



**EMG İŞARETLERİ İLE KONTROL EDİLEN
ROBOT KOL TASARIMI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Sura Ali Kodi ABOODİ

Danışman

Doç. Dr. Uçman ERGÜN

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Şubat 2022

AFYON KOCATEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**EMG İŞARETLERİ İLE KONTROL EDİLEN
ROBOT KOL TASARIMI**

Sura Ali Kodi ABOODI

Danışman

Doç. Dr. Uçman ERGÜN

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Şubat 2022

TEZ ONAY SAYFASI

Sura Ali Kodi ABOODI tarafından hazırlanan “EMG İşaretleri İle Kontrol Edilen Robok Kol Tasarımı” adlı tez çalışması lisansüstü eğitim ve öğretim yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca 16/02/2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından **oy birliği** ile Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman : Doç. Dr. Uçman ERGÜN

..... İmza

Başkan : Prof. Dr. Sabri KOÇER
Necmettin Erbakan Üniv.
Biyomedikal Mühendisliği Böl.

Üye : Doç. D. Uğur FİDAN
Afyon Kocatepe Üniv.
Biyomedikal Mühendisliği Böl.

Üye : Doç Dr. Uçman ERGÜN
Afyon Kocatepe Üniv.
Biyomedikal Mühendisliği Böl.

Afyon Kocatepe Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun
..... /..... /..... tarih ve
..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

.....
Prof. Dr. İbrahim EROL
Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİK BİLDİRİM SAYFASI
Afyon Kocatepe Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı,

beyan ederim.

16/02 /2022

Sura Ali Kodi ABOODI

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

EMG İŞARETLERİ İLE KONTROL EDİLEN ROBOT KOL TASARIMI

Sura Ali Kodi ABOODI

Afyon Kocatepe Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Uçman ERGÜN

Özellikle yaşadığımız coğrafyaların bir kaderi olan savaş ve çeşitli yaralanmalar sonucu ampute bir hayat sürmek zorunda kalan engelli bireylerin yaşam koşullarını iyileştirmek adına akıllı protezlerin geliştirilmesi hayati bir önem arz etmektedir. Çeşitli nedenlerle uzuvlarını kaybeden bireyler için farklı protez tasarımları mevcuttur. Fakat mümkün olduğu durumlarda bireyin kolundan alınan EMG işaretlerinin analizi sonucu akıllı prototiplerin elektronik olarak hareket ettirilmesi teknolojik anlamda mümkün hale gelmiştir. Bu çalışmanın amacı ise, 3D yazıcı yardımıyla üretilen robotik kolu kontrol etmek ve EMG sinyallerine dayalı olarak insan kol hareketlerini öğrenmektir. Günlük yaşamda uygulanabilir yedi el hareketini ayırt edebilmek için Myo Armband tarafından beş sağlıklı denekten EMG sinyalleri elde edilmiştir. Örüntü tanıma sistemi, hareketler ile eşleştirilen sinyalleri üç aşamada (bölümleme, özellik çıkarma ve sınıflandırma) analiz etmek ve işlemek için kullanılmıştır. EMG sinyalleri girişim tekniği ile bölümlere ayrılmıştır. Zaman domeninde TD-PSD yöntemi ile altı özellik çıkarılmıştır. Sistemin optimum doğruluğunu bulmak ve aralarında karşılaştırma yapabilmek için LDA ve SVM sınıflandırıcıları tercih edilmiştir.

Prototip bir robotik kolun gerçek zamanlı olarak çalışabileceği şekilde kontrol edilmesi için en iyi parametreler ve özellikler seçilerek gerekli kabul edilebilir sınıflandırma başarısı hedeflenmiştir. LDA (93.43%) ve SVM (92.30%) sınıflandırıcı algoritmaları birbirlerine yakın bir sınıflandırma başarısı göstermiştir. Sonuç itibarıyla deneklerden alınan EMG işaretleri başarı ile sınıflandırılarak yedi farklı el hareketinin EMG

iřaretleri tespit edilmiřtir. Devamında prototip el tarafından yapılması mümkün olan dört farklı el hareketi deneklerden kablosuz yöntemlerle alınan EMG iřaretleri analiz edilerek eř zamanlı bir řekilde başarı ile protez kol tarafından gerekleřtirilmiřtir.

2022, xiii, 77 Sayfa

Anahtar Kelimeler: EMG, Robotik kol, Myo Armband, SVM, LDA.



ABSTRACT

M.Sc. Thesis

ROBOT ARM DESIGN CONTROLLED BY EMG SIGNALS

Sura Ali Kodi ABOODİ

Afyon Kocatepe University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Biomedical Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Uçman ERGUN

The development of smart prostheses is of vital importance, especially in order to improve the living conditions of disabled individuals who have to lead an amputated life as a result of war and various injuries, which are the fate of the geographies we live in. Different prosthesis designs are available for individuals who have lost their limbs for various reasons. However, as a result of the analysis of EMG signals taken from the arm of the individual, it has become technologically possible to move smart prototypes electronically. The aim of this study is to control the robotic prosthetic arm produced with the help of 3D printer and to learn human arm movements based on EMG signals. EMG signals were obtained from five healthy subjects by Myo Armband in order to distinguish the seven hand movements applicable in daily life. The pattern recognition system was used to analyze and process signals paired with movements in three stages (segmentation, feature extraction and classification). EMG signals are segmented by interference technique. Six features were extracted with the TD-PSD method in the time domain. LDA and SVM classifiers were preferred in order to find the optimum accuracy of the system and to make comparisons between them.

In order to control a prototype robotic arm in such a way that it can operate in real time, the best parameters and features are selected and the required acceptable classification success is aimed. LDA (93.43%) and SVM (92.30%) classifier algorithms showed close classification success to each other. As a result, seven different hand movements were determined by successfully classifying the EMG signals obtained from the subjects.

Afterwards, the four different hand movements that can be made by the prototype hand were analyzed by the EMG signals obtained from the subjects by wireless methods, and were successfully performed by the prosthetic arm simultaneously.

2022, xiii, 77 pages

Keywords: EMG, Robotic arm, Myo Armband, SVM, LDA.



TEŞEKKÜR

Alemlerin Rabbi Allah'a hamt olsun, salat ve selam efendimiz, Peygamberlerin ve Elçilerin Mührü Peygamber Muhammed'in olsun, Allah'ın salat ve selamı onun üzerine olsun. Bu çalışmayı tamamlamama yardım eden ve başarıya ulaşmam için bana birçok kapı açan Allah'a çok teşekkür ederim.

Tez danışmanım Doç. Dr. Uçman ERGÜN'e bu araştırmanın konusuna yaptığı büyük katkılardan dolayı en içten teşekkürlerimi sunarım.

Araştırma süreci boyunca gösterdikleri ilgi ve destek için Dr. Ali Al-Tamimi (Bağdat Üniversitesi'nde Profesör) ve Mühendis Hüseyin Faeq'e en derin şükran, takdir ve saygılarımı sunarım.

Başarıya ulaşmamda bana destek olan sevgili anne ve babama Allah ömürlerini uzatsın çok teşekkür ederim.

Başarıya giden yolda bana her zaman destek olan sevgili eşime (Alaa) çiçeklerle dolu en değerli teşekkür kartı sunuyorum. Hayatının her alanında ona yardım etmesi için Tanrı'ya dua ediyorum.

Başarıya giden yolda tüm adımlarda yanımda olan sevgili arkadaşşıma (Haneen) en güzel teşekkür kartını sunuyorum. Ona yardım etmesi ve tüm hedeflerine ulaşması için Tanrı'ya dua ediyorum.

Çalışma dönemim boyunca meşgul olduğum sürece katlanan çocuklarıma Meryem, Mustafa ve Yusuf teşekkür eder, onları hidayete erdirmesini, her türlü ve şerden korumasını Allah'tan niyaz ederim.

Sura Ali Kodi ABOODI
Afyonkarahisar, 2022

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

	Sayfa
ÖZET	i
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER DİZİNİ.....	vi
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xi
RESİMLER DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR TARAMASI.....	3
3. MATERYAL ve METOT	8
3.1 Üst Uzuvların Anatomisi ve Fizyolojisi	8
3.1.1 Üst Ekstremité.....	8
3.1.2 Biceps Brachii Kası.....	9
3.1.3 Triceps Brachii	9
3.1.4 Pectorialis Minör Kası.....	10
3.1.5 Pectorialis Majör Kası.....	11
3.1.6 Trapezius Kası.....	11
3.1.7 İnsan Kolunun Anatomisi	12
3.1.8 Elin Yapısal Anatomisi	12
3.1.9 Kemikler.....	12
3.1.10 Kaslar	13
3.1.11 Eklemler	14
3.2 El Hareketinin Biyomekanik İncelenmesi	14
3.2.1 Elde Kavrama.....	16
3.3 EMG.....	17
3.3.1 EMG İşaretlerinin Oluşumu ve Özellikleri	18
3.3.2 Motor Birim ve Motor Ünite Aksiyon Potansiyeli (MÜAP)	20
3.3.3 EMG Sinyali	21
3.3.4 EMG Sinyallarının Elde Edilmesinde Kullanılan Yöntemler.....	22

3.3.4.1 İğne Elektrot Kullanarak EMG Sinyalinin Elde Edilmesi	22
3.3.4.2 Yüzey Elektrot Kullanarak EMG Sinyalinin Elde Edilmesi	23
3.3.4.3 Myo Armband Kullanarak Bir EMG Sinyalinin Alınması	24
3.3.5 EMG Çeşitleri	25
3.3.5.1 Yüzey Elektrotları	25
3.3.5.2 İğne Elektrotlar	26
3.3.5.3 Myo Armband	26
3.4 EMG Sinyalinin İşleme Aşamaları	29
3.4.1 Myo Armband Kullanarak Bir EMG Sinyalinin Alınması	30
3.4.1.1 Desen Tanıma	30
3.4.1.2 Sinyal Ön İşleme	31
3.4.1.3 Özellikler Çıkarma	32
3.4.2 Sınıflandırma	36
3.4.2.1 SVM Sınıflandırıcısı	36
3.4.2.2 LDA Sınıflandırıcısı	38
3.5 Robot Kol Prototipinin Üretimi ve Testi	39
3.5.1 3D El Baskı ve Montaj	39
3.5.2 Servo Motorlar	43
3.5.3 Mikrodenetleyici Arduino UNO	44
3.6 Myo Armband ile Protez El Kontrol Düzenegi	48
3.6.1 Veri Kaydı	48
3.6.2 Örüntü Tanıma Sistemi	49
3.6.3 Veri Toplama ve Kontrol Yöntemleri	50
3.6.4 EMG Sinyallerini Öğrenme Süreci	51
3.6.5 Deneysel Aşama	53
3.6.6 Veri Segmentasyonu	54
3.6.7 Özellik Ayıklama	54
3.6.8 Sınıflandırma	54
4. BULGULAR	55
4.1 Gönüllülerden Elde Edile sEMG Sinyalleri	55
4.2 Pencere Uzunluğunun Sistem Doğruluğuna Etkisi	60
4.3 Özellik Çıkarmasının Etkisi	62

4.4 Robotik El.....	67
5. TARTIŞMA ve SONUÇ	69
6. KAYNAKLAR.....	71
ÖZGEÇMİŞ.....	77



SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

°C	Degrees celsius
g	Gram
Hz	Hertz
Kg	Kilogram
mA	Miliamper
ms	Milisanıye
MÜAP	Motor Ünite Aksiyon Potansiyeli
mv	Milivolt
V	Volt

Kısaltmalar

Ag	Gümüş
AgCl	Gümüş klorür
ANN	Artificial neural network
AP	Aksiyon potansiyeli
CNN	Convolutional neural networks
ÇDGKA	Çok değişkenli görgül kip ayrışımı
3D	Three dimensional
DFA	Detrended fluctuation analysis
DWT	Discrete wavelet transform
EMG	Elektromiyogram
FT	Fourier transform
IF	Irregularity factor
LDA	Linear discriminant analysis
M0	Root squared zero order momen
M2	Root squared second
M4	Root squared fourth
MAV	Mean absolute values
MM	Muscular model
ÖKF	Özgül kip fonksiyonları
PCA	Principal component analysis
PWM	Pulse width modulation
RMS	Root mean square
S	Sparseness
SVM	Support vector machine
TD-PSD	Time dependent-power spectrum descriptors
WLR	Width Length Ratio

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 3.1	Örnek EMG sinyali grafiği	18
Şekil 3.2	Motor üniteleri aksiyon potansiyelleri ve EMG sinyali oluşumu.....	19
Şekil 3.3	EMG sinyali frekans aralığı.....	20
Şekil 3.4	Motor birim aksiyon potansiyeli.....	20
Şekil 3.5	Myo Armband kanallarının konumu, (a) üst ekstremitenin alt kısmı. (b) üst ekstremitenin üst kısmı	27
Şekil 3.6	Sinyal kullanım aşamalarını gösteren bir blok diyagram.	29
Şekil 3.7	EMG kaydının analiz pencerelerinin segmentasyonu.	30
Şekil 3.8	Örüntü tanıma kontrol sistemi, Myo Armband sEMG sinyallerine bağlıdır	31
Şekil 3.9	Örtüşmeli (overlapped) pencereleme.....	32
Şekil 3.10	TD-PSD öznitelik çıkarma işleminin şematik diyagramı	33
Şekil 3.11	Doğrusal ayrılabilir verilerde optimal ayırma hiperdüzlemini genelleştirmek için SVM gösterimi.....	37
Şekil 3.12	EMG ile protez el kontrol sisteminin blok diagramı.	47
Şekil 3.13	Deneysel çalışma blok şeması.	52
Şekil 3.14	Önerilen çevrimiçi sınıflandırma algoritması.	53
Şekil 4.1	8 set üzerinden kaydedilen toplam EMG data formatı.	58
Şekil 4.2	Pencere boyutu uzunluğunun sistemin doğruluğuna etkisi.	61
Şekil 4.3	TD-PSD ile elde edilen m_0 özelliğinin detaylı formatı.	62
Şekil 4.4	Denek 3'e ait bütün özelliklerin sınıflandırma sonuçları.....	63
Şekil 4.5	Her sınıflandırıcı ile TD-PSD grubundaki her bir özellik için ortalama sistem doğruluğu sonucu (%).	67

ÇİZELGELER DİZİNİ

	Sayfa
Çizelge 3.1 Myo Armband kanallarının konumu.....	28
Çizelge 4.1 Sağlıklı denekler hakkında bilgiler.	55
Çizelge 4.2 Bir kişiden alınan bir set EMG işaretinin detayları.	56
Çizelge 4.3 Bir kişiden 8 set/tekrar alınan EMG data formatı.	58
Çizelge 4.4 Pencere uzunluğu ile sistem doğruluğu.	60
Çizelge 4.5 Sistem doğruluğu (%) tüm denekler için SVM sınıflandırıcılı TD-PSD kohort sonuçları.	66
Çizelge 4.6 Sistem doğruluğu (%) tüm denekler için LDA sınıflandırıcılı TD-PSD kohort sonuçları.	66
Çizelge 4.7 Özellik seti ile ortalama sınıflandırıcı sistem oranı (%).	67

RESİMLER DİZİNİ

	Sayfa
Resim 2.1 Treussart vd. 2020 tarafından önerilen yöntem.	6
Resim 3.1 İnsanın üst gövde kasları.....	8
Resim 3.2 Biceps Brachii kası	9
Resim 3.3 Triceps Brachii kası	10
Resim 3.4 Pectorialis Minör kası	10
Resim 3.5 Pectorialis Majör kası.	11
Resim 3.6 Trapezius kası	11
Resim 3.7 El kemikleri.....	13
Resim 3.8 Elin kasları	13
Resim 3.9 Elin kemikleri ve eklemleri.....	14
Resim 3.10 Başparmak hareketleri	15
Resim 3.11 El parmak hareketleri.....	15
Resim 3.12 Bilek hareketleri.....	16
Resim 3.13 Güçlü kavrama, elin tutuş şekilleri.	16
Resim 3.14 İnce kavrama, elin tutuş şekilleri.	17
Resim 3.15 Motor ünite, bir motor nöron ve onu uyaran tüm kas liflerinden oluşur .	18
Resim 3.16 Motor ünitenin yapısı.....	19
Resim 3.17 Myo Armband (sekiz kanal) tarafından elde edilen ham sEMG sinyali..	22
Resim 3.18 EMG sinyalleri elde etmede kullanılan iğne elektrotları	23
Resim 3.19 Yüzey elektrotunu göstermektedir	24
Resim 3.20 Myo armband	24
Resim 3.21 Yüzey elektrot çeşitleri	25
Resim 3.22 İğne elektrot çeşitleri	26
Resim 3.23 Myo armband cihazı.	27
Resim 3.24 Myo Armband'ın iç parçaları	28
Resim 3.25 İki adet şarj edilebilir Li-ion pil	29
Resim 3.26 3D yazıcı makinesi ve PLA malzemesi	39
Resim 3.27 3D insansı protez elin tüm parçaları.	40
Resim 3.28 Elin taban kısmının görseli.	40
Resim 3.29 Parmağı lastik bir iplikle takma.	41

Resim 3.30	Elin tüm parmaklarını takıp servo motoru yerleştirilmesi.	41
Resim 3.31	MG995 Servo motorların tipi.	42
Resim 3.32	Protez elin tüm parçaları.	42
Resim 3.33	TowerPro motorlardan MG995.	43
Resim 3.34	TowerPro MG90S servo motor.....	44
Resim 3.35	Servo motoru kontrol etmek ve kalibre etmek için değişken direnç.	44
Resim 3.36	Arduino UNO.	45
Resim 3.37	Servo shield devresi.	46
Resim 3.38	Güç kaynağı.	46
Resim 3.39	Bu çalışmada da kullanılan bilgisayar ve Myo Armband düzeneği.	48
Resim 3.40	Myo Armband aksesuarları.....	49
Resim 3.41	Myo Armband'ın kayıt yapmaya hazır olduğunu gösterir.....	49
Resim 3.42	Önerilen sistemin yedi el hareketi.	50
Resim 3.43	Myo Armband cihazı uygulama penceresi görüntüsü.	50
Resim 3.44	Denek, el kavrama durumunda.	51
Resim 4.1	Robotik el hareketleri.....	68

1. GİRİŞ

Allah'nın bize verdiği en önemli nimetlerden biri sağlıktır. Bu nimetlerden en önemlilerinden biri de üst ve alt ekstremitelerdir. Çevremizle fiziksel etkileşimimiz, ekstremitelerimiz tarafından korunur. Bir uzuv kaybı, hastalık veya yaralanma herkes için tehlikeli bir durumdur. Uzuv kaybı yani amputasyon sonucunda kişinin yaşam tarzına sadece fiziksel kısıtlamalar getirilmez, aynı zamanda kişinin psikolojik durumunu olumsuz etkiler. Bazı hastalıklar ve kazalar amputasyon ile sonuçlanabilir. Örneğin diyabet veya kangren gibi dolaşım bozukluklarının neden olduğu hastalıklar, diğer yandan iş kazaları, trafik kazaları, savaşlar, patlayıcı cihazların kullanımı, silahlar, elektrik çarpması gibi tehlikeli durumlarda da uzuv kaybı gerçekleşebilir.

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte araştırmacılar, istenen hareketleri yapabilen ve giyilebilir teknolojileri kullanarak robotik çözümler üzerinde çalışmaktadır. Geliştirilen çözümler ile eksik uzuvlardan kaynaklı eksikliklerin giderilmesi amaçlanmıştır. Öyle ki bazen bu tür çözümler vücuda çeşitli protezlerin takılabileceği gibi bazen de robot kolların uzaktan kontrolü ile de gerçekleştirilebilir. Hatta riskli bölgelerde çalışan personelin olası risklerini azaltacak veya hassas operasyonlar için cerrahların hizmetine sunulan çözümler bile bu açıdan değerlendirilebilir.

Günümüzde robotlar EMG (Elektromiyogram) sinyalleri kullanılarak kontrol edilmesi şeklindeki bazı uygulamalar vardır. Bu konudaki çalışmalar EMG sinyalleri ile protez uzuvların, robotik cihazların ve oyuncakların kontrolü gibi alanlarda yürütülmektedir. EMG işaretleri ile kontrol, sinyal analizi ve sınıflandırılmasına bağlı hareket tanıma algoritmaları ile sağlanabilir. Bu tez çalışmasında EMG sinyallerini sınıflandırmak için kullanılan çeşitli metodoloji ve algoritmalar değerlendirilecektir.

Beyinden çıkan emirler sinir hücreleri üzerinden kollara aktarılır. Beyinden kasa ulaşan EMG sinyallerinin tespit edilmesi üzerine çeşitli ticari çözümler geliştirilmiştir. Bu tez çalışmasında kasdan alınan EMG işaretlerinin kablosuz bir şekilde bilgisayara aktarılmasında Myo Armband kullanılacaktır.

Koldan alınan EMG işaretlerinin doğru şekilde sınıflandırıldığıının tespiti için bu tez çalışmasında ayrıca 3D yazıcı ve elektronik devreler ile üretilmiş bir robotik kol kullanılacaktır. Myo Armband ile alınan EMG işaretlerinin Matlab ortamında özellik çıkarma ve sınıflandırma algoritmaları ile işlenmesi sonucu gönüllü denek tarafından yapılan hareketler robotik kol tarafından taklit edilecektir.

Bu tezin temel amacı, yerel imkânlarla üretimi yapılabilir düşük maliyetli EMG sinyalleri ile kontrol edilebilen robotik bir kol geliştirmektir. Bu nedenle 3 boyutlu modelleme programı ile tasarlanmış ve 3 boyutlu yazıcı kullanılarak üretilmiş robotik kol prototipin EMG işaretleri ile kontrol edilebilmesinin geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Tezin aşamaları:

1. Myo Armband kablosuz hareket kontrol aralığını, sınırlı bant genişliğine rağmen robotik kolu hareket ettirmek için kablolu kas sensörleri yerine ham sEMG (surface EMG) sinyallerinin analizi,
2. Robotik kol prototipinin gerçekleştirebileceği hareketlerin EMG işaretlerinin tespit edilmesi amacıyla seçilen yedi el hareketini ayırt ederek sEMG veri kümelerine uygun bir model tanıma sistemi geliştirilmesi,
3. TD-PSD (Time Dependent-Power Spectrum Descriptors) özellik çıkarım setinin analizi ($\log(m_0)$, $\log(m_0-m_2)$, $\log(m_0-m_4)$, $\log(S)$, $\log(IF)$ ve $\log(WLR)$),
4. Yedi el hareketinin karakterize edilmesi için iki popüler sınıflandırıcı algoritmasının (SVM (Support Vector machine) ve LDA (Linear Discriminant Analysis)) performans değerlendirilmesi,
5. Robotik kolu sorunsuz bir şekilde hareket ettirmek amacıyla yüksek sistem doğruluğu ve en düşük işlem süresi elde etmek için en iyi özellik çıkarma hibridini bulmak ve uygun sınıflandırıcının seçilmesi,

Bu tez çalışmasının ikinci bölümünde EMG ve robotik kol kontrolü hakkındaki literatür çalışması üçüncü bölümde EMG işaretlerinin değerlendirilmesi ve robotik kol düzeneği ile ilgili materyal metod bilgisi verilmektedir. Dördüncü bölümde Matlab ve robotik koldan elde edilen bulgular ve son bölümde de elde edilen verilerin yorumlandığı sonuç başlığı bulunmaktadır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu tez çalışmasında EMG işaretleriyle bir yapay robotik kolun hareket ettirilmesi amaçlanmıştır. Bu nedenle öncelikle EMG sinyallerini analiz eden çalışmalar ile ilgili bir literatür taraması yapılmıştır.

Zhang vd. 2010 yılındaki çalışmasında, sEMG sinyallerinin zamana ve frekansa dayalı dalgacık dönüşümü analizi, gürültü giderme ve özellik çıkarma yöntemlerine odaklanarak sunulmaktadır. Öznitelik vektör çıkarımı için dalgacık dönüşümü, yapay sinir ağı sınıflandırıcı yaklaşımıyla birlikte sEMG sinyal doğruluğunu etkili bir şekilde artırarak %93,33'lük doğru tanımlama oranı elde edilmiştir.

Phinyomark vd. 2012 yılındaki çalışmasında otuz yedi zaman ve frekans alanı özniteliği önerilmiştir. Özellik dağılım grafiği, istatistiksel analiz ve sınıflandırıcı tarafından doğrulanan sonuçlar, zaman alanı özelliklerinin çoğunun gereksiz olduğunu göstermektedir. Tüm frekans alanı öznitelikleri güç spektral yoğunluğunun istatistiksel bilgilerine dayalı olarak hesaplanmıştır.

