



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



YÜKSEK LİSANS TEZİ

**İNSAN ELİNİN POZİSYON VE KUVVETLERİNİN KESTİRİMİ
AMACIYLA EMG SİNYALLERİNİN SINIFLANDIRILMASI**

Rahime YILMAZ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

**DANIŞMAN
Yrd. Doç. Dr. Tolga ENSARİ**

**II. DANIŞMAN
Doç. Dr. Yunus Ziya ARSLAN**

Haziran, 2017

İSTANBUL

Bu çalışma 14.06.2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Bilgisayar Mühendisliği Programında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

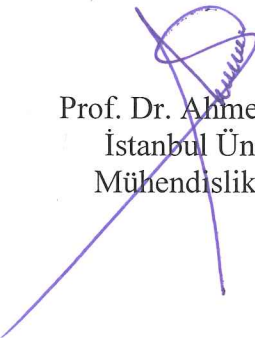
Tez Jürisi



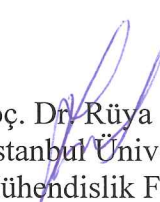
Yrd. Doç. Dr. Tolga ENSARİ(Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



Yrd. Doç. Dr. Sefer KURNAZ
İstanbul Esenyurt Üniversitesi
Mühendislik Mimarlık Fakültesi



Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



Doç. Dr. Rüya ŞAMLI
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



Doç. Dr. Yüksel HACIOĞLU
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



20.04.2016 tarihli resmi gazetede yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, İstanbul Üniversitesi'nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü'nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.

Bu tezde yapılan deneyler, M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu' nun 67 numaralı kararı ile onaylanmıştır.

ÖNSÖZ

Akademiye başladığım ilk andan itibaren yanımda olup destek olan ailem, arkadaşlarım ve hocalarıma sırasıyla teşekkür etmek isterim. İlk olarak, birlikte çalışmaya başladığımız andan itibaren her zaman teknik desteği ve yardımlarıyla yanımda olan Sayın Yrd. Doç. Dr. Tolga ENSARİ' ye, tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı şekillendiren ikinci danışmanım sayın Doç. Dr. Yunus Ziya ARSLAN' a ve çalışmamın deneyleri için, hastanede yapılan ölçümler sırasında yardımlarıyla ve desteğiyle hastane işlemlerini kolayca tamamlamamı sağlayan Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Uzmanı Uz. Dr. Sebahat AYDİL' e teşekkür ederim.

Bu süreçte en büyük desteğim, birlikte çalışmaktan büyük keyif aldığım, tecrübeleriyle öğütleriyle her zaman yoluma ışık tutan, kişisel ve bilimsel olarak hep örnek alacağım, saygıdeğer hocam Yrd. Doç. Dr. Sefer KURNAZ' a büyük bir minnetle teşekkür ederim.

Çalışmalarımın bir kısmını Hollanda'da birlikte sürdürdüğüm Radboud Üniversitesi Veri Bilimi Departmanı yöneticisi Prof. Dr. Tom HESKES' e yardımları ve katkılarından dolayı teşekkürü bir borç bilirim. Hollanda'da bulunduğum süre boyunca beni misafir eden, benimle ilgilenen ve orada bulunduğum günleri huzurla geçirmemi sağlayan Selda LINDALAUF ve Ortwin LINDALAUF' a, Elif ve Ebru ŞAKI' ya içtenlikle teşekkür ederim.

Akademik çalışma hayatında en büyük şansım çalışma arkadaşlarım Arş. Gör. Çağrı UYSAL' a ve eşi Emel Nur UYSAL' a bu süreçte yanımda olup destek oldukları ve tezime yaptıkları katkılar için minnettarım. Şimdiye kadar tanıdığım en titiz çalışan ve çalışmayı çok seven, yardımsever arkadaşım Öğr. Gör. Derya KARABULUT' a sonsuz desteği ve bu çalışma süresince esirgemediği yardımlarından dolayı teşekkür ederim. En stresli olduğum son aşamalarda, süreci tamamlamamdaki katkısı ve motive eden desteği için Öğr. Gör. Tuğberk KOCATEKİN' e müteşekkirim.

Bu zorlu süreçte bıkmadan, yorulmadan beni destekleyen, her zaman yanımda olup benimle mücadele eden, bana benden çok inanan kız kardeşim Elif YILMAZ' a ve manevi kız kardeşim Melike BİCE' ye, canım annem ve babama sonsuz teşekkürler.

Bu tez çalışmamın bir gün gerçek hayata geçirilip, protezler üretilmesi ve bu protezlerin herkes tarafından, herhangi bir maddi kaygı olmadan kullanılabilmesi ümidiyle.

Mayıs 2017

Rahime YILMAZ

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
TABLO LİSTESİ	x
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	xi
ÖZET.....	xiii
SUMMARY	xv
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL KISIMLAR	5
3. MALZEME VE YÖNTEM	10
3.1. İNSAN KOLUNUN ANATOMİSİ	10
3.1.1. Önkol Anatomisi	10
3.1.1.1. <i>Flexor Karpi Radiyalis Kası</i>	11
3.1.1.2. <i>Ekstansör Karpi Radiyalis Longus Kası</i>	11
3.2. KAS KOORDİNASYONU	12
3.2.1. Kas Hareketleri	13
3.2.3. Kas Kuvvetini Etkileyen Faktörler	14
3.2.3.1. <i>Kas Aktivasyon Dinamiği</i>	14
3.3. DENEYLER	15
3.3.1. Deney Düzenegi	15
3.3.2. Sinyal Verilerinin Elde Edilmesi	17
3.3.2.1. <i>Protokol 1 için EMG Sinyalinin Kayıt Edilmesi ve Veri Toplama</i>	18
3.3.2.2. <i>Protokol 2 için EMG Sinyalinin Kayıt Edilmesi ve Veri Toplama</i>	20
3.4. EMG SİNYALİNİN TEMEL KAVRAMLARI	21
3.4.1. Yüzeysel EMG Sinyallerinin Kayıt Tekniği	22
3.4.2. EMG Sinyalinin Uygulama Alanları.....	25
3.4.3. EMG-Kas Kuvveti İlişkisi	26
3.5. EMG SİNYALİNİN İŞLENMESİ	27

3.5.1. Sayısal Örneklem Frekansı.....	28
3.5.2. Fourier Dönüşümü	29
3.5.3. EMG Sinyalinin Zaman Alanında İncelenmesi	30
3.5.3.1. Doğrultma	31
3.5.3.2. Doğrultulmuş Sinyalin Yumuşatılması	32
3.5.3.3. Doğrultulmuş Sinyalin Ortalaması	33
3.5.3.4. Tümlleştirme	33
3.5.3.5. EMG Sinyalinin Normalizasyonu.....	34
3.5.3.6. Pencereleme	35
3.5.4. EMG Sinyalinin Özniteliklerinin Çıkarılması	36
3.5.4.1. Ortalama Karesel Kök	37
3.5.4.2. Tümlşik EMG	37
3.5.4.3. Dalga Formu Uzunluğu	38
3.5.4.4. Ortalama Mutlak Değer	38
3.5.4.5. Varyans Değeri	39
3.5.4.6. Mutlak Standart Sapma Değerinin Farkı.....	39
3.5.4.7. Mutlak Ortalama Değerinin Farkı	39
3.5.4.8. Varyans Değerinin Farkı	40
3.6. ÖZNİTELİK SINIFLANDIRMA VE ÖRÜNTÜ TANIMA.....	40
3.6.1. YAPAY SİNİR AĞI MODELİ.....	41
4. BULGULAR	46
4.1. POZİSYON KESTİRİMİNE AİT DENEYSEL VERİLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ	46
4.2. KUVVET KESTİRİMİNE AİT DENEYSEL VERİLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ	50
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	52
KAYNAKLAR	54
Ek 1. Terimler Sözlüğü	60
Ek 2: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Karar Formu – I.....	62
Ek 3: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Karar Formu – II	63
Ek 4: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Karar Raporu	64
Ek 5: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Eğitim Planlama ve Koordinasyon Kurulu Karar Raporu	65

ÖZGEÇMİŞ.....	66
----------------------	-----------



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1.1: Tezde yapılan çalışmaların sistematik akış diyagramı.	4
Şekil 3.1: Flexor Karpi Radiyalis kası.	11
Şekil 3.2: Extensor Karpi Radiyalis Longus kası.	12
Şekil 3.3: Kas yapısının şematik gösterimi.	13
Şekil 3.4: EMG elektrot yerleştirimi ve gönüllülerin kayıt için hazırlanma evreleri.	16
Şekil 3.5: El bileği pozisyonları.	19
Şekil 3.6: Protokol 1 için (sol) ve Protokol 2 için (sağ) EMG sinyali ölçüm düzeneği.	20
Şekil 3.7: Farklı bölgelere yerleştirilen elektrotların sinyal üzerine etkisi (De Luca, 1997).	23
Şekil 3.8: (a) Fleksör karpi radiyalis kasına ait bir EMG sinyali (b) Sinyalin frekans dağılımı.	25
Şekil 3.9: Kablosuz elektrotların önkol üzerindeki yerleşim yerleri.	25
Şekil 3.10: Tipik bir EMG sinyali (sol) ve örneklenmiş EMG sinyali (sağ).	28
Şekil 3.11: Fourier Serisi kullanılarak bir EMG sinyalinin bileşenlerine ayrıştırılması.	30
Şekil 3.12: Örnek bir sinüzoidal eğri.	31
Şekil 3.13: Yarım dalga doğrultucu uygulanan sinüzoidal eğri.	32
Şekil 3.14: Tam dalga doğrultucu uygulanan sinüzoidal eğri.	32
Şekil 3.15: Kayan pencerelerle EMG sinyalinin güç izgelerinin elde edilmesi.	36
Şekil 3.16: Kuvvet ve pozisyon kestiriminde kullanılan yapay sinir ağı yapısı şematik gösterimi.	42
Şekil 3.17: Log-sigmoid fonksiyonu.	45
Şekil 4.1: Pozisyon tahminine ait ortalama ve standart sapma değerleri – I.	49

Şekil 4.2: Pozisyon tahminine ait ortalama ve standart sapma değerleri – II.....50



TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1: Gönüllülerin cinsiyet, yaş, boy ve kilo bilgileri.	17
Tablo 4.1: Dinlenme hali için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.	46
Tablo 4.2: Fleksiyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.	46
Tablo 4.3: Ekstansiyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.	47
Tablo 4.4: İç rotasyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.	47
Tablo 4.5: Dış rotasyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.....	48
Tablo 4.6: Pozisyon kestirimine ait yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçlarının başarı oranları.....	48
Tablo 4.7: Pozisyon kestirimine ait yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçlarının başarı yüzdeleri.	49
Tablo 4.8: Kuvvet kestirimine ait yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçlarının başarı yüzdeleri.	51

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler Açıklama

$\sim$	: Yaklaşık değeri
$^{\circ}$	: Derece
B_n	: Kosinüs terimi
C_n	: Sinüs terimi
f	: Frekans
N	: Örnek sayısı
s	: Saniye
S	: Sinyal
T	: Periyot
t	: Zaman

Kısaltmalar Açıklama

Ag	: Gümüş simgesi
AgCl	: Gümüş klorür simgesi
ANN	: Artifical Neural Network
AR	: Auto – Regressive
BDR	: Bilek Dış Rotasyonu
BE	: Bilek Ekstansiyonu
BF	: Bilek Fleksiyonu
BIR	: Bilek İç Rotasyonu
D	: Dinlenme pozisyonu
DASDV	: Difference Absolute Standart Deviation Value
DMAV	: Difference Absolute Mean Value
DVARV	: Difference Variance Value
EKG	: Elektrokardiyografi
EMG	: Elektromiyografi

FL	: Fuzzy Logic
Hz	: Hertz
IEMG	: Integrated EMG
kHz	: Kiloherzt
kNN	: K-Nearest Neighbors algoritması
LDA	: Linear Discriminant Analysis
LOGSIG	: Log-sigmoid
MAV	: Mean Absolute Value
M_{max}	: Maksimum M Dalgası
ms	: Milisaniye
mV	: Milivolt
MVC	: Maximum Voluntary Contraction
PCA	: Principal Component Analysis
QDA	: Quadratic Discriminant Analysis
RMS	: Root Mean Square
sEMG	: Surface EMG
SS	: Standart Sapma değeri
SVM	: Support Vector Machine
VAR	: Variance of EMG
V_o	: Çıkış fonksiyonu
V_s	: Transfer (dönüşüm) fonksiyonu
WL	: Waveform Length
YSA	: Yapay Sinir Ağları
ZC	: Zero Crossing

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İNSAN ELİNİN POZİSYON VE KUVVETLERİNİN KESTİRİMİ AMACIYLA EMG SİNYALLERİNİN SINIFLANDIRILMASI

Rahime YILMAZ

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Yrd. Doç. Dr. Tolga ENSARİ

II. Danışman : Doç. Dr. Yunus Ziya ARSLAN

Kaza, travma veya eklemleri etkileyen herhangi bir hastalık nedeniyle üst ekstremitelerini kaybetmiş insanlar, el kullanımını gerektiren, nesneleri tutma, taşıma, yemek yeme ve benzeri günlük hayata ait işlevleri yerine getiremezler. Bu insanların günlük hayatlarını kolaylaştırmak, hareket özgürlüğü ve kendi kendilerine yetmelerini sağlamak amacıyla günümüzde çok geniş ölçekli biyomekanik çalışmaları yapılmaktadır. Bu çalışmalardan en yaygın ve etkili olanı kesilen kısım yerine takma bir uzuv yani protez tasarımı çalışmalarıdır. Ampute olmuş (belirli bir uzvun kesilme hali) kolun geri kalan kısmındaki kasların normal bir şekilde işlev görmesi ve bu kısımlardan elde edilen elektromiyografi (EMG) sinyallerinin değerlendirilip anlamlandırılmasıyla EMG kontrollü protezler tasarlanmaktadır. Bu tasarımlarda kullanılan yeni teknikler sayesinde, fiziksel engelli insanlara daha fonksiyonel hareketleri yapabilme kabiliyeti sağlanmaktadır.

