalleri kullanılarak dört farklı el hareketini sınıflandırmışlardır. Bu sınıf bilgileri, MYO bileklikten Arduinoya doğrudan veri aktarımı sağlayan HM 10 Bluetooth Modülü kullanılarak iletilmiştir. Bu çalışmada, protez kolun el, bilek, dirsek ve omuz kontrolü için anahtarlama mod yöntemi ilk kez kullanılmıştır. MYO bileklikten Arduinoya veri aktarımı HM10 Bluetooth modülü aracılığıyla gerçekleştirilmiştir [10].

Beyda TAŞAR ve diğer araştırmacılar, yaptığı çalışmalarında MYO bilekliği kullanarak EMG sinyallerini gerçek zamanlı olarak toplamışlardır. Bu sinyaller, Raspberry Pi 3 gömülü sistem kartı üzerinde geliştirilen sinyal işleme, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma algoritmalarıyla anlamlandırılmıştır. Karar ağacı, naive bayes, en yakın komşu, rastgele orman ve destek vektör makinesi gibi sınıflandırma algoritmalarının başarıları test verisi kullanılarak karşılaştırılmış ve en başarılı yöntem olarak SVM sınıflandırma yöntemi belirlenmiştir. SVM sınıflandırma yöntemi kullanılarak gerçek zamanlı hareket kontrolü %92 ortalama başarıyla gerçekleştirilmiştir. Belirlenen 6 hareketle araca komut verilmiştir. Algoritmalar, Raspberry Pi gömülü kartında Linux işletim sistemi üzerinde Python dilinde yazılmıştır [11].

Şakir ALTINÖZ ve diğer araştırmacılar, gerçekleştirdiği çalışmada, iki kanallı yüzey elektrotları kullanarak EMG sinyallerini toplamışlardır. Yule-Walker AR yöntemi ile Güç Spektrum Yoğunluğunun Kestirimi ve bazı istatistiksel metotlar kullanılarak hareketlerin öznitelikleri hesaplanmıştır. Bu öznitelikler, Yapay Sinir Ağları (YSA) algoritmasının eğitilmesi ve hareketlerin sınıflandırılması için kullanılmıştır. Elde edilen sınıflar sayesinde 5 eksenli bir robot kolun kontrolü sağlanmıştır. 6 farklı el hareketi sınıflandırılmıştır. Kaslardan alınan sinyaller, BITalino EMG sensörü ile yükseltilerek ADC'ye aktarılmış ve robot kol kontrolü için STM32F407VGT mikrodenetleyicisine iletilmiştir. Daha sonra, analiz ve sınıflandırmanın gerçekleştirileceği Raspberry Pi kartına gönderilmiştir. WEKA kullanılarak bulunan özniteliklerin katsayıları, aynı kişiden alınmamış ve eğitime tabi tutulmamış verilerle test edildiğinde %88,28 başarı elde edilmiştir [12].

Umut MAYETİN ve diğer araştırmacıların, ön kol kaslarındaki EMG sinyallerini üç kanaldan eş zamanlı olarak algılayarak bir mobil robotun yön ve hız kontrolünü gerçekleştirmişlerdir. Uygulamada, elektrotlardan alınan EMG sinyalleri bir analog işlem devresinden geçirilmektedir. Analog işlem devresi, INA114 enstrümantasyon yükselteci, yüksek geçiren filtre (YGF), sinyal doğrultucu, alçak geçiren filtre (AGF) ve çıkış yükselteci birimlerinden oluşmaktadır. Yapılan testlerde, motor hızı kontrolü başarıyla sağlanmıştır ve mobil robotun sağa ve sola dönüşü sağlıklı bir şekilde gerçekleştirilmiştir [13].

Osman ÇAKIR ve diğer araştırmacılar, yaptıkları çalışmada EMG sinyallerini kullanarak gerçek zamanlı kontrol sağlanan 3-eksenli bir robot kolunu incelemişlerdir. EMG sinyalleri, kaslardan yüzey elektrotlar aracılığıyla alınmış ve gerekli ön işleme adımlarının ardından MATLAB-Simulink ortamına aktarılmıştır. Sinyallerin sınıflandırma süreci bu ortamda tamamlanmış ve 3-eksenli robot, mikroişlemci tabanlı sürücü devresi tarafından kontrol edilmiştir. Ayrıca, gerçek zamanlı sistem simülasyonu 3D çizimler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. EMG sinyalleri, Electromyograph Trainer ST2354 adlı EMG ölçüm cihazı ile biceps (pazu) kasından yüzey elektrotlar kullanılarak alınmış ve Arduino Mega'nın analog girişi üzerinden Matlab-Simulink programına aktarılmıştır [14].

Faruk ÖRTEŞ ve diğer araştırmacıların gerçekleştirdiği çalışmada, EMG sinyallerinin zaman bölgesi özniteliklerinden olan integre edilmiş EMG (IEMG), etkin değer (RMS) ve dalga formu uzunluğu (WL) kullanarak, insan kolu üzerine etkiyen dış kuvvetlerin genliğini tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Bu tahminler yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışma, 25-35 yaş aralığındaki ve sağ elini kullanan 3 sağlıklı gönüllü üzerinde gerçekleştirilmiştir. Gönüllülerin kollarına 10-70 N arasında değişen dış kuvvetler uygulanmış ve EMG sinyal özniteliklerini kullanarak kuvvet tahminleri elde edilmiştir. Sonuçlar, RMS ve IEMG özniteliklerinin WL'ye göre daha başarılı kuvvet tahmin sonuçları sağladığını göstermiştir. Ayrıca, WL özniteliği kullanıldığında birçok kuvvet seviyesinde en yüksek standart sapma değerlerine ulaşıldığı tespit edilmiştir [15].

Çağlar CONKER ve Aslıhan KARACA, yaptıkları çalışmalarda, nesnelere uygulanan kuvvetin kontrol problemini çözmek için bulanık mantık yöntemini önermişlerdir. Bu yöntemde, robot el kavrama kuvveti, kullanıcının gönderdiği sinyale dayanarak belirlenmektedir. Sistem, avuç içi ve parmaklarının iç kısımlarında bulunan sensörler aracılığıyla nesnelere uygulanan kuvveti ölçmekte ve bu sensör verilerini kuvvet geri beslemesi olarak kullanmaktadır. Ölçülen sensör verileri ve kullanıcı sinyali, bulanık mantık kontrolcüsü (karar destek sistemi) tarafından denetlenerek nesnenin belirlenen kuvvette stabil bir şekilde kavranması sağlanmaktadır. Geliştirilen kontrol yapısı, oluşturulan sistemde uygulanmış ve kullanıcıdan gelen komutlar doğrultusunda hassas ve kararlı bir kavrama yeteneğinin sunulan çalışma ile gösterildiği belirtilmiştir [16].

Duygu BAĞCI ve Osman Hilmi KOÇAL, yaptıkları çalışmalarda, altı farklı temel harekete ait toplamda 900 farklı örüntüden oluşan bir veri seti kullanmışlardır. Her bir örüntü, elektrotlarla eşzamanlı olarak kaydedilen EMG sinyallerinin ardışık olarak birleştirilmesiyle elde edilmiştir. Ham EMG işaretlerinden öznitelik vektörleri çıkarmak için Markov Modeli ve Dalgacık Dönüşümü kullanılmıştır. Elde edilen öznitelik vektörleri, farklı makine öğrenmesi algoritmalarına uygulanarak sınıflandırma performansları incelenmiş ve karşılaştırılmıştır. En yakın komşu tabanlı IBK algoritmasıyla ortalama %93,78 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Diğer iki uygulanan sınıflandırma yöntemi olan Multilayer Perceptron %83,3333 ve TreesRandomForest %91,1111 başarı oranlarına sahip olmuştur. Öznitelik seçiminde ise yalnızca Markov katsayılarının kullanılması %84, yalnızca Dalgacık Dönüşümü katsayılarının kullanılması %91 ve ikisinin birlikte kullanılmasının yaklaşık %94 sınıflandırma başarısına hizmet ettiği belirlenmiştir [17].

Ahmet ALKAN ve Mücahid GÜNAY, yaptıkları çalışmalarında, deri yüzeyinden algılanan EMG işaretlerini sınıflandırmışlardır. Çalışmada dört farklı harekete ait toplamda 400 farklı örüntü üzerinde çalışılmıştır. Kullanılan veri seti için DVM (Determinant of the Vandermonde Matrix) sınıflandırıcısının başarısı ölçülmüş ve farklı ön işleme metotlarının performansı karşılaştırılmıştır. En yüksek başarı oranı %94,25 olarak elde edilmiştir. Veri seti, öğrenme ve test için iki alt kümeye ayrılarak daha gerçekçi sonuçlar elde edilmesi hedeflenmiştir. Ön işleme yöntemlerinin DVM başarısı üzerindeki etkileri ise sırasıyla şu şekildedir: Burg Özbağlanım %94,13, Yule-

Walker Özbağlanım %92,88, Kovaryans Özbağlanım %94,25, Değiştirilmiş Kovaryans Özbağlanım %92,63[18].

Kaan BAKIRCIOĞLU yaptığı çalışmasında, evrişimsel sinir ağları (ESA) gibi bir makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak ön koldan alınan EMG sinyallerinin günlük el hareketlerinin sınıflandırma başarısının arttırılması hedeflenmiştir. ESA gibi derin öğrenme yöntemleri, büyük veri içindeki ilişkileri ağlar aracılığıyla öğrenebilme avantajına sahiptir. İlk olarak, alınan EMG sinyalleri pencerelenerek veri sayısı artırılmış ve hareketin gerçekleştiği noktalara odaklanılmıştır. Ardından, sinyallerin ham hali, Fourier dönüşümü, kare ortalamasının kökü ve sinyallerin Ampirik Modları gibi dört farklı işleme yöntemi kullanılarak evrişimsel sinir ağlarına verilmiştir. En verimli parametreleri belirlemek için %70 eğitim seti, %15 doğrulama seti ve %15 test seti olarak üçe bölünerek sonuçlar karşılaştırılmıştır. Sistem performansını test etmek için beşli çapraz doğrulama yöntemi uygulanmıştır. En iyi sonuçlar, EMG sinyallerine uygulanan Empirik Modları Dönüşümü (EMD) ile işlenen sinyallerden elde edilen evrişimsel sinir ağı girişinden elde edilmiştir. Çapraz doğrulama yöntemiyle elde edilen sonuç %95.90 ve diğer ayırma yöntemiyle elde edilen sonuç %93.70 olarak belirlenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, tasarlanan evrişimsel sinir ağlarının kullanılan EMG sinyalleri üzerinde başarılı olduğu görülmüştür [19].

Fatih Gökçe, yaptığı tez çalışmasında, MATLAB kullanılarak, el hareketlerinin sınıflandırılması için ön koldan alınan EMG sinyalleriyle bir sistemin kontrol edilebilmesi için bir uygulama geliştirilmesi amaçlanmıştır. Uygulama, beş farklı bilek hareketi için EMG sinyallerinin başarılı bir şekilde sınıflandırılmasını sağlamaktadır. Ayrıca, çalışma el ampütasyonu olan bireyler için protez kol kontrolü veya uzaktan bir sistemin yönetimi için bir model sunmayı hedeflemektedir. EMG sinyalleri, 50 denek üzerinden ön koldan toplanmış ve MYO Kol Bandı adı verilen akıllı kol bandı kullanılarak elde edilmiştir. Ham EMG sinyalleri, sinyal işleme yöntemleriyle işlenerek zaman alanındaki özellikler kullanılarak öznitelik matrisleri oluşturulmuştur. EMG sinyallerini sınıflandırmak için Makine Öğrenmesi yöntemlerinden biri olan Yapay Sinir Ağları (Multi Layer Perceptron) kullanılmıştır. Beş farklı bilek hareketine ait EMG sinyalleri, çapraz doğrulama yöntemiyle eğitilmiş ve sınıflandırılmıştır. Farklı EMG sinyali öznitelik grupları ve sınıflandırma

yöntemleri arasında karşılaştırma yapılarak elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir [2].

1.3.Tez Organizasyonu

Hazırlanan tez 5 kısımdan oluşmaktadır. Tezin ilk kısmı olan giriş kısmı tezin konusu, literatür taraması ve tez organizasyonu olmak üzere alt başlıktan meydana gelmektedir

Tezin ikinci kısmında EMG'nin Fizyolojik Arka Planı'nı ele alınmıştır. Bu kısımda ilk olarak Elektromiyografi'nin yapısı ve EMG sinyallerinin nasıl ölçüldüğü hakkında bilgi verilmiştir. Devamında ise EMG Sinyallerinin özelliklerinden bahsedilmiş ayrıca EMG sinyallerini almak ve kaydetmek için kullandığımız MYO Kol Bandı hakkında bilgi aktarımı yapılmıştır. Son olarak tezde kullanılan robot hakkında bilgi verilmiştir.

Üçüncü kısımda EMG sinyallerinde öznelik çıkarımı bu sinyallere uygulanan filtreleme ve sınıflandırma yöntemleri hakkında bilgi verilmiştir. İlk olarak EMG sinyalinin zaman etki alanında analizi, frekans etki alanında analizi ve lineer olmayan alanda analizinden bahsedilmiştir. Daha sonra ise EMG sinyallerinin filtrelenmesi ve sınıflandırılması hakkında bilgi verilmiştir. Son olarak kullanılan sınıflandırma yöntemleri detaylı olarak detaylı olarak açıklanmıştır.

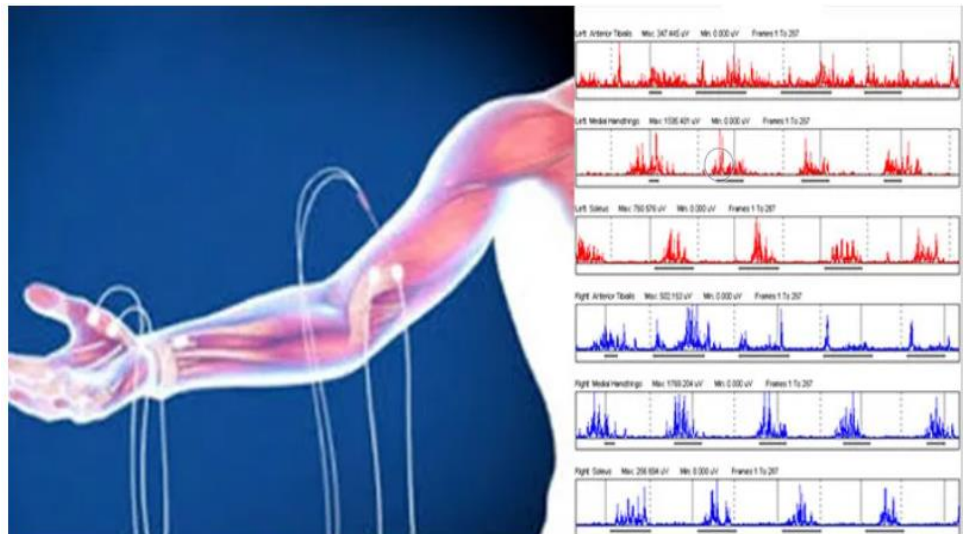
Dördüncü kısım yapılan çalışmayı ele almaktadır. Burada yapılan çalışma detaylı biçimde anlatılmıştır. Hazırlanan deney düzeneğinden, geliştirilen programlardan, tez boyunca yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir.

Son kısımda ise elde edilen sonuçlara göre, EMG sinyalleri ile bir sistemin uzaktan kontrolünü sağlayabilecek sınıflandırıcı önerilmiştir. Tez boyunca yapılan çalışmalar ile ilgili karşılaştırmalar yapılmış ve sonraki çalışmalarda nasıl bir geliştirme yapılabileceği hakkında bilgi verilmiştir.

2 GENEL BİLGİLER

2.1 Elektromiyografi

Elektromiyografi (EMG), kasların elektriksel aktivitesinin izlendiği bir kas inceleme yöntemidir. Bu teknik, kasların kasılması için beyinden gelen uyarıların oluşturduğu elektriksel potansiyellerin kaydedilmesini sağlayan Elektromiyografi cihazı aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. Kasların kasılması, motor ünite potansiyelleri adı verilen elektriksel potansiyeller sayesinde gerçekleşir, bu potansiyeller kaslardaki kasılma aktivitesini yansıtmaktadır. Kasın derinliğine ve incelenen kas türüne bağlı olarak farklı teknikler kullanılmaktadır. Kemik içerisinde bulunan kasların incelenmesi için iğne elektrotları kullanılırken, yüzeyle yakın kaslarda yüzey elektrotları tercih edilmektedir. İncelemeye tabi tutulan kasın belirli bir bölgesine iğne elektrodu yerleştirilir ve bu elektrot aracılığıyla beyinden gelen uyarıların oluşturduğu elektriksel aktiviteler özel amplifikatörler kullanılarak büyütülür ve cihazın ekranında görüntülenebilmektedir. Bu sayede kasların elektriksel aktiviteleri detaylı bir şekilde izlenir [20]. Nörorehabilitasyon amacıyla beyin bilgisayar arayüzü (BBA) modellerinin geliştirilmesi, özellikle inme hastalarında el hareketlerinin sınıflandırılması açısından büyük öneme sahiptir. Bununla birlikte, el hareketi odaklı BBA modellerinin geliştirilmesinde tek başına kas ve beyin aktivitesi ölçüm modalitelerinin kullanılmasında bazı zorluklar bulunmaktadır, örneğin nörolojik adaptasyon sorunları ve bazı hasta gruplarında nöromusküler hastalıkların varlığı gibi durumlar söz konusudur [21].