Guo vd. 2015 yedi denek üzerinde sekiz hareket için sEMG sinyalleri dört öznitelik çıkarma yöntemi Root Mean Square (RMS) , Detrended Fluctuation Analysis (DFA) Weight Peaks (WP), Muscular Model (MM) ve Artificial Neural Network (ANN) ile SVM sınıflandırıcılarından oluşan sekiz set karşılaştırılmıştır. Sonuçlar ANN sınıflandırıcısının %88.7, SVM'nin ise %85.9 doğruluğa sahip olduğunu göstermiştir.

Mayetin vd. 2015 bu çalışmada önkoldaki üç kanaldan alınan elektrotlardan elde edilen EMG sinyali ile hareket eden bir robotun hızı ve yönü kontrol edilmiştir. Sonuçlar, motor devrinin başarılı bir şekilde kontrol edildiğini ve motorlu robotun sağa ve sola dönüşünün doğru bir şekilde sağlandığını göstermiştir. Fakat bu çalışmada kullanılan robotun hareket etmesi için başparmak kasının sürekli kasılması ve fleksiyon sırasında doğru kontrol için bir bilek açısı gerektirir.

Rawat vd. 2016 yılındaki çalışmasında Myo Armband kullanım kolaylığını vurgulamıştır. Bu çalışmanın amacı, Myo Armband halkasını kullanarak jestlerin görsel analizidir. Gönüllülere iki gruba ayrılmıştır. Birinci grup klavyeyi kullanırken diğeri Myo Armband kullanmıştır. Testler esnasında Oculus arttırılmış gerçeklik uygulaması kullanılmıştır. Her iki testin sonuçlarına göre, Myo Armband ile kullanıcı deneyimi klavyeden çok daha iyi ve heyecan verici bulunmuştur.

Huang vd. 2016 bu çalışmada iki set özellik çıkarımı değerlendirilmiştir. İlk sette bir öznitelik mean absolute values (MAV) , ikinci sette dört öznitelik waveform length, slope sign change, zero crossings, mean absolute values) ile SVM ve LDA sınıflandırıcıları için 13 kullanıcı hareketini tanımlamak için kullanılmıştır. Sonuçlar, MAV öznitelik setinin %88,2'lik bir başarı oranıyla sınıflandırmayı iyileştirdiğini göstermiştir. Hibrit özellik seti (RMS, WL, MAV, $(\log(m_0))$), SVM için %95.61 ve LDA için %93.29'a oranda başarıya ulaşmıştır.

Küçük vd. 2017 bu çalışmada, hareket eden robot, ön kol kaslarından alınan EMG sinyalleri kullanılarak kontrol edilmiştir. Dijital filtre kullanılarak kablosuz bir yöntemle mobil robot kontrol devresi kullanılmıştır. Ön kol kaslarından alınan sinyaller aracılığıyla hareket eden robotun yönü ve hızı kontrol edilmiştir.

Alam vd. 2017 yılındaki çalışmasında, protezi kontrol etmek için bir EMG sinyali kullanmışlardır. Bu çalışmanın amacı, Matlab Toolbox'ı geliştirerek karşılık gelen çok kanallı yüzey EMG sinyalinden bir dizi el hareketini sınıflandırmaktır. Çalışmalarında, belirli bir dizi el hareketi için en iyi sınıflandırma doğruluğunu elde etmek için birden fazla özelliği çıkarmaya ve çıkarılan açık özelliklerin uygun bir kombinasyonunu bulmaya odaklanmışlardır. LDA sınıflandırıcısını kullanmışlardır. Özellik boyutlarının sınıflandırma doğruluğuna indirgenmesi, temel bileşen analizi (PCA) ile de araştırılmıştır. Farklı elektrotların konumlarını analiz ederek her hareketin grubu için sınıflandırma doğruluğunu karşılaştırmışlardır. El hareketlerinin sınıflandırma doğruluğunu %90'ın üzerindedir.

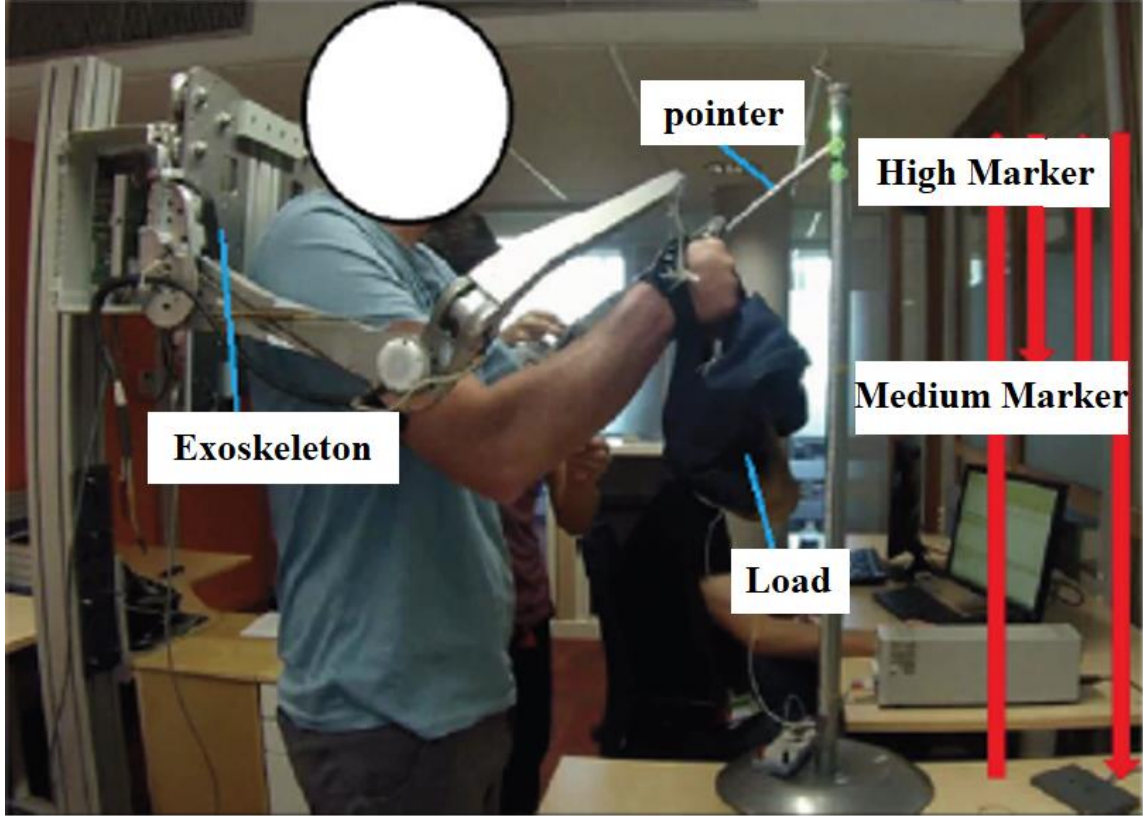
Mendez vd. 2017 yılındaki, bu çalışmada Myo Armband'ın dar bant genişliğinin model tanıma kontrolü uygunluğunu değerlendirmek için tam EMG spektrumunu yakalayan geleneksel EMG ölçümü ile karşılaştırmışlardır. Çalışmaya dokuz el hareketi yapan sekiz sağlıklı denek dahil edilmiştir. Verilerden altı özellik çıkarılmış ve LDA ile kategorize edilmiştir. Sonuçlar, CONV için ortalama sınıflandırma hatasının $5,82 \pm 3,63$ ve Myo Armband için $9,86 \pm 8,05$ olduğunu ve anlamlı bir fark olmadığını göstermiştir. ($p = 0,056$). Yani Myo Armband isimli ürünün EMG işaretlerinin elde edilmesinde kullanılabileceğini göstermişlerdir.

Akhmadeev vd. 2017 yılındaki, bu çalışması, sinyal işleme, özellik çıkarma ve sınıflandırıcı eğitime ek olarak Myo Armband kullanılarak EMG kontrollü örüntü tanıma tabanlı stratejiler için bir test sisteminin geliştirilmesi ile ilgilidir. Sonuçlar, sistemin kabul edilebilir derecelendirme oranları sağladığını göstermiştir.

Lu, L vd. 2020 yılındaki, bu çalışmada, EMG sinyali gibi in vivo özelliklere sahip biyometri ile aktivite tespiti ve kimliğe bürünme saldırılarının önlenmesi için Myo Armband kullanılmıştır. EMG tabanlı kişisel kimlik, açık el hareketleri altında yüzeysel EMG sinyalinin sentezlemek için 21 denneğin sağ ön koluna (özellikle, radyohumeral eklem elevasyonu) bir Myo Armband yerleştirilerek araştırma yapılmıştır. Bu işlem iki farklı kişisel kimlik belirleme yöntemi ile gerçekleştirilmiştir. Biri ayrık dalgacık dönüşümüne ve diğeri sürekli dalgacık dönüşümüne dayanmaktadır. Sonuçlar, bu iki yöntemi belirleme doğruluğunun sırasıyla 99.206 ve 99.203 'e ulaşabileceğini göstermiştir.

Treussart vd. 2020 yılındaki bu çalışmada, insan-robot işbirliğinde gücü artırmak için üst ekstremité dış iskeletinin sezgisel bir kontrol yasasının uygulanması kullanılmıştır (Resim 2.1). Bu çalışmanın amacı, kuvvet sensörleri veya belirli bir tutamak kullanmadan bilinmeyen bir yükün üstesinden gelmeye yardımcı olacak yenilikçi bir yaklaşım tasarlamaktır. Yöntem, bir serbestlik derecesi boyunca hareketin yönünün ve yoğunluğunun tahmin edilmesini sağlayan EMG Myo Armband üzerinden tahmine dayalı kullanıcı niyetlerini incelemektedir. Önerilen yaklaşım, üst ekstremitenin dış iskeletini bir serbestlik derecesiyle yükseltme görevi sırasında 10 katılımcı üzerinde test

edilmiştir. Katılımcılar bunu üç farklı koşul altında yaptılar: yardımsız, hassas yerçekimi telafisi ile ve EMG sinyaline dayalı olarak önerildiği gibi. Bu tür kontrol, kullanıcının etkileşim noktasından önce kaslarını gevşetmesine olanak tanır. Sonuçlar, önerilen yöntemin doğruluğunu, etkinliğini ve yanıtını geleneksel yöntemle göre daha iyi olduğunu göstermiştir.



Resim 2.1 Treussart vd. 2020 tarafından önerilen yöntem.

Fatih vd.2020 bu çalışmada, çok değişkenli görgül kip ayrışımı (ÇDGKA) yöntemine dayalı öznitelik çıkarımı, geleneksel yöntemlere alternatif olarak sunulmaktadır. Sinyali uyarlanabilir şekilde salınım modlarına ayıran EMG sinyalinden daha önemli bilgiler elde etmeyi amaçlar. Yöntem uygulanarak özgül kip fonksiyonları (ÖKF) elde edilmiş ve ÖKF'den çıkarılan öznitelikler kullanılarak elde edilmiştir. K-Nearest Neighbor (k-NN), LDA ve SVM sınıflandırıcıları kullanılarak altı hareket sınıflandırılmıştır. ÇDGKA tabanlı öznitelik çıkarma yönteminin LDA ve SVM için ham verilerden doğrudan öznitelik çıkarma yöntemine göre ortalama %12 daha başarılı olduğu kaydedilmiştir. Ayrıca akıllı el protezinin işlevselliğinin artması büyük ölçüde kas

bölgesinden toplanan EMG sinyalinin doğru analiz edilip yorumlanmasına bağlı olduğu tespit edilmiştir.

Ahmed vd. 2021 bu çalışmada, protez el uygulamasında EMG kontrol yöntemi sunulmaktadır. Sistem yedi kişi üzerinde test edilmiş ve sonuçları karşılaştırmak için Myoware Sensörü ve Myo Armband kullanılmıştır. Myoware sensörünün cilt ve saç ile temas ettiğinde etkilendiğini, Myo Armband'ın ise bu koşullardan etkilenmediğini ve ayrıca kablo üzerinden veri iletmekten çok daha kolay olan Bluetooth üzerinden veri ilettiğini göstermiştir.

Literatür taramasında da görüldüğü üzere EMG işaretlerinin elde edilmesi için Myo Armband bilimsel çalışmalarda kullanılmaktadır. Özellikle EMG işaretlerinin sınıflandırılmasında farklı yapay zeka yöntemleri kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında da EMG işaretlerinin Myo Armband ile elde edilmesi, Matlab ortamında sınıflandırılması amaçlanmıştır. Ayrıca sınıflandırma sonucunun bu tez çalışması için geliştirilen bir robotik kol üzerinde denenmesi de sağlanacaktır.

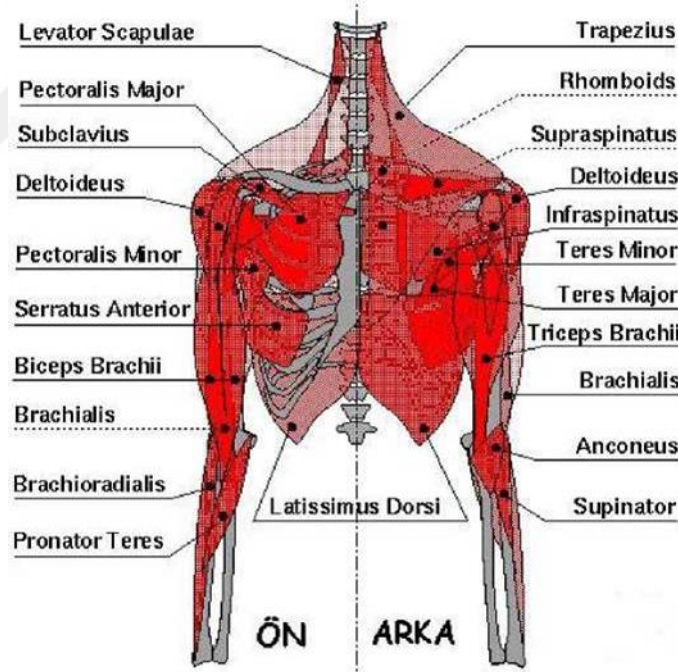
3. MATERYAL ve METOT

3.1 Üst Uzuvların Anatomisi ve Fizyolojisi

İnsan vücudunda, organlar tam bir vücut oluşturmak için birlikte çalışır. Bu organlar arasında gerekli günlük hareketlerden sorumlu olan kas ve sinir sistemi bulunur. Tez kapsamında kas-iskelet sistemi ana başlıklar altında incelenecektir.

3.1.1 Üst Ekstremité

Üst ekstremité, Resim 3.1’de görüldüğü gibi vücut kaslarının hareket etmesine izin vermek için kasılarak ve gevşeterek çalıştığı için manuel faaliyetleri temsil eden insan vücudunun organlarından biridir (Singh 2020).



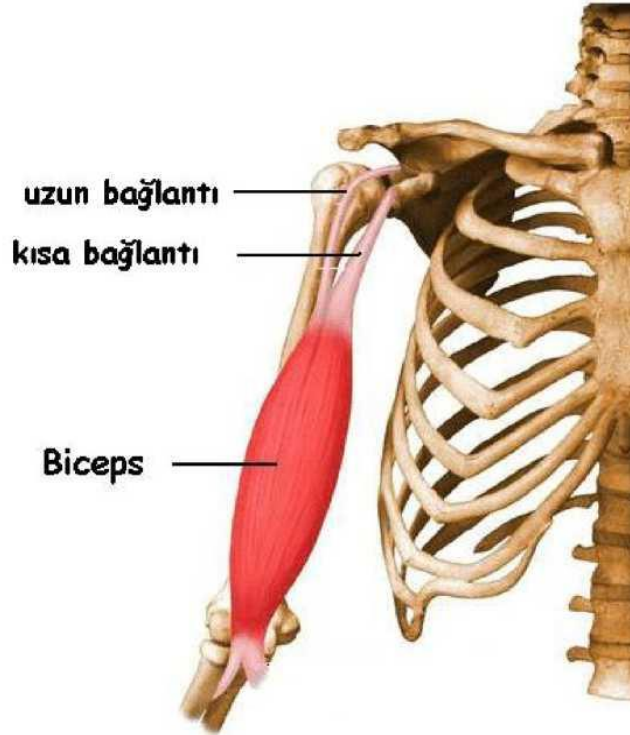
Resim 3.1 İnsanın üst gövde kasları (Arslan 2005).

Elin fleksör ve ekstansör kasları kolda bulunur. Ekstansör kas eklemi açmak ve güçlendirmek için çalışırken, fleksör kası eklemin bükülmesini sağlar (Jones vd. 2006). Örnek olarak, üst ön kol kaslarından biceps fleksör, üst arka kol kaslarından triceps ise ekstansör kaslardır. Dirsek büküldüğü zaman önce biceps kasılır. Daha sonra biceps

gevşer ve dirseği düzeltmek için bu sefer triceps kasılır. Bu tip zıt yönlü hareket eden kas çiftleri, agonist-antagonist kas çiftleri olarak adlandırılırlar. Deneyler sırasında ölçüm yapılan biceps, triceps, pectorialis ve trapezius kaslarıyla, diğer üst gövde kasların konumları arasındaki ilişkilerinin gözlenebilmesi açısından, Resim 3.1’de genel olarak insan üst gövde kasları gösterilmiştir.

3.1.2 Biceps Brachii Kası

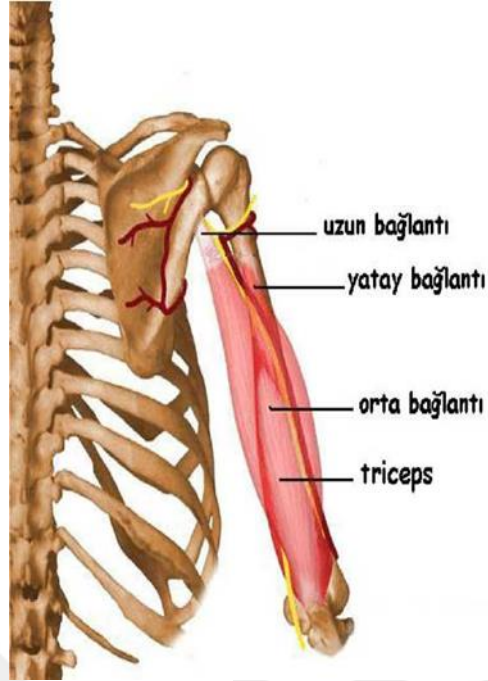
Biceps brachii kası, Resim 3.2’de görüldüğü gibi koldaki fleksör kas grubu halinde düzenlenir ve skapulaya biri kısa, kalın ve geniş, diğeri uzun ve dar olan tendonlarla bağlanır ve omuz hareketini kolaylaştırır (Kumar vd. 2008).



Resim 3.2. Biceps Brachii kası (Arslan 2005).

3.1.3 Triceps Brachii

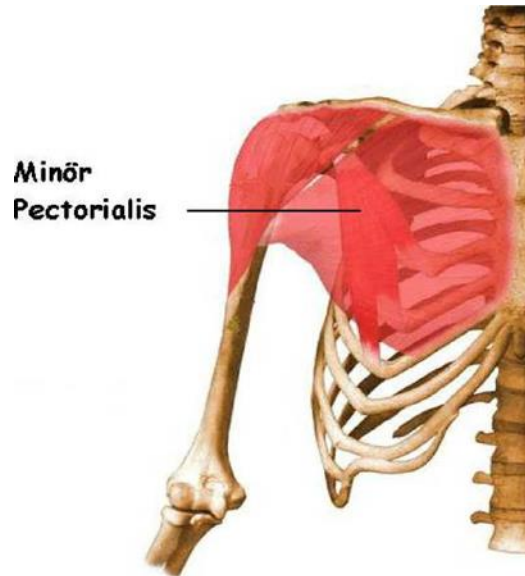
Arka humerus boyunca yer alan tek kastır. Resim 3.3’te görüldüğü gibi omuzda üçüncü derece bir kaldırma hareket eden, omzun ekstansiyon ve adduksiyon hareketlerinde yardımcı rol oynayan triseps içcikli bir kastır (Landin vd. 2018).



Resim 3.3 Triceps Brachii kası (Arslan 2005).

3.1.4 Pectorialis Minör Kası

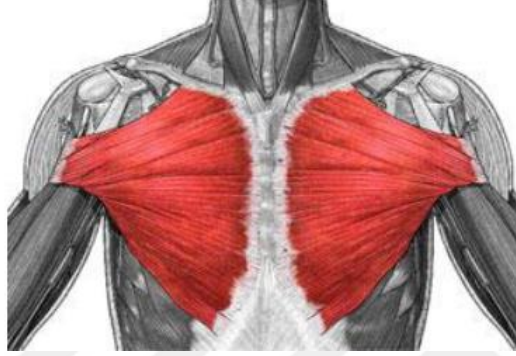
Göğsün üst kısmında pektoralis majör altında bulunan üçgen bir kastır. Resim 3.4'te görüldüğü gibi koltuk altının ön duvarını oluşturur. İşlevi, omzu ileri ve aşağı hareket ettirmek ve omurgaya göre alt açıda döndürmektir (Maldonado ve Tadi 2020).



Resim 3.4 Pectorialis Minör kası (Arslan 2005).

3.1.5 Pectorialis Majör Kası

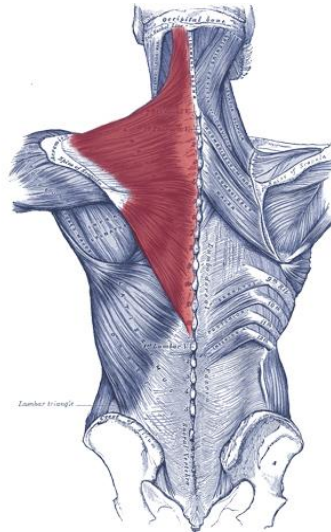
Pectoralis majör kası, Resim 3.5'te görüldüğü gibi göğüs yüzeyinde bulunan göğüs kaslarının en büyük bölümünü oluşturur. Kalın yelpaze şeklindedir. İşlevi, gövdenin omzuna ulaşma ve onu bükme ve germe ve eli içe doğru çevirme yeteneğidir (Solari ve Burns 2018).



Resim 3.5 Pectorialis Majör kası (İnt.Kyn.1).

3.1.6 Trapezius Kası

Boynun üst sırt ve bel bölgesinde bulunan uzun kas liflerinden oluşur. Resim 3.6'da görevi, omurgayı düz tutmak desteklemek ve başın zıt tarafa rotasyonunda önemli rol oynamaktır (Ourieff vd. 2018).



Resim 3.6 Trapezius kası (İnt.Kyn.2).

3.1.7 İnsan Kolunun Anatomisi

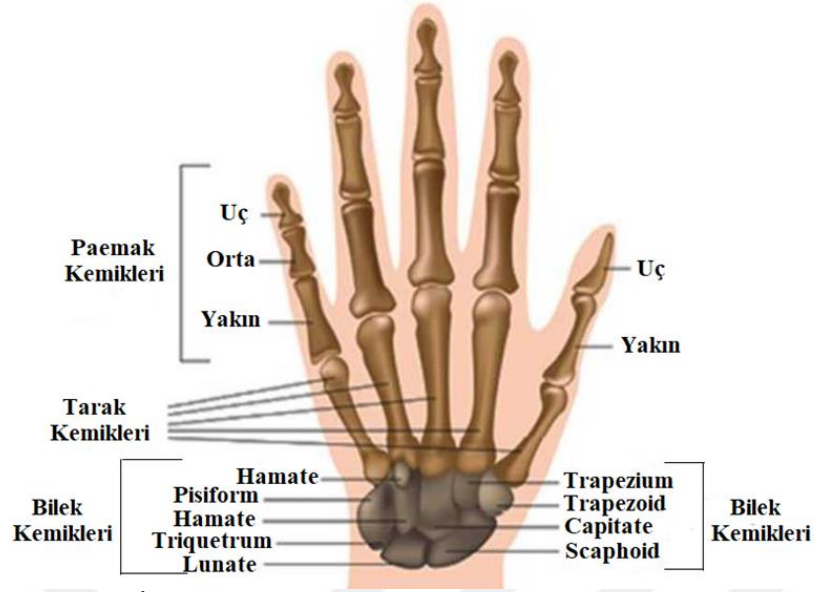
İnsan eli, insanın fonksiyonel işlevlerinin çoğunu yerine getiren mucizevi bir organdır. Ellerimizi ulaşılabilecek nesneleri tanımlamak ve tutmak için kullanırız. Ayrıca el, soğuşu ve sıcakşı hissetme ve dokunma yoluyla nesneleri tanıma gibi duyuşal bir araç görevi görür (Jones ve Lederman 2006).