Bu tez çalışması, insan kolunun farklı pozisyonlarında ve dinlenme durumunda kola uygulanan değişken kuvvetlerin etkisi altında ölçülen EMG sinyallerinin analizini ve bu sinyallerin sınıflandırılmasını içermektedir. Bunun için, kolun izometrik (kas uzunluğu sabit) kasılması sırasında eşzamanlı olarak iki ayrı kasta yüzeyel elektrotlar kullanılarak EMG sinyalleri kaydedilmiştir. Elde edilen sinyallere bir takım sinyal işleme teknikleri uygulandıktan sonra sınıflandırma yapabilmek için bu sinyallerden sekiz farklı

sınıflandırıcı öznelilik çıkarılmıştır. Daha sonra elde edilen bu EMG sinyali öznelilikleri, makine öğrenmesi tekniklerinden olan yapay sinir ağıları kullanılarak sınıflandırılmıştır. Yapılan bu sınıflandırma ile hareket sırasında alınan EMG sinyaline karşılık gelen kolun o anki pozisyon ve kuvvet değerleri belirlenmiştir. Belirlenen bu değerlere göre sınıflandırma performansları incelenip kıyaslanmıştır.

Tüm bu çalışmaların sonunda ampute olmuş bir kol uzvu yerine kullanılan protez kolların daha hassas tasarımlar olması ve gerçek bir kolun yaptığı aktivitelere yakın bir performans göstermesi amaçlanmaktadır. Bu konuda yapılmış literatürdeki çalışmalara katkı sağlanması öngörülmektedir.

Mayıs 2017, 82 sayfa.

Anahtar kelimeler: Elektromiyografi, EMG Sinyallerinin İşlenmesi, EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması, Kas Hareketlerinin Tahmini, Kas Kuvveti Tahmini

SUMMARY

M.Sc. THESIS

EMG SIGNAL CLASSIFICATION TO PREDICT THE POSITION AND FORCE PATTERNS OF HUMAN HAND

Rahime YILMAZ

İstanbul University

Institute of Graduate Studies in Science and Engineering

Department of Computer Engineering

Supervisor : Asst. Prof. Dr. Tolga ENSARİ

Co-Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Yunus Ziya ARSLAN

People who lost their upper extremities due to an accident, trauma or a joint-affecting disease; may not be able to do simple tasks which require hand usage such as holding, carrying or eating. In order to provide a better life for the physically disabled, many biomechanical studies are done to implement basic physical movements for their lives and make them self-sufficient, so that they can live without depending on another people. The most effective and common practice is prosthetics, which is an artificial substitute for a lost limb. EMG signals measured from the remaining working muscles of the amputated arm are interpreted in order to produce EMG-controlled prosthetics. With new design techniques being used on these products, more functional capacity for physically disabled is provided.

This thesis includes analysis and classification of EMG signals recorded under the influence of variable forces applied to human arm in both resting position and different positions. In order to do so, EMG signals are recorded simultaneously by using surface electrodes from two different muscles; while the arm is in isometric contraction. After applying several signal processing techniques to the measured signals, eight different features are determined for classification. Then, Artificial Neural Networks algorithms are applied in order to classify the signals into pre-determined features. With these

classifications, the position and force values corresponding to EMG signals are predicted. The classification performances are compared based on these predicted values.

After all these studies, the main purpose is to make prosthetic arms better by implementing more sensitive designs and perform in a level which is on par with a real arm. It is anticipated that this study will contribute to the studies on this subject in the literature.

May 2017, 82 pages.

Keywords: Electromyography, EMG Signal Processing, EMG Signal Classification, Muscle Force Prediction, Hand Movement Prediction



1. GİRİŞ

Uzun yıllar vücut kaslarının çalışma mekanizması ile değişken yön hız ve ivmedeki hareketler arasındaki bağlantıyı tespit etmek amacıyla kasların mekanik yapısı ve sinir - kas işleyişi üzerine çeşitli çalışmalar yapılmıştır ve günümüzde de yapılmaya devam etmektedir. Fakat yapılan çalışmalar kas aktivitesi ile EMG sinyalleri arasındaki ilişkiyi açıklamada yetersiz kalmaktadır. Yapılan çalışmaların doğru ve güvenilir sonuçlarının olması, el kol gibi vücut uzuvlarını kaybetmiş, proteze ihtiyaç duyan bireylerin yaşam standartlarının artırılması açısından büyük önem taşımaktadır.

Günümüzde kullanılan protez ellerin hareket kabiliyeti temel hareketlerle sınırlıdır. İnsan eli gibi oldukça karmaşık ve birçok farklı fonksiyona sahip bir uzvun hareketlerini bire bir yerine getirebilecek bir teknoloji henüz geliştirilememiştir. Fakat miyoelektrik kontrollü protezler sayesinde gün geçtikçe daha işlevsel protezler tasarlanmaktadır. Protez tasarımında, bir protez, gerçek el modelinde olduğu gibi sinir sistemi mekanizması tarafından kontrol edilir.

Vücutta hareketler, Merkezi Sinir Sistemi (MSS) tarafından kontrol edilir. İstemli hareketlerin kontrolü, iskelet kasları tarafından yapılır. Bir iskelet kası, lif (fiber) adı verilen uzun ve ince hücrelerden meydana gelir. Bu lifler ise miyofibrillerden oluşur. Liflerin dış yüzeyleri sakrolemma adı verilen bir kılıf ile örtülmüştür. Bu lifler kıkırdak dokuya bağlıdır. Hareketin anlamlandırılması, omurilik veya beyinden vücudun diğer bölümlerine doğru, bilginin nöral ağlarla taşınıp işlenmesiyle yapılır. Taşınan bu bilgi, nöral ağlarda bulunan motor sinirlerdeki elektriksel değişimler ile anlam kazanır.

Motor ünite, bir motor nöron ve innerve ettiği kas lifleri grubundan oluşur. Aktif olan (recruited) motor ünite sayısı ne kadar fazla ise, kas o kadar aktiftir, kasılma kuvveti de o kadar yüksektir. Kaslardaki elektrik potansiyel farklarının varlığı, merkezi sinir sistemi tarafından üretilen motor birim aksiyon potansiyelinin sonucudur (Cipriani ve diğ., 2008). Bu elektrik potansiyel farkların toplamına elektromiyografik (EMG) sinyal denir. EMG sinyali, kasılmakta olan kasın ilgili motor biriminin etkinliğini gösteren fizyolojik bir sinyaldir (Dionisio ve diğ., 2008). Elektrotlar ile kaydedilen EMG sinyali, stokastik

(rastlantısal) bir özellik gösterir ve yaklaşık 0-10 mV' luk bir sinyal genliğine sahiptir. Sinyalin 0-500 Hz arası bir frekansa sahip olması kullanılabilir enerji aralığında olduğunu gösterir. 0-150 Hz arası ise sinyal genliğinin en büyük olduğu frekans değerleridir.

EMG sinyalinin genliği, derideki elektrotların yakınındaki tüm aktif motor üniteleri ile ilgili bir kas içindeki elektrik potansiyel farklarının toplamıdır. Bu nedenle EMG genliği, gerçekleştirilen kas hareketi sırasında motor ünite aktivitesinin bir ölçümü olarak ifade edilebilir.

EMG sinyalleri, kasların kasılması sonucu oluşan biyoelektriksel sinyallerdir (Zecca ve diğ., 2002). Bu sinyallerin kaynağı, vücudumuzda meydana gelen farklı elektrokimyasal olaylardır. Bu sinyallerin doğru sınıflandırılması protez tasarımı, klinik teşhis ve tanı açısından büyük önem arz etmektedir. EMG sinyalleri, vücuttan alınma şekline göre kas içi ve yüzeysel olmak üzere iki şekilde adlandırılır (Farina ve Negro, 2012). Yüzeysel EMG (sEMG), yüzeysel elektrotları ile deri üzerinden elde edilen ve non invaziv olması sebebiyle daha çok tercih edilen yöntemdir (Bitzer ve Van Der Smagt, 2006).

EMG sinyalleri genellikle protezler için kontrol sinyalleri olarak kullanılır. Miyoelektrik, kasların elektriksel özelliklerini ifade eden bir terimdir. Bir miyoelektrik kontrollü protez, kişinin kendi kasları tarafından doğal olarak üretilen elektrik sinyalleriyle kontrol edilen harici olarak güçlendirilmiş yapay bir ekstremitedir. Üst ekstremiteler için el, bilek ve dirsek miyoelektrik kontrollü protezler bulunmaktadır. Sürekli gelişen teknoloji sayesinde yeni protez sistemleri şaşırtıcı özelliklere sahip olmaktadır:

- Esnek bir protez dirsek bir içeceği alıp dudaklara kadar götürür ve içilebilmesini sağlar,
- Bükülerek dönen yapay bilekler, nesneleri rahatça konumlandırmaya olanak tanır,
- Protez eller, bir çantayı açabilir veya çatlamadan yumurtayı tutabilir,
- Protez parmaklar, yönünü birden fazla el pozisyonuna değiştirebilir.

EMG sinyalleri, sabit olmayan karakteristiği ve sinyallerin konu bağımlılığı (subject dependency) nedeniyle karmaşıktır (Ascherio ve Gizdulich, 2009). Yapay uzuvların tasarımı ve üretiminde yüzeysel EMG sinyallerinin kullanılması dikkat çekicidir (Fukuda ve diğ., 2003). Kuvvet, motor ünite aksiyon potansiyeli (motor unit action potential) ve kas yorgunluğu gibi çeşitli parametrelere bağlı olarak EMG sinyali etkilendiği için EMG

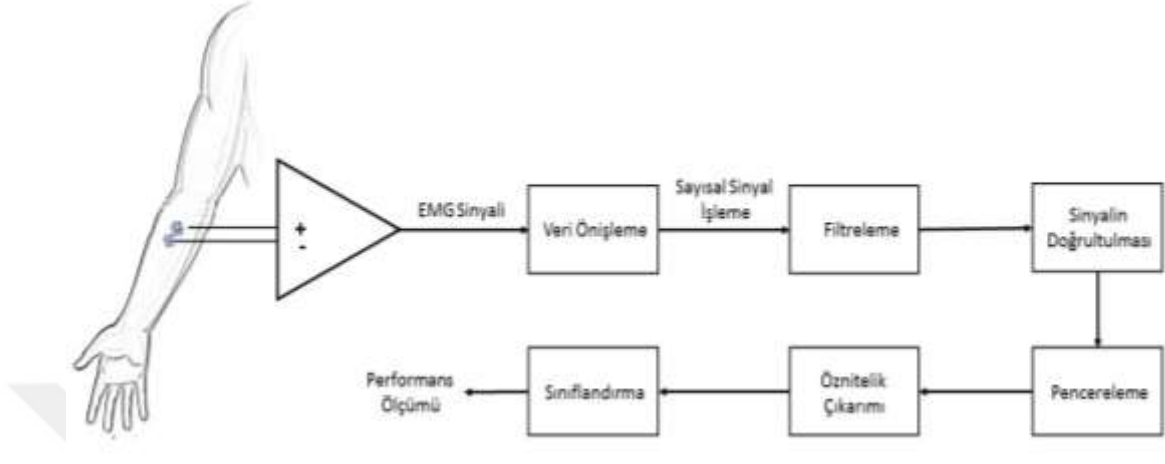
sinyallerinin sınıflandırılması karmaşık bir işlemdir. Bu tez çalışmasında EMG sinyalleri işlenerek bu karmaşık yapıdaki sinyallerin sınıflandırılması amaçlanmaktadır. Bu doğrultuda, tez organizasyonu şu şekildedir:

Bu tez çalışmasının 2. Bölümü'nde Genel Kısımlar başlığı altında, geçmişten günümüze yapılan EMG tabanlı protez kol ile EMG sinyali ve kuvvet ilişkisi ile ilgili yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir.

3. Bölüm Malzeme ve Yöntem' de, öncelikle insan kolunun anatomik yapısından bahsedilmiştir. Tezin en önemli kısmını oluşturan deneyler iki farklı protokolden oluşmaktadır. Birinci protokolde, elin değişen pozisyonlarında EMG sinyali ile el pozisyonu arasındaki ilişki belirlenmiştir. Bu işlem için sağ elin gösterilen beş farklı pozisyonda hareket etmesini sağlayan bir deney düzeneğinden elde edilen verilerden yararlanılmıştır. İkinci protokolde ise, ilk olarak sağ kolun dinlenme pozisyonunda maksimum gönüllü kasılma kuvveti ve ardından farklı değişkenliklerde uygulanan kuvvet değerleri ölçülmüştür. Sinyal işleme ve sınıflandırma işlemleri için bu ölçümlerden elde edilen verilerden yararlanılmıştır. Bu ölçümler için kullanılan deney düzenekleri ve açıklamaları bu bölümde anlatılmıştır. Her iki deney için de aynı anda iki farklı kastan yüzeyel EMG sinyalleri kaydedilmiştir. 2. Deney protokolünde elektronik bir dinamometre yardımıyla uygulanan kuvvetler ölçülmüştür. Tüm bu ölçümlerin analizi yapılmadan önce, M.S. Baltalimanı Metin Sabancı Kemik Hastalıkları Eğitim ve Araştırma Hastanesi Yürüme Analizi Laboratuvarında kaydedilen EMG sinyallerinin değerlendirilmesi yapılmıştır.

Kas kasılması sırasında EMG sinyallerinin davranışları, EMG sinyallerinin genliklerini etkileyen durumlar ve sinyallerin kaydının alınması esnasında dikkat edilmesi gereken kurallar da bu bölüm içerisinde yer almaktadır. 3. Bölüm' ün son kısmında, bu çalışmanın önemli bir aşaması olan deneyler sonucu elde edilen EMG sinyallerinin yapay sinir ağı yapısı ile eğitilmesi çalışması anlatılmıştır. Tez çalışmasının bu aşamasında, her iki deney protokolüne göre EMG sinyallerinin sekiz farklı özneteliği hesaplanmış ve elde edilen bu öznetelikler yapay sinir ağlarının eğitilmesinde kullanılmıştır. Oluşturulan yapay sinir ağı yapısında geri yayımlı ileri beslemeli (backpropagation feedforward) öğretim metodu kullanılmıştır. Birinci protokol için tasarlanan yapay sinir ağlarında giriş değerleri sinyal öznetelikleri, çıkış değerleri ise bu sinyallere karşı gelen hareket pozisyonlarıdır. İkinci

protokol için tasarlanan yapay sinir ağlarında giriş değerleri yine sinyal öznitelikleri, çıkış değerleri ise bu sinyallere karşı gelen kuvvet değerlerinin tahminidir.