Şekil 2.1. EMG Sinyallerinin Ölçümü [66]

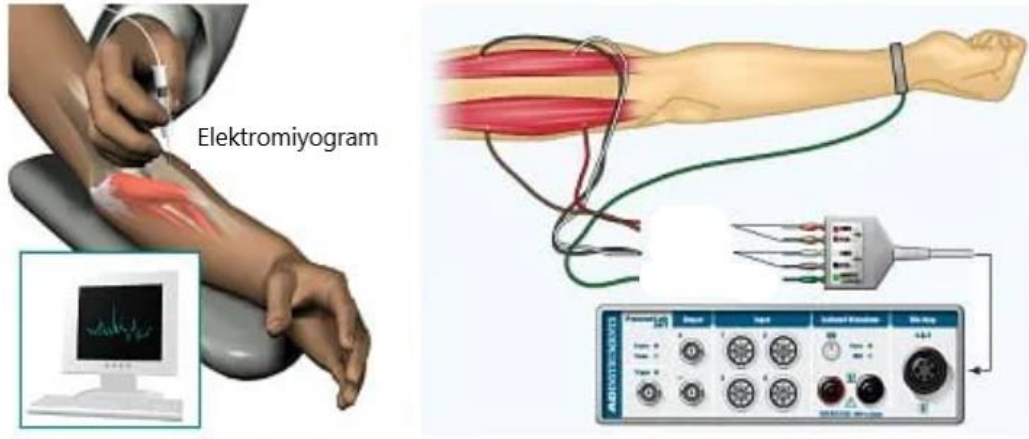
Elektromiyografi sinyalleri, periyodik veya deterministik olmayan analog sinyallerdir. Bu sinyallerin tekrarlanma özelliği yoktur ve bir kayıt periyodu boyunca elde edilen EMG verileri, tek bir matematiksel ifadeyle tam olarak temsil edilemez. EMG sinyalleri, durağan olmayan özelliklere sahiptir, yani zaman içinde sürekli değişen yapıya sahiptirler. EMG sinyalinin kaydedilmesi sırasında ortamda bulunan ses, manyetik etkiler ve elektronik kayıt cihazının titreşimi gibi faktörler, ham EMG sinyalinin karakteristiğini etkileyebilir. Bu nedenle, EMG sinyallerinin anlamlı bir şekilde yorumlanabilmesi için yüksek mertebeden istatistikler, spektral analiz, dalgacık analizi gibi çeşitli sinyal işleme teknikleri kullanılmaktadır. EMG sinyallerinin anlamlandırılma süreci genellikle üç aşamadan oluşur: ön-işleme, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma. Ön-işleme aşamasında, verilerin örnekleme, düzeltme ve filtreleme gibi adımlar genellikle benzerlik gösterir. Ancak, araştırmacılar öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma aşamalarında farklı yaklaşımlar ve yöntemler kullanmışlardır [22].

2.1.1 EMG Sinyalinin Ölçümü

El, kol ve parmak hareketlerinin tanınmasında, EMG sinyalleri büyük bir öneme sahiptir. Çalışmalarda, deneylerle belirlenmiş noktalardan elektrotlar aracılığıyla kas aktivitesi işaretleri elde edilir. Sensörler, kablolu veya kablosuz olarak kullanılabilir ve iğne veya yüzey elektrotu şeklinde tasarlanmış olabilir. Yüzey EMG sinyalleri, deri üzerinden alındığı için kas aktivasyonu ile ilgili bilgi sağlar ve yayılma özelliği göstermez. Kablolu veya kablosuz sensörler vasıtasıyla yüzey EMG (yEMG) sinyali toplanabilir. Bu sinyallerin analizi ve tanınması, miyoelektrik sistemlerin kontrol edilmesini mümkün kılar. Miyoelektrik sistemlere birçok uygulama örneği olarak, çok fonksiyonlu protezler, tekerlekli sandalyeler, görsel klavyeler, gerçek zamanlı oyunlarda harekete dayalı arayüzler gösterilebilir [23].

EMG sinyalinin tespit edilmesi ve kaydedilmesi sürecinde göz önünde bulundurulması gereken iki temel faktör bulunmaktadır. İlk olarak, sinyal-gürültü oranı titizlikle değerlendirilmelidir. Bu oran, EMG sinyallerinin enerjisinin gürültü sinyalleriyle karşılaştırılmasıyla belirlenir. Gürültü, arzu edilen EMG sinyalinin dışında kalan elektriksel sinyaller olarak tanımlanır. İkinci olarak, sinyalin bozulması

engellenmelidir, yani EMG sinyalinin herhangi bir frekans bileşeninin orantılı katkısı değiştirilmemelidir. Bu durum, EMG sinyalinin yapısının korunması ve kaydedilirken bozulmaması gerektiği anlamına gelir [24].



Şekil 2.2. EMG Sinyalinin iğne veya yüzey elektrotu ile ölçümü [67]

Gürültü, EMG sinyalinde istenmeyen elektriksel sinyallerin tümünü ifade eder. EMG sinyalleri düşük amplitüde olduğundan dolayı gürültü etkisine maruz kalırlar. Düşük değerli EMG sinyallerini doğru bir şekilde anlamak için EMG'nin gürültü özellikleri analiz edilmelidir. Elektriksel gürültünün birçok sebebi bulunmakla birlikte, bazıları aşağıda bahsedilmiştir:

- Sinyalin alınması ve kaydedilmesinde kullanılan elektronik bileşenler: Tüm elektronik cihazlar, elektriksel gürültü üretir. Bu gürültü, 0 Hz ile birkaç kHz arasında değişen frekans bileşenlerine sahiptir. Gürültünün tamamen ortadan kaldırılması mümkün olmasada, kaliteli elektronik bileşenler ve iyi bir devre tasarımı ile azaltılabilir.

- Çevresel gürültü: Radyo ve televizyon yayımları, elektrik güç kabloları, ışık ampulleri, floresan lambalar gibi elektromanyetik radyasyon kaynakları çevresel gürültüye neden olur. Aslında, her türlü elektromanyetik cihaz gürültü üretir. Bu durumlarda, vücut yüzeyimiz elektriksel ve manyetik radyasyona maruz kalır. Çevresel gürültünün baskın frekansı genellikle 50 Hz civarındadır ve genliği EMG sinyalinin genliğinin 1-3 katı kadardır.

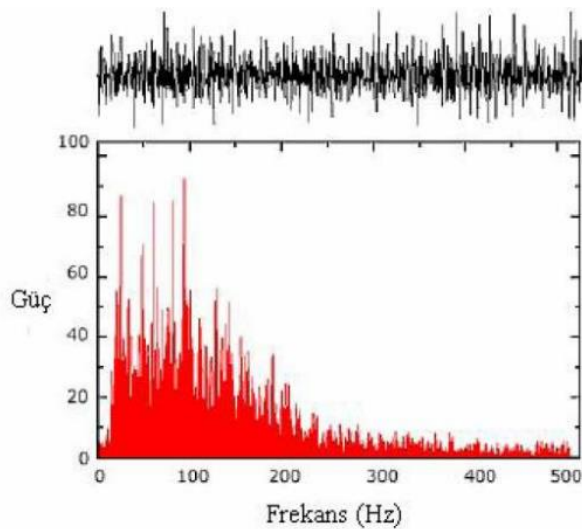
•Hareket kaynaklı gürültü: Harekete bağlı olarak ortaya çıkan gürültünün başlıca iki nedeni vardır. Bunlar, elektrot ile deri arasındaki yüzeyde oluşan kayma ve elektrotu yükselticiye bağlayan kablonun hareketidir. Her iki durumda da uygun devre tasarımı ile gürültü azaltılabilir. Bu elektriksel sinyallerin frekans aralığı genellikle 0 ile 20 Hz arasında değişir.

•Sinyalin doğal kararsızlığı: EMG sinyali rastgele dağılımlı bir yapıya sahiptir. 0 ile 20 Hz arasındaki frekans bileşenleri kararsızdır ve gürültü olarak kabul edildiğinden sinyalden çıkarılmalıdır [19,25].

2.1.2 EMG Sinyalinin Özellikleri

EMG sinyalleri, tipik olarak 0 ile 10 mV arasında değişen bir genliğe sahip olup, stokastik (rastgele) bir dağılım sergilemektedir. Bu dağılım, Gauss dağılım formülü kullanılarak matematiksel olarak tanımlanabilmektedir. EMG sinyallerinin kullanılabilir enerji aralığı, 0 ile 500 Hz frekans değerleri arasındadır. Bu bağlamda "kullanılabilir enerji," sinyal genliğinin elektriksel gürültü seviyesinin üzerinde olan sinyalleri ifade eder. Özellikle, 0-150 Hz aralığı, sinyal genliğinin en yüksek olduğu frekans değerlerine karşılık gelir.

Şekil 2.3, bir örnek EMG sinyalini ve bu sinyalin frekans spektrumunu göstermektedir. Bu grafik sayesinde EMG sinyalinin zamansal formu ve frekans bileşenleri hakkında önemli bilgiler elde edilebilir [26].



Şekil 2.3. EMG sinyalinin frekans spekturumu [26]

3 DENEYSEL KISIM

3.1 MYO Kol Bandı

Yapılan çalışmada EMG sinyallerini elde edebilmek için MYO Kol Bandı bileklik kullanılmaktadır. MYO Kol Bandı, Thalmic Labs firması tarafından üretilen bir cihazdır ve düşük enerjili kablosuz bağlantı (Bluetooth) kullanarak çalışmaktadır. Kol Bandı üzerinde 8 adet EMG elektrot, 3 eksenli ivmeölçer, 3 eksenli jiroskop ve 3 eksenli manyetometre bulunmaktadır. Bu bileklik kolun 3 boyutlu uzaydaki oryantasyonunu da takip edebilme özelliğine sahiptir.



Şekil 3.1. MYO Kol Bandı Üzerindeki Özellikler

MYO Kol Bandı, 2013 yılında kitlesel fonlama projesi olarak başlatılmıştır ve başlangıçta bilgisayarlar için harici bir kontrol cihazı olarak kullanılmak amacıyla tasarlanmıştır. Kullanıcılara fare kontrolü, sayfa kaydırma, sunum kontrolü gibi imkanlar sunmaktadır. Ancak, şirketin kurucuları, düşük maliyetli ve güvenilir bir EMG veri toplama cihazının büyük potansiyelini fark etmişlerdir ancak yeni bir şirket olarak sınırlamalarının farkına varmışlardır. Bu nedenle, MYO 'nun donanımına tam erişim sağlayan bir yazılım geliştirme kitini (SDK) yayınlamışlardır, böylece her türlü uygulama için cihazla derin bir etkileşim mümkün hale getirilmiştir [27].



Şekil 3.2. MYO Kol Bandı [68]

Thalmic Labs, EMG bileklik ile projeler geliştirebilmek için ücretsiz yazılım geliştirme kiti sunmaktadır. Bu kiti kullanıcılar, Matlab, Python, C++, C# gibi derleyicilere entegre ederek EMG bileklikten veri alabilir ve kendi uygulamalarını geliştirebilmektedirler. Thalmic Labs tarafından sunulan arayüzde, Şekil 3.3'te gösterilen 5 farklı el hareketi tanımlanmıştır. Kullanıcılar istedikleri takdirde ham EMG verilerini kullanarak sınıflandırma yöntemleriyle farklı hareketleri tanımlayabilmektedirler [1].



Şekil 3.3. MYO Kol Bandı ve tanımlanan hareketler

Üzerinde 8 adet EMG sensörü bulunan MYO kol bandı, 200 Hz örnekleme hızıyla ham EMG verilerinin elde edilmesini sağlamaktadır. Bu ham veriler, MYO kol bandı SDK'sı aracılığıyla her bir EMG sensöründen elde edilen sinyal genliğini temsil eden işaretli 8 bitlik sayılarla (-128 ile +127 arasında) sunulmaktadır. Bu sayılar, tam olarak EMG sinyalinin genlik değeri olmasa da sinyalin genliğini temsil etmektedir. Bu sayılar, EMG sinyalinin genliğinin mV cinsinden değerinin 285 katı olarak normalize etmektedir [2].

3.2 RV-2F-D Endüstriyel Robotu

Mitsubishi Electric MELFA RV-2F-D, 6 serbestlik derecesine sahip bir endüstriyel robottur. Bu robot, 2 kg taşıma kapasitesi, $\pm 0,02$ mm tekrarlanabilirlik hassasiyeti, 504 mm maksimum erişim mesafesi, 4,955 m/sn maksimum çalışma hızı ve 0,6 sn çevrim süresi ile çeşitli endüstriyel uygulamalar için idealdir. IP30 koruma sınıfına sahip olan robot, zeminde, tavanda veya duvarda monte edilebilir.

Sensör, buton, uyarı lambası, kontaktör gibi çevre birimlerinin robot ile kullanılabilmesi mümkün olduğundan 16 dijital giriş ve 16 dijital çıkış, robotun kontrol ünitesi üzerindeki slotlara bağlanan 2D-TZ378 birimi ve 2D-CBL05 kablosu vasıtasıyla kullanıcının kontrolüne sunulmuştur.

Robotun tool kısmına monte edilen gripper ile, istenilen prosese göre program yazılabilmekte ve uygulamalar gerçekleştirilebilmektedir. Bu robot, yüksek performans ve güvenilirlik sunan, çok yönlü bir endüstriyel robottur. Şekil 3.4'te robota ait görsel yer almaktadır [69].



Şekil 3.4. RV-2F-D Endüstriyel Robotu [69]

3.3 EMG Sinyalinin Öznitelik Çıkarma ve Filtreleme Yöntemleri

Öznitelik çıkarma, ham bir sinyalden ilgili veri yapısını elde etmek için yapılan bir işlemdir. Bu işlem, gereksiz verileri çıkarmayı hedeflerken önemli bilgileri korumaktadır. Sonuç olarak elde edilen vektöre genellikle "öznitelik vektörü" adı verilir ve bu vektör genellikle sınıflandırma algoritması için kullanılır. EMG sinyalleri için genellikle zaman alanı, frekans alanı ve zaman-frekans alanı özellikleri kullanılarak öznitelik çıkarma yapılmaktadır. Bu yöntemler, EMG sinyallerini daha anlamlı bir şekilde temsil etmeye ve sınıflandırma algoritmalarının verimliliğini artırmaya yardımcı olmaktadır [19].

3.3.1 EMG Sinyalinin Zaman Etki Alanında (Domain) Analizi

EMG sinyali, genliği rastgele negatif ve pozitif değerler alarak değişen, durağan olmayan, zamana ve kuvvete bağlı olan bir sinyaldir. Literatürde, EMG sinyalinin sınıflandırılması amacıyla zaman domeninde çeşitli analizler yapıldığı görülmektedir. Bu bölümde, EMG sinyal analizi için yaygınla kullanılan yöntemlerden bahsedilecektir [26].

Zaman alanı özellikleri, aşağıdakileri içeren özelliklerden oluşur: integral mutlak değeri, dalga uzunluğu, sıfır geçişleri, eğim işaret değişimleri ve basıklık. Basıklığın, EMG sinyalinin olasılık yoğunluk fonksiyonu analizi temelinde kuvvet düzeyi değişikliklerini karakterize etmek için iyi bir ölçüm olduğu gösterilmiştir ve literatürde EMG sinyalleriyle birlikte kullanılmıştır [28].

- **Ortalama (Mean)**

Aritmetik ortalama, toplumda ve bilimde hala en yaygın kullanılan istatistik terimlerinden biridir [29]. Aritmetik ortalama, bir veri kümesindeki değerlerin toplamının, veri sayısına bölünmesiyle elde edilen bir ölçüdür [29].

$$Ortalama = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad (3.1)$$

- **Ortanca (Median)**

Medyan, bir veri dizisinin sıralandıktan sonra tam ortasında bulunan değeri ifade eder. Veri dizisi küçükten büyüğe veya büyükten küçüğe doğru sıralandığında, medyan bu sıralamada tam ortada yer alan değeri temsil eder. Eğer veri dizisinin boyutu tek sayı ise, medyan doğrudan verilen bir veri değerine eşittir. Ancak, veri dizisinin boyutu çift sayı ise, medyan orta iki değer aritmetik ortalaması olarak hesaplanır [30].