3.1.8 Elin Yapısal Anatomisi

İnsan eli, her biri bilek adı verilen bir eklemlle bağlantılı, kolun ucunda yer alan beş parmağı ve büyük bir avuçtan oluşur (Kumar vd. 2008). Ayrıca bağları, kasları, tendonları, sinirleri ve diğler dokuları içerir. Sinirlerin rolü, bilek çevresinde dağılmış olan şeyleri algılamada faydalıdır. Kaslara gelince, bunlar hareketi sağlayan ve tendonlar aracılığıyla kemiğle bağlanan motorlardır ve tendonlar da hareketi kemiğle doğru bir şekilde iletir. Elin hareketi, kemikleri tutan ve elin şeklini veren bağlar tarafından belirlenir (Misener ve Morin 1995).

3.1.9 Kemikler

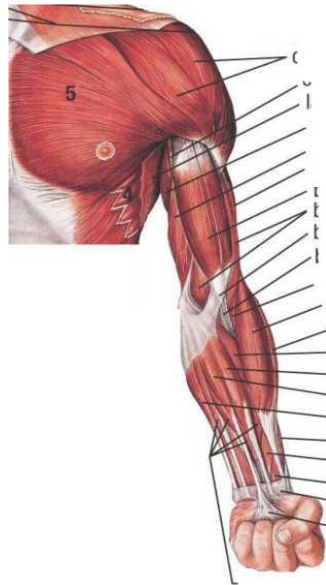
El kemikleri 27 kemikten oluşur (Resim 3.7). Elin yapısı üç gruba ayrılır. Birinci grup elin küçük bilek kemikleridir ve iki sıra halinde dizilmiş 8 kemikten oluşan ve bağlarla birbirine bağlanan küçük bilek kemikleridir. İkinci gruba gelince, metakarpal kemikler, her biri yukarı doğru giden, falanjlara bağlı taban adı verilen geniş bir kısma sahip olan ve diğler kısmı tabandan daha küçük, baş olarak adlandırılan beş dikdörtgen kemikten oluşur ve elin bilek kemiklerine bağlanır. Falanjlar olan üçüncü grup, metakarpal kemiğle bağlı 14 kemikten oluşur. Başparmak geniş bir hareket yapar, böylece yüz yüze gelebilir. Diğler parmaklar, küçük ve büyük nesneleri almasına yardımcı olur (Jones ve Lederman 2006).



Resim 3.7 El kemikleri (İnt.Kyn.15).

3.1.10 Kaslar

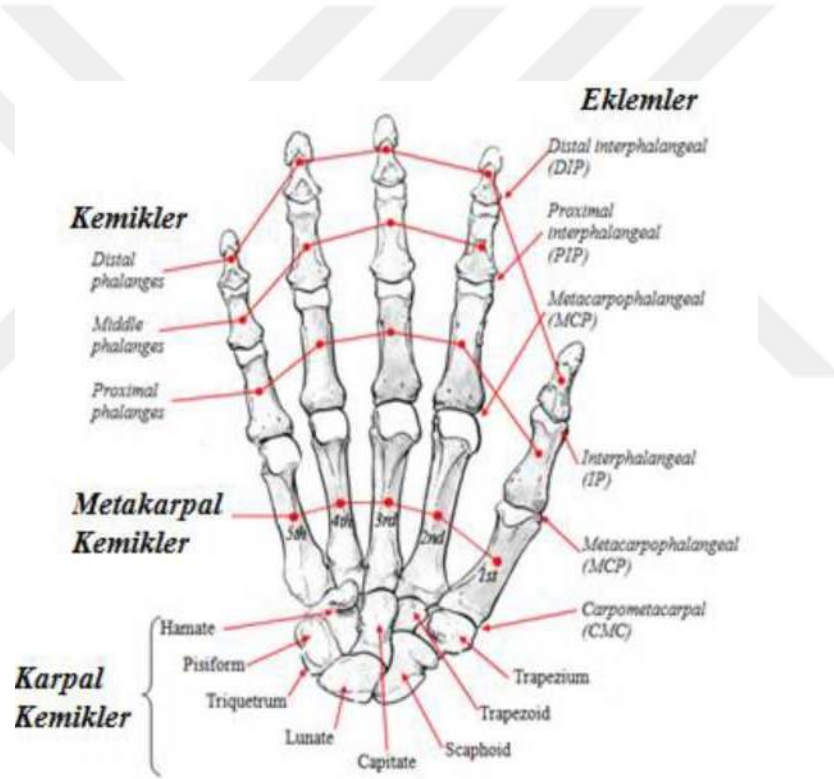
Ön kolda bulunan kaslar parmak ve bilek hareketlerinden sorumludur (Resim 3.8). İnsan vücudundaki tüm kaslar, kendi içlerinde bağ dokusu ile birbirine bağlı birçok bireysel kas lifi gruplarından oluşur. Ön kol kasında, ön kolun derin fasyası olarak bilinen ve ön kolu normalde üç septumla ayrılmış bir ön oda ve arka oda olarak ayıran bir kılıfla çevrili 13 kas vardır (Agur ve Dalley 2009).



Resim 3.8 Elin kasları (İnt.Kyn.15).

3.1.11 Eklemler

Eklem, iki veya daha fazla kemiğin birleştiği alandır. Çoğu eklem türü hareketlidir, bu da kemiklerin serbestçe hareket etmesine izin verir ve kemik sürtünmesini azaltır. Eldeki parmaklarda farklı anatomik yapılara sahip eklemler vardır ve Resim 3.9'da görüldüğü gibi farklı fonksiyonel özelliklere sahiptir. Başparmak eklemleri proksimalden distale doğru carpometacarpalis, metacarpophalangea pollicis ve interphalangea pollicis. Diğer parmakların eklemleri başparmak dışında kalan diğer dört parmak eklemleridir. Bütün bu parmaklar da üçer eklem dizisi vardır. metakarpofalangeal, proksimalinterfalangeal ve distal interfalangeal eklemlerdir (İnt.Kyn.15).

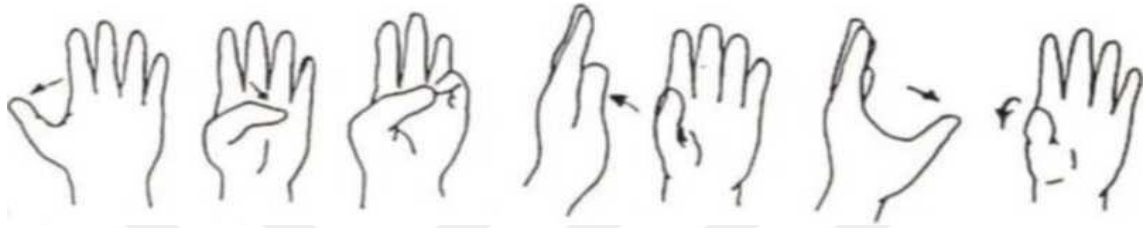


Resim 3.9 Elin kemikleri ve eklemleri (İnt.Kyn.15).

3.2 El Hareketinin Biyomekanik İncelenmesi

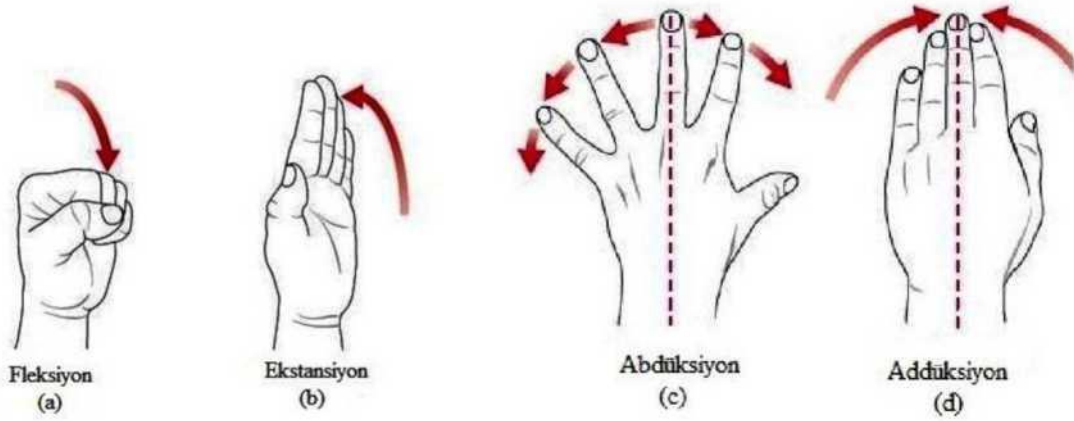
Elin biyomekaniği gerçekten şaşırtıcıdır. Birçok yönden, elin karmaşıklığı, tasarımına yol açan evrimsel mühendislik harikasını tam olarak anlama yeteneğimizi zorlamaktadır (Duncan vd. 2013).

El bileğinde ortalama 65-80° fleksiyon, ortalama 55-75° ekstansiyon, 35-45°'lik ulnar ve 15-20°'lik radial deviasyon hareketi vardır. Ancak günlük yaşam aktivitelerinin çoğunda 5° fleksiyon, 30-40° ekstansiyon, 10° radial ve 15-30° ulnar deviasyon yeterli olmaktadır. El hareketleri iki kısma ayrılır: parmak hareketleri ve eklem hareketleri (Eryiğit 2012). Başparmağın hareketi diğer parmakların yön hareketlerinden farklılık gösterir ve (Resim 3.10'da görüldüğü gibi bir cismi kavrama ve üzerine bastırma görevini tamamlar (Köklükaya 2008).



Resim 3.10 Başparmak hareketleri (Eryiğit 2012).

Eldeki diğer parmakların hareketine gelince, işlevi Resim 3.11'de gösterildiği gibi fleksiyon, ekstansiyon ve abduksiyondur.



Resim 3.11 El parmak hareketleri (Eryiğit 2012).

Ulna ekleminin hareketlerine gelince, Resim 3.12'de gösterildiği gibi sağ, sol, yukarı, aşağı ve ilerdir.



Resim 3.12 Bilek hareketleri (Eryiğit 2012).

3.2.1 Elde Kavrama

Elde kavrama, elin en temel işlevlerinden biridir. Kavramanın iki çeşidi vardır. İlk güçlü kavrama ve ikinci ince kavramadır. Resim 3.13'te gösterildiği gibi, güçlü kavrama üç türden oluşur (Eryiğit 2012) :

- 1- Kanca tutuşu (taşıma çantası): Başparmak olmadan parmakların bükülmesidir.
- 2- Silindirik (çekiç): Tüm parmakların bilek ile fleksiyona getirildiği tutuş.
- 3- Küresel (kavanoz ağzı): Avuç içi ile temas yoktur ve parmaklar birbirinden ayrılır.



Resim 3.13 Güçlü kavrama, elin tutuş şekilleri.

İnce kavrama gelince, nesneler Resim 3.14'te gösterildiği gibi parmak uçlarıyla tutulur. Dört türü vardır (Eryiğit 2012):

- 1- Kalem tutma (kalem tutuşu): Üç parmak (başparmak, orta parmak ve işaret parmağı) hareket ettirilir.
- 2- İğne tutuşu (kerpeten tutuşu): İki parmak (baş ve işaret parmağı) hareket ettirilir.
- 3- Anahtar tutuşu: Başparmak işaret parmağına yaklaştırılarak işaret parmağı bükülür.
- 4- Tabak tutuşu: Başparmaklar bükülü olarak tüm parmaklar hareket ettirilir.

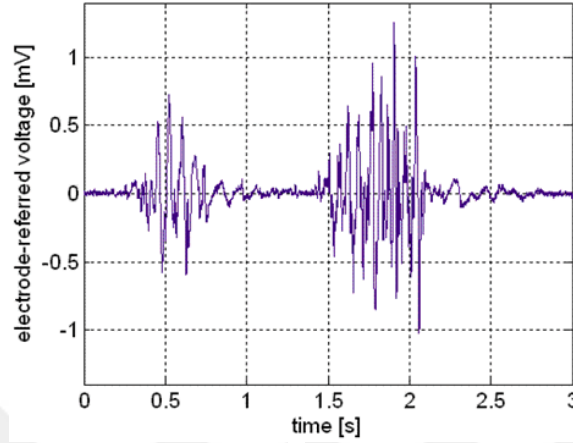


Resim 3.14 İnce kavrama, elin tutuş şekilleri.

3.3 EMG

EMG, iskelet kasları tarafından üretilen elektriksel aktiviteyi değerlendirmek ve kaydetmek için kullanılan bir tekniktir. Elektromiyogram adı verilen bir alet kullanılarak EMG ölçümü yapılır (Kamen 2004). Tipik bir EMG işareti Şekil 3.1'deki gibidir. EMG işaretleri ölçülürken güç ve frekans değerleri kaydedilir. EMG sinyalinin

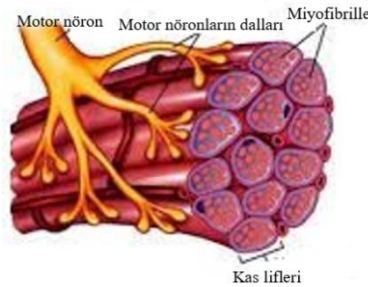
karakteristik özelliklerinden söz etmek gerekirse genlik aralığı 0-10 mV veya 0-1,5 mV RMS değerleri arasında değişkenlik gösterir. Sinyal frekansı 50 ile 500 Hz aralığında olmakla birlikte sıklıkla 50-150 Hz aralığında değerler alır (İnt.Kyn.16).



Şekil 3.1 Örnek EMG sinyali grafiği (İnt.Kyn.3).

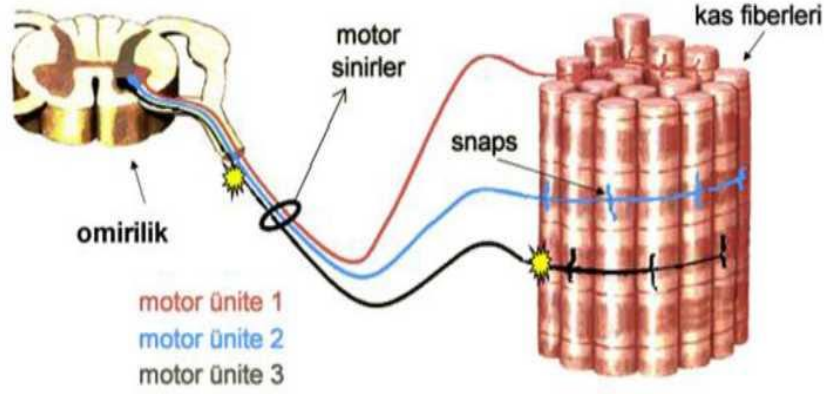
3.3.1 EMG İşaretlerinin Oluşumu ve Özellikleri

Vücuttaki temel birim, hücrelerimizin içindeki ve dışındaki iyonların dengesidir. İyon dengesindeki değişimin bir sonucu olarak, nöronlar, beyni, İstemli bir hareket gerçekleştirmek istediğimizde eyleme neden olması için uyaran bir elektrik potansiyeli yaratır. Bu potansiyele aksiyon potansiyeli (AP) denir. AP oluşan bir sinir hücresi kendisine bağlı sinir hücrelerinin de iyon dengesini değiştirerek bu sinir hücrelerinde de AP oluşturur. Bu yöntemde, uyaran omurilik yoluyla hedef kas bölgesine iletiildiği için birbirine bağlı nöronlar uyarılır ve motor sinirler uyarıyı iletir. Her sinirin sonunda, kasları oluşturan ve Resim 3.15'te gösterildiği gibi bu liflerin kasılıp gevşemesini sağlayan binlerce değişken kas lifi bulunur (Jamal 2012).



Resim 3.15 Motor ünite, bir motor nöron ve onu uyaran tüm kas liflerinden oluşur (İnt.Kyn.4).

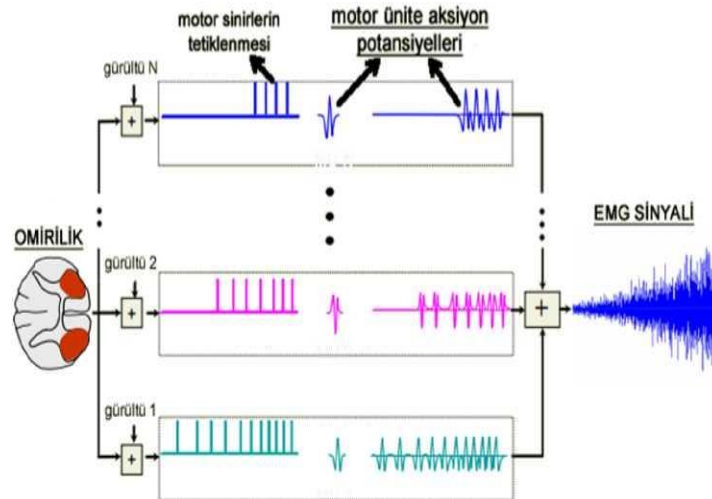
Resim 3.16'da bir kasın çalışmasında farklı sayıda motor ünite görev alır. Kas fonksiyonundaki fark, motor ünitelerin sayısına göre değişir.



Resim 3.16 Motor ünitenin yapısı (De 2008).

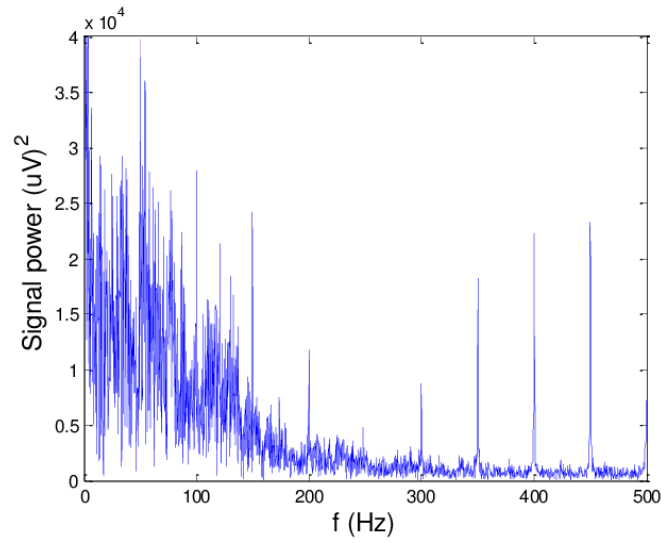
Şekil 3.2'de bir kasın kasılmasının başlaması ve devam etmesi için kasa bağlı motor ünitelerin oluşturdukları aksiyon potansiyelleri ve bu potansiyellerin toplamından ham EMG sinyalinin oluşumu gösterilmiştir.

EMG sinyallerinin elektriksel özellikleri incelenirse genlik mikrovolt düzeyindedir ve alınan kasın yaşına, cinsiyetine ve tipine göre değer değişebilir.



Şekil 3.2 Motor üniteleri aksiyon potansiyelleri ve EMG sinyali oluşumu (De 2008).

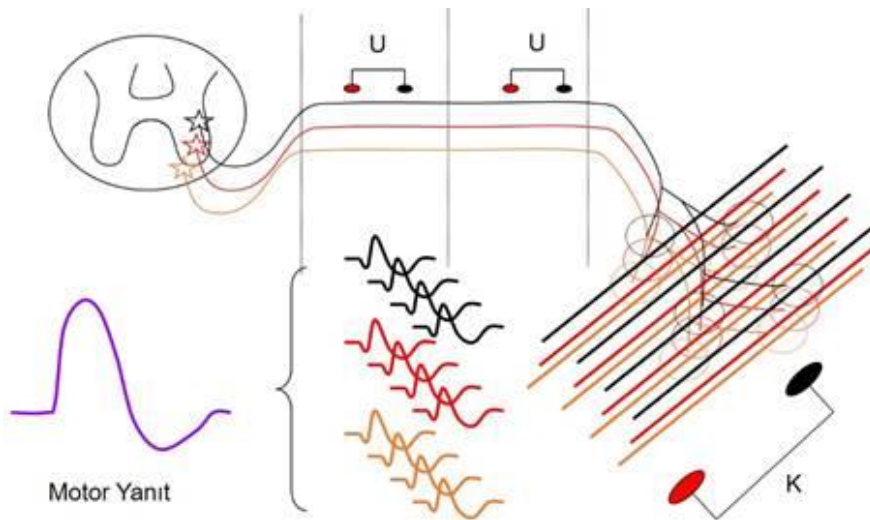
EMG durağan olmayan bir yapıda olduğu için belirli bir frekans değeri yoktur. Şekil 3.3'te görüldüğü gibi frekans bandı 10-500 Hz arasında olup, baskın frekans değeri 30-150 Hz dolaylarındadır.



Şekil 3.3 EMG sinyali frekans aralığı (Supuk vd. 2014).

3.3.2 Motor Birim ve Motor Ünite Aksiyon Potansiyeli (MÜAP)

Motor ünite, motor nöronlar, aksonlar ve iskelet kaslarından oluşur. Kas sisteminin en küçük fonksiyonel birimidir. sEMG sinyalini oluşturmak için bir araya gelirler. Motor ünitelerin sayısı vücudun farklı bölgelerindeki kaslara bağlı olarak değişir. Başka bir deyişle, kas ne kadar büyükse motor ünite sayısı da o kadar fazladır. Bir kasta uyarılma hızı motor nöron başına 100-150 kas lifi iken bazı kaslarda bu oran artabilir veya azalabilir. Şekil 3.4'te gösterildiği gibi iyonların birbirleriyle geçişi nedeniyle aksiyon potansiyeli örtüştüğünde bir fiberde bir MÜAP oluşur (Başpınar 2014).



Şekil 3.4 Motor birim aksiyon potansiyeli (İnt.Kyn.5).

3.3.3 EMG Sinyali

EMG sinyali, sinir sistemi tarafından kontrol edilen kasların kasılması ve gevşemesinden kaynaklanan karmaşık bir sinyaldir.

EMG sinyalleri, kas sinir sistemi hakkında bilgi taşır ve protez sistemleri için kontrol sinyalleri olarak kullanıma uygundur. EMG sinyalleri, periyodik veya deterministik olmayan analog sinyaller oldukları için statik değildir. EMG sinyalleri düzenli aralıklarla tekrarlanmaz ve kayıt süresi boyunca elde edilen bu sinyaller tek bir matematiksel ifade ile temsil edilemez. Ortam gürültüsü, manyetik etkiler ve titreşim kaynakları, kayıt işlemi sırasında EMG sinyallerinin özelliklerini etkiler (Taşar 2018).

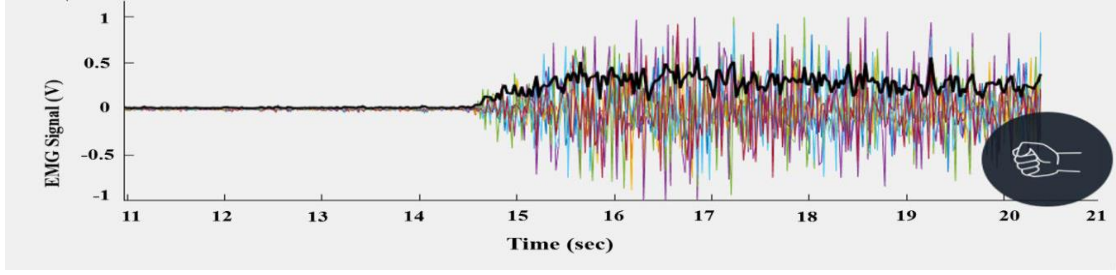
EMG sinyalleri birçok alanda kullanılmaktadır (Christov 2018). Farklı kas motor birimlerinin farklı motor görevlerdeki rolü hakkında sonuçlar:

- Çeşitli nöromusküler hastalıkların neden olduğu kas fonksiyonundaki değişikliklerin analizi.
- Ortezler, dış yapılar, protezler gibi çeşitli teknik cihazların kontrolü.