Şekil 1.1: Tezde yapılan çalışmaların sistematik akış diyagramı.

Şekil 1.1’ de tezde yapılan işlemlerin akış şeması görülmektedir. Bu çalışmayı diğer çalışmalardan ayıran özellik, yaygın olarak kullanılan EMG sinyali özniteliklerine ek olarak, bu özniteliklerinin diferansiyel versiyonlarının da hesaplanıp öznitelik olarak kullanılmasıdır. Bu özniteliklerin çalışmaya dâhil edilmesiyle bir EMG sinyaline karşılık gelen hem pozisyon bilgisi hem de kuvvet değeri düşük bir hata oranı ile başarılı bir şekilde belirlenmiştir.

4. Bölüm Bulgular’ da ise; on farklı gönüllünün farklı şekilde pozisyonlanmış sağ kollarından alınan EMG sinyallerinin analiziyle pozisyon kestirimi yapılmış ve sonuç elde edilmiştir. Ayrıca dinlenme durumunda on gönüllünün değişken büyüklükte uyguladığı kuvvetlere karşı alınan EMG sinyallerinin analiziyle kuvvet kestirimi de yapılmış ve sonuçları elde edilmiştir. Tüm bu sonuçlar bu bölümde bulunmaktadır.

5. Bölüm Tartışma ve Sonuç’ ta, elde edilen deney sonuçlarının değerlendirilmesi yapılmış ve bu sonuçlar yorumlanmıştır.

2. GENEL KISIMLAR

EMG kavramı, kasların elektriksel ya da nöromüsküler aktivitesinin anlaşılması, kasların istemli kasılmalarının altında yatan temel mekanizmanın ortaya çıkarılması, protez, dış iskelet vb. yardımcı teknolojilerin kontrolü açısından oldukça önemlidir. Kasların kasılmaları sırasında ortaya çıkan elektriksel aktivitenin kaydedilmesi ve çeşitli amaçlarla analizini ifade eden EMG metodolojisi, kaslarda üretilen biyoelektrik sinyallere verilen isimdir.

Vücuttaki sağlam kaslardan elde edilen EMG sinyalleri kullanılarak protez kollar oluşturulmaktadır. Bu protezlerin hareket kontrolü, biyomekanik, elektronik gibi farklı disiplinler içeren oldukça hassasiyet gerektiren çalışmalarla yapılmaya çalışılmaktadır. Yıllardır araştırmacılar, kas nörofizyolojisi (neurophysiology) ve kas sistemlerinin biyomekanik üzerine geniş çaplı araştırmalar yapmaktadır. Bu araştırmaların kritik bir sorunu, EMG sinyallerinden etkili özniteliklerin çıkarılması ve hesaplanmasıdır (Boostani ve Moradi, 2003). Bu öznitelikler, kolu ampute olmuş bir kişinin istemli kas kontrolünün, kas aktivasyon durumunun doğru bir şekilde tahmin edilmesine izin verecek bir şekilde işlem görmelidir. Ayrıca, kas aktivasyonlarının durumları, istenen protez kontrol işlemlerine uygun bir şekilde düzenlenmelidir. Bu konu ile ilgili çok sayıda çalışma yapılmıştır.

EMG sinyalleri, hareketlerin sınıflandırılma oranını iyileştirmek ve daha fazla temsili öznitelikler çıkarmak için zaman-frekans alanında işlenmiştir. Bu şekilde, Jung ve diğ. (1994) altı farklı hareketi sınıflandırmak için üst ekstremite EMG sinyallerine Wigner-Ville dönüşümü uygulamıştır. Wellig ve Moschytz (1999) ayrıca EMG sinyallerinin ayrıştırılması için paket dalgacık dönüşümü kullanmış ve yanlış sınıflandırma oranını azaltmıştır. Liyu ve diğ. (1999), önkola ait dört hareketi, iki kanal EMG sinyallerinin altı seviyede dalgacık dönüşümü ile ayrıştırarak ayırt etmiş ve sonunda bu katsayıları bir yapay sinir ağı (YSA) sınıflandırıcısı ile sınıflandırmıştır. Abel ve diğ. (1998), EMG sinyallerinin dalgacık katsayılarına ölçekler arası yerel maksimum yöntemi uygulayarak,

nöropatik, miyopatik ve normal gruplar arasında sınıflandırma hızını geliştiren yeni özellikler sunmuştur. Englehart ve diğ. (1999), üst ekstremiteden dört kanallı bir sistem kullanarak EMG sinyallerini kaydetmiştir ve daha sonra dalgacık katsayıları çıkararak boyutlarını PCA transformasyonu ile azaltıp yanlış sınıflandırma oranını düşürmüştür. Literatür, protez kolları kontrol etmek için EMG'den özelliklerin çıkartılmasını araştıran birçok bildiri içermesine rağmen, literatürde bu protezlerin kalitelerini nicel olarak karşılaştıran çok az çalışma bulunmaktadır.

EMG sinyal genliğine bağlı zaman alanı öznitelikleri, göz gönünde bulundurulan ilk özniteliklerdir (Hudgins ve diğ., 1993). Matematiksel bir dönüşüme ihtiyaç duyulmadan doğrudan çıkarılması, bu öznitelikleri en iyi seçenek haline getirir. Tipik zaman alanı öznitelikleri şunlardır; ortalama karesel kök (Root Mean Square - RMS), ortalama mutlak değer (Mean Absolute Value - MAV) (Phinyomark ve diğ., 2012; Farina ve diğ., 2000), tümleşik mutlak değer (Integrated Absolute Value - IAV) (Micera ve diğ., 1999), varyans (Variance - VAR) (Zecca ve diğ., 2002), Willison genliği (Willison Amplitude - WAMP) (Farina ve diğ., 2000), sıfır geçiş (Zero Crossing - ZC) (Phinyomark ve diğ., 2012), eğim işareti değişiklikleri (Slope Sign Change - SSC) (Phinyomark, 2010), dalga boyu uzunluğu (Waveform Length - WL) (Kamavuako ve diğ., 2013) ve EMG histogramı (Phinyomark ve diğ., 2012).

EMG sinyallerinin sınıflandırılmasında ve örüntü tanıma işlemlerinde başarılı olabilmek için, veri ön-işleme kadar öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma yöntemleri de önem taşır. (Phinyomark ve diğ., 2012). EMG sinyallerinin, karmaşık ve kararsız özelliklerinden dolayı sınıflandırma, örüntü tanıma ve kestirim gibi işlemlerde ham halleriyle kullanılmaları mümkün değildir. Bu yüzden sinyallerin esas karakteristiklerini yansıtan çeşitli matematiksel ifadelerle hesaplanan özniteliklerin elde edilerek pozisyon ve kuvvet gibi parametrelerle ilişkilendirilmesi sağlanır. Literatürdeki çalışmalarda, sınıflandırma işleminde öznitelik vektörünün uygun bir şekilde seçilmesinin, sınıflandırıcının başarısını etkilediği görülmüştür (Zecca ve diğ., 2002; Boostani & Moradi, 2003; Farrell ve Weir, 2007; Phinyomark ve diğ., 2012). EMG sinyallerini sınıflandırma uygulamalarını içeren çalışmalarda en uygun öznitelik vektörüne ulaşmak için araştırmaya ve incelemeye çalışılmış olsa da (Boostani & Moradi, 2003; Phinyomark ve diğ., 2009; Zardoshti-Kermani ve diğ., 1995; Zecca ve diğ., 2002), özniteliklerin sınıflandırmadaki başarısını

sayısal olarak karşılaştıran çalışmalar oldukça azdır. Özellikle öznitelik sayısının fazla olması sebebiyle bu özniteliklerin performanslarının kuantatif olarak birbiri ile karşılaştırılması gerekmektedir (Oskoei ve Hu, 2008).

EMG sinyallerinin öznitelikleri temelde zaman ve frekans bölgelerinde (domain) ifade edilir. Ham EMG sinyalleri zaman bölgesinde incelenir ve herhangi bir dönüşüm (fourier dönüşümü vb.) gerektirmez. Bu sebeple protez kontrolü vb. pratik alanlarda EMG sinyallerinin zaman bölgesindeki öznitelikleri daha çok tercih edilmektedir (Zecca ve diğ., 2002; Farrell ve Weir, 2007; Phinyomark ve diğ., 2012). Ayrıca zaman bölgesindeki öznitelikler, miyoelektrik kontrollü protezlerin hassas kontrolü için daha düşük gecikmeye (delay) sebep olduklarından kullanımları daha yaygındır. Ancak genellikle zaman bölgesindeki özniteliklerin performansı, dinamik (non stationary) kasılmalarındaki sinyallerin kuantatif hale getirilmesi için tatmin edici değildir (Phinyomark ve diğ., 2014). Bu tür uygulamalar için literatürde, özniteliklerin birinci mertebeden diferansiyellerinin hesaplanması önerilmektedir (Phinyomark ve diğ., 2012). EMG sinyalinin zaman bölgesindeki öznitelik vektörü ($x(t)$) yerine bu özniteliklerin birinci dereceden farkı olan $d^{(1)}(t)$ vektörü hesaplanarak diferansiyel öznitelikler elde edilmiş olup sınıflandırma işleminde diferansiyel halleri kullanılır. Literatürdeki çalışmalar göstermiştir ki birinci mertebeden diferansiyellerin sınıflandırmadaki performansı, orijinal zaman bölgesi özniteliklerinin performansından daha yüksektir (Oskoei ve Hu, 2008; Phinyomark ve diğ., 2010; Kim ve diğ., 2011; Phinyomark ve diğ., 2014).

Bir protezin hareket veya kuvvet kontrolü için, sinyallerden çıkarılan özniteliklerin çeşitli makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak sınıflandırılması gerekmektedir. EMG sinyallerinin işlenmesi ve sınıflandırılması için yapay sinir ağları temel olmak üzere (Sübaşı, 2012) destek vektör makineleri (SVM) (Lucas ve diğ., 2008; Oskoei ve Hu, 2008; Yoshikawa ve diğ., 2006), doğrusal diskriminant analizi (LDA) (Alkan ve Günay, 2012; Kim ve diğ., 2011) ve bulanık mantık (FL) (Chan ve diğ., 2000; Ajiboye ve Weir, 2005; Micera ve diğ., 1999) gibi çok sayıda metodoloji önerilmiş ve uygulanmıştır. EMG özniteliklerinin sınıflandırılmasında, öne çıkan performansı ve zamanla değişen hedefleri tahmin etme kabiliyeti nedeniyle YSA, bu teknikler arasında en geniş uygulama alanına sahiptir (Young ve diğ., 2013; Reaz ve diğ., 2006; Erik Scheme ve Kevin Englehart, 2011).

Örüntü tanıma işlemi için yapılan çalışmalarda, doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri göstermesi ve sınıflandırma performansının yüksek olması nedeniyle, yapay sinir ağlarının başarısı vurgulanmıştır (Oskoei ve Hu, 2007). Hiraiwa ve diğ. (1989), yapay sinir ağlarını kullanarak fleksor digitorum superficialis kasının hareket örüntülerini elde etmiştir. Hudgins ve diğ. (1989) da miyoelektrik kontrollü protezler için zaman alanı özneliklerini sınıflandırma amacıyla yapay sinir ağlarını kullanmıştır. Savelberg ve Herzog (1997), kediden alınan EMG sinyali ile kedi gastrocnemius kas kuvvetini tahmin etmek için geri yayılım algoritmasına (back propagation algorithm) dayanan bir yapay sinir ağı yaklaşımı kullanmıştır. Liu ve diğ. (1999), yapay sinir ağları kullanarak EMG sinyalini sınıflandırmış ve ilk kez insana ait kas kuvvetini, düşük bir hata ile tahmin etmiştir. Yapay sinir ağları kullanılarak dışarıdan uygulanan kuvvetin ve torkların kestirimi, yapay insan eklemlerinin tasarımında önemli bir role sahiptir (Aslan ve diğ., 2010; Morita ve diğ., 2000; Corbett ve diğ., 2011). Morita ve diğ. (2000), EMG sinyallerinden eklem torkunu tahmin edebilen bir el protezi için bir kontrol yöntemi önermiştir. EMG sinyali kullanılarak tasarlanan, fiziksel engelli insanların günlük hayatlarını kolaylaştıran protezler zamanla gelişim göstermiştir. Morita ve diğ.'nin (2000), önerdiği bu el protezi, EMG kontrollü diğer protez çalışmalarına kıyasla daha hızlı hareket etme ve daha karmaşık hareketleri yapma yetisine sahiptir.

Ortalama mutlak değer ve ortalama karesel kök genellikle EMG genlik tahmini için kullanılan popüler özneliklerdir (Phinyomark ve diğ., 2013). Her iki öznelik, sırasıyla mutlak ortalama değer farkı (Difference Absolute Mean Value - DAMV) ve mutlak standart sapma değerinin farkı (Difference Absolute Standard Deviation Value - DASDV) olarak adlandırılan farklılaştırma tekniği kullanılarak (birinci mertebeden türevleri alınarak) değiştirilmiştir (Phinyomark ve diğ., 2012; Kim ve diğ. 2011). Kim ve diğ. (2011) ve Yu ve diğ. (2012), bir doğrusal ayrıştırma analizi (Linear Discriminant Analysis - LDA), kuadratik ayrıştırma analizi (Quadratic Discriminant Analysis - QDA), k-en yakın komşu (k-Nearest Neighbors - kNN) sınıflandırma algoritması kullanarak MAV ve DAMV arasındaki ve RMS ve DASDV arasındaki sınıflandırma performansını incelemişlerdir. Yapılan bu çalışmalar neticesinde, DAMV ve DASDV' den elde edilen

sınıflandırma doğrulukları, MAV ve RMS' den elde edilen doğruluklardan anlamlı derecede yüksek olduğu görülmüştür.

Bu çalışmanın amacı, sinyal öznitelikleri kullanılarak EMG sinyalinden elde edilen kuvvet ve pozisyon verilerinin karşılaştırılmasıdır. EMG sinyalinden elde edilen öznitelik verileriyle, kuvvet ve pozisyon kestirimi karşılaştırılarak, bu kontrol yaklaşımlarının başarısı incelenmiştir.