- **Dalgaboyu Uzunluğu (Waveform Length)**

Dalgaboyu Uzunluğu, her bir zaman segmentindeki dalga formunun karmaşıklığını temsil eden bir özelliktir. Bu özellik, dalga formunun zaman boyunca toplam uzunluğunu ifade eder [31].

$$l_0 = \sum_{k=1}^N |\Delta x_k| \quad (3.2)$$

- **Ortalama Mutlak Sapma (Mean Absolute Deviation)**

Bir veri kümesinin ortalama mutlak sapması, her bir veri noktasının ortalamadan ortalama mesafesinin hesaplanmasıyla elde edilen bir istatistiksel ölçüdür [32].

$$MAD = \sum_{n=1}^{N-1} |x_{n+1} - x_n| \quad (3.3)$$

- **Enerji (Energy)**

Enerjinin başka bir tanımı homojenlik olarak bilinir ve $[0, 1]$ aralığında değer alır. GLCM (Graient Luminance Co-occurrence Matrix) özellikleri, karelerinin toplamını döndürür, bu da sinyalin homojenliği hakkında bilgi sağlar [33].

$$E_n = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} p^2(ij) \quad (3.4)$$

3.3.2 EMG Sinyalinin Frekans Etki Alanında (Domain) Analizi

Bu yöntem, sinyalin güç spektrum yoğunluğunu kullanarak öznitellik çıkarımı yapmaktadır. Frekans alanında öznitellik çıkarımı, zaman alanında yapılan öznitellik çıkarımına kıyasla daha fazla zaman ve hesaplama gerektiren bir yöntemdir. Frekans alanında özellik çıkarımı için çeşitli yöntemler mevcuttur. Aşağıda bazı örnekler verilmiştir [19]:

- **Standart Sapma (Standart Deviation)**

Standart sapma, verilerin ortalamadan sapmalarının karelerinin toplamının veri sayısına bölünüp karekökü alınarak elde edilen bir istatistiksel ölçüdür [34]. Aşağıdaki formülle hesaplanır:

$$\text{Standart Sapma} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2} \quad (3.5)$$

- **Basıklık (Kurtosis)**

Basıklık, bir rassal değişkenin dördüncü momentini, ikinci momentinin karesine bölen bir özelliktir. Örnek basıklık, tek değişkenli bir rassal süreç için istatistiksel beklenti operatörü $E\{ \cdot \}$ kullanılarak hesaplanabilir. Basıklık, bir olasılık yoğunluk fonksiyonunun sivrilik derecesini ölçen bir parametredir [35].

$$Basıklık = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (3.6)$$

- **Çarpıklık (Skewness)**

Eldeki verinin dağılımını temsil eden bir grafikdir. Bu grafik, verinin ortalama değer etrafında nasıl dağıldığını gösterir ve asimetri derecesini belirlemeye yardımcı olur [33].

$$S = \frac{1}{MN} \frac{\sum (p(ij) - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (3.7)$$

- **Kare Ortalama Değeri (Root Mean Square)**

Kare Ortalama Değeri, sürekli kuvvet ve yorgunluk yaratmayan kasılma ile ilişkilendirilen bir özneliktir. Bu öznelik, sinyalin genliğini temsil eden bir ölçüdür ve genellikle aşağıdaki formülle ifade edilir [36]:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2} \quad (3.8)$$

- **Varyans (Variance)**

Varyans, bir sinyalin gücünün bir ölçüsüdür ve matematiksel olarak aşağıdaki formülle hesaplanır [37]:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (3.9)$$

3.3.3 EMG Sinyalinin Lineer Olmayan Alanda (Domain) Analizi

- **Shannon Entropisi (Shannon Entropy)**

Shannon Entropisi, bir sonucun meydana gelme olasılığı ile ilişkili bir belirsizlik derecesini ifade eden bir özelliktir. Entropinin değeri, sonucun tahmin edilmesinin ne kadar zor veya belirsiz olduğunu göstermektedir. Aşağıdaki matematiksel formül ile ifade edilir [38]:

$$\text{Shannon Entropi} = - \sum_{n=1}^N p_n^2 * \log(p_n^2) \quad (3.10)$$

- **Logaritmik Enerji Entropisi (Log Energy Entropy)**

Log Enerji Entropisi, sınıflandırma amacıyla kullanılan bir özellik vektörü olarak kullanılmaktadır. Entropi, sinyal işleme alanında yaygın olarak kullanılan bir ölçüdür ve bilgi içeriğini ölçmek için kullanılır [39].

$$E = \sum_n \log(w_{j,k}^{n2}) \quad (3.11)$$

- **Çapraz Entropi (Cross Entropy)**

Çapraz entropi, iki zaman serisi arasındaki eş zamansızlığın derecesini ölçmek için kullanılır [40].

$$\text{Çapraz Entropi} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n * \log(p(x_n)) + (1 - x_n) * \log(1 - p(x_n)) \quad (3.12)$$

3.3.4 EMG Sinyalinin Filtrelenmesi

EMG sinyallerinin kaydedilmesi sırasında, sinyalin özelliğini bozabilecek gereksiz filtreleme ve sinyal düzeltme işlemlerinden kaçınılmaktadır. Bu işlemler, gürültüyü gerçek sinyalden ayırmaya yönelik kullanılan filtreleme yöntemleri, sinyalin karakteristiğinin doğru bir şekilde belirlenmesini engileyebilmektedir. EMG sinyallerinin hangi hareket sırasında kaydedildiğinin tahmin edilmesi veya sınıflandırma işlemi için, EMG sinyalleri gürültülerden arındırılarak uygun filtreler uygulanmaktadır. Bu sınıflandırma işlemi için kullanılacak model, sezgisel, istatistiksel, yapay sinir ağı veya bulanık temelli gibi çeşitli yöntemlerle tasarlanabilmektedir. Önemli olan, EMG sinyalinin yapısını koruyarak gürültülerden arındırılması ve sınıflandırma sürecinde doğru sonuçlar elde etmektir [26,41].

Chebyshev Filtresi

Chebyshev filtresi terimi, Pafnuty Chebyshev'in adını taşıyan Chebyshev polinomlarından gelmektedir. Chebyshev filtreleri aşağıdaki özelliklerle ilişkilendirilir:

- Yan bandın tepe hatası en düşük seviyeye indirilir.
- Geçiş bandının büyüklük yanıtı eş dalgalıdır.
- Durdurma bandın büyüklük tepkisi yavaşça azalır.
- Chebyshev filtresi, Butterworth filtreden daha keskin bir düşüşe sahip olabilir.

Chebyshev filtresinin transfer fonksiyonu aşağıdaki şekilde verilir [42]:

$$[H(\Omega)]^2 = \left[1 + \varepsilon^2 T_N^2 \left(\frac{\Omega}{\Omega_p} \right) \right]^{-1} \quad (3.13)$$

Butterworth Filtresi

Bu filtre, İngiliz mühendis Stephen Butterworth tarafından tasarlanmıştır. Ayrıca ideal bir filtre olarak da bilinir çünkü durdurma bandında sıfır kazanç ve geçiş bandında birim kazançla ideal bir tepki vermektedir. Butterworth filtresinin diğer filtrelerden önemli bir avantajı, tüm frekanslarda sakin bir tepki sunmasıdır. Butterworth filtresi, maksimum düz geçiş bantında düz bir frekans tepkisine sahip olmasıyla bilinen, muhtemelen en tanınmış filtredir. Bu nedenle, Butterworth filtresi gerileme hızı titreşimini azaltmak için kullanılmaktadır. Butterworth filtresinin transfer fonksiyonu aşağıdaki şekilde verilir [42,43]:

$$B(\omega) = \frac{1}{\left[1 + \left[\frac{\omega}{\omega_0}\right]^{2n}\right]^{0.5}} \quad (3.14)$$

Bessel Filtresi

Bessel filtresi, matematikçi Friedrich Bessel tarafından geliştirilen matematiksel teorik temele dayandığı için adını almıştır. Bessel filtresinin geliştirilmesi, Butterworth filtresinin geliştirilmesine benzerlik göstermektedir. Bessel filtresi, en düzgün genlik ve faz tepkisine sahip olmasıyla karakterizedir ve bant geçişinin faz tepkisi neredeyse doğrusaldır. Bu özelliği nedeniyle, Bessel filtreleri, frekans bandındaki çoklu sinyallerin faz ilişkisini bozmadan dış bant gürültüsünü ortadan kaldırmak için ses ekipmanlarında yaygın olarak kullanılır [44].

Empirik Mod Ayırıştırma

Empirik Mod Ayırıştırma (EMD) yöntemi herhangi bir durağan olmayan ve doğrusal olmayan bir zaman serisinin farklı basit özgül osilasyon modlarından oluştuğu varsayımından hareketle geliştirilmiştir. Yöntemin özü, bu özgül osilasyon modlarını verideki karakteristik zaman ölçeklerine göre deneysel olarak tanımlamak ve veriyi buna göre ayırıştırmaaktır. Süzme adı verilen bir süreç aracılığıyla, en fazla sürme dalgaları, yani aşırı noktalar arasında sıfır geçiş olmayan osilasyonlar ortadan kaldırılabilir. Bu şekilde, EMD algoritması sinyaldeki osilasyonları çok lokal bir seviyede değerlendirir ve veriyi yerel olarak örtüşmeyen zaman ölçekli bileşenlere ayırmaktadır. EMD ve Hilbert spektral analizi ile birleştirildiğinde Hilbert-Huang Dönüşümü (HHT) olarak adlandırılır [45].

Hilbert Dönüşümü

Hilbert Dönüşümü, bir sinyalin analitik bir temsiline ulaşmak için kullanılan bir metottur. Ayrıca Hilbert dönüşümü, sinyal işleme için önemli bir araçtır ve birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır, örneğin modülasyon teorisi, kenar tespiti, vb. Sürekli Hilbert dönüşümünün yanı sıra, kesikli Hilbert dönüşümü de dijital iletişim ve dijital görüntülerin kenar tespiti için kullanılabilir [33,46].

Hilbert-Huang Dönüşümü

Hilbert-Huang dönüşümü (HHT), sinyal analizinde yeni bir zaman-frekans temsil yöntemidir. Başlangıçta akışkan mekaniği çalışmalarında önerilmiş ve hemen ardından biyomedikal mühendislik alanında kullanılmaya başlanmıştır. Hilbert-Huang dönüşümü (HHT) temelli yeni bir yaklaşım, deneysel mod ayrıştırma (EMD) ve Hilbert dönüşümünü içermektedir ve durağan olmayan sinyalin ortalama frekansını tahmin etmek için önerilmektedir [47].

Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform)

Dalgacık dönüşümü, EMG gibi sürekli olmayan sinyaller için uygundur. Dalgacık dönüşümü (DD), sürekli olmayan ve hızlı geçici sinyallerin yerel analizi için etkili bir matematiksel araçtır. DD'nin temel özelliklerinden biri, bir ayrık zaman filtre bankası aracılığıyla uygulanabilmesidir. Dalgacık Fourier dönüşümleri, DD filtreleri olarak adlandırılır. DD, EMG sinyallerinin sınıflandırması için çok uygun bir yöntem olarak kabul edilir. Dalgacık analizinde ölçek ve frekans arasında bir uyum vardır: düşük bir ölçek, yüksek frekanslı hızla değişen sinyalin ayrıntılarını gösterirken, yüksek bir ölçek düşük frekanslı yavaş değişen kaba özellikleri gösterir. Dalgacık dönüşüm yönteminin en önemli avantajı, büyük düşük frekanslı yüksek frekansın pencere boyutuna göre daraltılabilmesidir. Bu şekilde, bir sinyali sıkıştırabilir veya gürültüyü giderilebilir, fakat anlamlı bir bozulma olmaz [48,49].

3.4 EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması

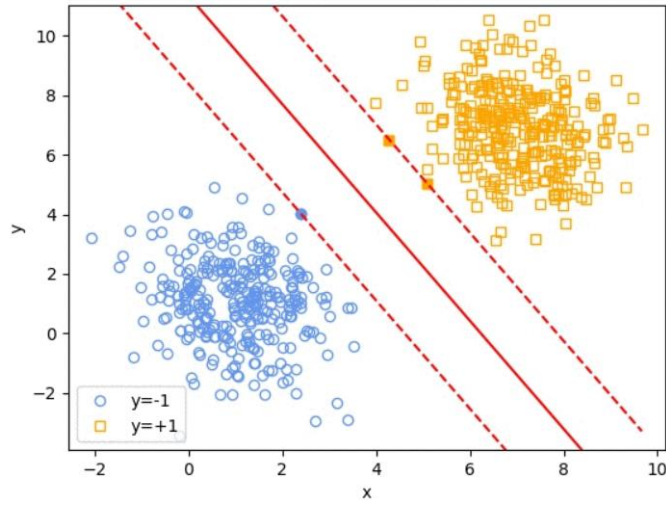
Makine öğrenmesi birçok bilim ve uygulamada hızla gelişmektedir. EMG sınıflandırmasında, makine öğrenimi algoritmaları EMG sinyallerini analiz edebilir ve farklı kategorilere veya sınıflara ayırabilir. Bu, kavrama, kaldırma, jestler veya yürüme gibi farklı türde kas hareketlerini veya aktivitelerini tanımlamak için kullanışlı olabilir. Sınıflandırma, çıkarılan öznitellikler kullanılarak farklı sınıflarını ayırt etmek için EMG sinyallerinin işlenmesinin son aşamasıdır. Öznitellik seçimi yapıldıktan sonra EMG sinyal deseni tanıma için hazırlanır. EMG sinyali farklı sınıflandırıcı tipleriyle analiz edilir. Yapay Sinir Ağları (YSA), bulanık sınıflandırıcı, Lineer Diskriminant Analizi (LDA), Kendi Kendini Organize Eden Harita (SOM- Self-Organizing Map) ve Destek Vektör Makineleri (SVM) gibi farklı sınıflandırıcı türleri, EMG uygulamaları için etkili bir şekilde kullanılmaktadır [50,51,52].

3.4.1 Destek Vektör Makinesi

Destek Vektör Makinesi (SVM), sınıflandırma ve regresyon analizi için verileri analiz eden bir makine öğrenimi algoritmasıdır. İkili sınıflandırmadan bahsedildiğinde, SVM en çok kullanılan yaklaşımlardan biridir. SVM, iki sınıf arasındaki marjları mümkün olduğunca uzakta tutan sıralanmış veri haritasını çıktı olarak verir. SVM'de, bilinmeyen bir desenin X karakteristik vektörünü iki sınıfa ayırmak için eğitim verileri kullanılarak denklemde gösterilen ayırmacı fonksiyon oluşturulur.

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^d \lambda_i y_i K(x_i, x) + b) \quad (3.15)$$

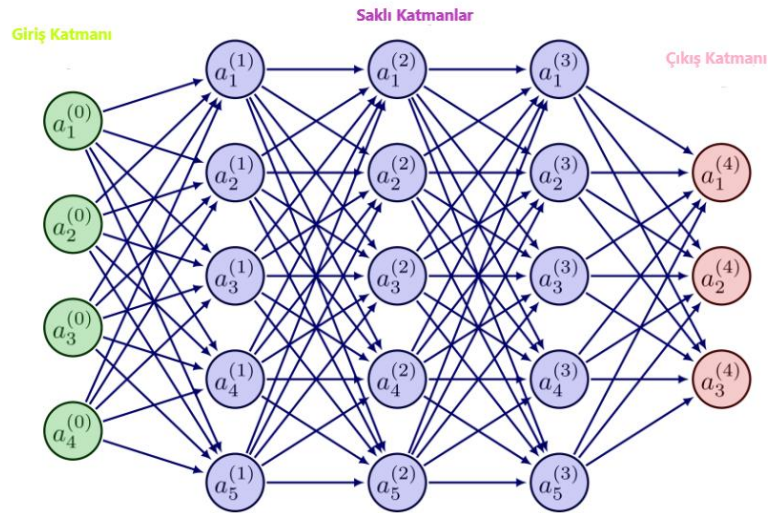
Bu denklemde, y_i i. örnek x_i 'nin öğrenmesine karşılık gelen sınıf etiketidir, λ_i Lagrange çarpanıdır ve b sapma terimidir. SVM başlangıçta ikili sınıflandırma problemlerini çözmek için bir tekniktir. SVM'yi çok sınıflı problemlere genişletmek için, birbirine karşı yöntem pratik kullanım için uygun bir yöntemdir. Birbirine karşı yöntem, N -sınıf problemleri için $N(N + 1)/2$ ayırmacı fonksiyon kullanır[53,54,55].