EMG, insanların hayatlarını kolaylaştırmak açısından özellikle önemlidir. EMG işaretlerinin daha doğru ve hızlı analiz edilebilmesi ve kontrol sistemlerinin geliştirilmesi sayesinde popüler çözümler üretilebilir. (Çalışkan 2019).

sEMG sinyali, kas kasılması sırasındaki elektriksel aktivitenin karmaşık bir girişim modelidir. Kas aktivitesi ve egzersiz durumu ile yakından ilgilidir. Genliği genellikle 0.01 mV ile 10 mV arasındadır ve ana enerjisi 0-500 Hz frekans bandı arasında yoğunlaşmıştır. sEMG sinyallerinin tespiti non-invaziv bir yöntemdir ve klinik tanı, rehabilitasyon tıbbı ve akıllı protez kontrolünde büyük önem taşır (Yang vd. 2021).

Resim 3.17’de, kas kasılma aktivitesi ile değişen, düşük genlikte başlayan bir Myo armband kol bandından elde edilen sekiz sEMG sinyal kanalını göstermektedir.



Resim 3.17 Myo Armband (sekiz kanal) tarafından elde edilen ham sEMG sinyali.

3.3.4 EMG Sinyallarının Elde Edilmesinde Kullanılan Yöntemler

EMG sinyalleri, aktif veya pasif elektrotlar, kas içindeki iğne elektrotları veya Myo Armband aracılığıyla kasların bulunduğu cilt yüzeyinden elde edilebilir.

3.3.4.1 İğne Elektrot Kullanarak EMG Sinyalinin Elde Edilmesi

Genellikle kas ve sinir hastalıklarının teşhisi için hekimin iğne elektrotu kas içine yerleştirip ölçümün yapılmasıyla gerçekleşen girişimsel (invaziv) bir yöntemdir. Burada amaç bir motor ünitenin aktivitelerini yakından inceleyebilmek ve doğru tanıyı koyabilmektir. Bu sebeple kasa ait daha yerel bilgilerin elde edilmesini sağlar. Ölçüm yapılacak kas bölgesinin dışında yüzeye yapıştırılan referans elektrot ile birlikte yükseltme yapılacak birime elde edilen işaretler aktarılır. İğne elektrotların bazıları doğrudan genlik ölçümü yaparken bazıları ise dışarıdan uygulanan bir uyarıya verilen tepki süresini belirler. Kullanıma göre çeşitleri vardır. Bunlar; tek fiber, tek kutuplu, çok kutuplu, eş merkezli (konsantrik) ve makro elektrotlardır. Bunlardan bazıları tek kullanımlık bazıları ise dezenfekte edilerek birden fazla kullanılabilir elektrotlardır. Bazı iğne elektrotlar Resim 3.18’de gösterilmiştir. Son yıllarda aktif protezlerin çoklu serbestlik dereceleri yerine getirebilmek için iğne elektrotlar ile kas içinden elde edilen EMG sinyallerinin de kullanılmasıyla ilgili çalışmalar yapılmaktadır (Bilgin 2016).



Resim 3.18 EMG sinyalleri elde etmede kullanılan iğne elektrotları (İnt.Kyn.6).

3.3.4.2 Yüzey Elektrot Kullanarak EMG Sinyalinin Elde Edilmesi

Yüzey elektrotlar EMG sinyalinin elde edileceği kas bölgesinin deri yüzeyine aktif veya pasif elektrotların yerleştirilip ölçümün başlamasıyla gerçekleşen girişimsel olmayan (non invaziv) bir yöntemdir. Aktif yüzey elektrotlar üzerlerinde bulunan bir yükselteç devresiyle ölçüm yapılan bölgede işareti belirli bir kat yükseltirler. Pasif elektrotlarda ise üzerlerinde herhangi bir devre olmayıp, işaret elde edilir edilmez yükseltme yapılmaz. İğne elektrotlarıyla EMG sinyallerinin elde edilmesinde olduğu gibi bu elektrotlar ile birlikte ölçüm yapılan bölgeden farklı bir yere referans elektrot yapıştırılmalıdır. İğne elektrotları kullanılan kas içi ölçümlere göre, kasın tüm motor ünitelerinden gelen bilgiler elde edildiği için daha genel bilgilerin elde edilmesini sağlar. EMG sinyalleri kullanılan aktif el-kol protezlerinin kontrolünde yüzey elektrotlar kullanılır. Bu elektrotların deri yüzeyi ile temas edeceği bölgede ya saf gümüş (Ag) ya da gümüş klorürden (AgCl) yapılmış iletkenliği yüksek malzeme kullanılır. Resim 3.19’da, yüzey elektrotunu göstermektedir.



Resim 3.19 Yüzey elektrotunu göstermektedir (İnt.Kyn.7).

3.3.4.3 Myo Armband Kullanarak Bir EMG Sinyalinin Alınması

Yeni geliştirilen teknikler, sEMG sinyalinin tespitinde yaygın olarak kullanılmakta ve benimsenmektedir. Bu teknikler, tek boyutlu (1-D) veya iki boyutlu (2-D) elektrot dizileri aracılığıyla çok kanallı algılamaya dayanır. Bu teknikler ayrıca sEMG sinyallerinin saptanmasına da odaklanır; mekansal verileri tanımlamaya odaklanır. Resim 3.20’de Myo Armband göstermektedir. (Kilby vd. 2016).



Resim 3.20. Myo armband (İnt.Kyn.8).

Çok kanallı matris tekniği, istirahatte ve hareket aralığı boyunca kasılırken kas canlılığının görselleştirilmesine izin verir. Bu teknikte sEMG, tek bir motor ünite yerine bir grup kas tarafından üretilen sinyalleri alır. Çok kanallı sensörlerin ve uzaysal bilgi teknolojisinin kullanımı sayesinde birçok kas lifi grubu aktivitesini tanıyabilir. Çok

kanallı matris teknolojisine ek olarak. (Guo vd. 2015). Myo Armband jest kontrol kol bandının her bir kanalının örnekleme frekansı 200 Hz'dir (Sathiyarayanan ve Rajan 2016).

3.3.5 EMG Çeşitleri

Elektrotlar vasıtasıyla hareket halindeki (kasılma, gevşeme) kasın elektriksel aktivitesi sonucu değişen potansiyel değerler kaydedilir. Potansiyel fark değerleri EMG işaretini oluşturur. Genel anlamda iki tür EMG vardır. Bunlar, sEMG ve kasiçi EMG'dir. sEMG, yüzey elektrotları; kasiçi EMG ise iğne elektrotları yardımı ile ölçülür. Bunların dışında, uyarılabilen hücrelerin elektriksel davranışlarını inceleyebilmek için mikroeletrotlar ve hücre uyarmada kullanılan elektrotlar bulunmaktadır.

3.3.5.1 Yüzey Elektrotları

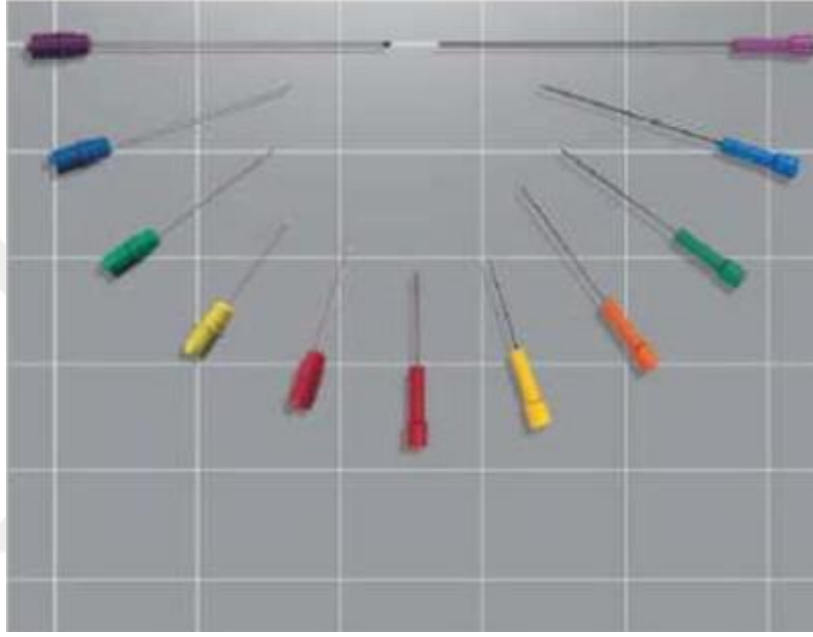
Yüzey elektrotlarının Resim 3.21'de görülebileceği gibi farklı çeşitleri olmasına rağmen EMG ölçümleri için en sık kullanılanı Metal plaka elektrotu olanıdır. Yüzeysel elektrotlar cilt üzerine yerleştirilir ve bir yapıştırıcı ile kas üzerine sabitlenir. Yüzey elektrotları, 5-30 mm çapında metalik veya iletken bir polimer diskten oluşur. Bu elektrotlar ayrıca yüzer veya kuru olabilir.



Resim 3.21 Yüzey elektrot çeşitleri (İnt.Kyn.9).

3.3.5.2 İğne Elektrotlar

İğne elektrotlar tek kullanımlık tele benzeyen, özel olarak tasarlanmış çok ince elektrotlardır (İnt.Kyn.10). İğne kas dokusuna sokulur ve içinden sinyaller kaydedilir. Bu iğne hastayı rahatsız edeceğinden sadece gerektiğinde ve daha doğru ve kapsamlı bilgi alındığında kullanılır (Merletti ve Hermens 2004). Resim 3.22’de görülebileceği gibi birçok iğne elektrot çeşidi mevcuttur.



Resim 3.22 İğne elektrot çeşitleri (İnt.Kyn.10).

3.3.5.3 Myo Armband

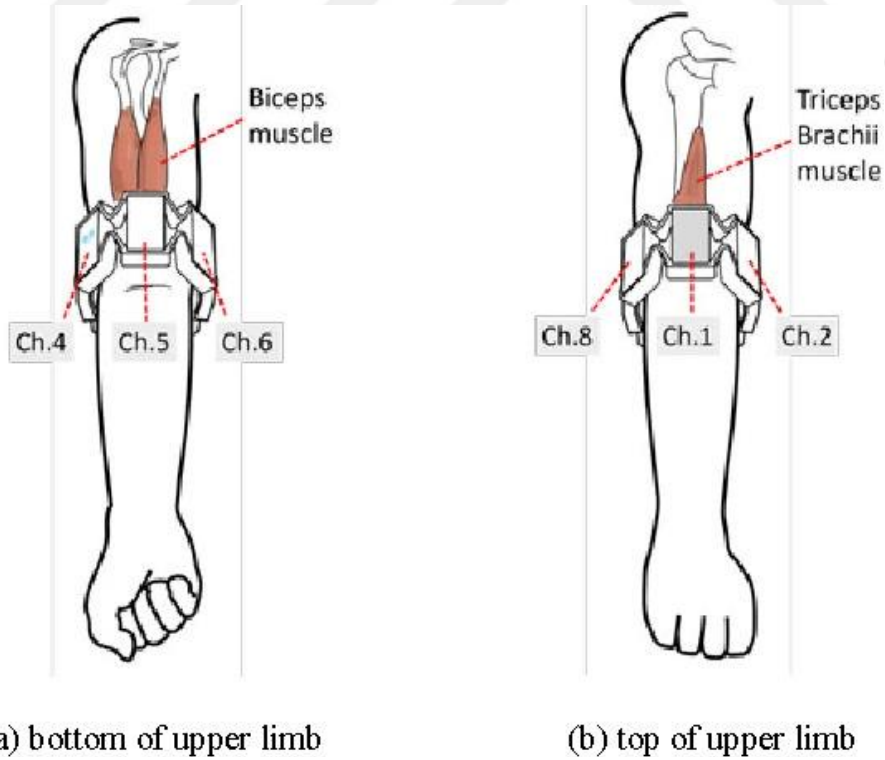
Hayatımızın sürekli gelişmesiyle birlikte insan vücudundaki kas hareketlerini algılayan gelişmiş cihazlar da dahil olmak üzere birçok alanda giyilebilir teknolojiler ortaya çıkmaktadır (Gökçe 2019).

Bu tez boyunca EMG verileri 2014 yılında Thalmic Labs tarafından tasarlanan Myo Armband kullanılarak kaydedilmiştir. Sekiz kanallı giyilebilir bir bilekliktir. Myo Armband ayrıca jiroskop, ivmeölçer ve manyetometre verilerini elde eden dokuz eksenli bir IMU (inertial measurement unit) içerir. Sensörler, x eksen ve y eksen boyunca hareketi ve y eksen boyunca dönüşü algılamak için kullanılır. Resim 3.23’de bir Myo Armband gösterilmektedir (Ahmed vd. 2021). Şekil 3.5’te ise Myo Armband

kanallarının konumu gösterilmektedir. Çizelge 3.1’de ise Myo Armband kanallarının konumuna göre hangi kaslardan veri aldığını göstermektedir.



Resim 3.23 Myo armband cihazı.



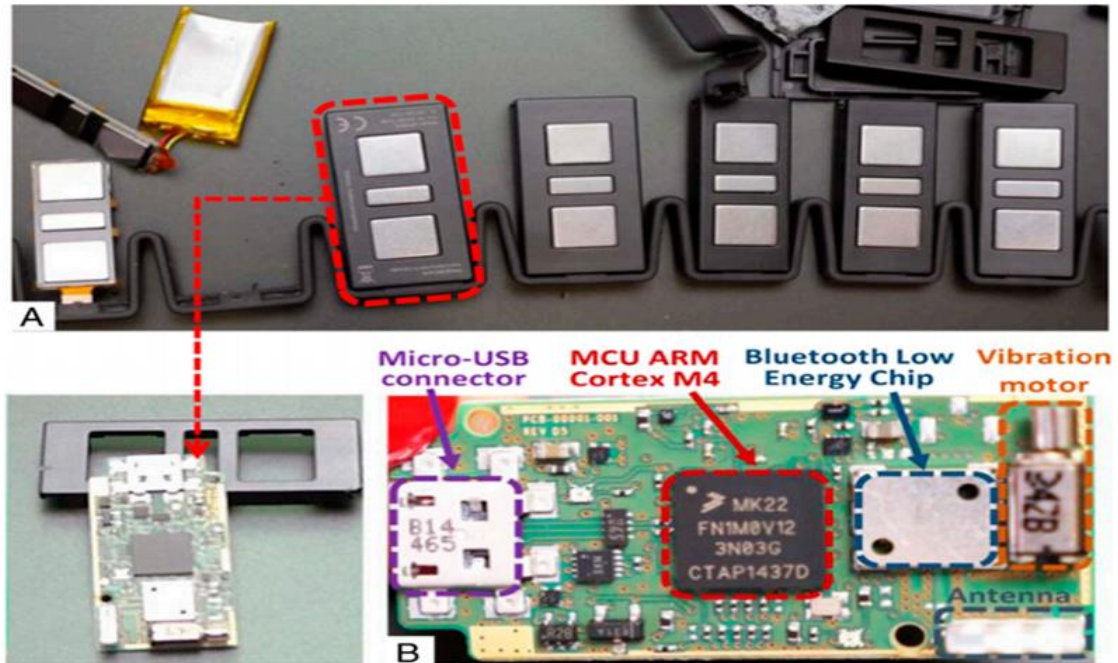
Şekil 3.5 Myo Armband kanallarının konumu, (a) üst ekstremitenin alt kısmı. (b) üst ekstremitenin üst kısmı (Morales ve Pozo 2017).

Çizelge 3.1 Myo Armband kanallarının konumu (Morales, L., ve Pozo, D. 2017).

Myo Armband	Kas
Kanal 1	Exstansör digitoium communis
Kanal 2	Exstansör karpi radialis
Kanal 3	Brakioradialis
Kanal 4	Pronator teres
Kanal 5	Fleksör digitorum sublimis
Kanal 6	Fleksör karpi ulnaris
Kanal 7	Fleksör digitorum profundus
Kanal 8	Exstansör karpi ulunaris

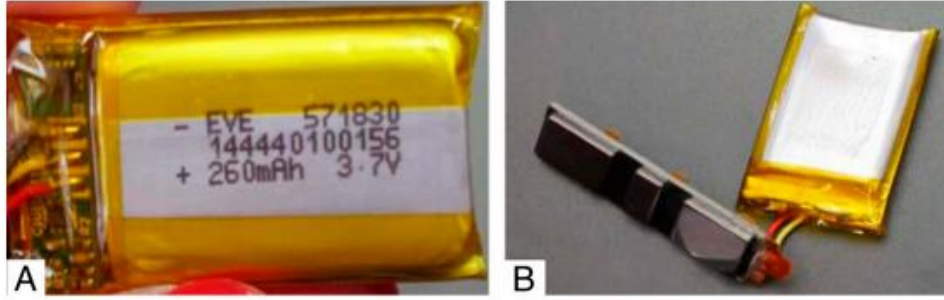
Resim 3.24'te Myo Armband'ın bileşenlerini göstermektedir:

- Mavi renk: BLE NRF51822 kablosuz veri aktarım çipi.
- Kırmızı renk: ARM Cortex M4 işlemci, kol kayışını çalıştırır.
- Gri renk: Anten.
- Kahverengi: Vibrasyon motoru.
- Mor renk: Pili şarj etmek ve cihazdaki aygıt yazılımını güncellemek için kullanılan Mikro-USB konektörü (Visconti vd. 2018).



Resim 3.24 Myo Armband'ın iç parçaları (Visconti vd. 2018).

Bilek kayışı, farklı yerlerde 5 V voltaj değeri sağlamak için iki adet şarj edilebilir Li-ion pil içerir, 260 mAh kapasiteli, her pilin Bluetooth cihazı kullanılarak kablosuz olarak kullanılmasına izin verir, Resim 3.25'te çalışma voltajı aralığı 1.7 ila 3.7 V'dur (Visconti vd. 2018).



Resim 3.25 İki adet şarj edilebilir Li-ion pil (Visconti vd. 2018).

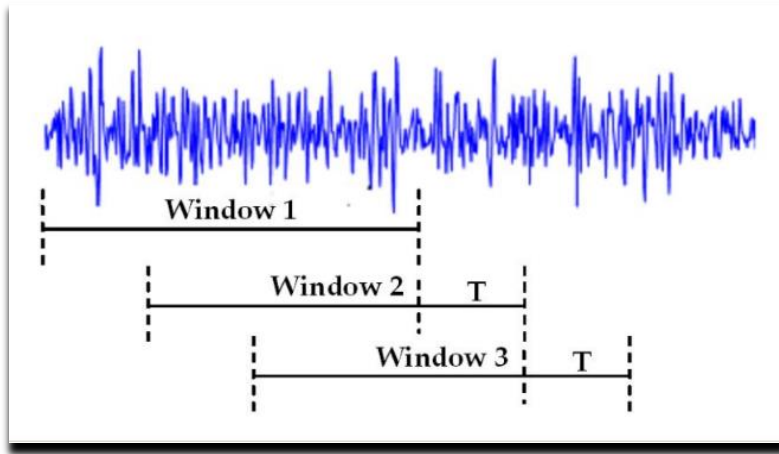
3.4 EMG Sinyalinin İşleme Aşamaları

sEMG sinyallerinin ham verileri, istenmeyen sinyallerin engellenmesi ve sayısallaştırması sayesinde Matlab yazılımı tarafından işlenebilir. Model tanıma algoritması, protezin içinde hareket ettirildiği verilerin modellerini ve düzenliliğini belirlediği için sEMG sinyal analizi ve işleminin önemli bir parçasıdır. Örüntü tanıma sistemi, Şekil 3.6'da gösterilen üç ana aşamadan oluşur (Hassan vd. 2018).



Şekil 3.6 Sinyal kullanım aşamalarını gösteren bir blok diyagram.

EMG sinyali karmaşık ve kararsızdır ve sinyal işleme, kasların elektriksel aktivitenin sonucunda bir rolü olduğu için kompleks iştir (Yavuz ve Eyüpoğlu 2019). Sinyal, özelliklerin çıkarılması için pencerelere veya kısa sürelerle bölünür. Özellik çıkarma adımı, Şekil 3.7'de gösterildiği gibi sEMG sinyalleri için her pencereden bilgi çıkarmak için uygun özellikler seçildiğinde gerçekleşir. sEMG sinyallerinin özellikleri zaman alanı, frekans alanı ve zaman ve frekans kayması ile kategorize edilebilir (Hassan vd. 2018). Zamana bağlı enerji spektrumu tanımlayıcıları (TD-PSD) zaman alanı özellik setidir.



Şekil 3.7 EMG kaydının analiz pencerelerinin segmentasyonu (Li 2011).

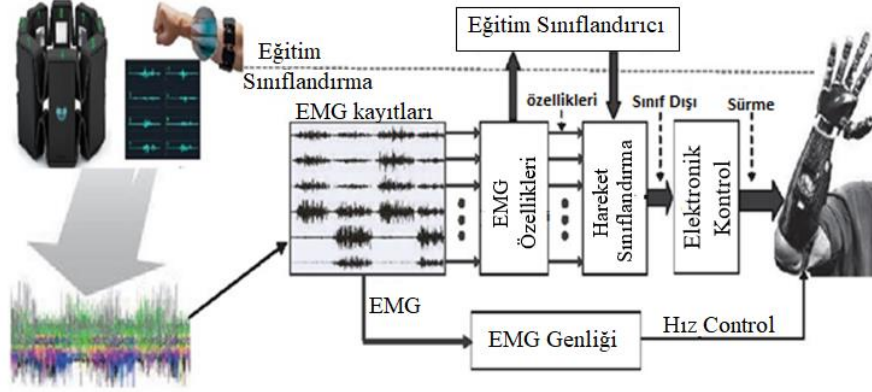
Altı özellik içerir: $\log(m_0)$, $\log(m_0-m_2)$, $\log(m_0-m_4)$, $\log(S)$, $\log(IF)$ ve m_0 , m_2 , m_4 'ün sırasıyla kök kare sıfır dereceli moment (m_0), kök kare ikinci derece moment (m_2), kök kare dördüncü derece moment (m_4), $\log(S)$, $\log(IF)$ ve $\log(WLR)$ ile normalize edilmiştir. sırasıyla seyreklik (S, Sparseness), düzensizlik faktörü (IF, Irregularity Factor) ve dalga biçimi uzunluk oranını (WLR, Width Length Ratio) temsil eder (Altımy vd. 2015).

Sınıflandırma aşamasında sisteme uygun sınıflandırıcı algoritma seçilir. Sınıflandırıcı, önceden tanımlanan özellik sınıfı kümelerine bağlı olarak amaçlanan hareketi belirleyecektir. Sınıflandırıcılar, farklı özellik kümelerini ayırt etmek için uygulanır (Nazmi 2016).

3.4.1 Myo Armband Kullanarak Bir EMG Sinyalinin Alınması

3.4.1.1 Desen Tanıma

Tüm kas grubuyla ilişkili sEMG sinyallerinden tekrarlanabilir kas aktivitesi kalıplarını çıkarmak için Myo Armband gibi çoklu elektrotlar kullanılmalıdır. Dinamik bir farklı hareket aralığını sınıflandırmak ve değişen derecelerde serbestliğe sahip kullanıcıların elektromusküler protezlerini kontrol etmelerine izin vermek için, modelleri sEMG sinyallerinden ayırt etmek için bir desen tanıma yöntemi kullanılır Şekil 3.8.



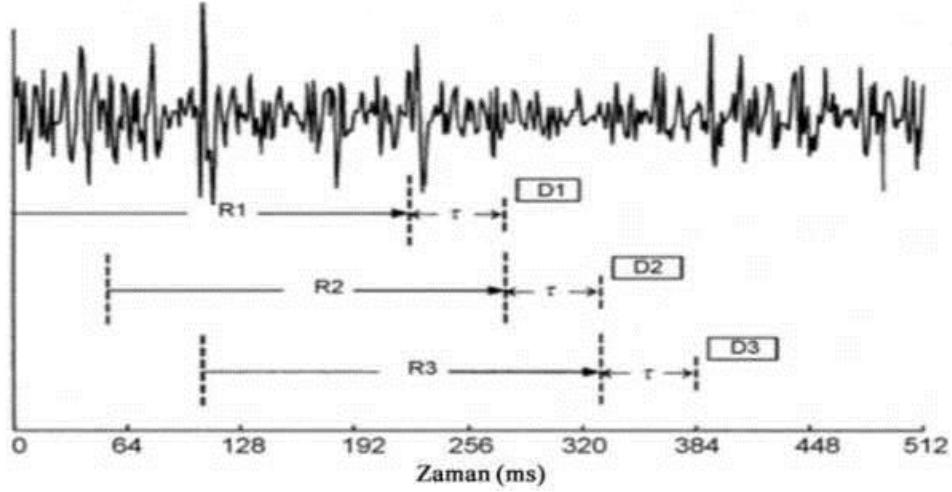
Şekil 3.8 Örüntü tanıma kontrol sistemi, Myo Armband sEMG sinyallerine bağlıdır (Li 2011).