3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1. İNSAN KOLUNUN ANATOMİSİ

İnsan vücudunda çeşitli hareketlerin ve işlerin yapılmasında önemli bir rolü bulunan kol, iki bölüm halinde değerlendirilir. Omuz ekleminde dirseğe kadar uzanan kısma kol, dirsekten el bileğine kadar giden kısma önkol denir. Genellikle kol kavramı bu iki bölümün tamamı için kullanılır. Vücudun kol bölgesinde bulunan kaslar önkol ve arka kol kasları olmak üzere iki gruba ayrılarak incelenir. Önkolun kasları ön ve arka olmak üzere iki gruba ayrılırken, ön grup da kendi arasında yüzeysel, orta ve derin olmak üzere üç gruba ayrılır. Ön kaslar, fleksör kaslar; arka kaslar ise ekstansör kaslardır.

Bu tez çalışmasında EMG sinyalleri, eşzamanlı olarak iki ayrı kastan elde edilmiştir. Bunlar, fleksör ve ekstansör kaslarıdır. EMG sinyallerinin bu iki kastan alınmasının sebebi, el bileği ile yapılan uzatma (ekstansiyon), bükme (fleksiyon) ve döndürme (rotasyon) hareketleri sırasında özellikle bu iki kasın aktif olmasıdır.

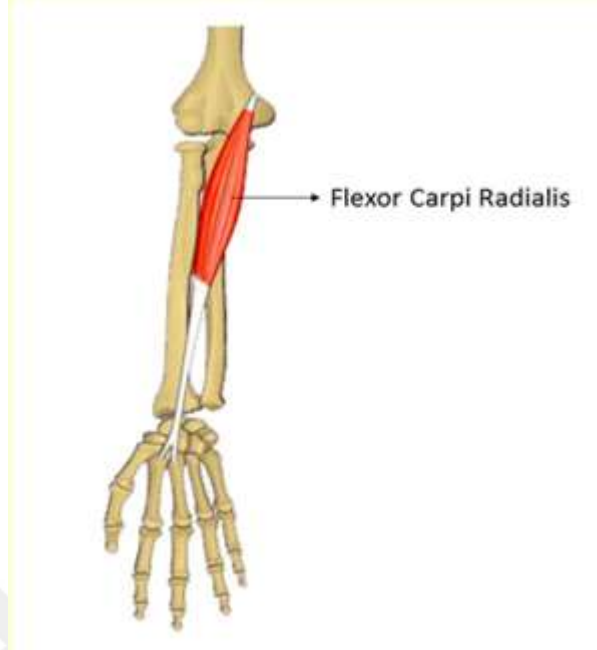
Bu bölümde öncelikle insan önkol kas yapısından bahsedilecek ve daha sonra basit bir şekilde, ölçüm yapılan bu iki kas anatomik açıdan incelenecektir.

3.1.1. Önkol Anatomisi

İnsan önkol anatomisinde önkol, dirsek ve bilek arkasında kalan kısımdır. Bu anatomik kısım kemikler, eklemler, kaslar, sinirler, damarlar ve diğer yapılardan oluşmaktadır. İnsan önkol anatomisinde iki uzun kemik ve bu kemiklerin arasında membran bulunmaktadır. Önkol fleksör ve ekstansör yapıda kaslar içermektedir. Bu kaslar parmak ve önkolda yapılan hareketlerden sorumludur. Ayrıca önkolda supinator ve pronator denilen kaslar önkolun çevrilmesini sağlamaktadır. Önkolun arka kasları daha ziyade ekstansör niteliklidir ve radyal sinir tarafından kontrol edilir.

Önkolda bulunan eklemler birçok sinir damarları ile kaplıdır ve merkezi sinir sisteminden gelen uyarılarla işlevlerini yerine getirirler. Bu kasların yeteri derecede kullanılmaması ve sinir damarlarının işlevini görmemesi sonucunda bu kaslar atrofiye uğrar ve küçülür.

3.1.1.1. *Flexor Karpi Radiyalis Kası*



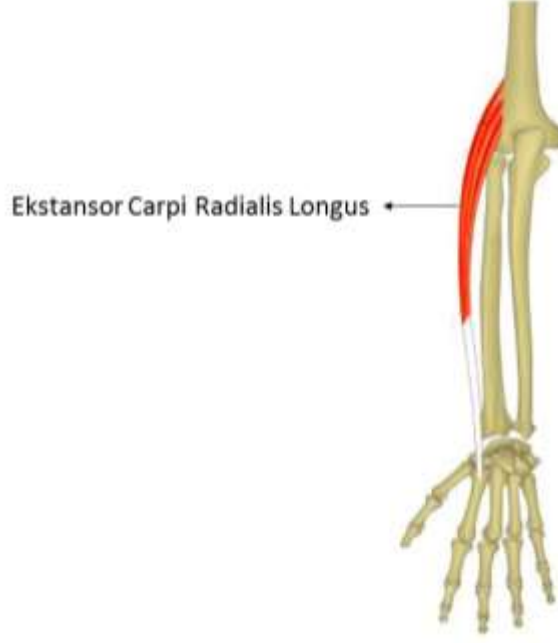
Şekil 3.1: Flexor Karpi Radiyalis kası.

Yüzeyel tabaka kaslarından, Şekil 3.1’ de gösterilen fleksör karpi radyalis (flexor carpi radialis), pronator teres kasının ulnar tarafında yerleşen, önkoldaki ince ve yüzeysel kastır. Epikondilus mediyalis’ten başlar 2. ve 3. Metakarpal kemiklerin tabanlarına yapışarak sonlanır. Bu kası innerve eden sinir ise nervus medianus’ tur. Fleksör karpi radyalis kası el bileğini fleksiyona getirme fonksiyonu görür. Buna ek olarak, esneklik ve eli kaçırmaya yardımcı olur ve el bileğine radyal abdüksiyon yaptırır.

3.1.1.2. *Ekstansör Karpi Radiyalis Longus Kası*

Şekil 3.2’ de görülen ekstansör karpi radyalis longus (extensor carpi radialis longus) kası, önkolun dış tarafında bulunan iki kastan biridir. Fleksör karpi radyalis kası ile aynı etkiye sahiptir. Crista supracondylaris lateralis’ in alt parçasından ve epicondylis lateralis’ten başlar.

Uzun kas kirişi retinaculum musculorum extensorum'un altından geçerek, 2. metakarpal kemiğin tabanın arka yüzüne yapışarak sonlanır. Bu kası innerve eden sinir nervus radialis’tir. Görevi, ele ekstansiyon hareketi yaptırmaktır. Elin radyal abdüksiyon hareketine de yardım eder.

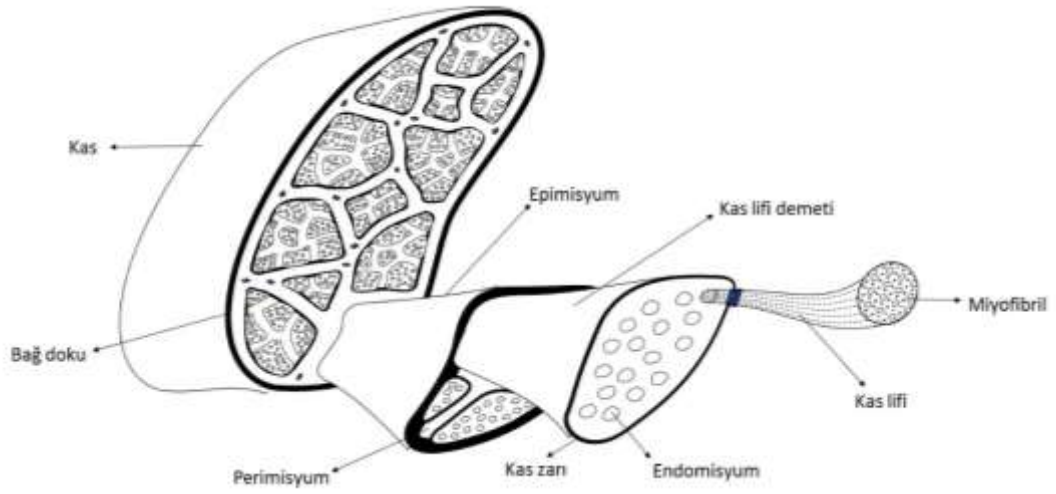


Şekil 3.2: Extansor Karpi Radyalis Longus kası.

3.2. KAS KOORDİNASYONU

Kaslar tüm vücut hareketleri için kuvvet sağlayan yapılardır ve özel hücrelerden oluşmaktadır. Kasın yapısal ünitesi kas hücresi veya kas lifidir. Bir motor nöron ve bu motor nöronun innerve ettiği kas liflerinden oluşan kasın işlevsel birimine motor ünite adı verilir.

Bütün hareketler birçok kasın koordineli bir şekilde birlikte çalışması ile oluşur. Hareketi doğrudan yaptıran kas veya kas grubuna esas hareket ettirici kas denir. Belirli bir harekette, esas hareket ettirici kas diğer bir kasa göre zıt yönde hareket ediyorsa bu kaslara antagonist kaslar denir. Örnek olarak, önkolun fleksiyon hareketi sırasında, ekstansör kaslar antagonist çalışırlar. Esas hareket ettirici kasa aynı yönde yardımcı olan kaslara da sinerjist kaslar denir. Bir hareket yapılırken istenmeyen diğer hareketlerin oluşmasını engelleyen kaslar da fiksasyon kaslarıdır.



Şekil 3.3: Kas yapısının şematik gösterimi.

3.2.1. Kas Hareketleri

Anatomik hareket açılımları iskelet üzerindeki kasların hareketlerini tanımlamak için kullanılır. Kaslar eklem hareketleri üretmek için kasılıp, gevşer ve bundan sonra oluşacak hareketler aşağıdaki terminoloji kullanılarak tam olarak açıklanabilir.

Konumların anatomik terimleri için, kullanılan terimler vücudun anatomik pozisyonda başladığını varsaymaktadır. Çoğu hareketin zıddı bir hareketi vardır, ve bu zıt hareketler karşıt (antagonist) hareket olarak tanımlanmaktadır. Daha kolay anlaşılması için terimler karşıt çiftler olarak açıklanmıştır.

Abduksiyon/Adduksiyon (Abduction/Adduction): Vücudun orta düzlemine doğru veya vücudun orta düzleminden uzaklaşma hareketlerini tanımlamak için kullanılan iki terimdir. Vücutta bulunan herhangi bir uzvun vücut orta düzleminden uzaklaşması hareketine abduksiyon; uzvun vücut orta düzlemine yaklaşması hareketine ise adduksiyon denilir. Bu iki hareket de vücudun frontal düzlemi üzerinde gerçekleşir.

Fleksiyon/Ekstansiyon (Flexion/Extension): Fleksiyon ve ekstansiyon, sagittal düzlemde meydana gelen hareketlerdir. İki vücut kısmı arasındaki açıyı artırma ve azaltmayı ifade eden terimlerdir. Fleksiyon hareketinde eklem açısının küçülmesi veya bükülme, ekstansiyon hareketinde ise eklem açısının büyümesi veya gerilme söz konusudur.

İç Rotasyon/ Dış Rotasyon: Bir uzvun veya vücut kısmının(eklemlerin?) uzun eksen etrafında dönme hareketini tanımlayan iki terimdir. İçe dönme hareketine iç rotasyon, dışa dönme hareketine ise dış rotasyon denir. Bu hareketlere önkolda özel olarak pronasyon ve supinasyon ismi verilir. Alt kolun kendi eksen etrafında döndürülerek, avuç içinin yukarıya döndürülmesi supinasyon ve aynı eksen etrafında döndürülerek avuç içinin aşağıya bakacak şekilde çevrilmesi pronasyon olarak bilinir. Radius'un ulnar etrafında içe döndürülmesi pronasyon; dışa döndürülmesi ise supinasyon adını alır.

3.2.3. Kas Kuvvetini Etkileyen Faktörler

3.2.3.1. Kas Aktivasyon Dinamiği

Kas gücü, kas kuvvetinin ve kasılma hızının ürünüdür ve her biri kasın yapısal özelliklerinden etkilenmektedir (Neptune ve Kautz, 2001). Kas kuvvetinin gelişimini düzenleyen başlıca yapısal özellikler, kuvvet-boy ve kuvvet-hız ilişkileri ve kas aktivasyonu ve deaktivasyon dinamiğidir. Aktivasyon (etkinleştirme) ve deaktivasyon (etkisizleştirme) dinamikleri, kas kuvveti oluşumu ile dinlenme (sinir uyarımının durması ile kas kuvvetinin sıfıra düşmesi durumu) arasındaki gecikmeyi (kasa gelen sinir uyarımı ile kasta kuvvet oluşması arasındaki gecikme) tanımlayan süreçlerdir. Kas kuvveti oluşumu ve dinlenme durumlarındaki bu gecikmeler öncelikle kalsiyum dinamiklerine ve çapraz köprü (cross-bridge) oluşması-bozulması durumlarına bağlıdır (Zajac, 1989).

İnsan hareketinin modelleme çalışmalarının çoğunda, aktivasyon ve deaktivasyon dinamiklerini birinci mertebeden diferansiyel denklemler ile temsil edilen Hill tipi kas modeli kullanılmıştır (Zajac, 1989). Bu model, karmaşık moleküler dinamiklerin yerine, sinirsel uyarım ile kas kasılmasının net sonucunu belirtir. Aktivasyon ve deaktivasyon dinamiklerinin önemli bir özelliği de, aktivasyon oranının deaktivasyon daha yüksek olmasıdır.

Kas performansının başlıca belirleyicileri, kuvvet-boy-hız-güç ilişkileri ve aktivasyon-deaktivasyon dinamikleridir. Aktivasyon ve deaktivasyon dinamikleri ile diğer yapısal kas özellikleri arasındaki etkileşim, tercih edilen kas koordinasyon stratejilerini etkileyebilir. Kuvvet hız ilişkisi, kas kuvveti ile kasılma hızı arasındaki ters ilişkiyi tanımlayan esas bir kas özelliğidir.