Şekil 3.5. Destek Vektör Makinesi Grafiği [70]

3.4.2 Yapay Sinir Ağları

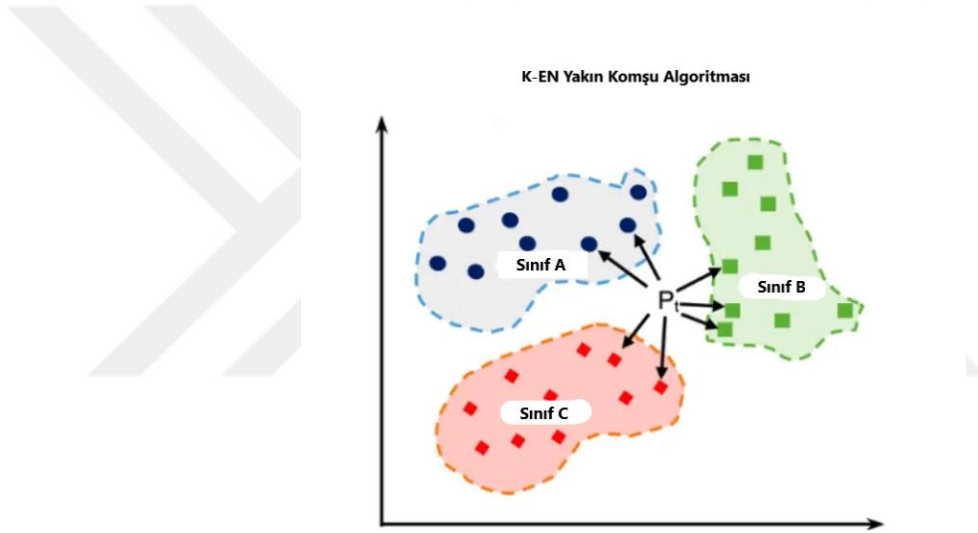
Yapay Sinir Ağları, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simüle edecek şekilde tasarlanan matematiksel bir modeldir. Bu matematiksel model üç temel işlemi içermektedir: çarpma, toplama ve aktivasyon. Bir yapay sinir, beş parçadan oluşmaktadır. Bunlar girdiler, ağırlıklar, toplama işlemi, aktivasyon fonksiyonu ve çıktıdır. Bu temel model sigmoid sinir olarak adlandırılır [56,57].



Şekil 3.6. Yapay Sinir Ağları [71]

3.4.3 K-En Yakın Komşu Algoritması

K-En Yakın Komşu Algoritması(K-NN), mevcut tüm vakaları saklayan ve yeni vakaları bir benzerlik ölçütü (örneğin, mesafe fonksiyonları) temelinde sınıflandıran basit bir algoritmadır. İstatistiksel tahminde ve en son biyo-sinyal tanımda parametrik olmayan bir teknik olarak yaygın olarak kullanılmıştır. K-NN algoritması, yeni bir örnek geldiğinde onu eğitim setindeki örneklerle benzerliğine göre sınıflandıran bir sınıflandırma algoritmasıdır. Şekil 3.7 K-NN algoritması, eğitim setindeki örnekleri saklayarak ve yeni bir örnek geldiğinde onu en yakın K örnekle karşılaştırarak çalışır [58,59].

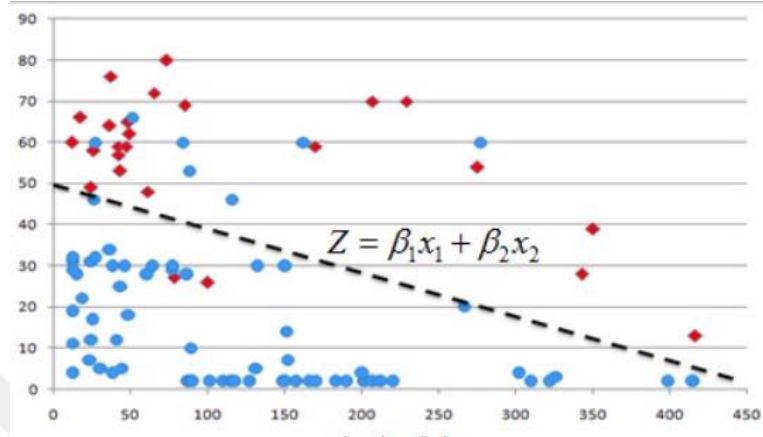


Şekil 3.7. K-En Yakın Komşu Algoritması [72]

3.4.4 Lineer Diskriminant Analizi

R.A. Fisher, 1936 yılında Lineer Diskriminant Analizi (LDA) geliştirdi. LDA, sağlıklı bireyler ve hasta verileri arasındaki özellik değişkenlerini ayırt etmek için önemli bir tekniktir. LDA, sinyallerin en önemli özelliklerini çıkarmak için analiz eder. LDA özellik çıkarmanın temel amacı, alanlardan oluşan özellik vektörünü daha az sayıda özellik vektörüne dönüştürerek sinyalden daha fazla bilgi elde etmektir. Çıkarılan özellikler, orijinal verilere göre daha az gürültü ve fazlalıktan arındırılmış, daha bilgilendirici ve ayırt edicidir.

LDA, iki sınıfı (hedefleri) en iyi şekilde ayıran değişkenler (tahmin ediciler) için bir doğrusal kombinasyon arama kavramıdır. Bu yöntemde, projelendirilmiş sınıfların ortalamalarının ayrılması maksimum ve projelendirilmiş sınıflar içindeki varyanslar minimum olacak şekilde yeni bir boyut seçilmektedir [60,61].



Şekil 3.8. Lineer Diskriminant Analiz [73]

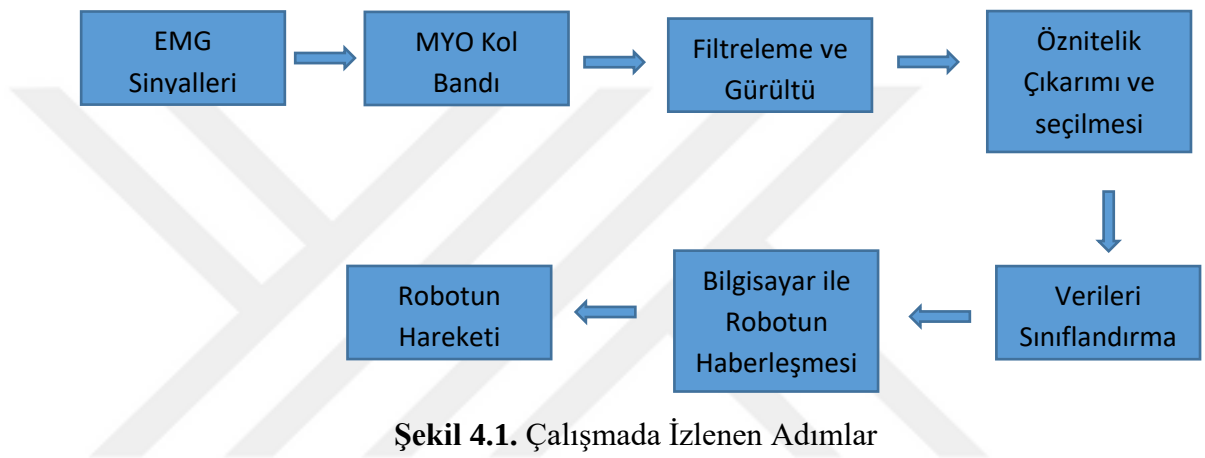
3.4.5 Naive Bayes Yöntemi

Naive Bayes, Bayes teoremine dayanan bir makine öğrenmesi sınıflandırma yöntemidir. Naive Bayes, bağımsız önermeler ile Bayes teoremini basitleştirerek çalışmaktadır. Bayes teoremi, bir değişkenin olasılık dağılımının, diğer değişkenlerin olasılık dağılımlarından nasıl etkilendiğini belirlemektedir. Naive Bayes sınıflandırıcısı, bu teoremi kullanarak, bir veri kümesi içerisindeki bir elemanın, farklı sınıflara ait olma olasılıklarını hesaplar ve en yüksek olasılığa sahip sınıfa göre sınıflandırma yapmaktadır [75,76].

$$P(C_k/x) = \frac{P(x/C_k)*P(C_k)}{\sum_k P(x_{kk})P(C_k)} \quad (3.16)$$

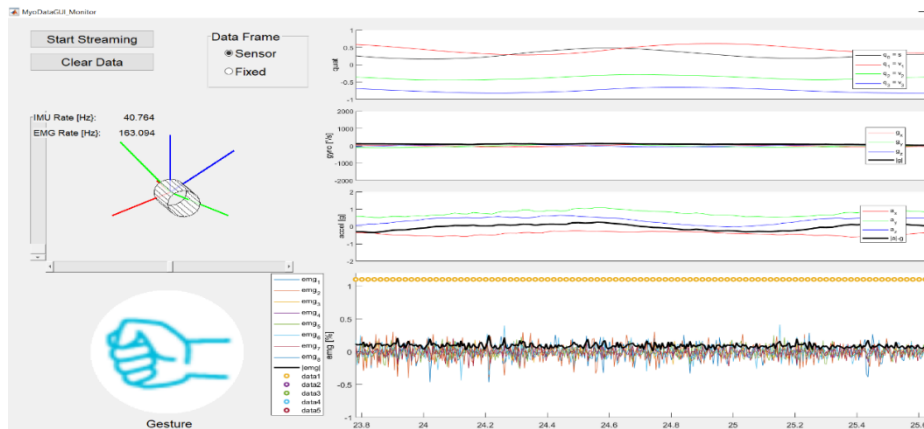
4 ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu bölümde, yapılan çalışmada kullanılan programlar ve düzenekler ayrıntılı olarak gösterilmektedir. Bu çalışmada ilk olarak MYO kolbandı ile koldan aldığımız EMG sinyalleri kaydedilir, ardından sinyal işleme uygulamaları gerçekleştirilir ve son olarak sınıflandırılan sinyaller robot ile haberleştirilmektedir. Robot ile haberleştirmek için TCP/IP haberleşmesi ile ethernet haberleşme protokolü kullanılmaktadır. Robot ile haberleştirme işleminden sonra robot hareketi gerçekleştirilmektedir. Bu çalışmada izlenen adımlar aşağıdaki gibidir;



Şekil 4.1. Çalışmada İzlenen Adımlar

MYO Kol Bandı ile EMG sinyallerini kaydetmek için ve Matlab programında MYO Kol Bandı ile veri alabilmek için Matlab içerisine MYO Kol Bandı eklentisi yüklenmesi gerekmektedir. EMG sinyalleri, Matlab'ta Şekil 4.2'de görüldüğü gibi elde edilmektedir.



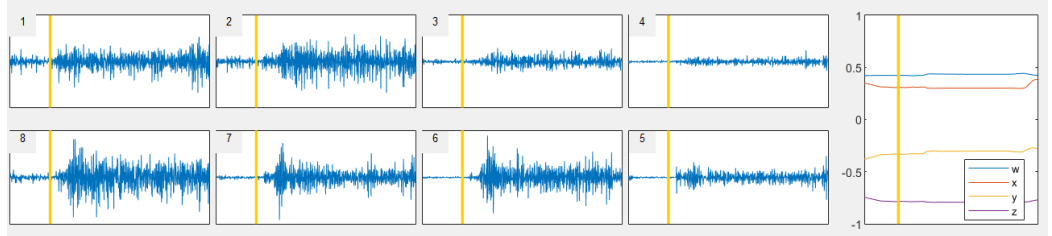
Şekil 4.2. Matlab MyoDataGUI arayüzü

Yukarıdaki şekilde görüldüğü gibi MYO Kol Bandı ile EMG sinyallerinin yanında ivme (acceleration), giroskop (gyroscope) ve kuaterniyon(quaternions) verileri de elde edilebilmektedir. Yapılan çalışmada 6 farklı el hareketi kullanılmaktadır. Bu el hareketleri: yumruk(fist), el içeri bakma(wave in),el dışarı(wave out),el açma(fingers spread), çift tıklama(Double Tap), dinlenme(relax).



Şekil 4.3. El Hareketleri

Bu çalışmada 6 farklı hareket için 125'er kez EMG sinyali kaydedilmektedir. Her seferinde MYO Kolbandının üzerinde bulunan 8 adet sensörden 800'er veri kaydedilmektedir. Aşağıdaki şekilde 8 farklı sensörden alınan EMG sinyallerinin şekilleri verilmektedir.



Şekil 4.4. 8 Adet Sensörden Alınan EMG Sinyalleri

Elde edilen EMG sinyallerine, ilk olarak alt kesim frekansı 10 Hz olan 4.dereceden yüksek geçiren Butterworth filtre alçak geçiren uygulanmaktadır. Butterworth filtre sayesinde alınan sinyaller 10 Hz ile 100 Hz arasında sınırlandırılması sağlanmaktadır. Ayrıca şebeke frekansına ait gürültüyü yok etmek için sinyallere 50 Hz'lik Çentik Filtre uygulanmaktadır. Filtrelemeden sonra EMG sinyalleri için literatürde çok kullanılan daubechies 4 (db4) ve symlets 2 (sym2) dalgacık tipleri ile Dalgacık dönüşümü yapılmaktadır. Bulunan 5. Seviye katsayıları üzerinden sinyallerin zaman ve frekans öznitelikleri ayrı ayrı çıkarılarak, sinyallerin

daha iyi anlaşılması ve yorumlanması sağlanmaktadır. Ayrıca bazı özniteliklerin elde edilmesi için Hilbert Transform'u da dalgacık katsayılarına uygulanmaktadır. Yapılan bu işlemler, sinyalin öznitelik çıkarması ve sınıflandırma işlemlerinin daha iyi sonuçlanması sağlanmaktadır.

Yapılan çalışma da 13 farklı öznitelik kullanılmaktadır. Bunlar; 1) Ortalama (Mean), 2) Ortanca (Median) 3) Dalgaboyu Uzunluğu (Waveform Length) 4) Ortalama Mutlak Sapma (Mean Absolute Deviation) 5) Enerji (Energy) 6) Standart Sapma (Standard Deviation) 7) Basıklık (Kurtosis) 8) Çarpıklık (Skewness) 9) Kare Ortalama Değeri (Root Mean Square) 10) Shannon Entropisi (Shannon Entropy) 11) Çapraz Entropi (Cross Entropy) 12) Varyans (Variance) 13) Logaritmik Enerji Entropisi (Log Energy Entropy). Bulunan öznitelikler sayesinde sinyalden anlamlı özellikler elde edilip bu sayede sınıflandırma işleminin performansının iyileştirilmesi sağlanmaktadır. Öznitelik çıkartma işlemini yaptıktan sonra sınıflandırma işlemine geçilmektedir.

Öznitelik çıkartma işlemi yapılan sinyallerinin sınıflandırılma işlemi Matlab programında bulunan Classification Learner ToolBox kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İlk olarak her hareket için kaydedilen 125 adet veriden 100 adeti eğitim, 25 adeti test olmak üzere ayrılmaktadır. Eğitim aşamasında kullanılan 5 Kat Çapraz Korelasyon yöntemi sonuçların daha güvenilir ve gürbüz (robust) olması sağlanmıştır.

Hem eğitim hem de test için Sınıflandırma Toolbox'ı kullanarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Aşağıda verilen Tablo 1 ve Tablo 2'de sym2 ve db4 Dalgacık tipleri ile bulunan katsayılar kullanılarak elde edilen özniteliklerin sınıflanmasına ait doğruluk değerleri görülmektedir.