EMG giriş sinyali bölünerek her bir parçayı bir özellik kümesine dönüştürmek için özellikler çıkarılır. Bu özellikler daha sonra onları kategorize etmek için kullanılan her segment hakkında faydalı verilere sahiptir.

3.4.1.2 Sinyal Ön İşleme

sEMG sinyal işlemede önemli bir adım, sinyal segmentasyonudur. Bölütleme sonucunun doğruluğu, özellik çıkarma ve sınıflandırmanın doğruluğu ile doğrudan ilişkilidir (Shi vd. 2013).

EMG sinyallerinin gerçek zamanlı işlenmesinde pencereleme yöntemi ve pencerelerin boyu önemlidir. Küçük pencere boylarında sinyale ait çok daha az özellikler yer alacağı için hareket sınıfını tanıma doğruluğu azalacaktır. Daha fazla özellik elde edebilmek amacıyla pencere boyunun artırılması ise gerçek zaman sınırının aşılmasına sebep olacaktır. Aktif el ve kol protezlerinde tepki süresi gerçek zaman sınırlaması yaklaşık 300 ms'dir (Oskoei ve Hu 2007). Bu sebeple belirlenecek pencere boyunun 300 ms'den az olması gerekmektedir. Pencere yöntemi, her bir pencerenin EMG sinyal kümesi boyunca bitişik mi yoksa örtüşen mi olduğu ile ilgilidir. Veri işleme süresi pencere uzunluğundan daha kısa ise, işlemci boşa kalma süresi meydana gelecektir (Oskoei ve Hu 2007). Yuvalanmış pencere yöntemini kullanarak, sEMG sinyallerini birbiriyle örtüşen düzenli zaman aralıklarıyla pencerelere ayırır. Şekil 3.9 girişim yöntemini göstermektedir.



Şekil 3.9 Örtüşmeli (overlapped) pencereleme (Ali 2013).

Girişim tekniğinde sınıflandırma kararı (D) şu şekilde hesaplanabilir:

$$D = \frac{1}{2} T_a + \frac{1}{2} T_{new} + \tau \quad (3.1)$$

Denklem (3.1)'de, T_a analiz penceresi uzunluğunu, T_{new} pencere artışını ve τ işlem süresini temsil eder. $T_{new} = T_a$ olduğunda, teknik bitişik pencereleme olarak adlandırılır. (Ali vd. 2016).

3.4.1.3 Özellikler Çıkarma

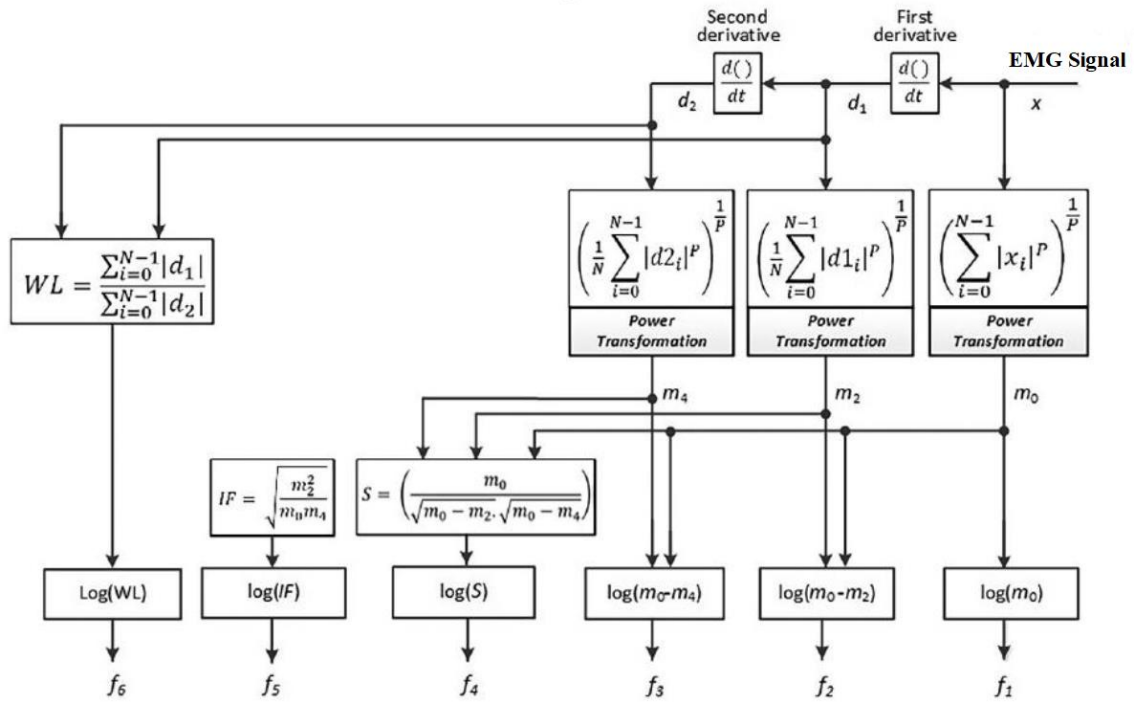
Bölünmüş sEMG sinyali, farklı kalıpları tanımlamak için kullanılabilecek bilgi içerir. sEMG sinyal modellerini ayırt etmenin temelleri, frekans ve genlik bilgisi ile ilişkili özelliklerdir (Al 2013). TD-PSD yöntemi sEMG sinyallerinin zaman ekseninde gücü spektrumunu doğrudan çıkararak gerçek zamanlı işaret işleme sürelerini azaltmak için geliştirilmiştir (Nazmi vd. 2016). Bu çalışmada zaman alanı kategorisine ait bir dizi özellik seçilmiştir. Özellik seti, her pencereden çıkarılan altı özellikten oluşur: $\log(m_0)$, $\log(m_0 - m_2)$, $\log(m_0 - m_4)$, $\log(S)$, $\log(IF)$ ve $\log(WLR)$.

Zamana Bağlı Enerji Spektrumu Tanımlayıcıları

Zamana bağlı enerji spektrumu tanımlayıcıları (TD-PSD), zaman domeni özellikleridir. Khoshaba ve diğerleri tarafından önerilen bir özellik çıkarma algoritmasıdır. İlk olarak,

Fourier dönüşümü ilişkileri ve Parseval teoremi temelinde, bir dizi sinyal gücü spektral momenti doğrudan zaman alanından çıkarılır. Sinyalin spektral momentlerinin özelliğini çıkarmak için bu adım, zaman alanında alınan işlem süresini azaltmak için kullanılır. Enerji spektrumunun momentleri sEMG sinyallerinden logaritmik olarak çıkarılarak sonuç olarak bilinen kepsral özellik çıkarmanın şeklini değiştirecek. İlk adımda türevlerin uygulanmasından kaynaklanan gürültünün etkisini azaltmak için normalize etmek gerekir.

İkinci olarak ham sEMG sinyallerinden çıkarılan güç spektrumunun özellikleri ile doğrusal olmayan kepsral emisyon arasındaki yönü değerlendirmek için kosinüs benzerliği kullanılır. TD-PSD algoritması Şekil 3.10'de gösterilmiştir. (Khushaba 2014).



Şekil 3.10 TD-PSD öznelik çıkarma işleminin şematik diyagramı (Al-Timemy vd. 2015).

Örneklenen sEMG sinyali $x[j]$ ile gösterilir. DFT kullanılarak, belirli bir zaman içindeki sEMG izi, $X[k]$ frekansının bir fonksiyonu olarak ifade edilebilir. Özellik çıkarma prosedürü, dönüştürülmüş fonksiyon karelerinin toplamının dönüştürülmüş fonksiyon karelerinin toplamına eşit olduğunu belirten Parseval teoreminin kontrolü ile başlar.

$$\sum_{j=0}^{N-1} |x[j]|^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} |x[k]x^*[k]| = \sum_{k=0}^{N-1} P[K] \quad (3.2)$$

Denklem (3.2)'nin eşleniği $X^*[k]$ ile çarpım ve daha sonra N 'ye bölünmesi faz-dışlanmış güç spektrumu $p[k]$ üretir, burada k frekans indeksidir (Al-Timemy vd. 2015). Tüm spektrumu tüketen bu simetrisinin bir sonucu olarak, gücün zaman alanındaki spektral yoğunluğu doğrudan tahmin edilemez. Sonuç olarak Denklem (3.3)'te sinyal gücünün spektral yoğunluğunun n mertebesindeki moment tanımı (M) ile tutarlı olan frekans dağılım formuna göre tüm tek momentler sıfıra eşit olacaktır.

$$M_n = \sum_{K=0}^{N-1} K^n P[K] \quad (3.3)$$

n sıfıra eşit olduğunda Parseval teoremi uygulanır (Denklem 3.4). Aksi takdirde, Fourier dönüşümünün zamansal farklılaşma özelliği kullanılır. Ayrık zamanlı sinyaller için, bir zaman alanı fonksiyonunun Δ^n olarak gösterilen n 'nci türevi, spektrumu n 'inci güce yükseltilmiş k ile çarpmaya eşdeğerdir:

$$F[\Delta^n x[j]] = K^n X[K] \quad (3.4)$$

1. Kök Kare Sıfır Sıra Momenti (M_0) (Root Squared Zero Order Moment (M_0)):

Frekans alanındaki toplam güç, bu özellik ile ifade edilir. Başka bir deyişle, Denklem (3.5)'te gösterildiği gibi kas kasılmasının gücünü gösterir:

$$M_0 = \sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} X[j]^2} \quad (3.5)$$

2. Karenin Karesi İkinci ve Dördüncü Derece Momentler (M_2, M_4) (Root Squared Second And Fourth Order Moments (M_2, M_4)):

Buna göre, ikinci moment, Denklem (3.6)'da değiştirilmiş spektrum $knP[k]$ 'den sonraki gücü temsil eder (Jaffar, Y. H., 2017).

$$M_2 = \sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} K^2 P[K]} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{K=0}^{N-1} (KX[K])^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (\Delta_x[j])^2} \quad (3.6)$$

Dördüncü derece anları, Denklem (3.7)'de özetlenen adımlar tekrarlanarak elde edilebilir,

$$M_4 = \sqrt{\sum_{K=0}^{N-1} K^4 P[K]} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (\Delta^2 x[j])^2} \quad (3.7)$$

Sinyallerin ikinci ve dördüncü türevlerinin varlığı için sinyal gücü azaltılır. Bu nedenle, gürültünün tüm torklar üzerindeki etkisini azaltmak için, transdüser bazında normal tork kapsamı ($m_0, m_2, ve m_4$) Denklem (3.8-3.10)'daki gibi uygulanır:

$$m_0 = \frac{M_0^\lambda}{\lambda} \quad (3.8)$$

$$m_2 = \frac{M_2^\lambda}{\lambda} \quad (3.9)$$

$$m_4 = \frac{M_4^\lambda}{\lambda} \quad (3.10)$$

burada $\lambda = 0.1$.

İlk üç özellik çıkarımı Denklem (3.11-3.13)'teki değişkenler tarafından tanımlanır:

$$f_1 = \log(m_0) \quad (3.11)$$

$$f_2 = \log(m_0 - m_2) \quad (3.12)$$

$$f_3 = \log(m_0 - m_4) \quad (3.13)$$

3. Seyreklik (Sparseness):

S özelliği, vektör enerjisinin ne kadarının yalnızca birkaç bileşene doldurulacağını belirler.

$$f_4 = \log\left(\frac{m_0}{\sqrt{m_0 - m_2} \sqrt{m_0 - m_4}}\right) \quad (3.14)$$

Bu özellik, Denklem (3.14)'teki gibi tüm elemanları sıfır saçılma ölçeğine eşit olan bir vektörü tanımlar, yani $m_2, m_4 = 0$.

4. Düzensizlik Faktörü (Irregularity Factor):

IF, yukarı sıfır geçişlerin sayısının tepe sayısına oranını hesaplayan beşinci özelliktir. Dirlik, T. (1985)'e göre, bir sinyalin spektral momentlerini temsil eder. Özellik Denklem (3.15)'deki şekilde yazılabilir:

$$f_5 = \log \left(\frac{ZC}{NP} \right) = \log \left(\frac{\sqrt{\frac{m_2}{m_0}}}{\sqrt{\frac{m_4}{m_2}}} \right) = \log \left(\frac{m_2}{\sqrt{m_0 m_4}} \right) \quad (3.15)$$

5. Dalga Formu Uzunluk Oranı (Waveform Length Ratio (WLR)):

Bu özellik, temel türevin dalga biçimi uzunluğunu ikinci türevin dalga biçimi uzunluğuna böler. Burada WLR, sinyallerin türevi değerinin mutlak toplamıdır. Bu özellik Denklem (3.16)'daki şekilde yazılmıştır:

$$f_6 = \log \left(\frac{\sum_{j=0}^{N-1} |\Delta x|}{\sum_{j=0}^{N-1} |\Delta^2 x|} \right) \quad (3.16)$$

Altı özellikten oluşan özellik listesi, ham sEMG sinyallerinin enerji spektrumu özelliklerini çıkarabildiği sEMG etkinliğinin bir cepstral versiyonunu temsil eder. Ayrıca, doğrusal olmayan versiyonları, kosinüs kullanan bir sınıf yönteminde kullanılabilecek önerilen bir özellik seti olarak kepsral yön vektörünü kullanır.

3.4.2 Sınıflandırma

Sınıflandırıcının işlevi, desenin veri türünü belirlemektir. Önceki literatürde, LDA, SVM, KNN, ANN, FL, NF ve diğerleri dahil olmak üzere en yüksek sınıflandırma doğruluğunu elde etmek için çeşitli sınıflandırıcılar uygulanmıştır. Bu çalışmada, sEMG sinyaline göre yedi el hareketini sınıflandırmak ve en iyi sınıflandırıcıyı seçmek için SVM ve LDA uygulanmıştır.

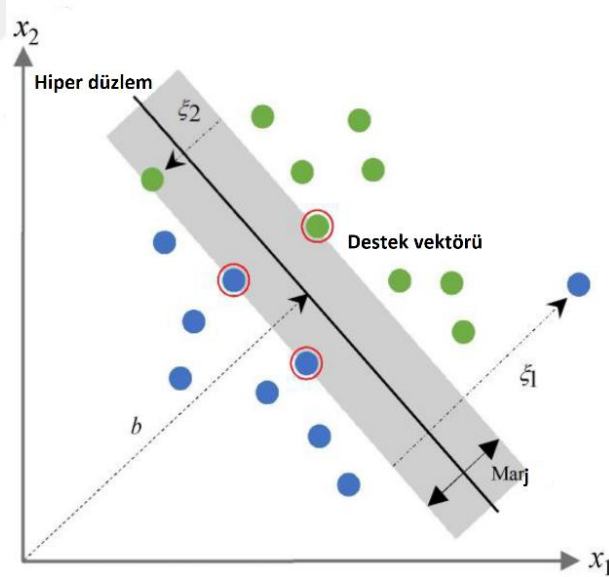
3.4.2.1 SVM Sınıflandırıcısı

SVM, hiper düzleme yakın olan ve hiper düzlemin konumunu ve yönünü etkileyen veri noktalarıdır. Sınıflandırıcının doğruluk oranını en üst düzeye çıkarmak için bu taşıyıcı

vektörler kullanılır. Destek vektörünün kaldırılması, hiper düzlemin konumunu değiştirir.

İki veri noktası kategorisini ayırmak için birden fazla üst düzey tanımlanabilir. Kategori için iki veri noktası arasındaki maksimum mesafe olan daha büyük marjlı bir seviye bulunur. Marj aralığını en üst düzeye çıkarmak için, Şekil 3.10'da gösterildiği gibi, veri noktalarının gelecekteki sınıflandırmasını daha güvenli bir şekilde geliştirir.

SVM sınıflandırıcıları, yüksek doğruluk için eğitim veri kümelerinde mükemmel genelleştirilebilirlikleri ve itibar yetenekleri nedeniyle mevcut algılama çerçevelerinde uygulanmaktadır. Bu yöntem, istatistiksel teoriye ve yapısal risk azaltma ilkelerine dayanmaktadır. Bu sınıflandırıcının stratejisi, Şekil 3.11'de görüldüğü gibi optimal hiperdüzlemi bulmak için örnekleri sınıf dağılımının kenarında odaklamaktır (Achirul vd. 2018).



Şekil 3.11 Doğrusal ayrılabılır verilerde optimal ayırma hiperdüzlemini genelleştirmek için SVM gösterimi (Achirul vd. 2018).

Birçok uygulamada birbirinden ayrılamayan veri durumları vardır. Çekirdek fonksiyonları, SVM kullanarak sınıflandırma modeli geliştirme sürecinde önemli bir rol oynamaktadır. Bunun nedeni, veri kümesini daha yüksek boyutlu bir uzaya eşlemenize ve sınıflandırma modelini daha iyi yorumlamanıza yardımcı olmasıdır. Ama aslında,

lineer ve radyal temel fonksiyonlar, sigmoid fonksiyonlar ve polinomlar gibi uygulanabilir birçok çekirdek fonksiyonu türü vardır. Bu çalışmada, lineer ve radyal tabanlı fonksiyonun çekirdeği Denklem 3.17 ve 3.18'deki gibi kullanılmıştır.

$$K(x_n, x_i) = \exp(-\gamma \|x_n - x_i\|^2 + C) \quad (3.17)$$

$$K(x_n, x_i) = (x_n, x_i) \quad (3.18)$$

Burada C , γ , r ve derece sırasıyla maliyet, gama, katsayı ve dereceyi temsil eder. $K(x_n, x_i)$ için matematiksel ifade, bir veri alanının yeni, yüksek boyutlu bir veri alanına dönüşümünü temsil eder. Burada x_i , veri noktası vektörünü temsil eder. C ceza maliyeti anlamına gelir; C yeterince büyükse, hata azaltma gerçekleşir. Aksi takdirde, C küçükse marj artar. γ (gama) parametresi, radyal lineer fonksiyon (Gauss fonksiyonu) çekirdeğinin standart sapmasının tersidir.

3.4.2.2 LDA Sınıflandırıcısı

LDA'nın amacı, SVM tekniğine benzer şekilde, veri noktalarını farklı sınıflara bölebilen bir hiperdüzlem bulmaktır. Bu hiperdüzlem, verilerin normal dağılımını varsayarak, sınıf ortalamaları arasındaki mesafeyi artıran ve sınıf içindeki varyansı azaltan bir model tanımlanarak elde edilebilir (Ali 2013).

Lineer diskriminant analizleri, Bayes sınıflandırma kuramına dayanmaktadır. x , bu varyans aşağıdaki ifadede karşılandığı için C_k grubuna tahmin edilir.

$$P(C_i|x) > P(C_k|x) \text{ for all } k \neq i \quad (3.19)$$

Bu olasılıklar bir anda belirlenemez. Önceki olasılıklar tanımlanarak ve Bayes ifadesine Denklem 3.20'de dayalı olarak sınıf atanarak elde edilebilir (Zhang 2013):

$$P(C_k|x) = \frac{P(C_k)P(x|C_k)}{P(x)} \quad (3.20)$$

Burada:

$P(x|C_k)$, k sınıfındaki test vektörü için olasılık yoğunluk fonksiyonudur.

$P(C_k)$ k sınıfı için önceki olasılıktır ve genellikle tüm sınıflar için eşit olduğu varsayılır.

$P(x)$ eğitim uzayının olasılık yoğunluk fonksiyonudur ve tüm sınıflar için eşit olduğu varsayılır.

3.5 Robot Kol Prototipinin Üretimi ve Testi

Bu bölümde, düşük maliyetli Myo Armband cihazı kullanılarak sEMG sinyallerine uygulanan elektrik devrelerinin açıklanmasına ek olarak, bu çalışmanın robotik kolun tasarlanması, üretilmesi ve test edilmesi adımlarını içeren uygulamalı kısmı bulunmaktadır.

3.5.1 3D El Baskı ve Montaj

Çoğu hasta için düşük maliyeti ve satın alınabilirliği nedeniyle bu çalışmada 3D baskılı bir el kullanıldı. Robot elin teknik çizimi ile ilgili detaylar için kol dosyalarına internetten ücretsiz olarak web sitesi (<https://www.thingiverse.com/thing:2269115>) üzerinden ulaşılabilir.

Poli Laktik Asit (PLA), termoplastiklerde kullanılan yaygın bir bitki materyalidir. Erime noktası 180 – 220 °C'ye aralığında iken kullanılır. Aynı zamanda birçok uygulamada yaygın olarak kullanılan hafif ve güçlü bir malzemedir. Model tarandıktan sonra, Resim 3.26'da gösterildiği gibi mevcut bir 3D yazıcıda üretilmiştir (İnt.Kyn.11).



Resim 3.26 3D yazıcı makinesi ve PLA malzemesi (İnt.Kyn.11).

Resim 3.27’de görülen protez el prototipi için kullanılan ön kol tabanı, ön kol, el ve 5 servo motordan oluşmaktadır. Kullanılan servo motorların dördü MG995 modeldir. Başparmağın kaçırma (abduction) ve yaklaştırma (adduction) hareketi için kullanılan beşinci servo motor, MG90S tipidir. Kullanılan motorlar servo motorlarının tüm özelliklerini taşıyan bir mikro servo motor tipidir.



Resim 3.27 3D insansı protez elin tüm parçaları.

Resim 3.28’de elin taban kısmının baskısını göstermektedir. Servo motorların yerleştirildiği ve takıldığı kısım bu kısımdadır.



Resim 3.28 Elin taban kısmının görseli.

Elin parmaklarını gösteren Resim 3.29’da her bir parmak ayrı ayrı toplanmış ve her parmak üç parçadan oluşmakta ve parmakların hareketi sırasında parmakların parçaları güçlü ve esnek bir lastik iplikle birbirine bağlanmıştır.



Resim 3.29 Parmağı lastik bir iplikle takma.

Resim 3.30’da gösterildiği gibi, TowerPro servo motor (MG90S), parmaklar bir lastik iplik ile avuç içine bağlanıp bağlandıktan sonra başparmağı hareket ettirmek ve kolun ağırlığını azaltmak için elin avuç içine yerleştirilmektedir.



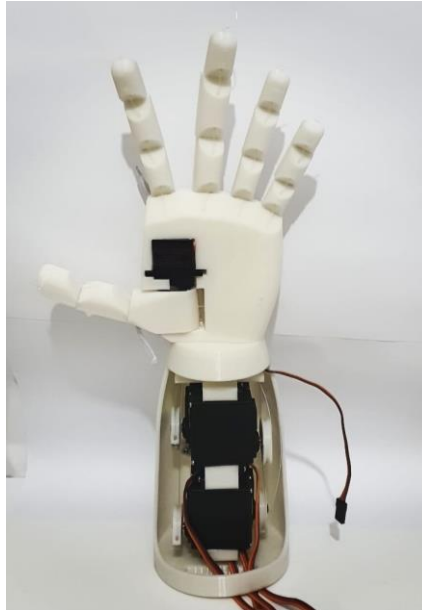
Resim 3.30 Elin tüm parmaklarını takip servo motoru yerleştirilmesi.

MG995 servo motorları Resim 3.31’de gösterilmiştir. Birinci motor serçe parmak ve yüzük parmak hareketi, ikinci motor işaret parmağının hareketi, üçüncü motor orta parmağın hareketidir ve dördüncü motor, başparmak parmağının hareketidir. İç piyasada ucuz bir misina olan ve parmakların hareketi için tendon görevi gören yüksek kaliteli bir iplik kullanılmıştır.



Resim 3.31 MG995 Servo motorların tipi.

Protez elin tüm parçaları Resim 3.32’de gösterildiği gibi monte edilmiştir. Teller düzgün bir şekilde yerleştirilerek dolaşımlarına, dönüşlerine dikkat edilmiş ve dönüş ekseninin sürtünmesi engellenmiştir. Bitmiş el, belirli bir konuma dönmek için 5 motoru kontrol etmesi gereken, çalışma tarafından araştırılan belirli hareket görevlerinin çoğunu yaptı.