3.3. DENEYLER

Bu tez çalışmasında, insan kolunun izometrik hallerinde yapılan deneylerde elde edilen veriler kullanılmıştır. Kolun farklı pozisyonlarda ve değişen kuvvetlerde kasılması sırasında kaydedilen sinyallerin değerlendirilmesinde hata oranının en az olması istenmiştir. Bunu sağlamak amacıyla, kolun dinlenme (sabit) pozisyonunda kaydedilen EMG sinyalleri kullanılmıştır. Bu bölümde öncelikle deney düzeneği ve ölçüm kriterleri anlatılacak ve daha sonra sinyal kayıt aşamalarından bahsedilecektir.

İnsan önkol kasları üzerinde yapılan deneyler, Baltalimanı Metin Sabancı Kemik Hastalıkları Eğitim ve Araştırma Hastanesi Etik Kurul Komitesi tarafından onaylanmıştır.

3.3.1. Deney Düzeneği

Baltalimanı Metin Sabancı Kemik Hastalıkları Eğitim ve Araştırma Hastanesi Yürüme Analizi Laboratuvarı'nda gerçekleştirilen bu deneylerde yaşları 18-35 aralığında olan 5 sağlıklı erkek, 5 sağlıklı kadın bireyin, izometrik kasılma durumunda sağ kollarında EMG ölçümleri yapılmıştır. Ortalama yaş 26.7; vücut yüksekliği ortalaması 169.1 cm; vücut kütlesi ortalama 68.5 kg'dır. Tüm gönüllülere deneylerden önce yazılı ve bilgilendirilmiş onay formu imzalatılıp onayı alınmıştır.

Gönüllülerin araştırmaya dâhil edilme kriterleri:

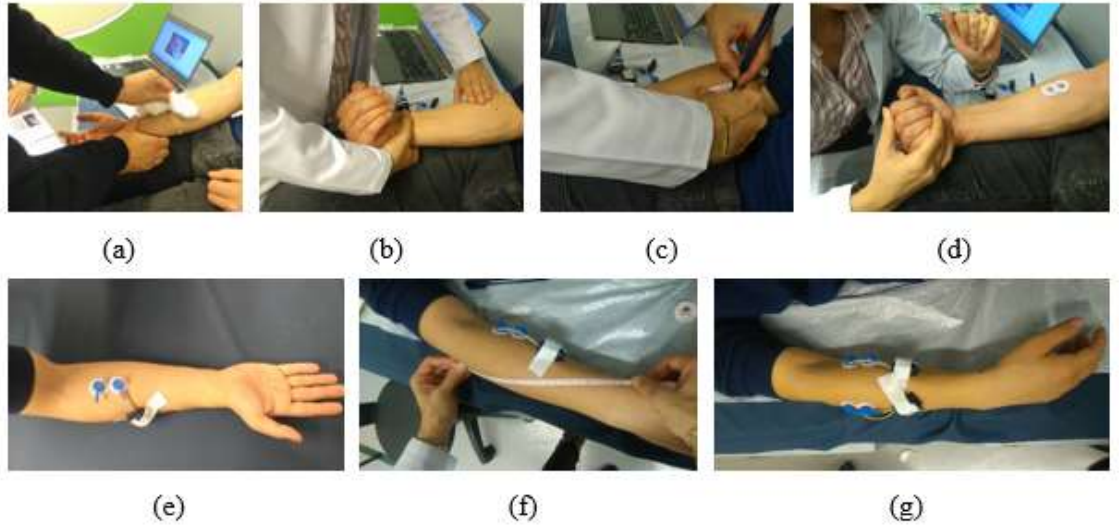
- Gönüllüler sağlıklı bireyler olmalı,
- Son bir yıl içinde kol- omuz bölgesinde operasyon geçirmemiş olmalı,
- Ampute olmuş bir uzva sahip olmamalı,
- Kronik bir rahatsızlığı olmamalı,
- Organ yetmezliği, kalp pili, tansiyon vb. rahatsızlıkları olmamalıdır.

Bu kriterler göz önüne alınarak çalışmaya katılacak gönüllüler belirlenmiştir.

Gönüllülerin Kayıt için Hazırlanması

Gönüllü onay formunu imzalayan gönüllü ilk olarak uzman doktor tarafından muayene edilir. Muayene tamamlandıktan sonra, sağlıklı olduğuna karar verilen gönüllülere

ölçümler ve deney sırasında yapılması istenenler ile ilgili bilgi verilir. Gönüllüden ölçüm almadan önce, kol yüzeyinin ölçüm yapılacak şekilde hazırlanması gerekir. Öncelikle ölçüm alınacak (sağ kol) önkol üzerinde bulunan saat, takı vb. süs eşyaları çıkarılmalıdır. Kol üzerinde eğer kıl varsa kol yüzeyi gürültü sinyallerinin oluşmasını önlemek için bu kıllar traş edilir. Önkol üzerinde herhangi bir harici nesne bulunmayacak şekilde hazırlandıktan sonra, cilt alkol ile temizlenir ve alkolün buharlaşmasına izin verilir, böylece elektrotlar yerleştirilmeden önce cildin kuru kalması sağlanmış olur (Şekil 3.a). Kol temizlendikten sonra, kolun çeşitli kas içeren bölgeleri tespit edilip geçici olarak çizilecek (tükenmez kalem kullanılarak) işaretçiler ile hastaların ilgili kaslarının yerleri belirlenecektir (Şekil 3.b). Bir metre yardımıyla dirsek başlangıç noktası olarak alınıp el bileği arasındaki mesafenin üçte birlik mesafesi işaretlenir (Şekil 3.c). İşaretlenen yerlere elektrotlar yapıştırılır ve bileğe harici karşı bir kuvvet uygulanarak yerinin doğruluğu kontrol edilir. (Şekil 3.d). Elektrotların yerleşim yerinden emin olunduktan sonra, şarj edilmiş EMG alıcıları elektrotların üzerine yerleştirilir (Şekil 3.e). Aynı işlemler diğer kas çifti için tekrarlanır (Şekil 3.f). Her iki kasın ölçüm için hazırlanmış hali Şekil 3.g'de gösterilmiştir.



Şekil 3.4: EMG elektrot yerleştirimi ve gönüllülerin kayıt için hazırlanma evreleri.

a) Cildin alkol ile temizlenmesi, b) Kas yerinin tespiti, c) Bilek uzunluğunun ölçülüp kas yerinin işaretlenmesi d) Elektrotların yerleştirilmesi e) Sensörlerin yapıştırılıp kola sabitlenmesi f) Kas yerinin doğruluğunun kontrol edilmesi g) Her iki kas için de ölçüme hazır kol hali

Aşağıdaki Tablo 3.1' de, bireylerin yaş, boy ve kilo bilgileri görülmektedir.

Tablo 3.1: Gönüllülerin cinsiyet, yaş, boy ve kilo bilgileri.

Gönüllü No	Cinsiyet	Yaş	Boy (cm)	Kilo (kg)
01	Erkek	23	172	65
02	Kadın	23	160	50
03	Kadın	35	165	56
04	Kadın	25	174	62
05	Kadın	35	157	54
06	Erkek	26	183	86
07	Kadın	26	161	58
08	Erkek	32	181	86
09	Erkek	24	178	108
10	Erkek	18	160	60

3.3.2. Sinyal Verilerinin Elde Edilmesi

Sağlıklı gönüllülerin sağ üst ekstremitesi önkol kaslarından fleksör karpi radyalis ve ekstansör karpi radyalis longus kaslarına EMG elektrotları yerleştirildikten sonra protokollere ve bu protokollerin kurallarına göre sinyaller kaydedilmiştir. İlk olarak kolun istirahat halindeki EMG sinyalleri alınmıştır. Bu sinyaller alındıktan sonra omuz 45° abduksiyonda, dirsek 90° fleksiyonda iken gönüllülerden maksimum ve submaksimum olarak el bilek ekstansiyonu ve fleksiyonu yapmaları istenmiş ve EMG sinyalleri kaydedilmiştir. Daha sonra omuz adduksiyonda ve dirsek 90° fleksiyonda iken gönüllülerin maksimum ve submaksimum el bilek ekstansiyon ve fleksiyonu hareketi esnasında EMG sinyalleri kaydedilmiştir. Bu kontraksiyonlar esnasında el dinamometresi ile hastanın uygulamış olduğu istemli kuvvetler ölçülmüştür. Gönüllüler, ölçüm yapan kişiden aldığı uyarılarla harekete başlama ve bitirme zamanlarını belirlemiştir.

EMG sinyalleri insan fizyolojisinden ve ortam şartlarından kolaylıkla etkilenebileceğinden, gönüllülerden ölçüm süresince olabildiğince doğal ve rahat davranmaları istenmiştir. Ölçüm sırasında sinyallerde gürültü oluşmasını engellemek amacıyla sinyal yayan tüm elektronik cihazlar (cep telefonu, PDA vs.) kapatılmıştır.

EMG sinyallerinin etkilenmemesi için konum değişimini önlemek amacıyla ölçümler sırasında kolun konumunun olabildiğince sabit tutulmasına dikkat edilmiştir.

Tüm protokollerde aynı EMG cihazı (kablosuz yüzeyel EMG sistemi - Cometa Wave Wireless EMG) kullanılmıştır. Deneyde kullanılan 32 kanallı EMG cihazından (Cometa Wave) kablosuz olarak ölçüm alınabilmektedir. Bu özelliği sayesinde kablo vb. fiziksel bağımlılıklar ve mesafe kısıtı gibi sorunların önüne geçilmiştir.

EMG kayıtları için, kendinden jelli elektrot (self-adhesive electrode) olarak adlandırılan, 10 mm çaplı (~ 20 mm elektrotlar arası mesafe) ve metalik kısımları Ag-AgCl (Gümüş-Gümüş Klorür) maddesinden oluşan elektrotlar kullanılmıştır. Jelli elektrotlar cilt ile elektrot arasındaki bir kimyasal arayüz olarak elektrolitik jel meteryali içerir. Bunlar, kendiliğinden yapışan ve tek kullanımlık yüzey elektrotlarıdır.

Ölçüm sırasında kaydedilen EMG sinyallerine, geçirme bandı 15 Hz düşük ve 450 Hz üst frekans kesintileri olan bir bant geçiren filtre uygulanmıştır (Aslan ve diğ., 2010). Elde edilen EMG sinyallerinin örnekleme frekansı 1 kHz'dir ve çözünürlüğü 16 bit'tir. Örnekleme frekansı kavramı, tezin ilerideki bölümlerinden "Sayısal Sinyal İşleme" (Böl. 3.4.1) başlığı altında detaylı bir şekilde incelenecektir. Kablosuz sensör boyutu 33 x 23 x 19 mm'dir ve garanti edilen sensör performansı 20 metreye kadardır.

Sinyal kayıt işlemleri için yapılan ve yukarıda detaylarıyla anlatılan bu deneyler iki farklı protokolden oluşmaktadır. Protokol 1 kuvvet kestirimini, Protokol 2 ise pozisyon kestirimini ifade etmektedir.

3.3.2.1. Protokol 1 için EMG Sinyalinin Kayıt Edilmesi ve Veri Toplama

Deneyler, elin farklı hareketlerine bağlı olarak değişen pozisyonlarında alınan sinyal kayıt denemelerinden oluşmaktadır. Sinyal kayıtları için öncelikle tüm gönüllülerden, bilek fleksiyonu (BF), bilek ekstansiyonu (BE), bilek iç rotasyonu (BIR) ve bilek dış rotasyonu (BDR) olmak üzere dört farklı günlük üst ekstremité hareketlerini yapması istenmiştir. Tüm bu hareketleri yapmadan önce gönüllülerin (daha sonra yapılacak analizler için) dinlenme pozisyonunda (bilek nötr bir konumda ve hareketsiz, omuz 45° abduksiyonda, dirsek 90° fleksiyonda iken) EMG sinyalleri kaydedilmiştir (Şekil 3.5).

İlk kayıttan sonra gönüllüden Şekil 3.5’ te verilen hareketleri yapması istenmiştir. Bu sırada gönüllünün ve el bileğinin bulunması gereken konumlar sırasıyla aşağıda anlatılmıştır.



Şekil 3.5: El bileği pozisyonları.

Dinlenme pozisyonu (D): Gönüllü öne doğru yatay olacak şekilde düz oturur ve bilek nötr bir konumda ve hareketsizdir.

Bilek Fleksiyonu (BF): Omuz 45° abduksiyonda, dirsek 90° fleksiyonda iken bilek nötral konumda, el içe doğru bükülür.

Bilek Ekstansiyonu (BE): Omuz 45° abduksiyonda, dirsek 90° fleksiyonda iken bilek nötral konumda, el dışa doğru gerilir.

Bilek İç Rotasyonu (BIR): Önkol kendi eksenini etrafında döndürülerek, avuç içi aşağı yöne bakacak şekilde çevrilir.

Bilek Dış Rotasyonu (BDR): Önkol kendi eksenini etrafında döndürülerek, avuç içi yukarı yöne bakacak şekilde çevrilir.

Hareket pozisyonu gönüllüye gösterildikten sonra, gönüllünün hareketi beş saniye boyunca sürdürmesi istenmiştir. Her hareket üç kez tekrarlanır. İki tekrar arası geçiş durumunu (transitional stage) önlemek için gönüllünün iki saniye dinlenme pozisyonunda, kasılma olmaksızın dinlenmesi sağlanmıştır (Phinyomark ve diğ., 2012).

Üç tekrarla bir hareket tamamlandıktan sonra kas yorgunluğunu önlemek için, gönüllü bir sonraki harekete başlamadan önce minimum iki dakika beklemek zorundadır (Ju ve diğ., 2013).



Şekil 3.6: Protokol 1 için (sol) ve Protokol 2 için (sağ) EMG sinyali ölçüm düzeneği.

3.3.2.2. Protokol 2 için EMG Sinyalinin Kayıt Edilmesi ve Veri Toplama

Bu protokol, gönüllü tarafından isteğe bağlı şiddetlerde uygulanan kuvvetlere karşı oluşan sinyallerin kaydedilmesini sağlayan denemelerden oluşmaktadır. Bu protokol, el pozisyonlarından bağımsız ve yalnızca kuvvet değerleri ile buna karşılık gelen sinyalleri ölçmeyi sağlayan deneydir. Bu deneyin amacı, uygulanan kuvvetlerin, EMG sinyalleri yardımıyla kestirimini elde edebilmektir.