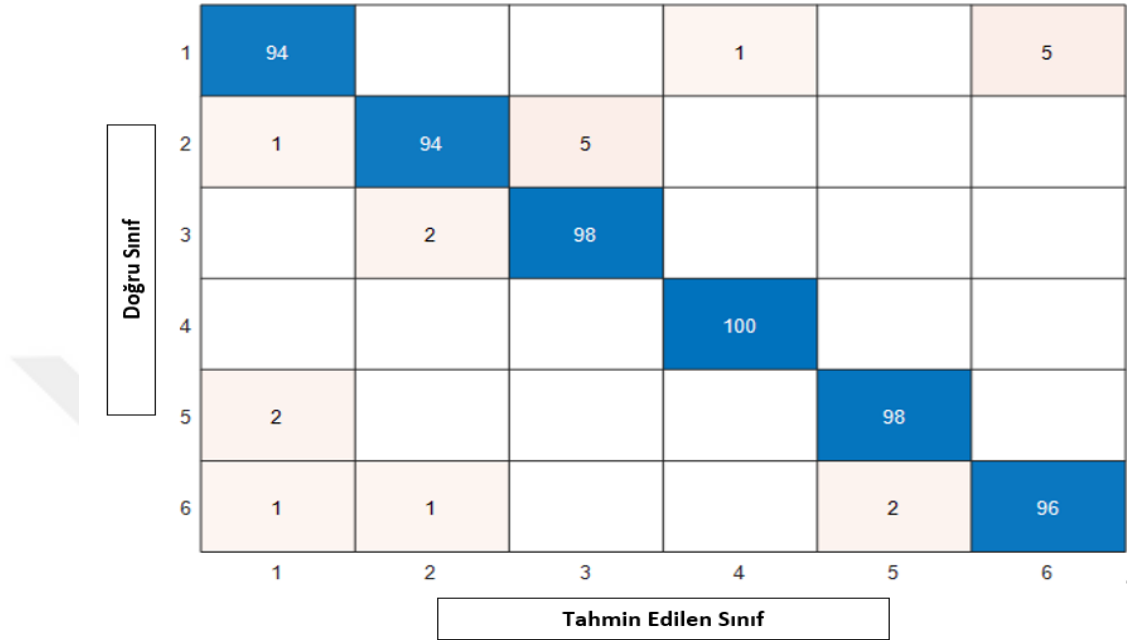
Tablo 4.1. Symlets 2 (sym2) Doğruluk Tablosu

Sınıflama Yöntemleri	Eğitim (%)	Test (%)
LDA (lineer)	96,7	92,7
LDA (Kuadratik)	95,2	86
Yapay Sinir Ağı (GD=10)	95,3	82
SVM (lineer)	94,7	92,7
SVM (Kuadratik)	95	90
KNN (K=1)	83,5	78,7
KNN (K=3)	82,5	80,7
Naive Bayes	82	59,3

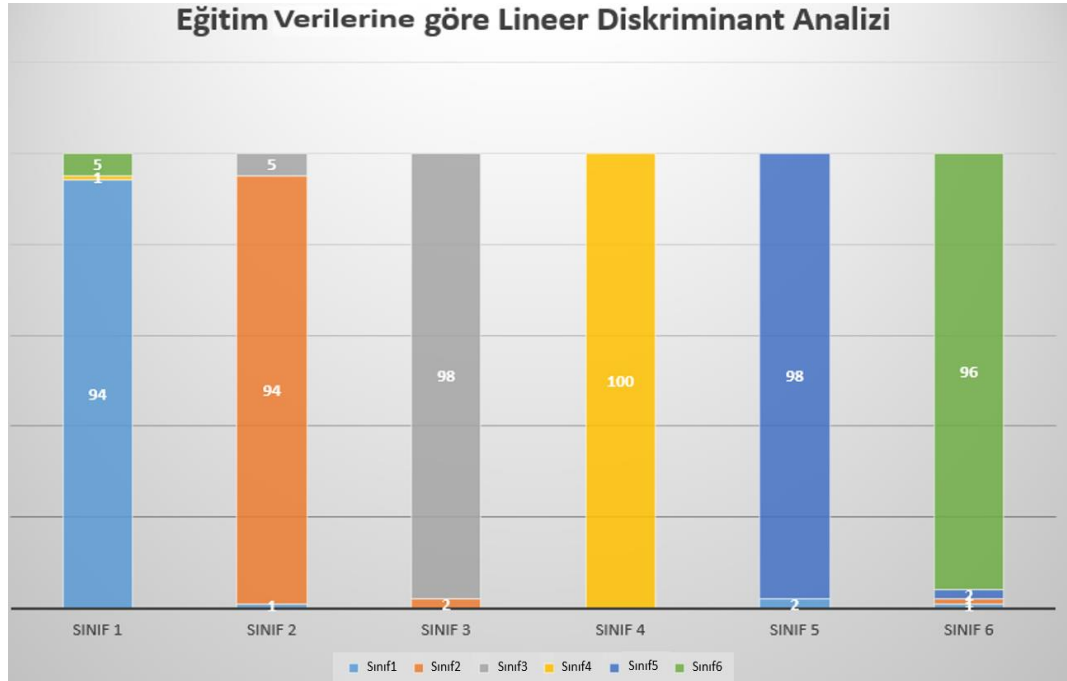
Tablo 4.2. Daubechies 4 (db4) Doğruluk Tablosu

Sınıflama Yöntemleri	Eğitim (%)	Test (%)
LDA (lineer)	96,8	91,3
LDA (Kuadratik)	94	85,3
Yapay Sinir Ağı (GD=10)	95	88,7
SVM (lineer)	94,3	90,7
SVM (Kuadratik)	94,8	94
KNN (K=1)	84,2	84
KNN (K=3)	82,8	79,3
Naive Bayes	78,2	74,7

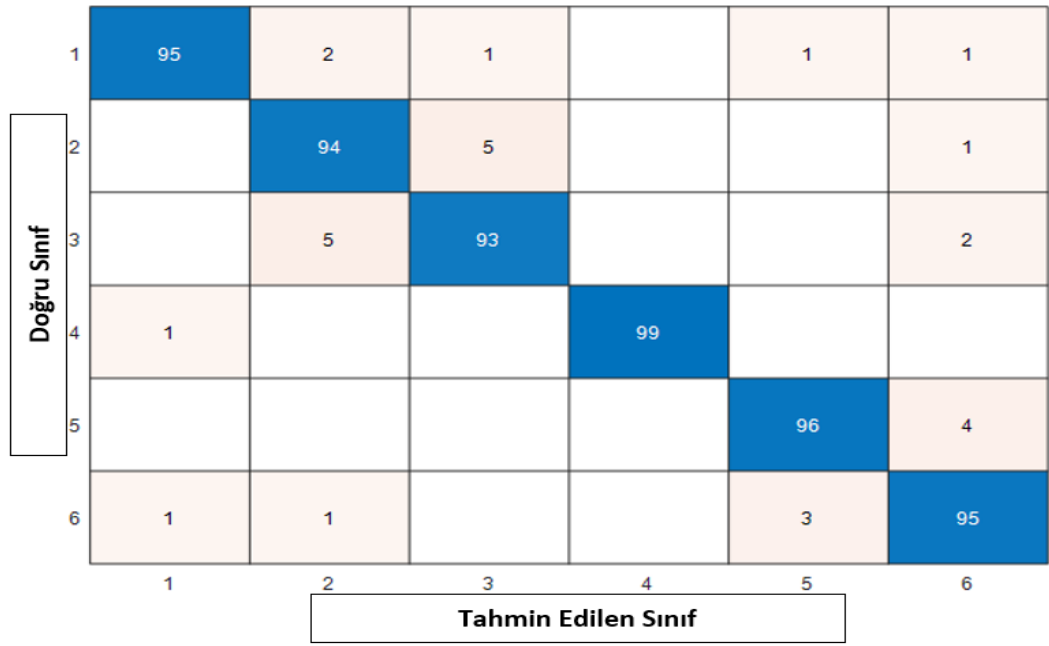
Gerçekleştirilen eğitim ve test sınıflandırma işlemlerine ait Confusion Matrix şekilleri aşağıda verilmektedir. 1-6'ya kadar numaralar sırasıyla; yumruk sıkma, el açma, çift tıklama, elin serbest kalması, elin içeri bakması, elin dışarı bakması hareketlerine aittir.



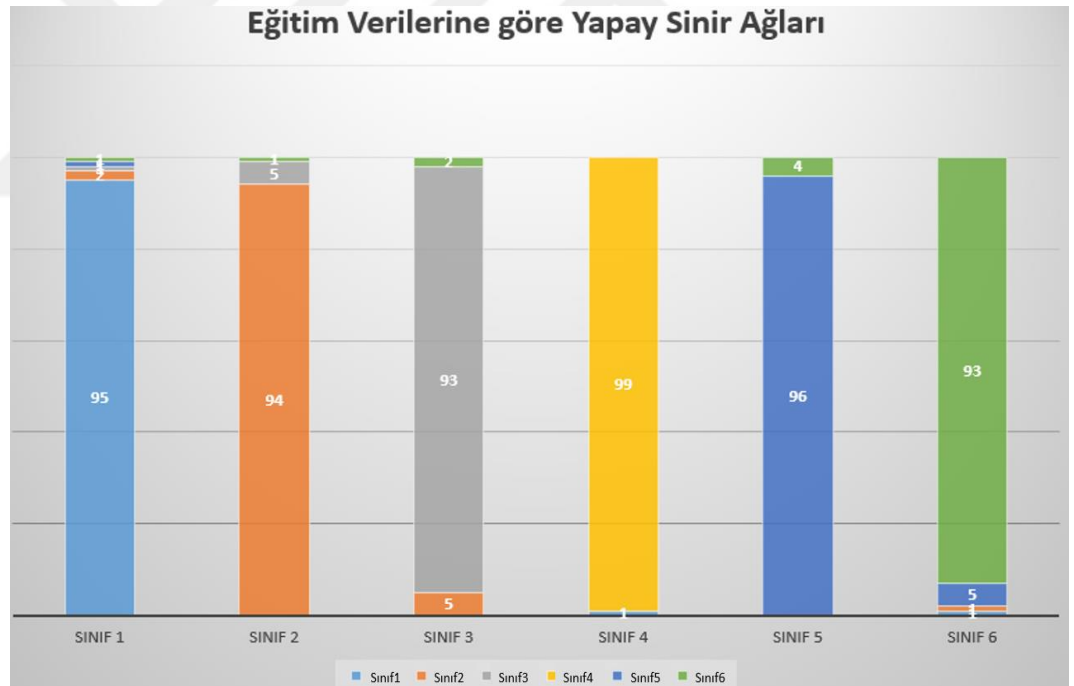
Şekil 4.5. Lineer Diskriminant Analizi Eğitime Ait Karışıklık Matrisi (Doğruluk %96,7)



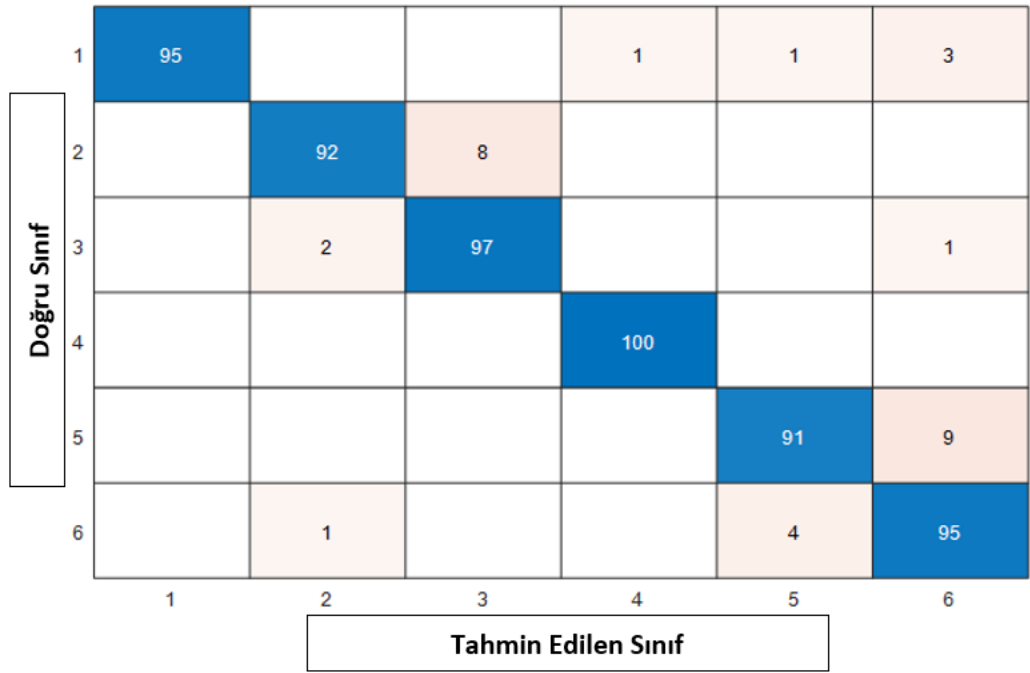
Şekil 4.6. Lineer Diskriminant Analizi Eğitime Ait Grafik



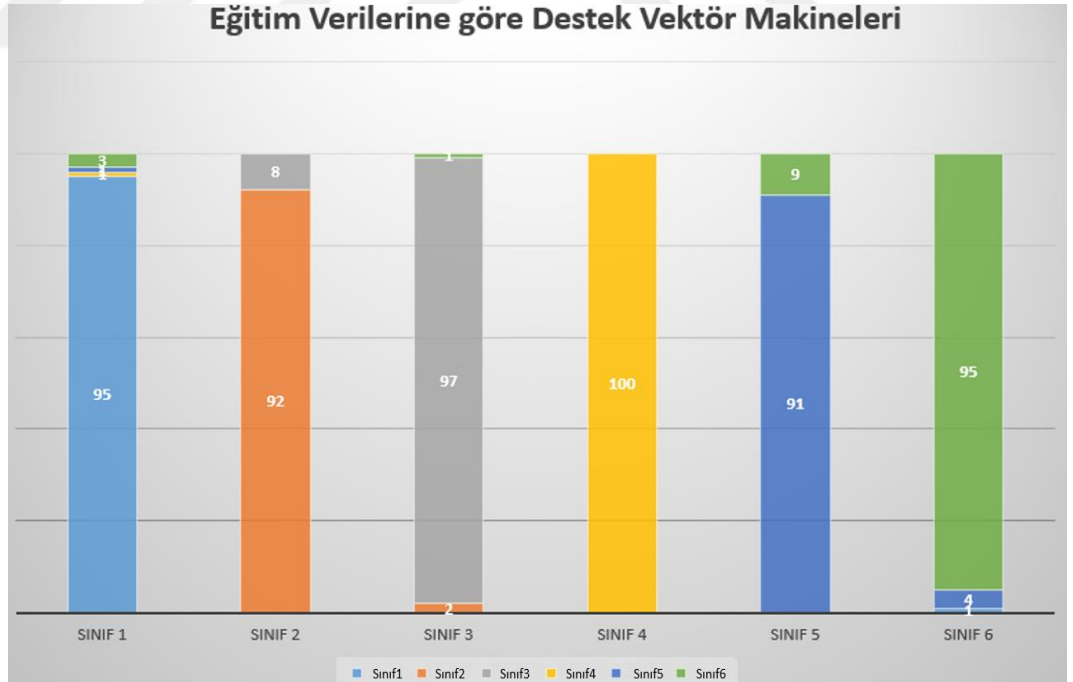
Şekil 4.7. Yapay Sinir Ağı Eğitimine Ait Karışıklık Matrisi (Doğruluk%95,3)



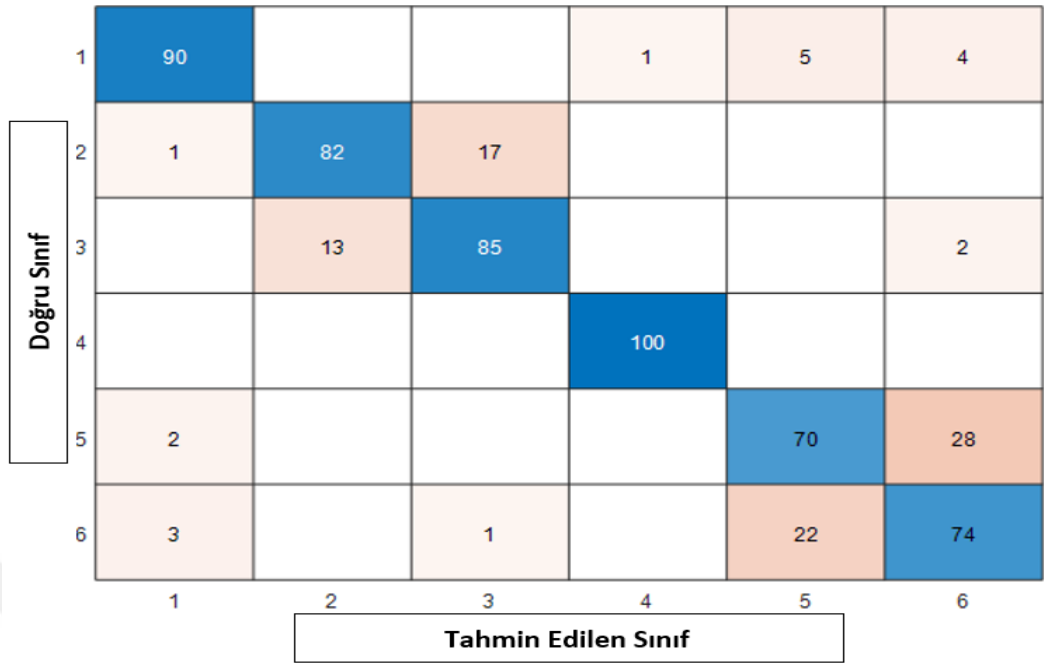
Şekil 4.8. Yapay Sinir Ağı Eğitimine Ait Grafik