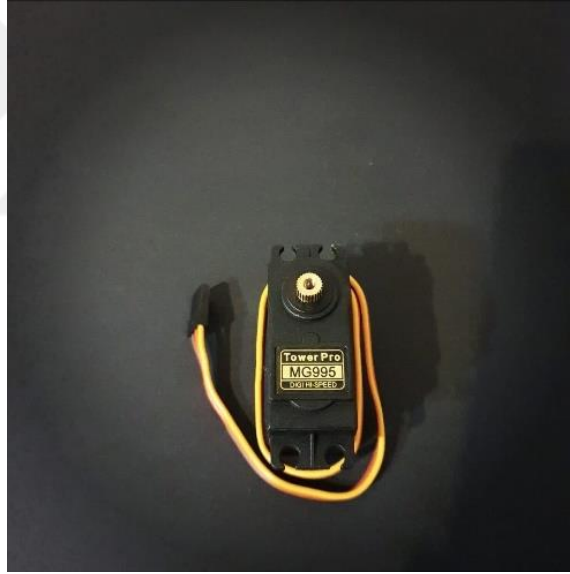
Resim 3.32 Protez elin tüm parçaları.

3.5.2 Servo Motorlar

Bu çalışmada TowerPro motorlardan MG995 tipi servo motorlar seçilmiştir. Servo motor özellikleri:

- Voltaj (4.8 V ~ 6.0 V),
- Yüksüz akım: (4.8 V) 150mA,
- Çalışma aralığı: -20 °C ile + 60 °C,
- Ağırlık: 45g,
- Tork (4.8 kg.cm) (4.8 V)

Resim 3.33'te görülen aktüatörlerin görevi, kaydedilen sEMG sinyallerini çevirmek ve onları elin parmaklarının hareketlerine dönüştürmektedir (İnt.Kyn.12).



Resim 3.33 TowerPro motorlardan MG995.

Resim 3.34'te gösterildiği gibi, başparmağın avuç içinde hareketi için bir TowerPro MG90S servo motor seçilmiştir. Özellikler:

- Küçük boyutlu ve hafif,
- Çalışma frekansı: 1520 μ s / 50 Hz, (RX)
- Darbe gerekli: Tepeden kare tepeye 3,0 ~ 5V,
- Çalışma voltajı: 4.8 ~ 6 V DC,

- Çalışma Hızı (4.8 V): 0.10 sn / 60°,
- Çalışma Hızı (6 V) 0.08 sn / 60°,
- Tork (4.8 V): 1.8 kg/cm,
- Tork (6 V): 2.2 kg/cm,
- Motor tipi: fırçalanmış DC motor,
- Ağırlık: 13.4 gram (İnt.Kyn.13).



Resim 3.34 TowerPro MG90S servo motor.

Servo motoru kontrol etmek için Resim 3.35'te gösterildiği gibi Servo Tester (CCPM Servo Consistency Master) kullanıldı. Üç servo motoru aynı anda kontrol edebilen küçük, düşük güçlü, uygun maliyetli bir cihazdır. Test cihazı, normal çalışma için maksimum 6 V gerektirir. Servo motorun akım yönünü ve istenilen hareketle dönüşünü kontrol etmek için kullanılır.



Resim 3.35 Servo motoru kontrol etmek ve kalibre etmek için değişken direnç.

3.5.3 Mikrodenetleyici Arduino UNO

MYO Armband bileziği sEMG sinyalini okuduktan sonra robotik elin servo motorlarına sinyal göndermek için Arduino kullanılır. Resim 3.36'da, Arduino UNO Atmega 328

mikrodenetleyicisini kullanan elektronik prototipleme platformu olarak karşımıza çıkmaktadır. 7-12 V arasında çalışan bu platform, 14 adet dijital giriş-çıkış pinlerine sahiptir. Bunlardan 6 tanesini de PWM (Pulse Width Modulation) için kullanılabilir (İnt.Kyn.14).

Arduino UNO genel özellikleri:

- Mikrodenetleyici: Atmega 328 işlemcisi kullanılıyor.
- Besleme Voltajı: 7-12 V arasında bir voltaj değerinde besleyebilirsiniz.
- Çalışma Voltajı: 5 V
- Giriş-Çıkış Pinleri Sayısı: 14 adet dijital pini mevcuttur. Bunlardan 6 tanesi PWM olarak kullanılabilir. 6 pinden 8 bitlik analog sinyal çıkışı elde edilebilmektedir.
- Pinlerdeki Akım: 5 V ta 40 mA, 3.3 V ta 50 mA olmaktadır.
- FLASH: 32 KB
- SRAM: 1 KB
- EEPROM: 1 KB
- Çalışma Saat Hızı: 16 MHz
- İletişimi de USB üzerinden sağlayabilmektedir.



Resim 3.36 Arduino UNO.

Resim 3.37’de Arduino UNO kontrol panosuna servo motorları kolay bir şekilde yerleştirmek ve gerekli sayıda servo motoru düzenli ve anlaşılır bir şekilde bağlamak için shield board eklenmiştir.



Resim 3.37 Servo shield devresi.

Resim 3.38’de görülen güç kaynağı robotik eli kontrol eden motorların sürülmesi için gereken elektrik akımı ihtiyacını karşılar. Robotik kontrolü sağlayan elektronik devreler alçak gerilimde çalıştığı için güç kaynağı ayrıca 220 V şebeke voltajını ihtiyaca göre ayarlar.

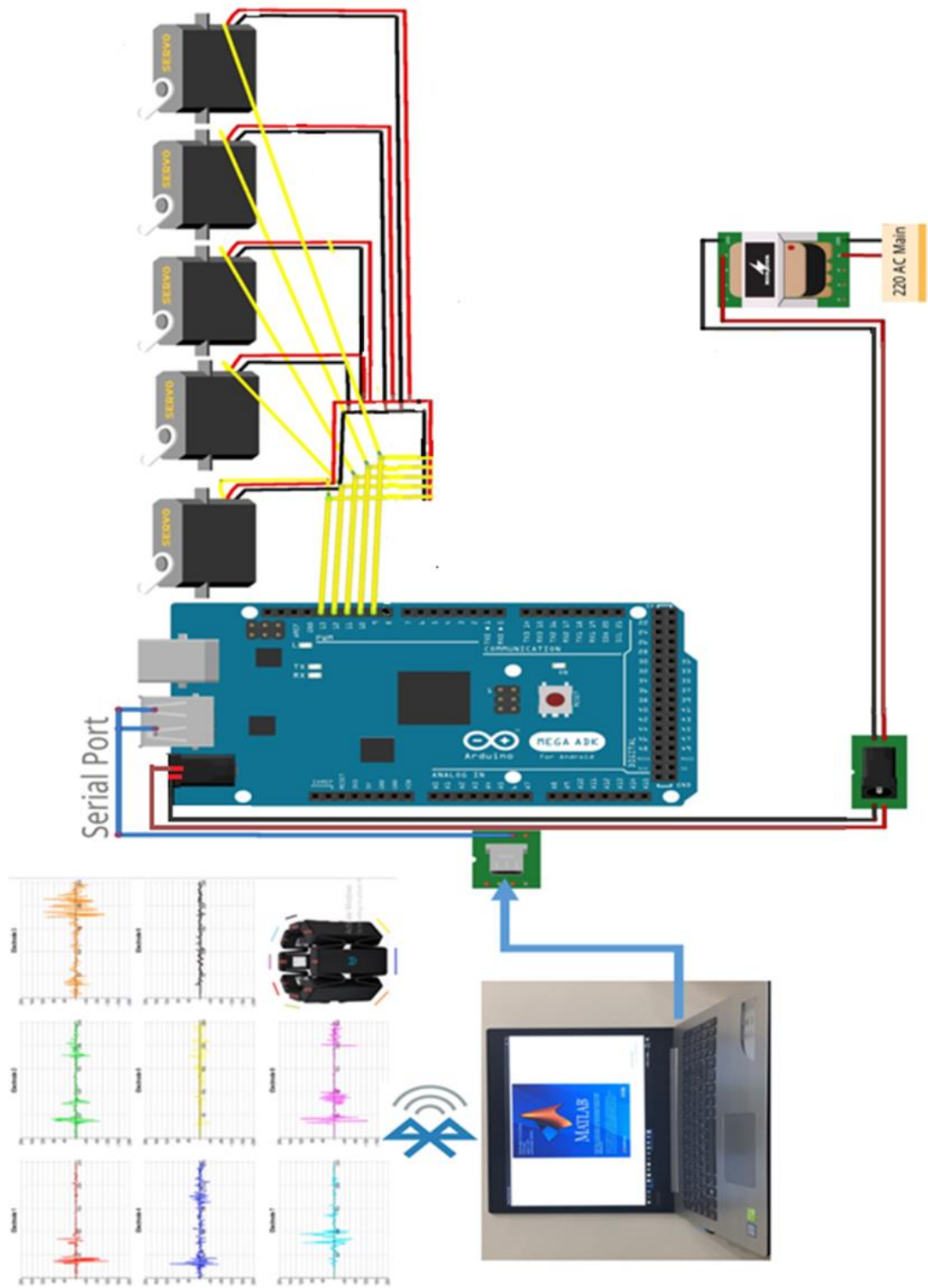


Resim 3.38 Güç kaynağı.

Şekil 3.12’de gösterilen blok diyagram, 3D baskılı eli kontrol eden elektrik devresinin toplam diyagramını temsil etmektedir. Dizüstü bilgisayar Bluetooth ile Myo Armband bağlantısını gösterir ve dizüstü bilgisayarın seri port ile Arduino mikrodenetleyici kartına bağlantısını gösterir. Bu kısım elektrik devresinin ilk aşamasını gösterir. İkinci aşama servo shield bağlantısıdır. Üçüncü aşama ise servo shield’a bağlı ve parmak hareketlerini kontrol etmek için harici güç kaynağından beslenen servo motorlardır. Arduino’dan servo motorlara her bir pin bağlantısı aşağıda gösterilmiştir:

- pin 5 avuç içindeki motor,
- pin 6 baş parmak,
- pin 7 işaret parmağı,

- pin 8 orta parmağı,
- pin 9 yüzük ve serçe parmak.



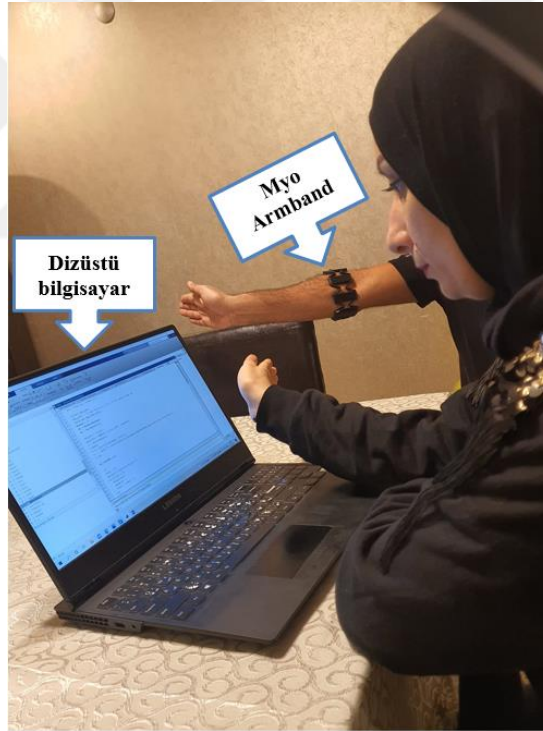
Şekil 3.12 EMG ile protez el kontrol sisteminin blok diagramı.

3.6 Myo Armband ile Protez El Kontrol Düzeneđi

3.6.1 Veri Kaydı

Myo Armband cihazı kullanılarak, daha önce ifade edilen veri toplama, ön işleme, veri segmentasyonu, ayıklama ve sınıflandırma sonrasında Matlab yazılımı kullanılarak 5 sağlıklı denek tarafından farklı el hareketleri veri tabanına kaydedilmiştir. Bahsedildiđi gibi, sEMG sinyali karmaşık bir sinyaldir ve çok fazla gürültü içerir, ancak Myo Armband cihazı sinyaldeki tüm gürültüyü filtreler.

Bu çalışmada, Resim 3.39'daki gibi ampute insanlardan da elde edilebilen sEMG sinyalini üretmek için bilgisayar ve Myo Armband kullanılmıştır.



Resim 3.39 Bu çalışmada da kullanılan bilgisayar ve Myo Armband düzeneđi.

Resim 3.40'ta, 8 kanallı paslanmaz çelik ve aksesuarlara sahip bir Myo Armband bileziđini göstermektedir. Şekilde görülen kablo Myo Armband cihazının şarj edildiđi şarj kablosudur ve Myo Armband cihazı bağlandıđında turuncu renkte yanıp sönerek bağlantının tamamlandıđını ve şarj işleminin başladıđını gösterir. Myo Armband cihazı

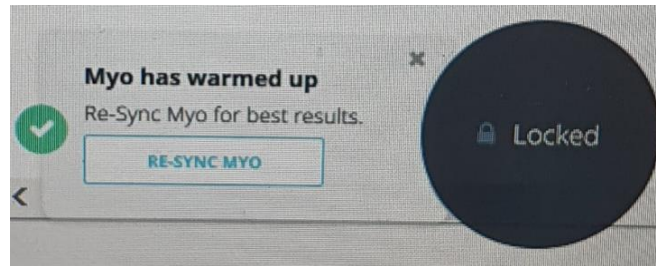
tamamen şarj olduğunda rengi turuncudan sürekli maviye döner. Küçük mavi parça, Myo Armband bilgisayara bağlayan Bluetooth'tur. Myo Armband bileziği, bir bilgisayara bağlandığında aralıklı olarak yanıp sönen mavi bir sinyal yayan küçük bir lede sahiptir ve tam olarak bağlandığında led sabit mavi renge döner.



Resim 3.40 Myo Armband aksesuarları (İnt.Kyn.8).

Resim 3.41'deki gibi bilgisayar ekranında (Myo has warmed up) kelimesi görüldüğünde artık sEMG sinyalini Matlab yazılımında kaydetmeye başlayabiliriz. Myo Armband bağlantı süresi 30 saniye veya daha kısadır çünkü bileklik başlamadan önce ısıtılmalıdır.

Boylama tokası sayesinde bileziğin boyutu küçültmek gerekirse küçültülür.



Resim 3.41 Myo Armband'ın kayıt yapmaya hazır olduğunu gösterir.

3.6.2 Örüntü Tanıma Sistemi

Örüntü tanıma sistemi üç ana aşamadan oluşmaktadır, segmentasyon, özellik çıkarma ve sınıflandırma aşamasıdır. Bu çalışmada, sağ bilek, sol bilek, açık el, kapat el, kerpeten

tutuş, anahtar tutuşu ve dinlenme eli olmak üzere yedi el hareketini ayırt edecek şekilde sEMG sinyallerini analiz etmek ve işlemek için kullanılmıştır. Yedi el hareketi Resim 3.42’de gösterilmiştir.



Resim 3.42 Önerilen sistemin yedi el hareketi.

sEMG sinyalleri kaydedilirken, çevrimiçi bir dizüstü bilgisayar ekranında görüntülenen Myo Armband cihazı uygulama penceresi (<http://diagnostics.myo.com>) kullanılmıştır. Bu uygulama üzerinde çalışmak, Resim 3.43’te gösterildiği gibi kayıt sırasında araştırmacının hareketin doğruluğunu okuyabilmesi için çok önemlidir.



Resim 3.43 Myo Armband cihazı uygulama penceresi görüntüsü.

3.6.3 Veri Toplama ve Kontrol Yöntemleri

Veriler sağlıklı gönüllülerden toplanmıştır. Rahat bir oturma pozisyonunda ön hazırlık ve gönüllünün işbirliği ile odaklanması çok önemlidir. Gönüllüye gerekli hareketleri,

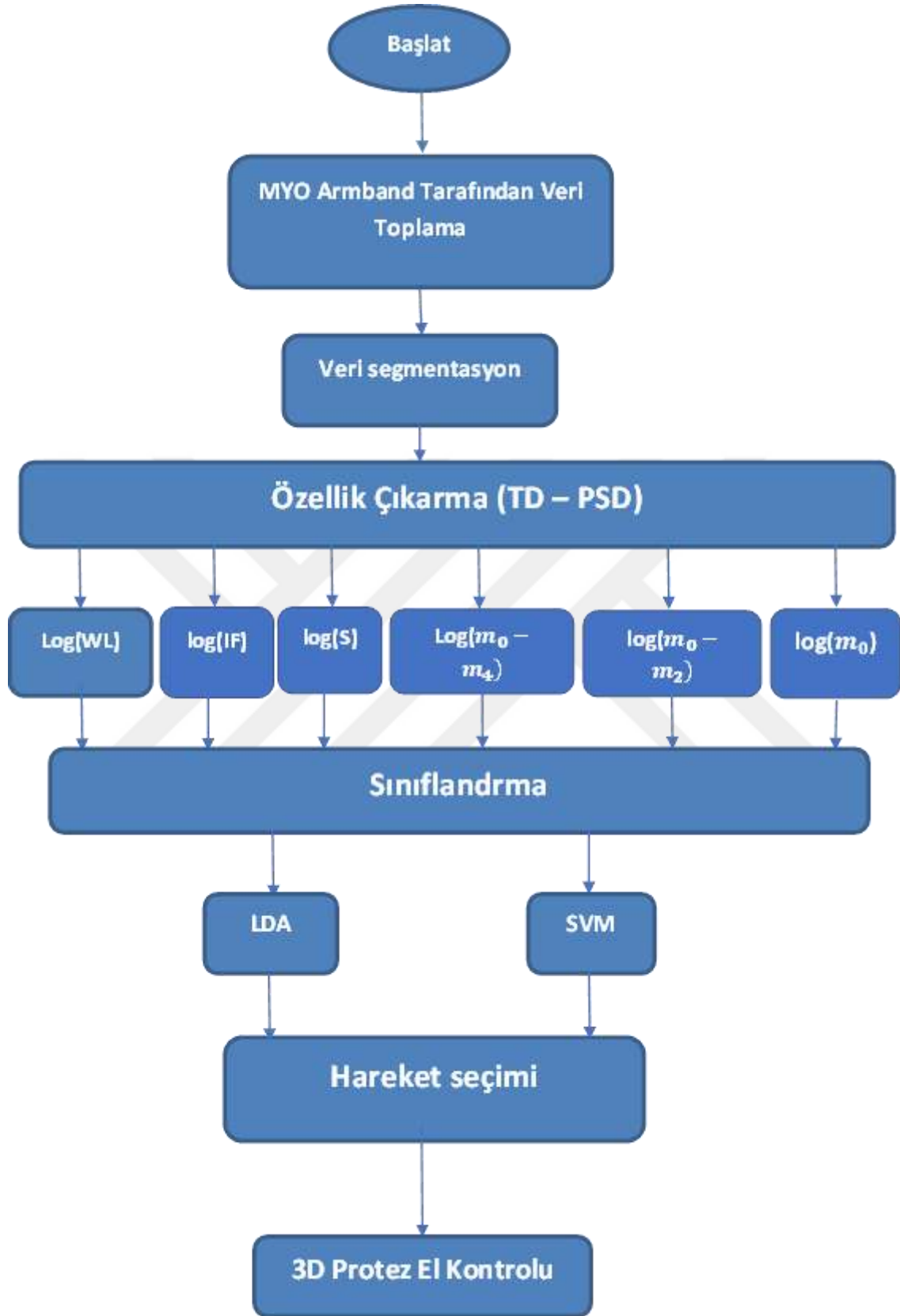
hareketin süresini, dinlenme süresini ve tekrar sayısını araştırmacı tarafından önceden öğretilir (Resim 3.44). Veri toplama işlemi öncesi kişinin yaşı, kilosu, boyu ve baskın olan kolu kaydedilir. Daha sonra gönüllü Myo Armband cihazını takar ve bir dizüstü bilgisayara bağlanır. Her hareket beş saniye sürer ve hareketler sekiz defa tekrarlanmıştır. Dinlenme süresi, tekrar sayısı ve hareket sayısı önemlidir.



Resim 3.44 Denek, el kavrama durumunda.

3.6.4 EMG Sinyallerini Öğrenme Süreci

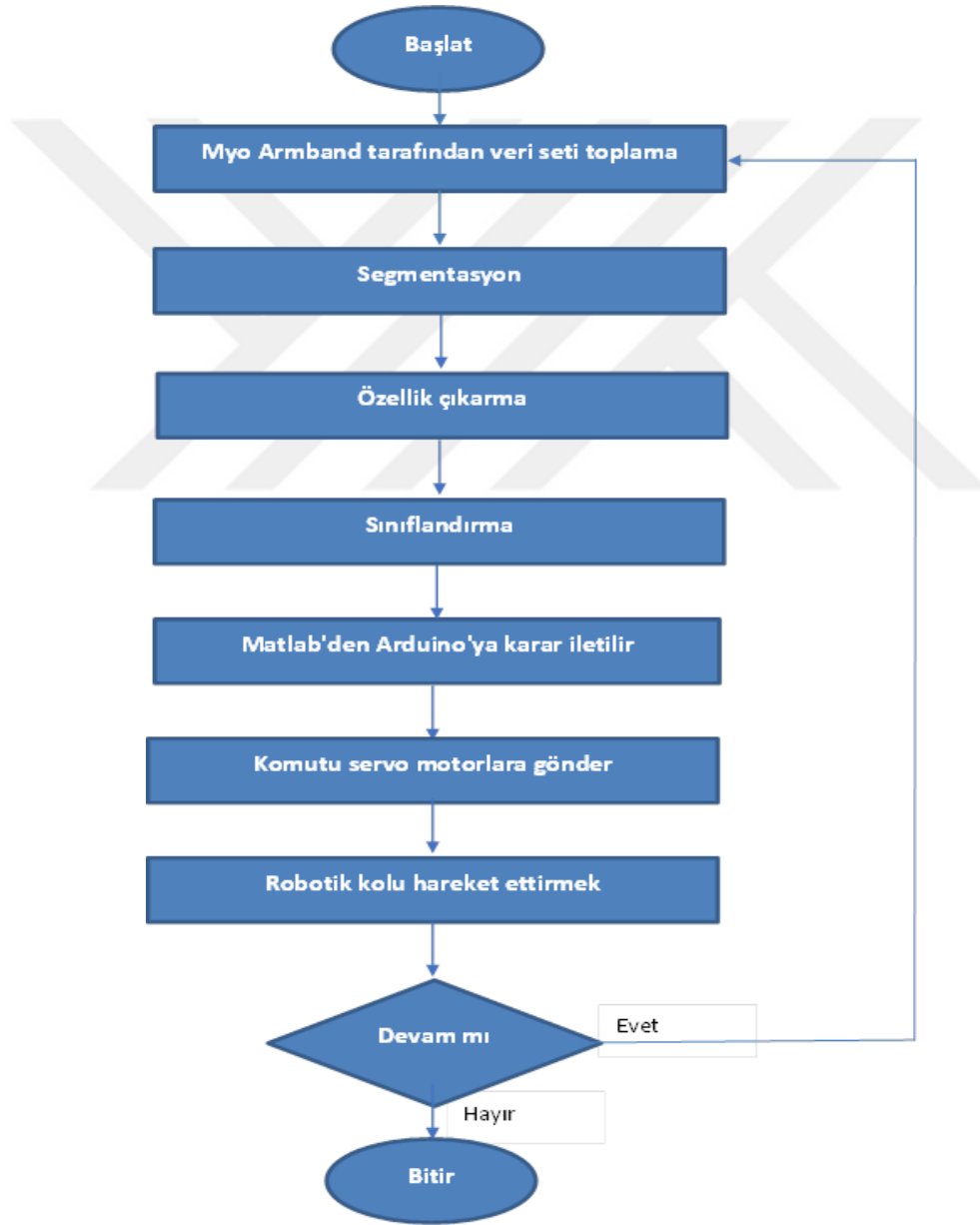
Çevrimdışı sistem modunda veri toplama, sistem doğruluğunu artırmayı ve robotik kolun genel yanıt süresini azaltmayı amaçlar. Bu amaca ulaşmak için önce sEMG sinyali kaydedilir, ardından çevrimdışı mod Myo Armband'dan elde edilen sinyalinin en iyi iletim konumunu arar, Myo Armband sinyalindeki gürültüyü, kanal numarasının etkisini değerlendirilir. Segmentasyon penceresi boyutu ve özellik çıkarma işleminde incelenir. Son olarak iki tip sınıflandırma tekniği arasında karşılaştırma yapılır. Şekil 3.13, çevrimdışı mod metodolojisinin bir blok şemasını göstermektedir.