Bu işlemi gerçekleştirmek için, farklı kuvvet değerine karşı önkolun istirahat halinde iken, iki ayrı kasta EMG sinyal ölçümleri yapılmıştır. Şekil 3.6 (sağ) 'da, ölçüm yapılırken gönüllünün pozisyonu ile omuz ve kolların durumu görülmektedir. Kuvvet ölçümü için gönüllü, standart bir konumda düz oturarak, önkol ve bilek nötral pozisyonda iken sağ eliyle el dinamometresi tutmuştur (Şekil 3.6 (sağ)). İlk olarak gönüllülerden EMG sinyalinin, değerlendirilen her bir kasın maksimum EMG sinyaline normalizasyonu için beş saniye boyunca maksimum kuvvet uygulamaları istenmiştir. Maksimum gönüllü kasılma anındaki sinyaller kaydedildikten sonra, kas yorgunluğu

oluşmasını engellemek için üç dakika dinlenme durumunda beklenmiştir (Kamavuako ve diğ., 2009). Dinlenme durumunda ayrıca el dinamometresi de bırakılmıştır. Hiçbir kasılmama olmamasına dikkat edilmiştir. Dinleme sonrası üç defa gönüllü tarafından belirlenen şiddette kuvvet uygulanmış ve bu esnada sinyaller kaydedilmiştir. Eş zamanlı olarak da dinamometre sayesinde kuvvet değerleri kaydedilmiştir. Her iki tekrar arasında minimum iki dakika beklenmiştir.

3.4. EMG SİNYALİNİN TEMEL KAVRAMLARI

Elektromiyografi, kasların elektriksel aktivesinin incelenmesi çalışmasıdır (Basmajian ve diğ., 1985). Kas liflerinin kasılmasına neden olan kas hareket potansiyellerinin toplamını temsil eder. Bir elektrot aracılığıyla bu sinyallerin toplanıp, çeşitli özelliklerdeki EMG cihazları vasıtasıyla kaydedilmesiyle EMG sinyalleri oluşur. EMG sinyallerinin anlaşılması için kas yapısının ve kasların biyoelektrik sinyaller üretme biçiminin anlaşılması gerekmektedir. (Merletti ve Parker, 2004).

De Luca'ya göre (1997), "Elektromiyografi ilgi çekici bir ilham kaynağıdır, çünkü kasın güç üretmesine, harekete geçmesine ve çevremizdeki dünyayla etkileşime girmemize izin veren sayısız işlevin yerine getirilmesine neden olan fizyolojik süreçlere kolay erişim sağlar. Elektromiyografinin kullanımı çok kolay dolayısıyla kötüye kullanımı da çok kolaydır. "

Hayvansal yaşamın en temel özelliği olan hareket etme kabiliyeti, yıllar boyunca kaslar ve kas fonksiyonlarının araştırılmasını ve üzerine çalışmalar yapılmasını sağlamıştır. Rönesans döneminde Leonardo da Vinci'nin kas analizi çalışmalarıyla başlayan bu süreç birçok bilim insanının katkılarıyla üzerinde en çok çalışan konulardan biri olmuştur. 1666'da Francesco Redi, kasların elektrik üretimi ile ilgili yaptığı çalışmalar EMG ile ilgili ilk belgelendirilmiş deneyler olarak görülmektedir. Galvani 1786 yılında, bir rastlantı sonucu elektrikten yararlanarak yaptığı fizyoloji araştırmaları sonucunda elektrik ve kas kasılması arasındaki ilişkiyi ilk keşfeden kişi olmuştur. Laboratuvarında kurbağaların sinirleri üzerinde incelemeler yaparken derisi yüzülmüş bir kurbağa sinirleri üzerinde elektrik yükü bulunan bir cisim ile teması sonucunda bacadaki hareket sinirleri üzerinden bir elektrik akımı geçtiğini ve ölü hayvanın kaslarında kasılmalar meydana geldiğini fark etmiştir. Çalışmalarına devam eden Galvani, kasılmaların oluşması için sinirlere iletken bir cisimle dokunulması gerektiğini kesin olarak anlamış ve daha sonra

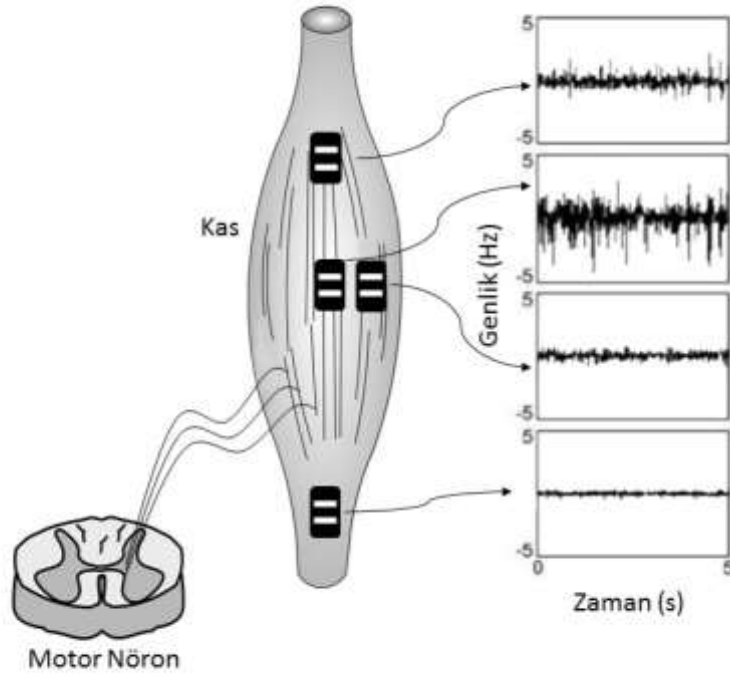
kurbağa gibi diğer bütün hayvanların vücutlarında elektrik yükü taşıdıkları sonucuna varmıştır. Bu güç Avrupa'da büyük bir heyecanla kabul edilen "hayvan elektriği" kavramı olarak adlandırılmıştır. Bu araştırmalarını 1791 yılında yayımladığı “De viribus electricitatis in motu musculari commeritarius” (Elektriğin Kas Hareketlerindeki Etkisi Üstüne Düşünceler) adlı eserinde açıklamıştır. Tüm bu çalışmalar sonucunda Galvani, nörofizyolojinin “babası” ünvanını almıştır. 1849 yılında Emil du Bois-Reymond, gönüllü bir kas kasılması sırasında elektriksel aktivitenin kaydedilebileceğini keşfetmiştir. Bu etkinliğin ilk gerçek kaydı Marey tarafından 1890'da yapılmıştır ve elektromiyografi terimini de ortaya çıkarmıştır.

3.4.1. Yüzeyel EMG Sinyallerinin Kayıt Tekniği

Bir kas ve onu kontrol eden motor sinirlerin elektriksel aktivitesini gösteren EMG sinyali, iki farklı yöntemle kaydedilir: Kas içerisine iğne şeklindeki elektrotlar sokularak kaydedilmesi; iğne EMG (Intramuscular EMG) yöntemi ve deri yüzeyine yerleştirilen elektrotlarla kaydedilmesi; yüzeyel EMG (surface EMG - sEMG) yöntemi. Önceki yıllarda, iğne EMG sadece bir kasa ait aktivasyonun başarılı bir şekilde elde edilmesi ve yüzeyden uzakta bulunan kaslara da erişim sağlaması nedenlerinden dolayı daha çok tercih edilen bir yöntemdi. Fakat invaziv bir yöntem olması ve uygulanabilmesi için operasyon ve hekim gerektirmesi sebepleriyle klinik uygulamalarda oldukça yavaş sonuçlar elde edilmektedir. Ayrıca bu yöntemle yapılan ölçümler sırasında insanların acı duyması da sinyal kayıt prosedürlerini oldukça zorlaştırmaktadır. Günümüzde biyomedikal alanında yapılan çalışmalar neticesinde, yüzeyel EMG sonuçları neredeyse iğne EMG kadar doğru sonuçlar verebilecek kadar iyileştirilmiştir. Hem benzer doğruluk oranı, hem de hızlı sonuçlar elde edilebilmesi açısından yüzeyel EMG yöntemi, en çok kullanılan EMG sinyali kayıt yöntemidir.

Yüzeyel EMG tekniğinde deri yüzeyine yerleştirilecek elektrotların konumu çok önemlidir. Doğru ve başarılı sonuç elde edebilmek için, elektrotların kas aktivasyonunun en yoğun olduğu bölge üzerine yerleştirilmelidir. Yani, elektrotlar, mutlaka kasın kenarlardan uzak, orta bölümüne yapıştırılmalıdır. Bunun için, elektrotların yerleştirileceği bölge, sadece EMG elektrotlarının yapıştırılacağı kas kontraksiyonda iken saptanmalıdır. Yanlış yer tespiti hatalı sonuçlara neden olacağı için, elektrot bölgesi seçimi uzman (hekim, fizik tedavi uzmanı vb.) bir kişi tarafından belirlenmelidir.

Elektrot konumu tespit edildikten sonra belirlenen lokasyonun etrafına elektrotların yerleştirilmesi ve sabitlenmesi gerekir. Elektrot yerleştirilirken ve sabitlenirken, elektrot mesafesi, yönlendirme, sabitleme yöntemi ve referans elektrotun konumu seçilmelidir. Elektrotlar arası mesafe, iki bipolar elektrotun iletken alanı arasındaki merkezden merkeze uzaklık olarak tanımlanır. Yönlendirme, kas liflerinin yönüne göre iki bipolar elektrot arasındaki çizginin konumu olarak tanımlanır. Referans elektrotu, sinyal bozma riski minimum olacak bir yere yerleştirilmelidir. Genellikle referans elektrotunun elektriksel olarak etkin doku üzerinde yer aldığı kabul edilir. Literatürde, EMG' nin kaydedildiği kaslara bağlı olarak bir dizi referans elektrot konumu tercih edilebilir. Bu parametreler, SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles) projesinde belirtildiği şekilde seçilmelidir. Bu çalışma kapsamında seçilen parametre değerleri “Deneyler” bölümünde açıklanmıştır.

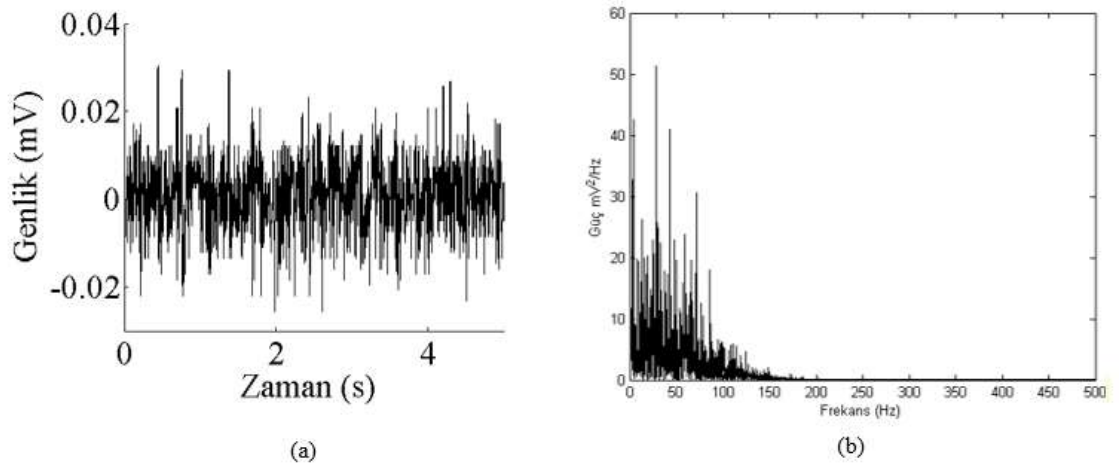


Şekil 3.7: Farklı bölgelere yerleştirilen elektrotların sinyal üzerine etkisi (De Luca, 1997).

Gürültü (noise), EMG sinyalinin kayıt altına alınmasında sinyalin doğruluğunu güçlendiren önemli etkenlerdendir. Gürültü çoğunlukla, EMG sinyalleri için istenmemekte olan elektriksel sinyallerdir. Gürültünün kaynakları farklıdır. Örneğin, elektronik her cihaz için elektriksel gürültüler söz konusudur. Gürültülerin frekans aralıkları değişkendir. Bu gürültüler tamamen engellenememekte fakat gürültüye bağlı kirlilik seviyesi azaltılmaktadır. Gürültüye sebep olan faktörlerin başında elektrotları yükselticiye ulaştırmak için kullanılan kablolar gelmektedir. Eğer kablolu bir sistem kullanılıyorsa elektrot ile EMG cihazı bağlantısını sağlayan kablolar çok iyi bir şekilde kontrol edilmeli gürültüye sebep vermeyecek şekilde deri yüzeyine ya da ilgili alana sabitlenmelidir. Eğer kayıt cihazı kablosuz (wireless) bir sistem ise, gürültü kablo, fiziksel şartlar vb. nedenlerinden gürültü oluşma ihtimali daha azdır. Gerçek sinyalleri, gürültü sinyallerinden ayırt etmek için kullanılan filtreleme işlemi, sinyalin karakteristik yapısının belirlenmesinde engelleyici olabilir. Bu sebepten, EMG sinyallerinin kaydedilmesi sırasında, sinyallerde davranış bozukluğuna neden olabilecek her tür filtreleme işlemlerinden ve sinyalleri düzeltmeye yönelik işlemlerden uzak durulması gerekmektedir. Bu çalışmada kullanılan EMG sinyali kayıt cihazı, EMG sinyallerini elektriksel gürültüden ayıklamak için 10Hz ile 500 Hz bant aralığını geçiren filtreye sahiptir.

Yanses (crosstalk) de, EMG sinyalini etkileyen bir başka etkidir. Başarılı bir sinyal kaydı için yanses engellenemese bile en aza indirilmelidir. Komşu kaslardan kaynaklanarak elektrotlara sızan gürültüyü engellemek ya da azaltmak için elektrotlar arası uzaklık yeteri kadar kısaltılmalıdır. Yanses “EMG-Kas Kuvveti İlişkisi” başlığı altında detaylı bir şekilde anlatılacaktır.