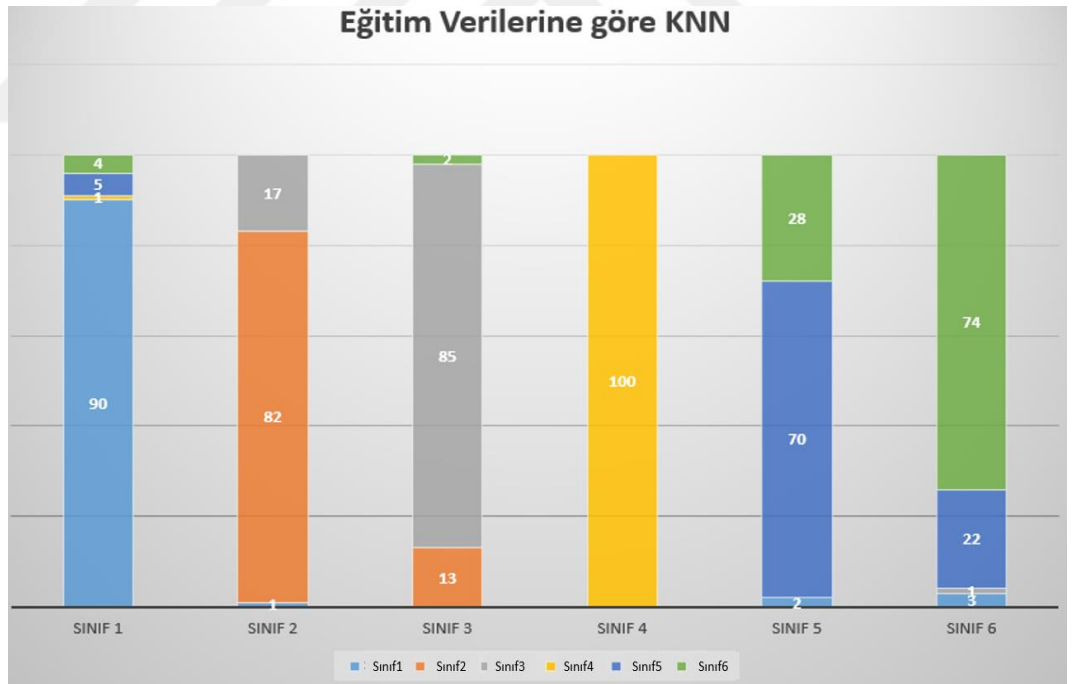
Şekil 4.9. Destek Vektör Makineleri Eğitime Ait Karışıklık Matrisi (SVM-Kuadratik, Doğruluk %95)



Şekil 4.10. Destek Vektör Makineleri Eğitime Ait Grafik



Şekil 4.11. KNN Eğitime Ait Karışıklık Matrisi (Doğruluk%83,5)



Şekil 4.12. KNN Eğitime Ait Grafik

Farklı sınıflama yöntemlerinin test sonuçlarına ait Karışıklık Matrisleri (Confusion Matrix) ve grafikler Şekil 4.5-4.12 'de verilmiştir. Teste ait bulunan

sonuçlar modelin doğruluk derecesini göstermesi ve model seçiminin yapılması için kullanılmıştır.

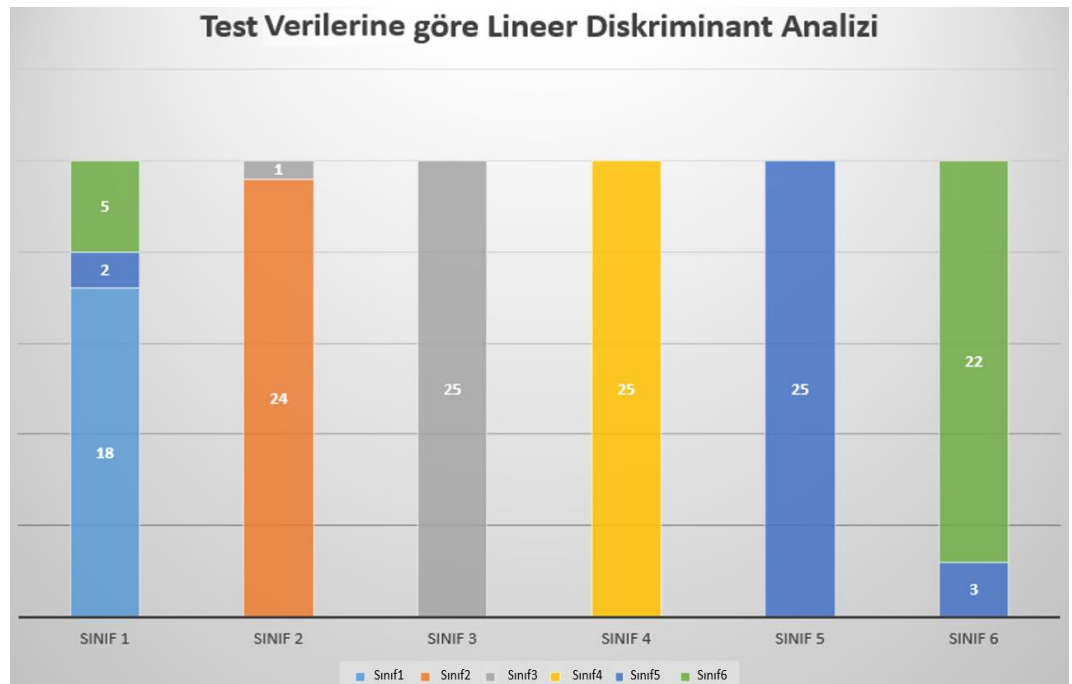
TEST sonuçları

1	18				2	5
2		24	1			
3			25			
4				25		
5					25	
6					3	22
	1	2	3	4	5	6

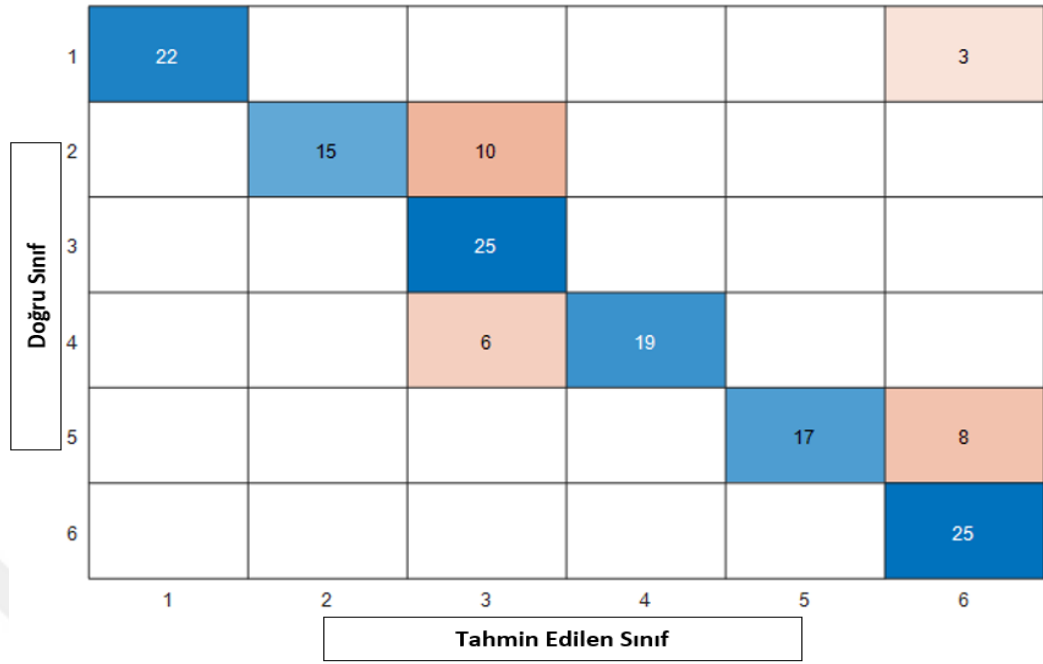
Tahmin Edilen Sınıf

Doğru Sınıf

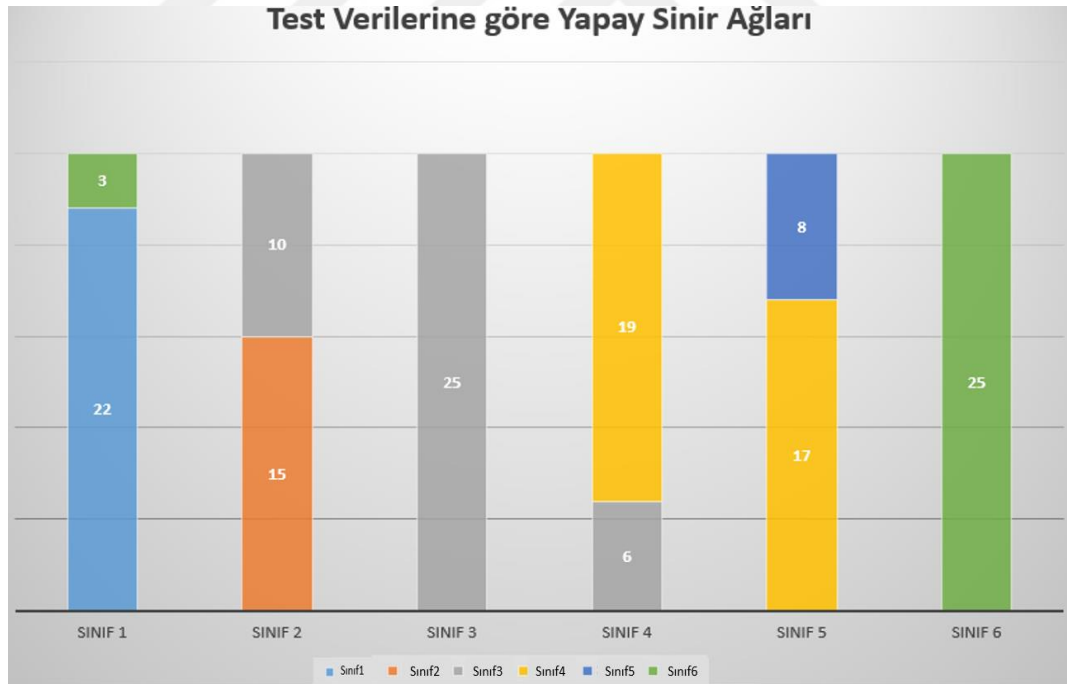
Şekil 4.13. Lineer Diskriminant Analizi Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi (Doğruluk %92,7)



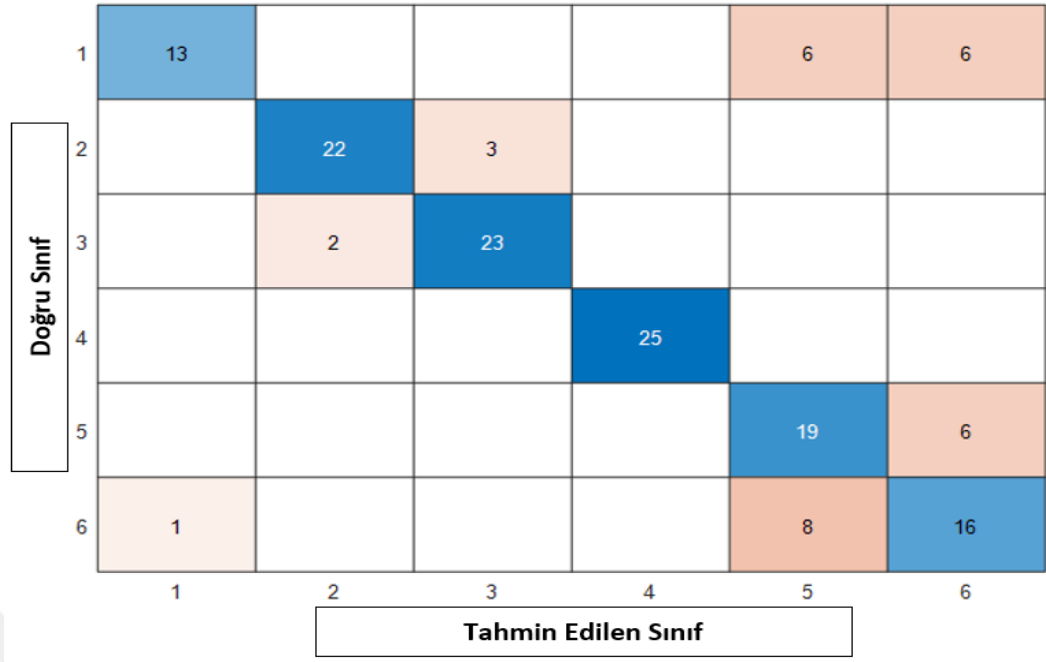
Şekil 4.14. Lineer Diskriminant Analizi Test Verilerine Ait Grafik



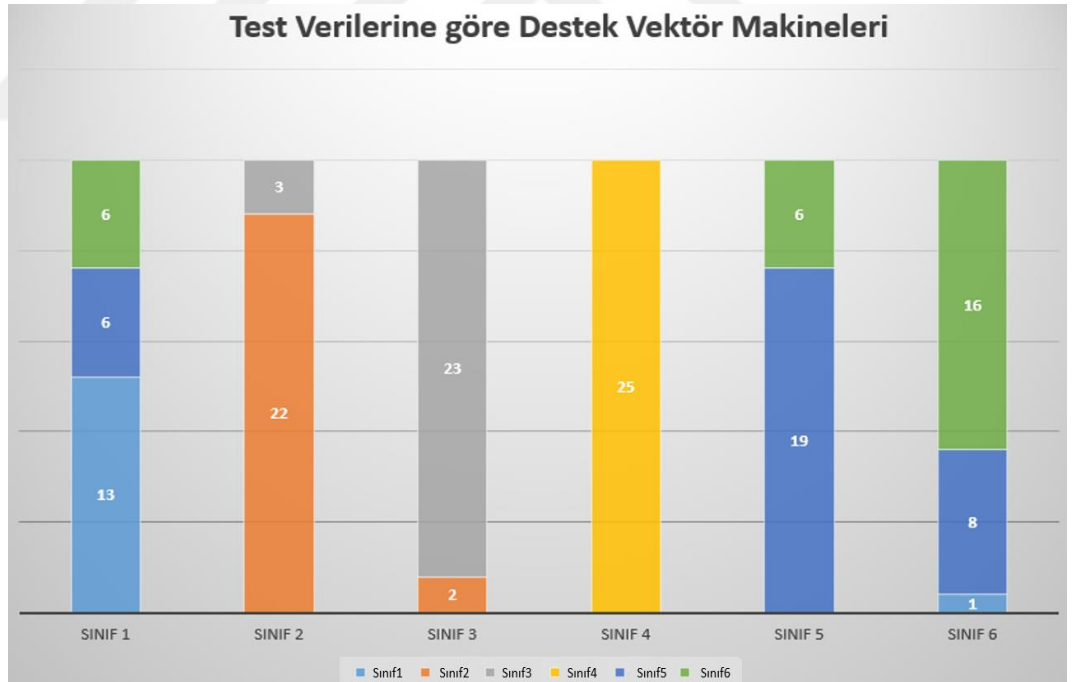
Şekil 4.15. Yapay Sinir Ağı Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi (Doğruluk %82)



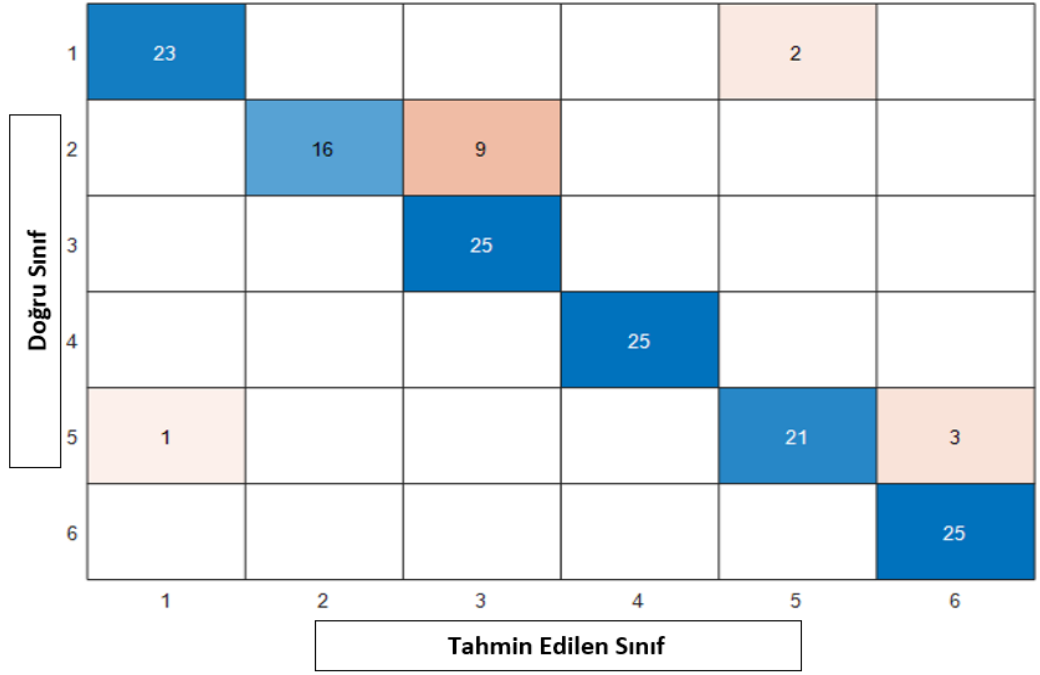
Şekil 4.16. Yapay Sinir Ağı Test Verilerine Ait Grafik