Şekil 3.13 Deneysel çalışma blok şeması.

3.6.5 Deneysel Aşama

Şekil 3.14'teki blok şemada gösterildiği gibi çevrimiçi adımlar tamamlanmıştır. Gerçek zamanlı modda, robotik kolun hareketi, bir örüntü tanıma algoritması aracılığıyla insan elinin hareketine bağlıdır. Myo Armband tarafından dizüstü bilgisayara çevrimdışı olarak kaydedilen test edilen veriler, robot kolunun bir insan eli gibi hareket edebilmesi için çevrimiçi moda Matlab R2019a yazılımı ile gerçekleştirilir. Arduino'ile dizüstü bilgisayar robotik kolu hareket ettirmek için her seferinde el hareketi ile ilgili bilgi alır.



Şekil 3.14 Önerilen çevrimiçi sınıflandırma algoritması.

3.6.6 Veri Segmentasyonu

sEMG sinyal segmentinin uzunluğu, sınıflandırma doğruluğunu ve sistem boştaki kalma süresini etkiler. Pencere uzunluğu nispeten küçük olduğunda sınıflandırma doğruluğu düşük olacak ve pencere uzunluğu kademeli olarak artırılırsa yavaşlama süresi artacaktır. Yüksek doğruluk ve düşük gecikme süresi sağlamak için doğruluk ve gecikme dengelenmelidir.

3.6.7 Özellik Ayıklama

Bu çalışmadaki özellikler, TD-PSD dizisinin zamana bağlı enerji spektrum tanımlayıcılarından çıkarılmıştır. Altı özellikten oluşur; $\log(m_0)$, $\log(m_0 - m_2)$, $\log(m_0 - m_4)$, $\log(S)$, $\log(IF)$ ve $\log(WLR)$. Bu özellikler, sEMG sinyalinin her kanalının her penceresinden çıkarılır.

3.6.8 Sınıflandırma

Bu çalışmada, bunları karşılaştırmak için LDA ve SVM olmak üzere iki tür sınıflandırıcı kullanılmıştır. Sınıflandırıcı tipinin seçimi, öncelikle bir boşlukla ayrılmış özellik setinin tipine bağlıdır.

4. BULGULAR

Bu bölüm, özelliklerin çıkarıldığı ve sınıflandırıldığı sEMG sinyal analitik yazılım işlemlerinin sonuçlarını içerir. Myo Armband, her bir kişi için 7 hareket ile beş sağlıklı denek için veri elde etmek için kullanılmıştır. Matlab R2019a yazılımına uygulanan SVM ve LDA olmak üzere iki sınıflandırıcı sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu bölüm ayrıca, Myo Armband cihazının robotik elinin uzaktan kontrol edilmesini ve düşük gelirli amputeler tarafından kullanılabilecek akıllı bir robotik elin üretilmesi olasılığının tartışılmasını da içerir.

4.1 Gönüllülerden Elde Edile sEMG Sinyalleri

Bu projede sağlıklı bir denek sEMG sinyallerinin kaydına katılabilir. Her biri 7 jest olmak üzere 5 fiziksel denekten kaydedilmiştir. Çizelge 4.1'de sinyallerin yüksek doğrulukta elde edilebilmesi için çalışmaya dahil edilen denekler hakkında bilgiler verilmiştir.

Çizelge 4.1 Sağlıklı denekler hakkında bilgiler.

No	Denek	Yaş	Cinsiyet	Boy /cm	Kilo /kg	Baskın el	Test edilmiş kol
1.	Denek 1	51	Kadın	158	72	Sağ	Sağ
2.	Denek 2	21	Erkek	160	53	Sağ	Sağ
3.	Denek 3	33	Kadın	155	58	Sağ	Sağ
4.	Denek 4	41	Kadın	152	70	Sağ	Sağ
5.	Denek 5	27	Erkek	162	85	Sağ	Sol

Myo Armband aracılığıyla Matlab ortamında kaydedilen veri yapısı Çizelge 4.2’de görülmektedir. Myo Armband’ın 8 kanalından ayrı ayrı olarak her bir el hareketi için 5 saniye sürece veri kaydedilmiştir. Myo Armband’ın veri aktarım hızı 200 Hz olduğu için 5 saniyelik veri toplam 1.000 adet EMG verisi içermektedir. 1.000 adet EMG verisinin 7 farklı el hareketi üzerinden kaydedilmesi sonucu her bir kanal başına 7.000 adet EMG verisi düşmektedir. Myo Arband’ın 8 kanalı için toplamda 56.000 adet EMG verisi bir set olarak kaydedilmektedir.

Çizelge 4.2 Bir kişiden alınan bir set EMG işaretinin detayları.

Kanal	Hareket No	Hareket	Data Başlangıcı	Verinin tanımı
1	1	dinlenme	1	5 sn EMG data
	2	sağ	1001	5 sn EMG data
	3	sol	2001	5 sn EMG data
	4	açık	3001	5 sn EMG data
	5	kapalı	4001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	5001	5 sn EMG data
	7	anahtar	6001	5 sn EMG data
2	1	dinlenme	7001	5 sn EMG data
	2	sağ	8001	5 sn EMG data
	3	sol	9001	5 sn EMG data
	4	açık	10001	5 sn EMG data
	5	kapalı	11001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	12001	5 sn EMG data
	7	anahtar	13001	5 sn EMG data
3	1	dinlenme	14001	5 sn EMG data
	2	sağ	15001	5 sn EMG data
	3	sol	16001	5 sn EMG data
	4	açık	17001	5 sn EMG data
	5	kapalı	18001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	19001	5 sn EMG data
	7	anahtar	20001	5 sn EMG data
4	1	dinlenme	21001	5 sn EMG data
	2	sağ	22001	5 sn EMG data
	3	sol	23001	5 sn EMG data
	4	açık	24001	5 sn EMG data
	5	kapalı	25001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	26001	5 sn EMG data
	7	anahtar	27001	5 sn EMG data
5	1	dinlenme	28001	5 sn EMG data
	2	sağ	29001	5 sn EMG data
	3	sol	30001	5 sn EMG data
	4	açık	31001	5 sn EMG data
	5	kapalı	32001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	33001	5 sn EMG data
	7	anahtar	34001	5 sn EMG data

Çizelge 4.2 (devam) Bir kişiden alınan bir set EMG işaretinin detayları

Kanal	Hareket No	Hareket	DataBaşlangıcı	Data tipi
6	1	dinlenme	35001	5 sn EMG data
	2	sağ	36001	5 sn EMG data
	3	sol	37001	5 sn EMG data
	4	açık	38001	5 sn EMG data
	5	kapalı	39001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	40001	5 sn EMG data
	7	anahtar	41001	5 sn EMG data
7	1	dinlenme	42001	5 sn EMG data
	2	sağ	43001	5 sn EMG data
	3	sol	44001	5 sn EMG data
	4	açık	45001	5 sn EMG data
	5	kapalı	46001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	47001	5 sn EMG data
	7	anahtar	48001	5 sn EMG data
8	1	dinlenme	49001	5 sn EMG data
	2	sağ	50001	5 sn EMG data
	3	sol	51001	5 sn EMG data
	4	açık	52001	5 sn EMG data
	5	kapalı	53001	5 sn EMG data
	6	kerpeten	54001	5 sn EMG data
	7	anahtar	55001	5 sn EMG data

Şekil 4.1’de her bir denekten toplam 8 set kayıt yapılarak oluşturulan eğitim verisinin detaylı formatı görülmektedir. Çizelge 4.3’de görüldüğü gibi bir denekten kaydedilen 8 set/tekrar EMG verisinin Matlab’de işlenen formatı sunulmuştur.

Çizelge 4.3 (Devam) Bir kişiden 8 set/tekrar alınan EMG data formatı.

Set/Tekrar	Kanal	Data Başlangıcı
3	1	112001
	2	119001
	3	126001
	4	133001
	5	140001
	6	147001
	7	154001
	8	161001
4	1	168001
	2	175001
	3	182001
	4	189001
	5	196001
	6	203001
	7	210001
	8	217001
5	1	224001
	2	231001
	3	238001
	4	245001
	5	252001
	6	259001
	7	266001
	8	273001
6	1	280001
	2	287001
	3	294001
	4	301001
	5	308001
	6	315001
	7	322001
	8	329001
7	1	336001
	2	343001
	3	350001
	4	357001
	5	364001
	6	371001
	7	378001
	8	385001

Çizelge 4.3 (Devam) Bir kişiden 8 set/tekrar alınan EMG data formatı.

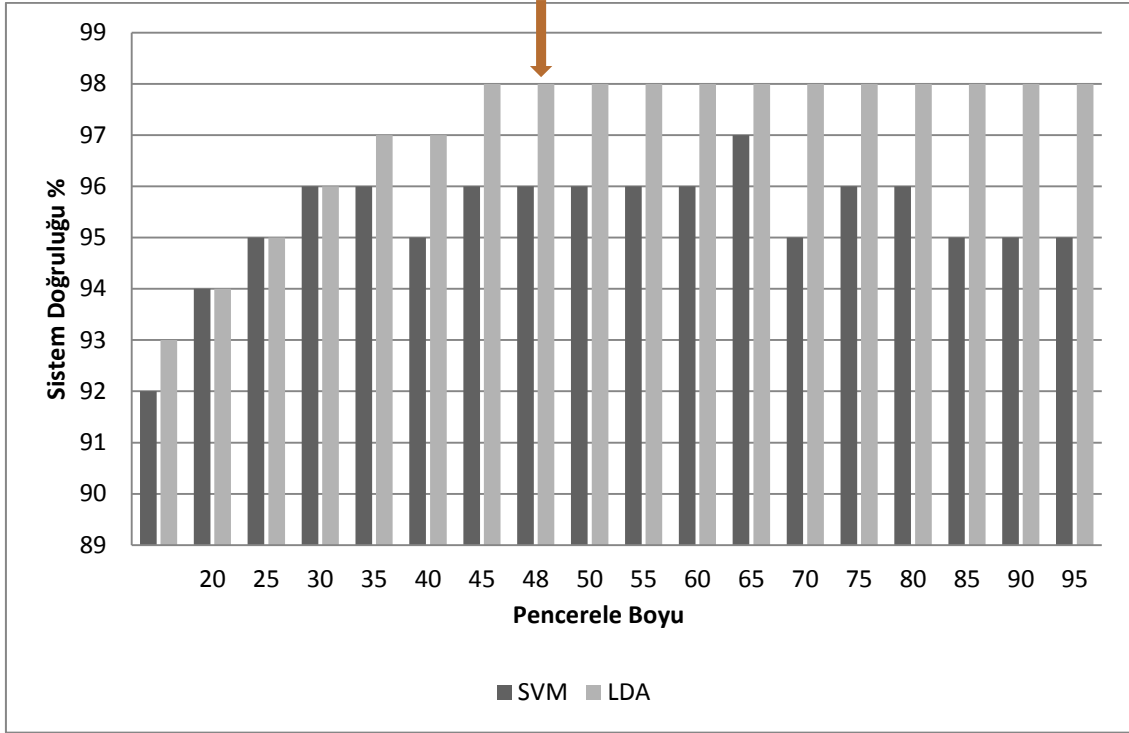
Set/Tekrar	Kanal	Data Başlangıcı
8	1	392001
	2	399001
	3	406001
	4	413001
	5	420001
	6	427001
	7	434001
	8	441001

4.2 Pencere Uzunluğunun Sistem Doğruluğuna Etkisi

Sınıflandırıcı doğruluk sonuçları, segmentasyon penceresinin uzunluğundan önemli ölçüde etkilenmiştir. Çizelge 4.4'te pencere uzunluğunun sistem doğruluğu üzerindeki etkisi görülebilir. Pencere boyutu 20 ms'den 100 ms'ye kadar değiştirilerek ve artış boyutunun SVM ve LDA sınıflandırıcılarına uygulanan pencere boyutunun yarısı kadar seçilmiştir. En optimim pencere boyu 48 ms olarak seçilmiştir. Her ne kadar daha uzun pencere boylarında da yüksek sınıflama başarısı elde edilmiş ise de mümkün olan en kısa süredeki, pencere boyunun seçilmesi koldan alınan emrin protez el tarafından hızlı bir şekilde gerçekleştirilmesini sağlar.

Çizelge 4.4 Pencere uzunluğu ile sistem doğruluğu.

Pencere Boyu	Pencere Artışı	Doğruluk (%)	
		SVM	LDA
20	10	92.59	93.23
25	13	94.03	94.92
30	15	95.45	95.85
35	18	96.33	96.87
40	20	96.18	97.91
45	23	95.82	97.88
48	24	96.68	98.34
50	25	96.69	98.31
55	28	96.88	98.44
60	30	96.73	98.10
65	32	96.06	98.87
70	35	97.33	98.72
75	37	95.81	98.72
80	40	96.46	98.42
85	42	96.73	98.72
90	45	95.85	98.88
95	47	95.39	98.12
100	50	95.59	98.27



Şekil 4.2 Pencere boyutu uzunluğunun sistemin doğruluğuna etkisi.

Şekil 4.3'te deneklerden kaydedilen her bir hareket için 5 saniyelik EMG verisinden elde edilen özellik tablosu görülmektedir. Pencere boyu 48 ve pencere artışı 24 olacak şekilde pencereleme yapıldıktan sonra her bir pencerenin başlangıç noktasıda bu tablo üzerinden takip edilebilir. Farklı el hareketlerine göre her bir pencerenin tanımlanması da bu tablo üzerinde sunulmuştur. Şekil 4.3 incelendiğinde ilk 41 satırda bulun m_0 özelliklerinin dinlenme el hareketine ait özellikler olduğu ve sağ yönünden el hareketine ait özellikler ile tablonun devam ettiği görülmektedir. Deneklerden alınan 8 farklı set veya tekrar sonucu elde edilen EMG veri seti için ayrı ayrı özelliklerin çıkarıldığı da izlenebilir. Bu veri seti Matlab üzerinden ayrı ayrı SVM ve LDA sınıflandırıcılarına uygulanmaktadır.

Her bir sette bulunan 56.000 EMG verisi 24'lü pencere artışları sonucu 2.333 adet özellik içerir. Şekil 4.3'teki tablo bu 2.333 özelliğin ilk kısmını göstermektedir.

pencere başlangıcı	hareket / pencere	hareket No	hareket	pencere no	m0							
					set1	set2	set3	set4	set5	set6	set7	set8
48	1	1	dinlenme	1	-0,963	-0,964	-0,961	-0,961	-0,962	-0,954	-0,953	-0,953
72	2	1	dinlenme	2	-0,965	-0,964	-0,96	-0,957	-0,96	-0,953	-0,952	-0,954
96	3	1	dinlenme	3	-0,968	-0,962	-0,96	-0,959	-0,959	-0,953	-0,951	-0,954
120	4	1	dinlenme	4	-0,965	-0,965	-0,961	-0,961	-0,959	-0,953	-0,951	-0,952
144	5	1	dinlenme	5	-0,962	-0,964	-0,961	-0,963	-0,962	-0,954	-0,951	-0,949
168	6	1	dinlenme	6	-0,963	-0,958	-0,961	-0,96	-0,964	-0,95	-0,951	-0,954
192	7	1	dinlenme	7	-0,964	-0,96	-0,96	-0,959	-0,959	-0,948	-0,952	-0,955
216	8	1	dinlenme	8	-0,965	-0,964	-0,96	-0,96	-0,957	-0,956	-0,949	-0,954
240	9	1	dinlenme	9	-0,964	-0,961	-0,96	-0,96	-0,959	-0,954	-0,949	-0,954
264	10	1	dinlenme	10	-0,963	-0,959	-0,959	-0,96	-0,958	-0,949	-0,951	-0,955
288	11	1	dinlenme	11	-0,965	-0,96	-0,963	-0,961	-0,957	-0,951	-0,95	-0,954
312	12	1	dinlenme	12	-0,962	-0,959	-0,961	-0,96	-0,96	-0,952	-0,951	-0,954
336	13	1	dinlenme	13	-0,959	-0,96	-0,96	-0,96	-0,961	-0,956	-0,95	-0,953
360	14	1	dinlenme	14	-0,963	-0,963	-0,962	-0,96	-0,961	-0,959	-0,948	-0,95
384	15	1	dinlenme	15	-0,963	-0,963	-0,96	-0,959	-0,959	-0,954	-0,949	-0,95
408	16	1	dinlenme	16	-0,96	-0,96	-0,958	-0,958	-0,961	-0,953	-0,952	-0,953
432	17	1	dinlenme	17	-0,963	-0,962	-0,957	-0,961	-0,961	-0,953	-0,952	-0,954
456	18	1	dinlenme	18	-0,963	-0,963	-0,959	-0,96	-0,959	-0,951	-0,951	-0,952
480	19	1	dinlenme	19	-0,963	-0,961	-0,961	-0,959	-0,962	-0,954	-0,95	-0,955
504	20	1	dinlenme	20	-0,966	-0,961	-0,962	-0,96	-0,961	-0,956	-0,951	-0,958
528	21	1	dinlenme	21	-0,963	-0,96	-0,962	-0,96	-0,96	-0,952	-0,951	-0,953
552	22	1	dinlenme	22	-0,962	-0,958	-0,96	-0,962	-0,962	-0,951	-0,952	-0,953
576	23	1	dinlenme	23	-0,963	-0,962	-0,959	-0,962	-0,962	-0,956	-0,953	-0,955
600	24	1	dinlenme	24	-0,966	-0,964	-0,96	-0,962	-0,964	-0,957	-0,954	-0,954
624	25	1	dinlenme	25	-0,968	-0,962	-0,959	-0,961	-0,965	-0,953	-0,953	-0,953
648	26	1	dinlenme	26	-0,966	-0,964	-0,961	-0,964	-0,962	-0,953	-0,948	-0,953
672	27	1	dinlenme	27	-0,964	-0,962	-0,962	-0,965	-0,962	-0,954	-0,951	-0,953
696	28	1	dinlenme	28	-0,965	-0,96	-0,962	-0,96	-0,964	-0,956	-0,951	-0,954
720	29	1	dinlenme	29	-0,967	-0,959	-0,96	-0,961	-0,962	-0,953	-0,951	-0,952
744	30	1	dinlenme	30	-0,963	-0,963	-0,96	-0,962	-0,961	-0,949	-0,952	-0,952
768	31	1	dinlenme	31	-0,96	-0,962	-0,96	-0,959	-0,965	-0,954	-0,951	-0,951
792	32	1	dinlenme	32	-0,961	-0,958	-0,96	-0,96	-0,963	-0,954	-0,953	-0,953
816	33	1	dinlenme	33	-0,966	-0,959	-0,959	-0,961	-0,958	-0,951	-0,953	-0,954
840	34	1	dinlenme	34	-0,967	-0,959	-0,962	-0,963	-0,96	-0,954	-0,95	-0,953
864	35	1	dinlenme	35	-0,965	-0,964	-0,964	-0,966	-0,962	-0,957	-0,948	-0,954
888	36	1	dinlenme	36	-0,965	-0,966	-0,96	-0,966	-0,961	-0,955	-0,95	-0,954
912	37	1	dinlenme	37	-0,977	-0,98	-0,964	-0,965	-0,962	-0,953	-0,95	-0,959
936	38	1	dinlenme	38	-0,99	-0,991	-0,98	-0,978	-0,98	-0,968	-0,974	-0,981
960	39	1	dinlenme	39	-0,997	-0,998	-0,989	-0,981	-0,982	-0,978	-0,984	-0,99
984	40	1	dinlenme	40	-0,998	-0,999	-0,988	-0,982	-0,982	-0,981	-0,989	-0,992
1008	41	1	dinlenme	41	-0,998	-0,999	-0,989	-0,987	-0,989	-0,984	-0,99	-0,994
1032	1	2	sağ	42	-0,998	-0,999	-0,99	-0,991	-0,989	-0,984	-0,989	-0,992
1056	2	2	sağ	43	-0,998	-0,998	-0,989	-0,988	-0,988	-0,985	-0,99	-0,991
1080	3	2	sağ	44	-0,997	-0,998	-0,988	-0,984	-0,989	-0,987	-0,993	-0,992
1104	4	2	sağ	45	-0,997	-0,996	-0,987	-0,982	-0,987	-0,987	-0,992	-0,993
..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..

Şekil 4.3 TD-PSD ile elde edilen m_0 özelliğinin detaylı formatı.

4.3 Özellik Çıkarmanın Etkisi

TD-PSD paketi altı özellikten oluşur. Her bir özelliğin sınıflandırma başarısına katkısını tespit edebilmek için örnek olarak Denek 3'ten alınan veriler LDA algoritması ile sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma verilerine ait grafikler Şekil 4.4'te belirtilmiştir.

Accuracy: 98.49%

Output Class	Rest	100.0% 33	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
	Right	0.0% 0	97.0% 32	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
	Left	0.0% 0	0.0% 0	97.1% 33	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
	Open	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	97.1% 33	0.0% 0	0.0% 0
	Contract	0.0% 0	0.0% 0	2.9% 1	0.0% 0	100.0% 31	0.0% 0
	Pincer	0.0% 0	3.0% 1	0.0% 0	2.9% 1	0.0% 0	100.0% 34
		Rest	Right	Left	Open	Contract	Pincer
		Target Class					

a) $\log(m_0)$

Accuracy: 36.68%

Output Class	Rest	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
	Right	75.0% 6	41.5% 17	3.6% 1	3.3% 1	2.3% 1	10.0% 2	17.2% 5
	Left	12.5% 1	14.6% 6	42.9% 12	23.3% 7	4.7% 2	10.0% 2	6.9% 2
	Open	12.5% 1	2.4% 1	21.4% 6	33.3% 10	18.6% 8	15.0% 3	13.8% 4
	Contract	0.0% 0	14.6% 6	0.0% 0	16.7% 5	32.6% 14	20.0% 4	13.8% 4
	Pincer	0.0% 0	9.8% 4	14.3% 4	16.7% 5	20.9% 9	40.0% 8	6.9% 2
	Key	0.0% 0	17.1% 7	17.9% 5	6.7% 2	20.9% 9	5.0% 1	41.4% 12
		Rest	Right	Left	Open	Contract	Pincer	Key
		Target Class						

b) $\log(m_0-m_2)$

Şekil 4.4 Denek 3'e ait bütün özelliklerin sınıflandırma sonuçları.

Accuracy: 19.10%

Rest	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
Right	16.0% 4	21.7% 5	0.0% 0	18.2% 2	0.0% 0	21.7% 13	22.0% 9
Left	0.0% 0	17.4% 4	48.0% 12	9.1% 1	14.3% 2	15.0% 9	9.8% 4
Open	40.0% 10	8.7% 2	8.0% 2	18.2% 2	21.4% 3	13.3% 8	14.6% 6
Contract	28.0% 7	13.0% 3	8.0% 2	27.3% 3	21.4% 3	13.3% 8	17.1% 7
Pincer	4.0% 1	26.1% 6	20.0% 5	18.2% 2	21.4% 3	13.3% 8	17.1% 7
Key	12.0% 3	13.0% 3	16.0% 4	9.1% 1	21.4% 3	23.3% 14	19.5% 8
	Rest	Right	Left	Open	Contract	Pincer	Key

Target Class

c) $\log(m_0-m_4)$

Accuracy: 23.62%

Rest	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
Right	13.6% 6	35.9% 14	19.0% 4	6.7% 1	5.6% 2	15.4% 4	11.1% 2
Left	25.0% 11	10.3% 4	33.3% 7	26.7% 4	2.8% 1	15.4% 4	5.6% 1
Open	27.3% 12	17.9% 7	19.0% 4	20.0% 3	5.6% 2	15.4% 4	5.6% 1
Contract	6.8% 3	5.1% 2	0.0% 0	20.0% 3	36.1% 13	23.1% 6	33.3% 6
Pincer	13.6% 6	23.1% 9	19.0% 4	13.3% 2	13.9% 5	15.4% 4	11.1% 2
Key	13.6% 6	7.7% 3	9.5% 2	13.3% 2	36.1% 13	15.4% 4	33.3% 6
	Rest	Right	Left	Open	Contract	Pincer	Key

Target Class

d) $\log(S)$

Şekil 4.4 (devam) Denek 3'e ait bütün özelliklerin sınıflandırma sonuçları.