EMG sinyallerinin genlik aralığı 0–10 mV (+5 to -5) aralığında değişkenlik gösterir. EMG sinyalleri genlikleri küçük olduğu için alındıktan sonra yükseltirler. Kullanılabilir sinyal enerji aralığının frekans değeri ise 0-500 Hz ‘dir. En büyük frekans değerlerine sahip frekans genliği aralığı 0-150 Hz’ dir. Şekil 3.8’de ise fleksör karpi radyalis kasından elde edilmiş bir EMG sinyali ve onun frekans dağılımı (spektrum) görülmektedir.



Şekil 3.8: (a) Fleksör karpi radiyalis kasına ait bir EMG sinyali (b) Sinyalin frekans dağılımı.

Bu tez çalışması kapsamında yukarıda anlatılan etkenler göz önüne alınarak ölçüm yapılmış ve elektrot yerleşimi için uzman kişilerden yardım alınmıştır.



Şekil 3.9: Kablosuz elektrotların ökol üzerindeki yerleşim yerleri.

Şekil 3.9’da önkolda iki kasa yerleştirilen elektrotların, kas yüzeyiyle olan temas yerleri görülmektedir.

3.4.2. EMG Sinyalinin Uygulama Alanları

Yüzeyel EMG spor bilimleri, nörofizyoloji ve rehabilitasyon gibi birçok farklı uygulama alanına sahiptir. Yüzeyel EMG, non-invaziv nöromüsküler değerlendirme olanağı sağladığı için hem araştırma hem de klinik uygulamalarda kullanılmaktadır. Kas

yorgunluğu, sırt-boyun ağrısı gibi nörolojik hastalıklar ve diğer nöromüsküler değişiklikler EMG sinyalindeki değişiklikler analiz edilerek saptanmaktadır. Ayrıca yüzeyel EMG sinyali kullanılarak kas aktivasyon aralıkları izlenebilmektedir. Kas aktivasyon aralıklarının belirlenmesi, motor koordinasyonunun ve tedavi etkisini değerlendirilmesi açısından oldukça yararlıdır (Rainoldi ve diğ., 2004).

EMG'nin kullanımı için pek çok uygulama vardır. EMG klinik olarak nörolojik ve nöromüsküler problemlerin teşhisi için kullanılır. Yürüme laboratuvarlarında, biyolojik tepkiler ve ergonomik değerlendirme ile ilgili eğitim almış klinisyenler tarafından tanı amaçlı olarak kullanılır. Ayrıca EMG, biyomekanik, motor kontrol, nöromüsküler fizyoloji, hareket bozuklukları, postürel kontrol ve fizik tedavi alanlarının içinde bulunduğu birçok araştırma laboratuvarında kullanılır.

3.4.3. EMG-Kas Kuvveti İlişkisi

Aktif bir kas tarafından üretilen kuvvetin kestirimi, sadece biyomekanik çalışmalar için değil aynı zamanda fizyoterapi çalışmaları açısından da büyük önem taşımaktadır. EMG sinyali ile kas kuvveti arasındaki ilişki kas kuvveti ile ilgili yapılan çalışmalarda fizyoterapistlerin tanı ve tedaviye ilişkin verdiği kararların dayanağıdır. Yüzey EMG sinyalleri, iskelet kaslarının aktivasyon derecesini gösterir ve bu sinyaller kas kuvvetleriyle oldukça yakın ilişkilidir (Disselhorst-Klug ve diğ., 2009). Bununla birlikte, kas kuvvetini yüzeyel EMG'den tahmin etmenin en büyük dezavantajı, bir kas tarafından üretilen kuvvetin gerçek değerinin doğrudan, invaziv olmayan şekilde ölçülmesinin oldukça zor olmasıdır. Kas kuvvetinin dolaylı ölçümü, elde edilen kuvveti etkileyen tahmin edilmeyen diğer faktörler ile birlikte kuvvet bilgisi almaya yarar. Bu nedenle bu yüzeyel EMG sinyallerinin yorumlanması zordur ve bir hekim tarafından yapılmalıdır.

Farklı kas uzunluklarına göre EMG sinyali kuvvet ilişkisini etkileyecek en az dört faktör vardır (Disselhorst-Klug ve diğ., 2009). Bunlar;

- 1) Motor ünitelerinin (MU'lar) aktivasyon örüntülerindeki değişiklikler,
- 2) Kasın anatomik, mekanik veya elektriksel özellikleri,
- 3) İlgili kasa bağlı olarak yerleştirilecek EMG elektrodlarının konumu,

4) Hücrelerdeki kasılma filamanı (filament) özellikleridir.

Kaslarda kasılmayı etkileyen bir diğer faktör kas yorgunluğudur (fatigue). İzometrik kasılma durumunda sürekli olarak uygulanan kuvvet sırasında EMG aktivitesi sürekli olarak artar; kuvvet seviyesi daha yüksek tutulduğunda artış oranı artmaktadır Aschero ve Gizdulich, 2010). Fakat kas uzun süre aktiviteye maruz kalırsa kasta “yorulma” meydana gelir. Bu yorulma EMG sinyallerini olumsuz etkiler. Yorulmayı önlemek için deney sırasında yapılması istenen görevler parçalara ayrılmış ve her iki görev arasında yorgunluğun oluşmaması için belirlenen ölçüde dinlenme sağlanmıştır.

Kasların kasılmasını etkileyen fizyolojik etkenlerin yanı sıra, bu kasılmalar sırasında yapılan ölçümleri etkileyen faktörler de vardır. Bu faktörlerin en önemlilerinden biri yanses olayıdır. Yanses, belirli bir kas üzerinde tespit edilen çoğunlukla bu kasın yakınındaki diğer kas tarafından üretilen EMG sinyalidir (Winter, 1994). Bu yanses sinyalleri, aktif kas üzerinde tespit edilen sinyallere göre farklı bir şekle sahiptir ve yüksek frekans bileşenler içerir (Solomonow ve diğ., 1994). Yanses, yüzeysel EMG sinyallerinin yorumlanmasında en önemli hata kaynaklarından biridir. Yanses sorunu, özellikle farklı kas aktivasyonunun karşılaştırılması istenen durumlarda önemlidir. Bu sorun tam olarak ortadan kaldırılamasa da, EMG sinyallerinden sağlıklı sonuçlar elde etmek için yanses etkisini en aza indirmek gerekmektedir (Farina ve diğ., 2004).

Yukarıda anlatılan ve EMG sinyali kas kuvveti ilişkisini olumsuz etkileyen faktörlerin büyük bir kısmı EMG sinyaline ve kuvvet genliğine normalizasyon işlemi uygulanarak ortadan kaldırılabilir.

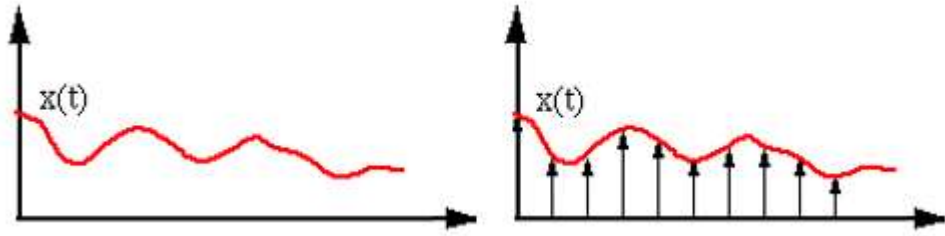
3.5. EMG SİNYALİNİN İŞLENMESİ

Kaydedilen EMG sinyallerinden, doğruluğu ve performansı yüksek bir sınıflandırma sonucu elde edilmek isteniyorsa, ham EMG sinyallerinin bir dizi işlemlerden geçirilmesi gerekmektedir. Sinyalin doğası değiştirilmeden uygulanan bu işlemlere sinyal işleme denir. Sinyal işleme işleminin amacı sinyali kullanılabilir ve analiz edilebilir bir formata dönüştürmektir. Oldukça hassasiyet gerektiren EMG sinyal çalışmaları sırasında yapılan sinyal işleme işleminin sinyalin davranışını ve özelliklerinin değiştirmemesine özen gösterilmelidir. Bu doğrultuda, elde edilen sinyal verilerine bant geçiren filtre kullanılarak filtreleme işlemi uygulanmıştır. Daha sonra ise bu sinyaller, bu bölümde

anlatılan sırasıyla sinyal işleme adımlarından geçerek örüntü çıkarma işlemi ve yapılacak analizler için hazır hale getirilmiştir.

3.5.1. Sayısal Örnekleme Frekansı

Sinyaller genel olarak sürekli zamanlı sinyaller (continious time) ve ayrık zamanlı (discrete time) sinyaller olmak üzere iki gruba ayrılır. Sürekli zamanlı sinyaller analog sinyaller, ayrık zamanlı sinyaller ise dijital sinyaller olarak adlandırılır. Analog sinyal, verileri sürekli değişen bir miktarda gösterir. Dijital sinyal, verileri ayrı, sayısal formda temsil eder. Tıpkı diğer analog sinyaller gibi yüzeysel EMG sinyallerinin de bilgisayar ve elektronik sistemlerinde değerlendirilebilmesi için, bu sinyallerin sayısal diziler olarak ifade edilmesi gerekir. Yüzeysel EMG sinyallerinin sayısallaştırılması sırasında, kaydedilen sinyaller belirli bir örnekleme oranında, bilgisayar sistemleri tarafından analog sinyalden dijital sinyale (A / D) dönüştürücü ile dönüştürülür. Bu işlemten sonra analog EMG sinyali “örneklenmiş” sinyale dönüşür. Şekil 3.10’da analog bir EMG sinyali ve onun örneklenmiş dijital hali görülmektedir.



Şekil 3.10: Tipik bir EMG sinyali (sol) ve örneklenmiş EMG sinyali (sağ).

Örnekleme frekansı kavramı, sinyallerin sayısal hale dönüştürülmesi olarak tanımlanır. Sinyal işleme için kullanılan örnekleme frekansı çok dikkatli seçilmelidir; çünkü yüksek bir frekans seçilirse sinyal, gürültü sinyalleri içerebilir ya da düşük bir frekans hatalara neden olabilir (Sadhukhan ve diğ., 1993).

Herhangi bir sinüzoidal sinyalin, yeniden ve bozulmadan elde edilebilmesi için kullanılan minimum örnekleme frekansı değerine Nyquist frekansı denir. Bu örnekleme işleminin nasıl olması gerektiğini belirten teorem de Nyquist Teoremi olarak adlandırılmaktadır.

Nyquist Teoremi'ne göre bir sinyalin örnekleme frekansı, ne kadar büyük olursa, orijinal sinyale benzerlik de o kadar artar. Bu teoreme göre, bu benzerliğin sağlanması ve bozulmaların minimum olması için, seçilen örnekleme frekansının kullanılan en yüksek frekans değerinin en az iki katı olmalıdır. EMG sinyali gibi rastgele bir sinyalin son derece karmaşık yapıda olan kas fonksiyonlarının özelliklerini aktarabilmesi için, büyük frekans değerlerinde örneklenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada kaydedilen EMG sinyalleri 2 kHz'lik örnekleme frekansı değeriyle örneklenmiştir.

3.5.2. Fourier Dönüşümü

Dünyadaki hemen her şey bir dalga formuyla tanımlanabilir. Örneğin, ses dalgaları, elektromanyetik alanlar, bir tepenin konuma göre yükselmesi, stokların zamana karşı fiyatı vb. Fourier dönüşümü, bu dalga formlarını görüntüleme konusunda benzersiz ve güçlü bir yol sağlar. Tüm dalga formları aslında yalnızca farklı frekansların basit sinüs sinyallerinin toplamıdır. Yani, Fourier dönüşümü, bir dalga formunu temsil etmenin başka bir yolunu sunar.

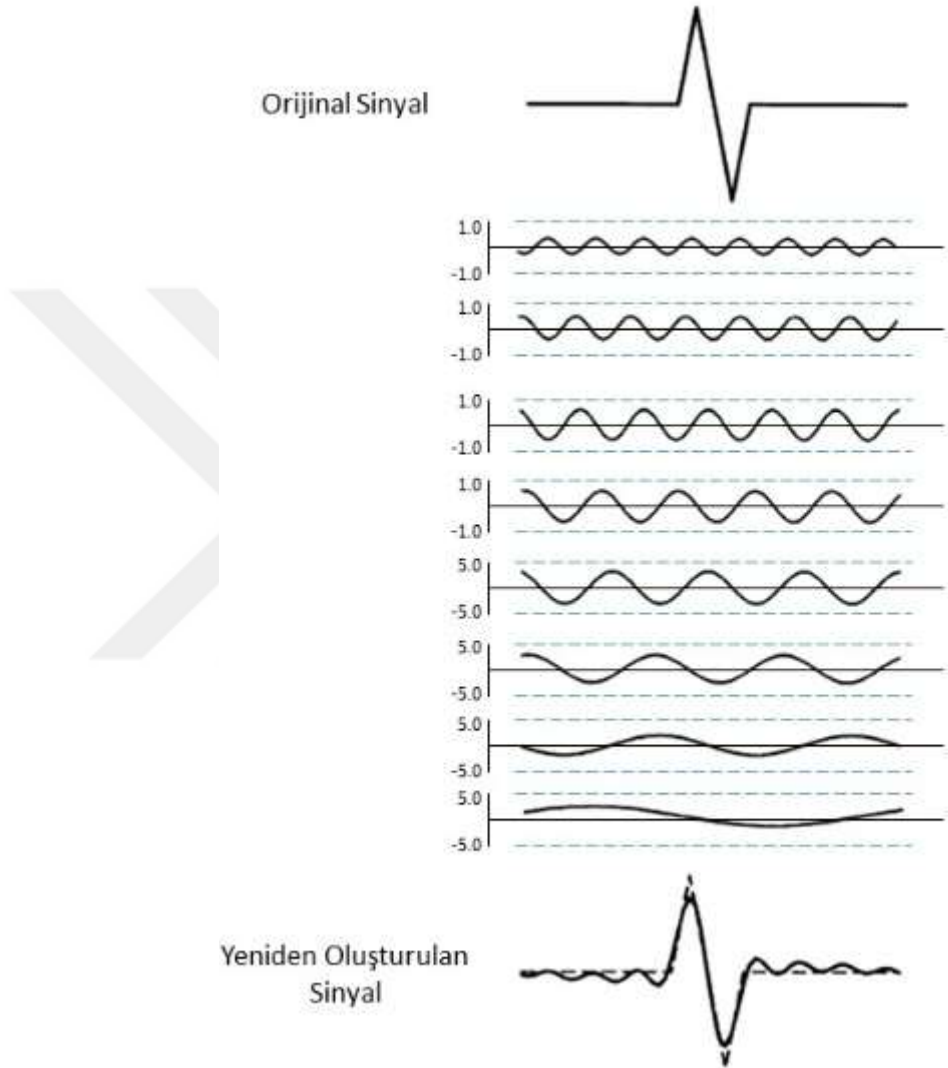
Fourier dönüşümü, bir dalga fonksiyonunu, bir sinyali ya da bir matematiksel ifadeyi zaman alanından (time domain) frekans alanına (frequency domain) çevirmeye yarar. Fourier dönüşümü, bir sinyali, bir dalga fonksiyonunu ya da bir matematiksel ifadeyi sinüs ve kosinüslerle karakterize edilen alternatif bir gösterime dönüştüren bir araçtır. Fourier dönüşümü, herhangi bir dalganın sinüzoidal fonksiyonların toplamı olarak yeniden yazılabileceğini gösterir. Fourier dönüşümü, dalga biçiminin sinüzoidal bileşenlerine nasıl çevrileceğini gösteren matematiksel araçtır.