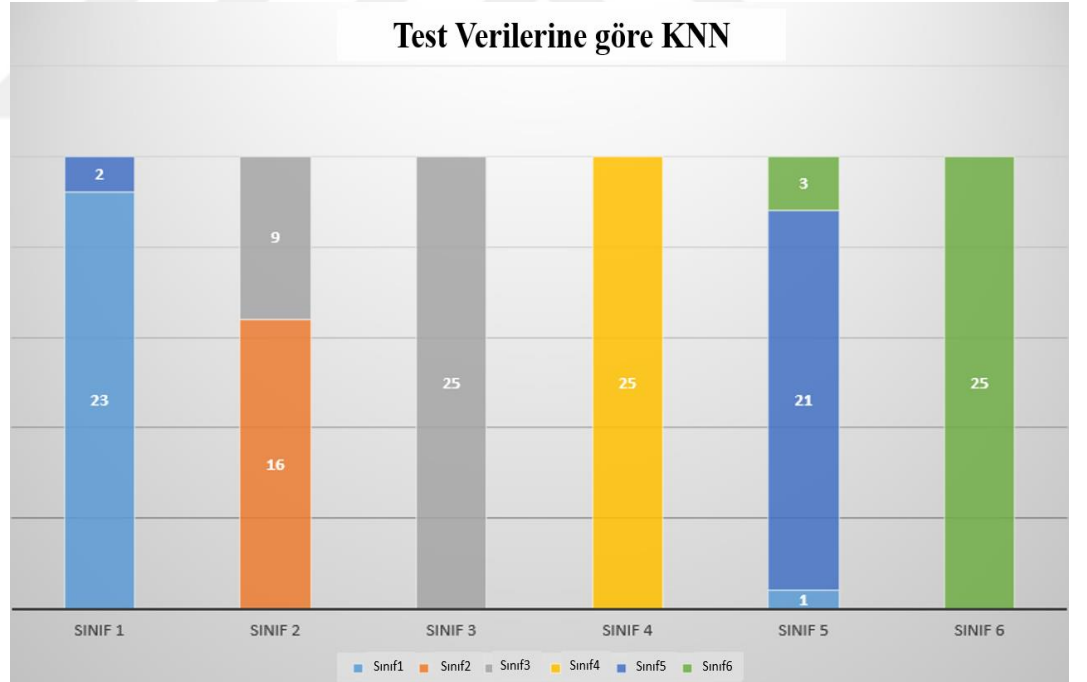
Şekil 4.17. Destek Vektör Makineleri Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi (SVM-Kuadratik Doğruluk %90)



Şekil 4.18. Destek Vektör Makineleri Test Verilerine Ait Grafik



Şekil 4.19. KNN Test Verilerine Ait Karışıklık Matrisi (Doğruluk %78,7)



Şekil 4.20. KNN Test Verilerine Ait Grafik

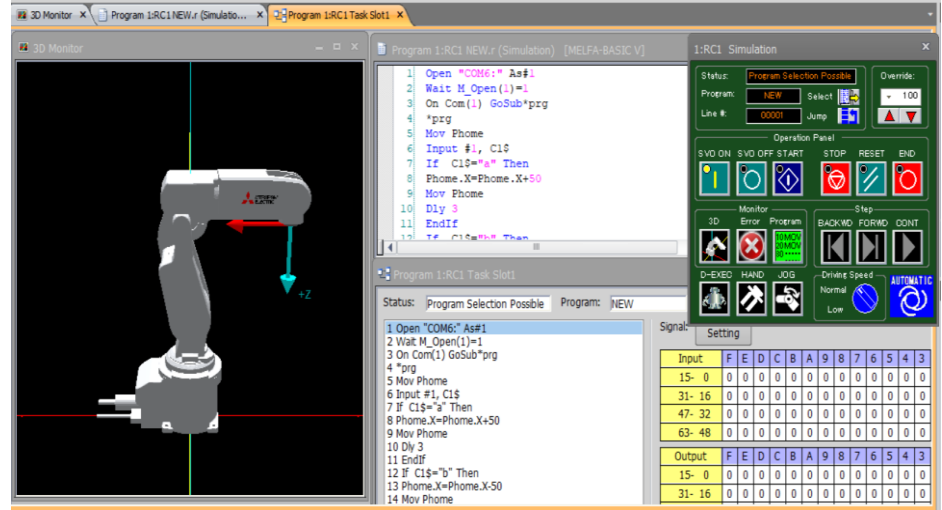
MATLAB ortamında bulunan sonuçlara ait Doğruluk Tablosu ve Karışıklık Matrisleri incelenerek EMG sinyallerinin sınıflandırılması için en başarılı yöntem model olarak seçilebilir ve robot kolunun hareketleri için kullanılabilir. Bu çalışmada ise başarılı olan yöntemler karşılaştırılmıştır. Lineer Diskriminant Analizi, Destek Vektör Makineleri (SVM), KNN ve Yapay Sinir ağları yöntemleri ile hareket tanımlamaları başarılı bir şekilde yapılmaktadır. İçlerinden en başarılı sınıflandırma yöntemi olan Lineer Diskriminant Analizi yöntemi robot kolunun hareketleri için model olarak seçilmektedir.

Burada el hareketlerinin sınıflandırılması sonucunda robotun yapması gereken hareketler:

1. yumruk sıkma hareketi robotun y ekseninde yukarı hareketlenmesi,
2. el açma hareketi robotun y ekseninde aşağı hareketlenmesi
3. çift tıklama hareketi robotun home pozisyonu hareketlenmesi
4. elin serbest kalma durumunda robotun aynı pozisyonda kalması
5. elin içeri bakmasında robotun sola doğru hareketlenmesi
6. elin dışarı bakmasında robotun sağa doğru hareketlenmesi

olacak şekilde sınıflandırılmalar yapılmaktadır.

Sınıflandırma yöntemleri kullanılarak hareket tanımlamaları yapıldıktan sonra RT ToolBox3 simülasyon programı kullanarak robot hareketleri ile ilgili simülasyonlar yapılmıştır. İlk olarak MATLAB programı ile RT ToolBox3 programı arasında TCP/IP haberleşmesi ile ethernet haberleşme protokolü kullanılarak sağlanmıştır. Ardından robotun istenilen şekilde hareket etmesi için RT ToolBox3 içerisine bir dizi kod oluşturulmuştur. Bu kod ekte verilmiştir. Yapılan kodlamalardan sonra MYO Kol Bandı ile alınan gerçek zamanlı veriler MATLAB ortamı üzerinde başarılı sınıflama modeline uygulanıp sınıflandıktan sonra RT ToolBox3'e aktararak simülasyonda robotun istediğimiz hareketleri yapması sağlanmıştır.



Şekil 4.21. RT ToolBox3 Arayüzü

Simülasyon ortamında başarılı bir şekilde hareket gerçekleştirildikten sonra robotun gerçek zamanlı hareketi için bilgisayar ile robot arasında TCP/IP haberleşmesi ile ethernet vasıtasıyla verilerin gönderilmesi sağlanmıştır. Robot ile bilgisayar arasında gerçek zamanlı bağlantı sağlandıktan sonra MYO Kol Bandı ile aldığımız sinyalleri Matlab üzerinden işleyip, sınıflandırılarak robotun gerçek zamanlı olacak şekilde istenilen hareketi (yukarıda 6 farklı hareket için belirtilen) yapması sağlanmıştır. Robotun bulunduğu ortamdan dolayı hareketlerini sınırlandırmak amacıyla 3x3 matrislik hareket alanı oluşturuldu. Buna göre Şekil XX de görüldüğü gibi matrisin her bir hücreğine bir adres adı verildi ve kodlama içerisinde bu adresler kullanıldı. Matrisin her bir hücresi robot kolunun gideceği noktaları göstermektedir. Robot kolu başlangıçta merkez hücre olan X0Y0 adresindedir.

X1Y1	X0Y1	X-1Y1
X1Y0	X0Y0	X-1Y0
X1Y-1	X0Y-1	X-1Y-1

Şekil 4.22. Robot kolunun hareketine ait matris

Şekil 4.23'te el hareketleri ve bunlara karşı gelen robot hareketleri verilmiştir.



a) Yumruk sıkma hareketi



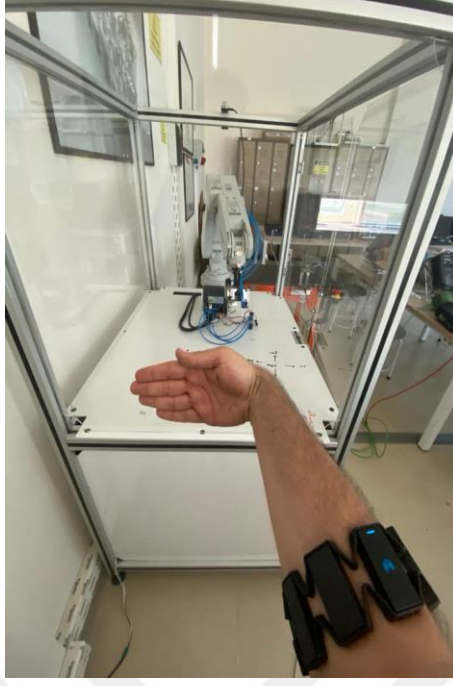
b) El açma hareketi



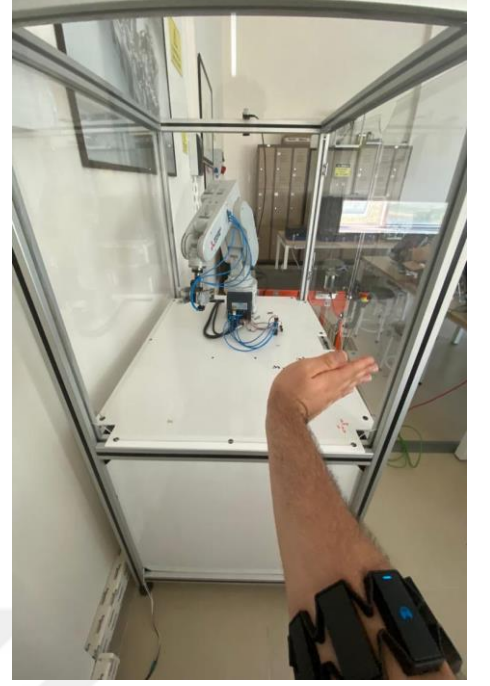
c) Çift tıklama hareketi



d) Elin serbest kalma hareketi



e) Elin içeri bakma hareketi



f) Elin dışarı bakma hareketi

Şekil 4.23. El hareketlerine göre robot kolunun konumları

5 SONUÇ VE ÖNERİLER

Yaptığımız bu çalışmada endüstriyel robotların MYO Kol Bandı ile nasıl kontrol edilebileceği araştırılmıştır. Çalışmamızın ilk aşamasında, koldan aldığımız EMG sinyallerini MYO Kol Bandı aracılığıyla kaydedilmiştir. Sonrasında sinyal işleme uygulamalarını gerçekleştirerek önerilen 6 farklı hareket için EMG sinyallerinin sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Farklı öznitelik çıkarma yöntemleri kullanılmış ve çeşitli sınıflandırma yöntemleri karşılaştırılarak başarılı bir yöntem elde edilmiştir. Lineer Diskriminant Analizi sınıflandırma yöntemi ile %96,7 eğitim başarıları, %92,7 test başarıları elde edilmiştir. Bu yöntemler ile elde edilen sınıflama modelini kullanarak gerçek zamanlı el/kol hareketleri robot üzerine aktarılmıştır. Robotla haberleşme için TCP/IP tabanlı Ethernet haberleşme protokolünü kullanılmıştır. Haberleşme işleminden sonra robot hareketi gerçekleştirilmiştir.

Buna ek olarak, Endüstriyel İşbirlikçi Robot olarak adlandırılan yapı, kontrol ve otomasyon sistemlerinin esnekliğini, maliyetini, geliştirilebilirliğini ve güvenliğini belirlemede yardımcı olacaktır. Amacımız, karmaşık ve tehlikeli görevleri insan hayatını tehlikeye atmadan ve karmaşık sistemler kurmadan bir robot aracılığıyla gerçekleştirebilme imkanını sağlayacak bir uygulama geliştirmektir.

İlerleyen çalışmalarda EMG kol bandında bulunan 8 adet EMG elektrot ile alınan veriler ile yeni hareket kestiriminde bulunulması ve bu hareketler ile endüstriyel robota farklı işlemlerin yaptırılması planlamaktadır. Ayrıca ileri de yapılacak çalışmalarda Derin öğrenme tekniği kullanılarak başarı yüzdesinin arttırılması hedeflenmektedir.

EKLER

EK A RT ToolBox3 Kodları

Mov Px0y0

Open "COM6:" As#1

Wait M_Open(1)=1

On Com(1) GoSub*prg

*prg

*main

Input #1, C1\$

If C1\$="a" Then

xsayac=xsayac+1

If xsayac=-1 And ysayac=-1 Then Mov Pxy

If xsayac=0 And ysayac=-1 Then Mov Px0y

If xsayac=1 And ysayac=-1 Then Mov Px1y

If xsayac=-1 And ysayac=0 Then Mov Pxy0

If xsayac=0 And ysayac=0 Then Mov Px0y0

If xsayac=1 And ysayac=0 Then Mov Px1y0

If xsayac=-1 And ysayac=1 Then Mov Pxy1

If xsayac=0 And ysayac=1 Then Mov Px0y1

If xsayac=1 And ysayac=1 Then Mov Px1y1

Dly 1

GoTo *main

EndIf

If C1\$="b" Then

xsayac=xsayac-1

If xsayac=-1 And ysayac=-1 Then Mov Pxy

If xsayac=0 And ysayac=-1 Then Mov Px0y

If xsayac=1 And ysayac=-1 Then Mov Px1y

If xsayac=-1 And ysayac=0 Then Mov Pxy0

If xsayac=0 And ysayac=0 Then Mov Px0y0

If xsayac=1 And ysayac=0 Then Mov Px1y0

If xsayac=-1 And ysayac=1 Then Mov Pxy1

If xsayac=0 And ysayac=1 Then Mov Px0y1

If xsayac=1 And ysayac=1 Then Mov Px1y1

```

Dly 1
GoTo *main
EndIf
If C1$="c" Then
Mov Px0y0
EndIf
If C1$="e" Then
ysayac=ysayac+1
If xsayac=-1 And ysayac=-1 Then Mov Pxy
If xsayac=0 And ysayac=-1 Then Mov Px0y
If xsayac=1 And ysayac=-1 Then Mov Px1y
If xsayac=-1 And ysayac=0 Then Mov Pxy0
If xsayac=0 And ysayac=0 Then Mov Px0y0
If xsayac=1 And ysayac=0 Then Mov Px1y0
If xsayac=-1 And ysayac=1 Then Mov Pxy1
If xsayac=0 And ysayac=1 Then Mov Px0y1
If xsayac=1 And ysayac=1 Then Mov Px1y1
Dly 1
GoTo *main
EndIf
If C1$="f" Then
ysayac=ysayac-1
If xsayac=-1 And ysayac=-1 Then Mov Pxy
If xsayac=0 And ysayac=-1 Then Mov Px0y
If xsayac=1 And ysayac=-1 Then Mov Px1y
If xsayac=-1 And ysayac=0 Then Mov Pxy0
If xsayac=0 And ysayac=0 Then Mov Px0y0
If xsayac=1 And ysayac=0 Then Mov Px1y0
If xsayac=-1 And ysayac=1 Then Mov Pxy1
If xsayac=0 And ysayac=1 Then Mov Px0y1
If xsayac=1 And ysayac=1 Then Mov Px1y1
GoTo *main
EndIf
End

```

KAYNAKÇA

- [1] Erin K., “EMG ve Jiroskop Verileri İle Endüstriyel Robot Kolunun Gerçek Zamanlı Kontrolü”, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Sakarya, 2018, 59 s. (Yüksek Lisans Tezi)
- [2] Gökçe F., “Koldan Alınan EMG Sinyalleri İle Uzaktan Kontrollü Sistemlerin Kullanılmasına Yönelik Uygulama Geliştirilmesi”, Karabük Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Karabük, 2019, 102 s. (Yüksek Lisans Tezi)
- [3] Ahsan M. R., Ibrahimy M, Othman O. Khalifa , ”EMG Signal Classification for Human Computer Interaction A Review Feature Parallelism Model for Enhanced Visual Recognition View project Healthcare, Medical and Emergency View project EMG Signal Classification for Human Computer Interaction: A Review”, European Journal of Scientific Research, Vol.33 No.3 (2009), pp480-501.
- [4] Erin K., Boru B., “EMG Tabanlı İnsan Robot Etkileşimi”, Journal of Smart Systems Research, 2020, 1(1), 11-17s.
- [5] S. Mohammad ve G. V. Kumar, “Development Of Semg Based Human Machine Interface Control System For Robotic Watch”, International Conference on Research Advances in Integrated Navigation Systems, 2016.
- [6] J. Zhang, B. Wang, C. Zhang, Y. Xiao, ve M. Y. Wang, “An EEG/EMG/EOG-based multimodal human-machine interface to real-time control of a soft robot hand”, Front Neurorobot, c. 13, Mar. 2019, Volume:13, Article:7.
- [7] G. Gelen ve S. Özcan, “İnsan-Robot Etkileşiminin Biyomimetik Yaklaşımla Sağlanması”, Pamukkale University Journal of Engineering Sciences, 2019, c. 25, sy 2, ss. 188-198.
- [8] Erin K ve B. Boru, “EMG Ve Jiroskop Verileri İle Endüstriyel Robot Kolunun Gerçek Zamanlı Kontrolü”, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 2018, 22 (2), ss. 509~515.
- [9] H. F. Hassan, S. J. Abou-Loukh, ve I. K. Ibraheem, “Teleoperated robotic arm movement using electromyography signal with wearable Myo armband”, Journal of King Saud University - Engineering Sciences, 2020 c. 32, sy 6, ss. 378-387.
- [10] Tepe C., Erdim M., Ve Eminoglu İ., “Myo Bileklik İle Gerçek Zamanlı Protez Kol Kontrolü”, European Journal of Science and Technology, 2020, ss. 184-193.