Accuracy: 31.66%

Rest	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
Right	0.0% 0	48.6% 17	23.1% 6	0.0% 0	2.7% 1	0.0% 0	19.6% 9
Left	75.0% 6	5.7% 2	53.8% 14	18.2% 4	0.0% 0	8.0% 2	8.7% 4
Open	0.0% 0	11.4% 4	7.7% 2	31.8% 7	16.2% 6	40.0% 10	8.7% 4
Contract	0.0% 0	5.7% 2	0.0% 0	4.5% 1	32.4% 12	24.0% 6	26.1% 12
Pincer	12.5% 1	14.3% 5	7.7% 2	22.7% 5	18.9% 7	16.0% 4	17.4% 8
Key	12.5% 1	14.3% 5	7.7% 2	22.7% 5	29.7% 11	12.0% 3	19.6% 9
	Rest	Right	Left	Open	Contract	Pincer	Key

Target Class

e) $\log(IF)$

Accuracy: 14.57%

Rest	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
Right	19.1% 13	5.6% 1	6.7% 1	10.8% 4	18.2% 4	23.1% 3	26.9% 7
Left	17.6% 12	11.1% 2	20.0% 3	16.2% 6	18.2% 4	15.4% 2	11.5% 3
Open	13.2% 9	16.7% 3	6.7% 1	29.7% 11	9.1% 2	15.4% 2	19.2% 5
Contract	14.7% 10	22.2% 4	6.7% 1	13.5% 5	27.3% 6	23.1% 3	15.4% 4
Pincer	16.2% 11	22.2% 4	20.0% 3	21.6% 8	13.6% 3	15.4% 2	3.8% 1
Key	19.1% 13	22.2% 4	40.0% 6	8.1% 3	13.6% 3	7.7% 1	23.1% 6
	Rest	Right	Left	Open	Contract	Pincer	Key

Target Class

f) $\log(WLR)$

Şekil 4.4 (devam) Denek 3'e ait bütün özelliklerin sınıflandırma sonuçları.

Bu çalışmada, (Çizelge 4.5 ve 4.6)'da gösterilen özellikler matlab üzerinde uygulanacak ve tüm denekler için sistem doğruluk sonuçlarını karşılaştırmak için LDA ve SVM sınıflandırıcıları kullanılarak test edilecektir.

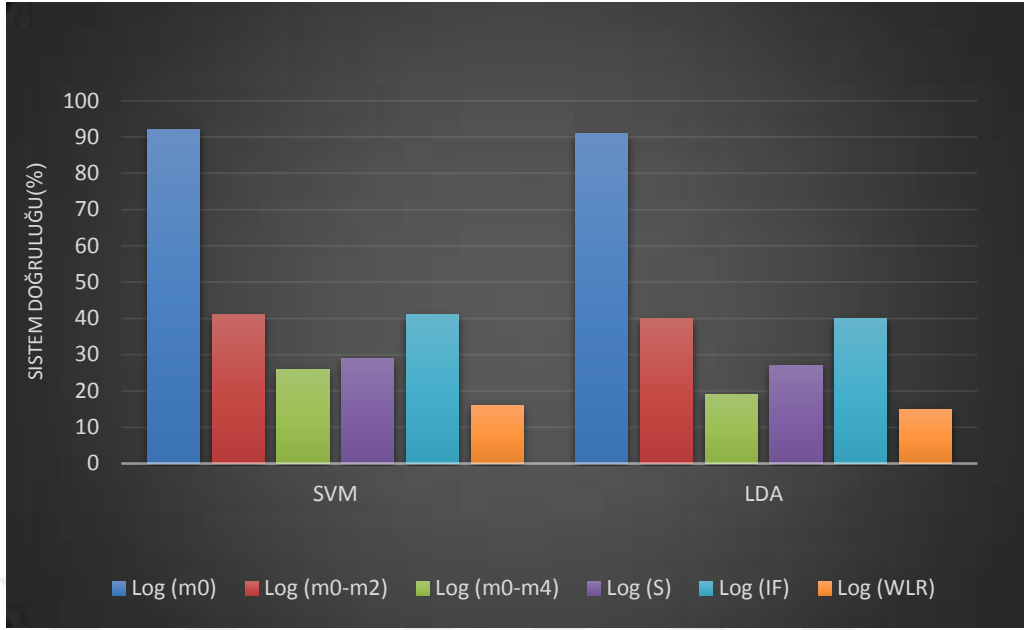
Çizelge 4.5 Sistem doğruluğu (%) tüm denekler için SVM sınıflandırıcılı TD-PSD kohort sonuçları.

Denek No	Log (m_0)	Log ($m_0 - m_2$)	Log ($m_0 - m_4$)	Log (S)	Log (IF)	Log (WLR)	Tüm özellikler
Denek 1	93.25	42.45	25.06	32.90	40.40	14.12	91.66
Denek 2	91.52	42.81	30.55	33.80	47.74	18.05	92.99
Denek 3	95.92	35.33	22.33	27.18	35.77	20.68	96.68
Denek 4	89.99	35.48	23.68	22.86	38.90	13.02	91.20
Denek 5	91.17	53.38	31.68	28.76	43.13	18.51	89.00
Ortalama	92.37	41.89	26.66	29.1	41.18	16.87	92.30

Çizelge 4.6 Sistem doğruluğu (%) tüm denekler için LDA sınıflandırıcılı TD-PSD kohort sonuçları.

Denek No	Log (m_0)	Log ($m_0 - m_2$)	Log ($m_0 - m_4$)	Log (S)	Log (IF)	Log (WLR)	Tüm özellikler
Denek 1	92.99	41.94	16.72	31.37	39.71	13.30	92.99
Denek 2	88.64	42.06	24.67	33.60	46.34	18.49	92.19
Denek 3	96.17	34.04	16.54	23.61	35.27	15.59	98.34
Denek 4	89.80	33.89	18.85	21.78	36.99	11.43	92.74
Denek 5	89.52	50.77	19.72	24.88	42.43	16.54	90.91
Ortalama	91.42	40.54	19.3	27.04	40.14	15.07	93.43

Şekil 4.5'te LDA ve SVM sınıflandırıcıları üzerinden TD-PSD metodunun özelliklerinin sistem doğruluğuna etkisi grafik üzerinden verilmiştir. Grafik incelendiğinde $\log(m_0)$ özelliğinin diğer özelliklerden daha yüksek bir ortalama sistem doğruluk sonuçlarını göstermektedir.



Şekil 4.5 Her sınıflandırıcı ile TD-PSD grubundaki her bir özellik için ortalama sistem doğruluğu sonucu (%).

TD-PSD grubundaki ortalama sistem doğruluk oranı ve LDA ve SVM sınıflandırmalarının sonuçları Çizelge 4.7'de özetlenmiştir.

Çizelge 4.7 Özellik seti ile ortalama sınıflandırıcı sistem oranı (%).

Sınıflandırıcı + TD-PSD Özellik Seti	Ortalama sistem doğruluk oranı
LDA	93.43 %
SVM	92.30 %

Çizelge 4.5, LDA sınıflandırıcısının SVM sınıflandırıcıdan daha iyi doğruluğa sahip olduğunu göstermektedir. Bu, LDA sınıflandırıcısının, farklı sınıflar arasında daha iyi bir ayırım elde etmek için özellik alanını geliştirdiği anlamına gelir.

4.4 Robotik El

3D yazıcı ile basılan robotik el, parmakların hareketi için servo motor açıları hesaplanmıştır. Matlab yazılımı üzerinde EMG sinyallerinin sınıflandırılması sonucu denek tarafından yapılan el hareketleri tespit edilmiştir. Bu parmakların uygun pozisyonlar alması için mikrodenetleyici yazılımındaki açılar kodlanmıştır. Bu

tez kapsamında üretilen prototip el tarafından gerçekleştirilebilecek dört hareket (açık el, kapalı el, kerpeten tutuş ve dinlenme) üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Myo Armband'dan Bluetooth aracılığıyla bilgisayara EMG sinyalleri gönderilerek prototip el tarafından parmaklar hareket ettirilmiştir. Resim 4.1'de görüldüğü gibi uygulanan parmak hareketleri başarı ile gerçekleştirilmiştir.



Resim 4.1 Robotik el hareketleri.

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Bu tez çalışmasında, yedi el hareketini (sağ, sol, açık el, kapalı el, kerpeten tutuş, anahtar tutuşu ve dinlenme) ayırt etmek ve desenleri sınıflandırmak için EMG sinyalleri analiz edilmiştir. Elde edilen sınıflandırma sonuçları ile kontrol edilen bir robotik el prototipi üretilmiştir. 5 adet servo motor ile kontrol edilen parmaklar Myo Armband'dan gelen EMG sinyallerinin sınıflandırılması sonucu gerçek zamanlı olarak hareket ettirilmiştir. Günümüzde teknolojinin gelişmesi sonucu EMG işaretlerinin robotik kolu kontrol edebileceği pek çok çalışma yayınlanması ile beraber bu tez çalışmasında ise gerçek el protezlerinin düşük maliyetle üretilmesi üzerine yoğunlaşmıştır.

Bu tez çalışması ile elde edilen sonuçlar aşağıda sıralanmıştır:

- 1- Prototip bir robotik kolun kontrol edilmesi için gerekli kabul edilebilir sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. LDA (93.43%) ve SVM (92.30%) sınıflandırıcı algoritmaları yaklaşık bir sınıflandırma başarısı göstermiştir.
- 2- Myo Armband cihazı ön işleme devreleri sayesinde geleneksel EMG cihazlarına göre daha düşük gürültü seviyesine sahiptir.
- 3- Pencere boyu ve artış miktarı ile sistemin doğruluğu üzerinde etkisi vardır. Pencere boyunun artırılması ile doğru orantılı olarak sınıflandırma başarısı da artmaktadır. Fakat gerçek zamanlı uygulamalarda pencere boyunun kısa olması önemlidir. Bu nedenle en optimum değerler 48 ms pencere boyu ve 24 ms artış şeklinde belirlenmiştir.
- 4- TD-PSD yöntemi ile literatürde kullanılan 6 farklı özellik üzerine analizler yapılmıştır. Deneklerden alınan örnek EMG sinyallerinin sınıflandırma başarısı dikkate alındığında $\log(m_0)$ özelliği doğruluk açısından diğer özelliklere göre daha yüksek sonuçlar göstermiştir.
- 5- Bu tez çalışması kapsamında 3D yazıcı desteği ile üretilen prototip robotik el, temel dört hareketin uygulamasını gerçekleştirmiştir. Prototip elin performansı yeterlidir. Fakat bu tez çalışmasında sadece 5 parmak hareketini gerçekleştirebilen prototip kol kullanıldığı için diğer el hareketlerine (anahtar tutuşu, sol ve sağ) ait uygulama yapılamamıştır.
- 6- Bu tezde kullanılan robotik kol modeli üzerinde yapılabilecek 4 farklı hareket hem

LDA hem de SVM algoritmaları kullanılarak test edilmiştir. Tekrarlanan deneyler sonucunda LDA ve SVM sınıflandırma algoritmalarının birbirine yakın sonuçlar üretmiştir.

Gelecekteki çalışmalarda daha büyük bir veri tabanı içerecek şekilde kol amputeleri üzerinde çalışılması hedeflenmiştir. Özellikle giyilebilir robotik kol tasarımları geliştirilmesine ihtiyaç vardır. Bu tez çalışmasında kullanılan Myo Armband cihazı hâlihazırda ticari satışını sonlandırmıştır. Bu nedenle farklı türdeki EMG sinyal elde eden cihazlar araştırılmalıdır. Myo Armband türü cihazlar belirli bir bölgedeki EMG sinyallerini elde etmek üzere tasarlanmıştır. Daha geniş bölgelerden EMG işaretlerini elde edebilmek için yeni tasarımlara ihtiyaç vardır. Bu çalışmada kullanılan LDA ve SVM sınıflandırıcılarının yanı sıra (KNN, NN, RF, vd.) diğer sınıflandırıcı algoritmalarda literatürde yer almaktadır. Çalışılan yöntemler çeşitlendirilerek sınıflandırma başarısı artırılabilir. Bu tez çalışmasında kullanılan özellik çıkarma yöntemi olan TS-PSD yönteminin dışındaki diğer özellik çıkarma metodları da incelenmelidir.

Özellikle yaşadığımız coğrafyada bir kader olan savaş ortamı ve yaralanmalar sonucu ampute bir hayat sürmek zorunda kalan engelli bireylerin hayatlarını bir nebze kolaylaştıracak algoritmalar yöntemler ve çözümler üzerine çalışmak ve her seferinde daha kabiliyetli ve daha uygun maliyetlerde akıllı protezler üretebilmek için bu alandaki çalışmaların devam ettirilmesi önem arz etmektedir.

6. KAYNAKLAR

- Achirul Nanda, M Boro Seminar, K Nandika D, Maddu A, 2018, A comparison study of kernel functions in the support vector machine and its application for termite detection. *Information*, 9, 5-19.
- Agur A M, Dalley A F, 2009, *Grant's Atlas of Anatomy*. Lippincott Williams & Wilkins.
- Ahmed S S, Almusawi A R, Yilmaz B Dogru N, 2021, Design and multichannel electromyography system-based neural network control of a low-cost myoelectric prosthesis hand. *Mechanical Sciences*, 12, 69-83.
- Akhmadeev K, Rampone E, Yu, Yo T, Aoustin Y, Le C E, 2017, A Testing System For A Real-Time Gesture Classification Using Surface EMG. *IFAC-Papers OnLine*, 50, 11498-11503.
- Alam M S, Arefin A S, 2017, Real-Time Classification Of Multi-Channel Forearm Emg To Recognize Hand Movements Using Effective Feature Combination And Lda Classifier. *Bangladesh Journal of Medical Physics*, 10, 25-39.
- Ali A H, 2013, An investigation of Electromyographic (EMG) Control of Dextrous Hand Prostheses for Transradial Amputees, University of Plymouth, Ph. D. Thesis, 298p, England.
- Al-Timemy A H, Khushaba R N, Bugmann G, Escudero J, 2015, Improving The Performance Against Force Variation of EMG Controlled Multifunctional Upper-Limb Prostheses For Transradial Amputees. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24, 650-661.
- Arslan Y Z, 2005, İnsanın İki Kolunun Ortak Hareketi Esnasında Oluşan Eklem Momentlerinin Elektromyografi Sinyalleri Yardımıyla Analizi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 81s, İstanbul.
- Başpınar U, 2014, Elektromiyogram Sinyallerinin Sınıflandırılması Ve Bağımsız Bileşen Analizi İle İşlenmesi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 107s, İstanbul.

- Bilgin N F, 2016, Giyilebilir Teknolojiler Tabanlı Mobil Hasta Takip Sistemi Tasarımı Ve Gerçekleştirilmesi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 81s, Sakarya.
- Christov I, Raikova R, Angelova S, 2018, Separation of Electrocardiographic From Electromyographic Signals Using Dynamic Filtration. Medical Engineering and Physics, 57, 1-10.
- Çalışkan A, 2019, Emg Sinyalleri İçin Hibrid Öznitelik Çıkarma Yöntemi Geliştirilmesi, Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 8, 652-664.
- Duncan S F, Saracevic C E, Kakinoki R, 2013, Biomechanics of The Hand. Hand Clinics, 29, 483-492.
- Eryiğit S, 2012, Sağlıklı Kişilerde Farklı Üst Ekstremité Pozisyonlarında Elde Kavrama Kuvvetlerinin Analizi, İstanbul Bilim Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Yüksek lisans tezi, 96s, İstanbul.
- Guo W, Sheng X, Liu H, Zhu, X, 2015, Development of a Multi-Channel Compact-Size Wireless Hybrid Seng/Nirs Sensor System For Prosthetic Manipulation, IEEE Sensors Journal, 16, 447-456.
- Guo S, Gao B, Pang M, Hirata H, Ishihara H, 2015, Comparison of sEMG-Based Feature Extraction And Motion Classification Methods For Upper-Limb Movement. sensors, 15, 9022-9038.
- Gökçe F, 2019, Koldan Alınan EMG Sinyalleri İle Uzaktan Kontrollü Sistemlerin Kullanılmasına Yönelik Uygulama Geliştirilmesi, Karabük Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 102s, Karabük
- Hassan H F, Abou-Loukh S J, İbraheem I K, 2018, Teleoperated Robotic Arm Movement Using EMG Signal With Wearable MYO Armband. arXiv preprint arXiv:1810.09929.
- Jamal M Z, 2012, Signal Acquisition Using Surface Emg And Circuit Design Considerations For Robotic Prosthesis. Computational Intelligence in Electromyography Analysis-A Perspective on Current Applications and Future Challenges, 18, 427-448.

- Jones L A, Lederman S J, 2006, Human Hand Function. Oxford University Press.
- Kamen Gary, Gordon D, Graham E, Joseph H, Saunders N, 2004, Electromyographic Kinesiology, Research Methods in Biomechanics. Champaign.
- Khushaba R N, Takruri M, Miro J V, Kodagoda S, 2014, Towards Limb Position Invariant Myoelectric Pattern Recognition Using Time-Dependent Spectral Features. Neural Networks, 55, 42-58.
- Kilby J, Prasad K, Mawston G, 2016, Multi-Channel Surface Electromyography Electrodes: A Review. IEEE Sensors Journal, 16, 5510-5519.
- Köklükaya P D E, 2008, EMG İşaretlerinin İşlenmesi ve Sınıflandırılması, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 92s, Sakarya.
- Kumar H, Das S, Rath G, 2008, An Anatomical Insight Into The Third Head Of Biceps Brachii Muscle. Bratislavské Lekárske Listy, 109, 76.
- Küçük S, Mayetin U, 2017, EMG Sinyalleri İle Mobil Robotun Kablosuz Kontrolü. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 23, 497-503.
- Landin D, Thompson M, Jackson M, 2018, Functions of The Triceps Brachii In Humans: a Review. Journal of Clinical Medicine Research, 10, 290-293.
- Li G, 2011, Electromyography Pattern-Recognition-Based Control Of Powered Multifunctional Upper-Limb Prostheses. Advances in Applied Electromyography, 6, 99-116.
- Lu L, Mao J, Wang W, Ding G, Zhang Z, 2020, A Study of Personal Recognition Method Based on EMG Signal. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 14, 681-691.
- Mayetin U, Küçük S, Şayli Ö, EMG Controlled Mobile Robot Application, IEEE Medical Technologies National Conference, 2015, October, 1-4, India.
- Maldonado K A and Tadi P, 2020, Anatomy, Thorax, Medial Pectoral Nerves. StatPearls.
- Merletti R, Hermens H J, 2004, Electromyography Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications, Stamatiou V. Kartalopoulos, 5, 107-131, New Jersey.
- Mendez I, Hansen B W, Grabow C M, Smedegaard E J L, Skogberg N B, Uth X J, vd,

- Evaluation of the Myo armband for the classification of hand motions. IEEE Int Conf Rehabil Robot, 2017, Jul 17-20, 1211-1214, London.
- Misener D L, Morin E L, An EMG To Force Model For The Human Elbow Derived From Surface Emg Parameters, IEEE In Proceedings of 17th International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, 1995, Sept 20-23, 1205-1206, Canada.
- Morales L, Pozo D, An Experimental Comparative Analysis Among Different Classifiers Applied To Identify Hand Movements Based On sEMG, IEEE Second Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), 2017, 16-20 Oct, 1-6, Ecuador.
- Oskoei M A, Hu H, 2007, Myoelectric Control Systems-A survey, Biomedical Signal Processing and Control, 2, 275-294.
- OuriEFF J, Scheckel B, Agarwal A, 2018, Anatomy, Back, Trapezius. StatPearls.
- Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C, 2012, Feature Reduction And Selection For Emg Signal Classification. Expert Systems With Applications, 39, 7420-7431.
- Rawat S, Vats S, Kumar P, Evaluating and Exploring the MYO ARMBAND. IEEE International Conference System Modeling and Advancement in Research Trends (SMART), 2016, Nov 25-27, 115-120, India.
- Sathiyarayanan M, Rajan S, MYO Armband For Physiotherapy Healthcare: A Case Study Using Gesture Recognition Application, International Conference On Communication Systems And Networks, Comsnets, 2016, Jan 5-10, 1-6, India.
- Shi L, Liu Z, Wang Q, A Novel Method of sEMG Signal Segmentation, IEEE 9th International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks, 2013, Dec 11-13, 515-520, China.
- Singh V, 2020, Textbook of Anatomy: Upper Limb and Thorax, Vol 1, 3rd Updated Edition, eBook. Elsevier Health Sciences.
- Solari F, Burns B, 2018, Anatomy, Thorax, Pectoralis Major Major.
- Supuk T G, Skelin A K, Cic M, 2014, Design, Development And Testing Of A Low-

- Cost Semg System And its Use in Recording Muscle Activity in Human Gait. Sensors, 14, 8235-8258.
- Taşar B, 2018, Emg Sinyallerinin Anlamlandırılması İçin Radyal Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağı Tasarımı. Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi, 10, 153-159.
- Treussart B, Geffard F, Vignais N, Marin F, Controlling An Upper-Limb Exoskeleton By Emg Signal While Carrying Unknown Load. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020, 31 May-31 Aug, 9107-9113, France.
- Visconti P, Gaetani F, Zappatore G A, Primiceri, P, 2018, Technical Features and Functionalities Of Myo Armband: An Overview On Related Literature and Advanced Applications Of Myoelectric Armbands Mainly Focused On Arm Prostheses. Int. J. Smart Sens. Intell. Syst, 11, 1-25.
- Yang K, Xu M, Yang X, Yang R, Chen Y, 2021, A Novel EMG-Based Hand Gesture Recognition Framework Based on Multivariate Variational Mode Decomposition. Sensors.
- Yavuz E, Eyupoglu C, 2019, A Cepstrum Analysis-Based Classification Method For Hand Movement Surface Emg Signals. Medical and Biological Engineering & Computing, 57, 2179-2201.
- Zhang X, Wang Y Han R P, Wavelet Transform Theory And Its Application In EMG Signal Processing. IEEE International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2010, Aug 10-12, 2234-2238, China.
- Zhang H, Zhao Y, Yao F, Xu L, Shang P, Li G, An Adaptation Strategy Of Using LDA Classifier For EMG Pattern Recognition. International Conference of The IEEE Engineering In Medicine And Biology Society (EMBC), 2013, July 3-7, 4267-4270, Japan.

İnternet Kaynakları

1. <https://fizyoo.com/gogus-kaslari-anatomisi/> Erişim Tarihi 10.02.2022
2. <https://gelisimalani.files.wordpress.com/2017/08/a31e3a772565b26534a763b7168966fc.jpg?w=640> Erişim Tarihi 10.02.2022
3. <http://neurologistdelhi.com/electromyography-nerve-conduction-velocity/> Erişim Tarihi 10.02.2022
4. <https://slideplayer.biz.tr/slide/11860442/> Erişim Tarihi 10.02.2022
5. http://www.itfnoroloji.org/emgsemi/WEB/emgsemi_Web.htm / Erişim Tarihi 10.02.2022
6. <https://www.medi-pro.com.tr/technomed-cok-kullanimlik-konsantrik-igne-elektrodu/> Erişim Tarihi 10.02.2022
7. <https://www.robotsepeti.com/grove-emg-detector/> Erişim Tarihi 10.02.2022
8. Elektromiyogram İşaretlerinin Ölçülmesi - ppt indir (slideplayer.biz.tr) / Erişim Tarihi 10.02.2022
9. <https://www.robotshop.com/en/myo-gesture-control-armband-black.html> Erişim Tarihi 10.02.2022
10. <https://www.neuropark.com/igne-emg/> Erişim Tarihi 10.02.2022
11. <https://www.creativemechanisms.com/blog/learn-about-polylactic-acid-pla-prototypes> Erişim Tarihi 10.02.2022
12. https://www.alldatasheet.com/view.jsp?Searchword=Mg995&gclid=Cj0KCQiAubmPBhCyARIsAJWNpiP8IrlgU5iDbzyPoIAh1OPy-NeCQGVdG-ntu4uWsOwofFcYUxJ__pgaAsrQEALw_wcBt Erişim Tarihi 10.02.2022
13. <https://www.jsumo.com/mg90s-micro-servo-motor/> Erişim Tarihi 10.02.2022
14. <https://teknolojiprojeleri.com/arduino/arduino-uno-nedir-ozellikleri-nelerdir/> Erişim Tarihi 10.02.2022
15. <http://www.ibrahimdemircioglu.com/pdf/bmmTez.pdf> Erişim Tarihi 10.02.2022
16. <https://delsyseurope.com/downloads/TUTORIAL/imaging-the-behavior-of-mu-by-decomposition-of-the-emg-signal.pdf> Erişim Tarihi 10.02.2022