- [11] Taşar B., Tatar A. B., Nazlı Ö., Ve Kalkan O., “Myo-Elektriksel Sinyaller İle İnsansız Kara Aracının Uzaktan Kontrolü”, Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 2020, 8, ss. 233-245
- [12] Ş. Altınöz, S. Çiçek, O. Ülker, E. Kaplanoğlu, “5 Eksenli bir Robot Kolun Kontrolü için EMG Tabanlı Sınıflandırıcı Tasarımı”,
- [13] U. Mayetin, S. Küçük, ve Ö. Şayli, “EMG Kontrollü Mobil Robot Uygulaması”, Medical Technologies National Conference, 2015.
- [14] O. Çakır, C. Fil, E. Kaplanoğlu, EMG Kontrollü Robotik Kol ve Simülasyonu”, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, 2015,
- [15] F. Örtüş, D. Karabulut ve Y. Arslan, “İnsan Kolu Protezleri için EMG Sinyallerinin Özniteliklerinin Elde Edilmesi ve Sınıflandırılması” 18th National Biomedical Engineering Meeting, 2014.
- [16] Ç. Conker ve A. Karaca, “Bulanık Mantık Esaslı Karar Destek Sistemi ile Robot Elin Kuvvet Kontrolünün Sağlanması”, Deu Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik, c. 21, sy 62, ss. 433-447, May. 2019
- [17] D. Bağcı, O. Hilmi Koçal, D. Eylül Üniversitesi, “Protez-Biyonik El Kontrolü İçin EMG İşaretlerinin Makine Öğrenmesi Metodlarıyla Sınıflandırılması”.
- [18] S. Yazar, M. Günay, A. Alkan, “Spektral Yöntemler ve DVM Sınıflandırıcı ile EMG İşaretlerinin Tasnifi”, 2010. KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi, 13(2), 2010.
- [19] K. Bakircioğlu, “Classification Of Emg Signals Using Convolutional Neural Network”, International Journal of Applied Mathematics, Electronics and Computers 8(4): 115-119, 2020.
- [20] Y. Çelik, M. Güneş, “EMG İşaretlerinin Filtrelenmesinde Çok Hızlı En Küçük Kareler Metodu İle Dalgacık Dönüşümü Metotlarının Karşılaştırılması”, 20(1):58, 2017
- [21] A. Eken, “El Sıkma Hareketinin İşlevsel Yakın Kızılaltı Spektroskopisi ve Elektromiyografi Sinyalleri Kullanılarak Sınıflandırılması”, DÜMF Mühendislik Dergisi, 2023
- [22] B. Taşar, “Radial Functional Neural Network Design For Recognition Of EMG Signals”, Uluslararası Mühendislik Arastırma ve Geliştirme Dergisi, ss. 153-159, 2018
- [23] S. Ketenci, T. Kayıkçıoğlu, A. Gangal, “Institute of Electrical and Electronics Engineers, Signal Processing and Communications Applications” Conference 23 2015.05.16-19 Malatya, SIU 23 2015.05.16-19 Malatya, ve IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı.

- [24] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, ve F. Mohd-Yasin, “Techniques Of EMG Signal Analysis: Detection, Processing, Classification And Applications”, Biol Proced Online, c. 8, sy 1, ss. 11-35, 2006,
- [25] Taşar B., “Emg Sinyalleri İle Çok Fonksiyonlu Protez El Simülatörünün Kontrolü”, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Elazığ, 2016, ss 196, (Doktora Tezi)
- [26] Ejderha H., “EMG İşaretleri Kullanılarak Yorgunluk Seviyelerinin Neuro-Fuzzy ve YSA İle Sınıflandırılması”, Kahramanmaraş Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Kahramanmaraş, 2009, ss: 92, (Yüksek Lisans Tezi)
- [27] I. Néstor ve M. Caro Sánchez, “Gesture classification based on electromyography”, Czech Technical University, Electrical Engineering Facult, Prague 2016. (Bachelor)
- [28] A. H. Al-Timemy, R. N. Khushaba, G. Bugmann, ve J. Escudero, “Improving the Performance Against Force Variation of EMG Controlled Multifunctional Upper-Limb Prostheses for Transradial Amputees”, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, c. 24, sy 6, s. 650-661, 2016,
- [29] T. Koparan, Proje Tabanlı Öğrenmenin Öğrencilerin Merkezi Eğilim Ve Yayılım Ölçülerine Yönelik İstatistiksel Okuryazarlık Seviyelerine Etkisi “ Bülent Ecevit Üniversitesi, E. Eğitim Fakültesi, M. Eğitimi Anabilim Dalı, ve T. Bülent GÜVEN, “
- [30] M. Bilgin, “Kelime Vektörü Yöntemlerinin Model Oluşturma Sürelerinin Karşılaştırılması”, Bilişim Teknolojileri Dergisi, s. 141-146, 2019, doi: 10.17671/gazibtd.472226.
- [31] B. Hudgins, P. Parker, S. Member, ve S. Member, “A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering Volume: 40, s. 82 – 94, 1993.
- [32] M. Popal, “Farklı Parametreler Kullanılarak Yapay Sinir Ağlarıyla Akım Tahminlerinin Yapılabilirliğinin Araştırılması: Filyos Nehri Havzası Örneği, Karabük Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Karabük, ss 120. 2022
- [33] D. H. Kisa, M. A. Özdemir, O. Güren, ve A. Alaybeyoğlu, “A decision-making mechanism based on EMG signals and adaptive neural fuzzy inference system

(ANFIS) for hand gesture prediction”, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, c. 38, sy 3, ss. 1417-1430. 2023

[34] A. Duran, K. Çelik, K. Adem Ve S. Dümen, “Yapay Zekâ Algoritmaları ile Dünya Mutluluğunu Tahminleme”, All Sciences Proceedings, s. 386-394, 2023.

[35] K. Nazarpour, A. H. Al-Timemy, G. Bugmann, ve A. Jackson, “A Note On The Probability Distribution Function Of The Surface Electromyogram Signal”, Brain Res Bull, c. 90, sy 1, ss. 88-91, 2013

[36] C. Limsakul, P. Phukpattaranont, A. Phinyomark, S. Hirunviriya, ve C. Limsakul, “Evaluation of EMG Feature Extraction for Hand Movement Recognition Based on Euclidean Distance and Standard Deviation”, 7th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, 2010

[37] M. Zardoshti-Kermani, B. C. Wheeler, K. Badie, ve R. M. Hashemi, “Feature Evaluation for Movement Control of Upper Extremity Prostheses”, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering ,Volume: 3,s. 324 – 333, 1995.

[38] M. Borowska, “Entropy-based algorithms in the analysis of biomedical signals”, Studies in Logic, Grammar and Rhetoric, c. 43, sy 56, ss. 21-32, 2015

[39] H. Göksu, “BCI oriented EEG analysis using log energy entropy of wavelet packets”, Biomed Signal Process Control, c. 44, ss. 101-109, 2018

[40] A. Jamin ve A. Humeau-Heurtier, “(Multiscale) cross-entropy methods: A review”, Entropy, c. 22, sy 1, s. 45, 2020.

[41] G. Akgün, U. Demir, Ve A. Yıldırım, “FFT Analysis and Motion Classification of EMG Signals”, Computer Science, pp:130-136, 2022.

[42] P. N. Astya, M. Singh, “Design and Comparison Between Iir Butterworth And Chebyshev Digital Filters Using Matlab”, IEEE 2019 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS). 2019.

[43] X. Meng vd., “Numerical simulation of combustion surface regression based on Butterworth filter in hybrid rocket motor”, Acta Astronaut, c. 202, ss. 400-410, Oca. 2023, doi: 10.1016/j.actaastro.2022.11.003.

[44] Z. Xiong, “Design a circuit to implement both Bessel and Butterworth filters”, 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., , ss. 1336-1339. 2022.

- [45] A. Zeiler, R. Faltermeier, I. R. Keck and A. M. Tom', Institute of Electrical and Electronics Engineers, Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on : date, 18-23 July 2010.
- [46] S.-C. Pei ve M.-H. Yeh, "IEEE TRANSACTIONS ON CIRCUITS AND SYSTEMS-II: ANALOG AND DIGITAL SIGNAL PROCESSING Discrete Fractional Hilbert Transform", 2000.
- [47] H. Xie ve Z. Wang, "Mean frequency derived via Hilbert-Huang transform with application to fatigue EMG signal analysis", Comput Methods Programs Biomed, c. 82, sy 2, ss. 114-120, May. 2006
- [48] G. Kumar, R. Thukral, ve M. Singh, "Analysis of EMG Signals Based on Wavelet Transform-A Review", Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR), , Volume 2, Issue 7, 2015.
- [49] B. Karlık, "Machine Learning Algorithms for Characterization of EMG Signals", International Journal of Information and Electronics Engineering, c. 4, sy 3, 2014.
- [50] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. Bin Mohd Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, ve T. G. Chang, "Surface electromyography signal processing and classification techniques", Sensors (Switzerland), c. 13, sy 9. MDPI AG, ss. 12431-12466, 17 Eylül 2013.
- [51] N. Ghaffar Nia, E. Kaplanoglu, ve A. Nasab, "EMG-Based Hand Gestures Classification Using Machine Learning Algorithms", iConference Proceedings - IEEE SOUTHEASTCON, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., , ss. 787-792, 2023
- [52] S. Aziz, M. U. Khan, F. Aamir, ve M. A. Javid, "Electromyography (EMG) data-driven load classification using empirical mode decomposition and feature analysis", Proceedings - 2019 International Conference on Frontiers of Information Technology, FIT 2019, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., , ss. 272-277, 2019
- [53] Akhil V M , Jobin Varghese , Dr. Rajendrakumar P. K, Dr. Sivanandan K. S . "Effect of VMD Decomposition of Soleus muscle EMG in SVM Classification" 2019 Second International Conference on Advanced Computational and Communication Paradigms (ICACCP). IEEE, 2019.

- [54] Masachika Futamata, Kentaro Nagata, Kazushige Magatani “The evaluation of the discriminant ability of multiclass SVM in a study of hand motion recognition by using SEMG” IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012
- [55] M. Aviles, L. M. Sanchez-Reyes, ve D. C. Toledo-Perez, “A novel methodology to classify myoelectric signals using genetic algorithms and support vector machines”, içinde CONIIN 2021 - 17th International Engineering Congress, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021.
- [56] G. Akgün, M.Demetgöl ve E.Kaplanoglu., “EMG Sinyallerinin Öznitelik Çıkarımı ve Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı Algoritması İle Sınıflandırılması”, Conference: Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, 2013
- [57] H. YURTOĞLU, “Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği.” Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü, 2005.
- [58] E. J. Rechy-Ramirez ve H. Hu, “Bio-signal based control in assistive robots: a survey”, Digital Communications and Networks, c. 1, sy 2. Chongqing University of Posts and Telecommunications, ss. 85-101, 01 Nisan 2015.
- [59] E. TAŞÇI ve A.ONAN “K-En Yakın Komşu Algoritması Parametrelerinin Sınıflandırma Performansı Üzerine Etkisinin İncelenmesi” Akademik Bilişim Konferansı, 2017 .
- [60] D. K. Choubey, M. Kumar, V. Shukla, S. Tripathi, ve V. K. Dhandhanian, “Comparative Analysis of Classification Methods with PCA and LDA for Diabetes”, Curr Diabetes Rev, c. 16, sy 8, ss. 833-850, 2020.
- [61] R. Atangana, D. Tchiotsop, G. Kenne, ve L. C. DjoufackNkengfac k, “EEG Signal Classification using LDA and MLP Classifier”, Health Informatics - An International Journal, c. 9, sy 1, ss. 14-32, Şub. 2020..
- [62] Q. Li, L. Wang, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, ve Institute of Electrical and Electronics Engineers, Proceedings, 2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics : CISP-BMEI 2019 : 19-21 October 2019, Huaqiao, China.
- [63] Z. Li, X. Guan, K. Zou, ve C. Xu, “Estimation of knee movement from surface emg using random forest with principal component analysis”, Electronics (Switzerland), c. 9, sy 1.2020.

- [64] <https://startupteknoloji.com/giyilebilir-teknoloji-dunyasindaki-yeni-gelismeler/>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [65] <https://levtems.com/emg-nedir-hangi-durumlarda-kullanilir/>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [66] <https://levtems.com/emg-nedir-hangi-durumlarda-kullanilir/>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [67] <https://www.sporsalbilgiler.com/kaslar-icin-emg-sonuclarina-gore-en-iyi-hareketler.html>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [68] <https://time.com/4173507/myo-armband-review/>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [69] <https://eem.mcbu.edu.tr/robotik-laboratuvari/>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [70] <https://burakugur.medium.com/destek-vekt%C3%B6r-makinesi-svm-f07f57f0a641>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [71] https://tikz.net/neural_networks/, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [72] <https://blog.devgenius.io/exploring-knn-with-different-distance-metrics-85aea1e8299>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [73] https://erdincuzun.com/makine_ogrenmesi/linear-discriminant-analysis-lda-lineer-diskriminant-analizi/, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [74] <https://medium.com/machinelearningt%C3%BCrkiye/yapay%C3%B6l%C4%9Frenme-rastgele-orman-e8debdc886e7>, “Son erişim tarihi: 20.07.2023”
- [75] N.Tanık, “EMG Verilerine Dayalı Olarak Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Polinöporati Teşhisi”, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendsiliği Anabilim Dalı, Kocaeli, ss 62, 2021.(Yüksek Lisans Tezi)
- [76] Z.KATILMIŞ,”Makine Öğrenmesi Algoritmalarıyla Türk İşaret Dilinde Harf ve Dinamik Sözcük Tanıma”, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı,Bilecik, ss124,2021(Doktora Tezi)



Yusuf Enes İNANÇ

E-posta: Doğum tarihi: Vatandaşlık:

İŞ DENEYİMİ

[14/02/2022 –Mevcut durum] **Araştırmacı**

TÜBİTAK

Şehir: Kocaeli

EĞİTİM VE STAJ

[2010 – 2014] **Lise**

Gaziemir Nevvar Salih İşgören Anadolu Lisesi

Şehir: İzmir

[2014 – 2019] **Lisans**

Manisa Celal Bayar Üniversitesi

Şehir: Manisa

[2019 – Mevcut durum] **Yüksek Lisans**

Manisa Celal Bayar Üniversitesi

Şehir: Manisa

[17/07/2017 – 11/08/2017] **Stajyer**

TÜBİTAK

Şehir: Kocaeli

[09/07/2018 – 04/08/2018] **STAJYER**

TEİAŞ 3.BÖLGE

Şehir: İzmir