Sürekli bir sinyal, sonsuz sayıdaki sinüzoidallerin toplamı olarak ifade edilebilir. Bu sinüzoidal setine Fourier Serisi denilmektedir. Fourier Serisi periyodik bir fonksiyonu sinüzoidal fonksiyonların toplamına böler. Bu, periyodik fonksiyonlar için Fourier dönüşümü'dür. Fourier serilerinin analizi için, Fourier serisinin trigonometrik ifadesi,

$$x(t) = A + \sum_{n=1}^{\infty} (B_n \cos(f_n \cdot t) + C_n \sin(f_n \cdot t)) \quad (3.1)$$

$$x(t) = A + B_1 \cos(f_1 \cdot t) + C_1 \sin(f_1 \cdot t) + B_2 \cos(f_2 \cdot t) + C_2 \sin(f_2 \cdot t) + \dots + B_n \cos(f_n \cdot t) + C_n \sin(f_n \cdot t)$$

şeklinde gösterilebilir. Denklemden A sinyalin sahip olabileceği DC bileşeni, B_n ve C_n kosinüs ve sinüs terimlerinin her birinin genliklerini, f_n ise frekanslarını göstermektedir.



Şekil 3.11: Fourier Serisi kullanılarak bir EMG sinyalinin bileşenlerine ayrıştırılması.

3.5.3. EMG Sinyalinin Zaman Alanında İncelenmesi

Kas kuvvetine ve zamana bağlı olarak değişen EMG sinyali, genliği rastgele negatif ve pozitif değerler olarak değişen bir sinyaldir. Literatürde, EMG sinyalinin sınıflandırılması amacıyla, zaman etki alanında çeşitli analizler yapıldığı görülmektedir (Basmajian ve

diğ., 1985). Bu bölümde, EMG sinyalinin analizi için yaygın olarak kullanılan yöntemlerden bahsedilecektir.

3.5.3.1. Doğrultma

Yaygın olarak kullanılan ve bir ön işleme prosedürü olan sinyal doğrultma (rectification) işlemi, EMG ile ölçülen kortikal sinyaller arasında önemli tutarlılığın saptanmasına olanak tanır. (Myers ve diğ., 2003). Ham EMG sinyalini tek bir polariteye çevirir. Yarım dalga doğrultma ve tam dalga doğrultma olmak üzere iki farklı sinyal doğrultma yöntemi vardır.

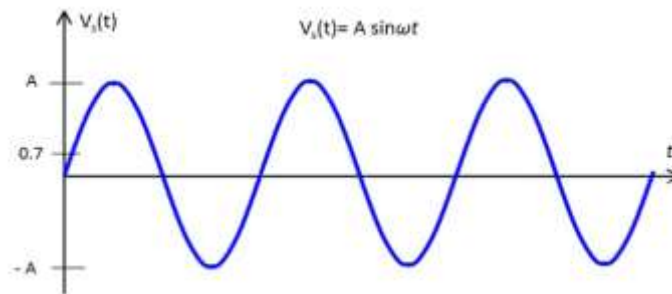
EMG sinyalini işleme sırasında yalnızca pozitif değerler analiz edilir. Yarım dalga doğrultma yapılırken, tüm negatif veriler atılır ve pozitif veriler tutulur. Tam dalga doğrultmada ise sinyalin mutlak değeri alınır. Bu işlemde, EMG sinyalinin taban çizgisi altında kalan kısmı alınıp, bu sinyalin taban çizgisi üstünde kalan kısmına eklenir. Yarım-dalga doğrultucu, negatif girişleri sıfırlarken, tam dalga doğrultucu, negatif girişleri pozitif yapar. Genellikle doğrultma işlemi için tam dalga doğrultma tercih edilir (Reaz ve diğ., 2006).

Yarım-dalga doğrultucu için dönüşüm fonksiyonu:

$$V_0 = \begin{cases} 0 & \text{için } V_s < 0 \\ V_s & \text{için } V_s > 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

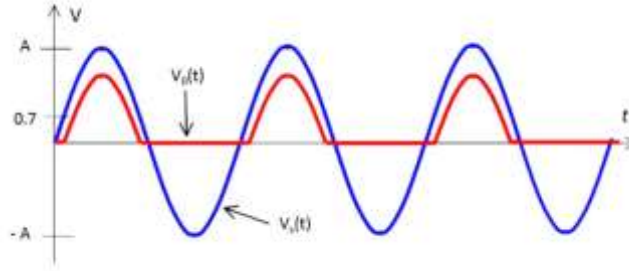
V_s transfer (dönüşüm) fonksiyonunu, V_0 ise çıkış fonksiyonunu temsil eder.

Örneğin aşağıdaki gibi bir sinüzoidal girdi ele alınırsa:



Şekil 3.12: Örnek bir sinüzoidal eğri.

Yarım dalga doğrultucunun çıkışı şöyle olacaktır:

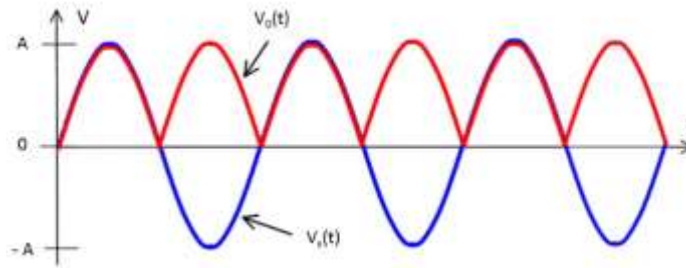


Şekil 3.13: Yarım dalga doğrultucu uygulanan sinüzoidal eğri.

Tam-dalga doğrultucu için dönüşüm fonksiyonu:

$$V_o = \begin{cases} -V_s & \text{için } V_s < 0 \\ V_s & \text{için } V_s > 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

Yukarıda verilen sinüzoidal girdi tekrar göz önüne alınırsa, tam dalga doğrultucunun çıkışı şu şekilde olur:



Şekil 3.14: Tam dalga doğrultucu uygulanan sinüzoidal eğri.

3.5.3.2. Doğrultulmuş Sinyalin Yumuşatılması

EMG sinyali, işleme alınan motor ünitelerin sürekli olarak değişmesi (motor ünitelerinin çapına ve motor ünitesi aksiyon potansiyellerindeki çakışmanın rastgele olmasına bağlı olarak) nedeniyle rastgele niteliktedir (Konrad, 2005). Doğrultma işlemi uygulanmış sinyal, sinyalin rastgele genliğinin doğasını niteler. Sinyalden genlik ile ilgili anlamlı bilgiler elde etmek için kullanılan yöntem yumuşatma (smoothing) denir. Yumuşatma işlemi, ilgili sinyal içerisinde bulunan yüksek frekanslı dalgalanmaların (high-frequency

fluctuations) sinyalden atılması ile gerçekleştirilir. Böylece sinyalin yansıması (deflections) daha pürüzsüz görünür. Yumuşatma işlemi, sinyalin alçak geçiren süzgeçten (low pass filter) geçirilmesi şeklinde de ifade edilebilir. Sinyal üzerinde gerçekleştirilen yumuşatma miktarı, kullanılan düşük geçiren filtrenin bant genişliğine bağlıdır; Bant genişliği ne kadar küçükse yumuşatma da o kadar büyük olur (Basmajian ve diğ., 1985).

3.5.3.3. Doğrultulmuş Sinyalin Ortalaması

Bir sinyalin ortalamasının alınması, sayısal olarak yumuşatma işlemine karşılık gelmektedir. T uzunluğundaki bir $m(t)$ sinyalinin ortalaması;

$$\overline{|m(t)|}_{t_j - t_i} = \frac{1}{t_i - t_j} \int_{t_j}^{t_i} |m(t)| dt \quad (3.4)$$

matematiksel ifade ile hesaplanır (Basmajian ve diğ., 1985). Burada t_j ve t_i , sinyale ait integrasyonun alt ve üst zaman sınır değerleridir. Yukarıda verilen ifade, $T = t_j - t_i$ zaman aralığındaki sinyalin tamamının ortalamasını hesaplamaya yarar. Eğer sinyalin tamamının, zamana göre değişen ortalamasının hesaplanması istenirse, sinyal bir T uzunluğunda pencere ile taranarak ilerlenir ve bu pencere içine giren her bir sinyal aralığının ortalaması alınır. Bu ortalama değeri:

$$\overline{|m(t)|} = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} |m(t)| dt \quad (3.5)$$

Denklemlerle hesaplanır (Basmajian ve diğ., 1985). Literatürde yapılan birçok uygulamada T değeri 100 ms ile 200 ms arasında seçilmektedir (Basmajian ve diğ., 1985).

3.5.3.4. Tümüleştirme

Tümüleştirme (Integration), bir fonksiyon eğrisi altında kalan alanın hesaplanması işlemidir. Ham EMG sinyali bipolar bir sinyal olduğu için, ortalaması sıfır olan bir sinyal eğrisinin altında kalan alan hesaplanmak istenirse (tümüleştirilirse) elde edilen değer sıfır olur. Bu nedenle, tümleştirme işlemi yalnızca tam dalga doğrultma işlemi yapıldıktan sonra elde edilen sinyal üzerinde gerçekleştirilir. Elde edilen parametrelerin birimi V.s veya mV.ms.'dir. Matematiksel olarak tümleştirme işlemi;

$$I\{|m(t)|\} = \int_0^t |m(t)| dt \quad (3.6)$$

denklemleriyle ifade edilir (Basmajian ve diğ., 1985). Denklemlerde I bir EMG sinyalini, m(t) sinyal eğrisini ve t zamanı temsil etmektedir.

Tümleştirilmiş EMG sinyali, girişin büyüklüğüne yanıt olarak çıkış büyüklüğünü arttırarak bir periyot üzerindeki aktivitenin bir göstergesini verir. Tümleştirme işlemi, doğrultulmuş sinyal üzerinden işlem yapılmasını gerektirdiği için, doğrultulmuş sinyal değeri her zaman pozitif değer alır. Doğrultulmuş değer her zaman pozitif olduğu için, doğrultulmuş sinyalin tümleştirilmiş değeri (integrated rectified value) de daima pozitif de olur ve zamanın bir fonksiyonu olarak sürekli artarak devam eder. Doğrultulmuş sinyalin ortalama (average rectified value) ile doğrultulmuş sinyalin tümleştirme değeri arasındaki tek fark ortalama alınırken doğrultulmuş sinyal değerinin ortalamasının üzerinde olan bir T zamanına bölünmesidir (Basmajian ve diğ., 1985). Doğrultulmuş sinyalin ortalama değeri, tıpkı doğrultulmuş sinyalin tümleşik değeri gibi sinyalin zaman bağımlı değişikliklerini gösterir ve bu sayede, sinyal sınıflandırma uygulamaları için oldukça yararlı bilgiler sağlamaktadır. Bu işlem;

$$I\{|m(t)|\} = \int_t^{t+T} |m(t)| dt \quad (3.7)$$

denklemleri ile elde edilir. Eğer yeterince uzun bir tümleştirme süresi (T) seçilirse, doğrultulmuş tümleştirme değeri sinyalin ya da bir zaman fonksiyonunun zamanla değişimini yumuşak bir değişim ile ifade edecektir.

3.5.3.5. EMG Sinyalinin Normalizasyonu

EMG sinyallerinin analizi yapılırken karşılaşılan en büyük zorluklardan biri, sinyal genliğinin ortam koşullarından büyük ölçüde etkilenmesidir (Halaki ve Ginn, 2012). Bu sorunu ortadan kaldırmak için, bir referans değerine göre sinyale normalleştirme işlemi uygulanmalıdır. Normalleştirme, sinyalin, bilinen ve tekrarlanabilir bir değere bağlı ölçeklendirilmesi anlamına gelir (Halaki ve Ginn, 2012). EMG sinyalleri kullanılarak yapılan deneysel çalışmalarda, elde edilen EMG sinyalini, kendi maksimum istemli kasılması (MVC) sırasında kaydedilen EMG referans değerine göre normalize etmek en

yaygın yöntemlerden biridir. EMG sinyallerinin normalleştirilmesi, genellikle, bir görev sırasında, EMG sinyallerinin aynı kastan elde edilen bu MVC referans değerine bölünmesiyle gerçekleştirilir. Normalleştirme işlemi için kullanılan normalizasyon referans değerlerini elde etmek için çeşitli yöntemler kullanılmıştır (Burden, 2010). Bu yöntemler;

1. Maksimum kasılmalar sırasında maksimum (tepe) aktivasyon seviyeleri
2. Araştırılan görev sırasında elde edilen tepe veya ortalama aktivasyon seviyeleri
3. En alt maksimum izometrik kasılmalar sırasında aktivasyon seviyeleri
4. Maksimum M dalgasının (M-max) tepe-tepe (peak to peak) genlik değerinin hesaplanmasıdır (Halaki ve Ginn, 2012).

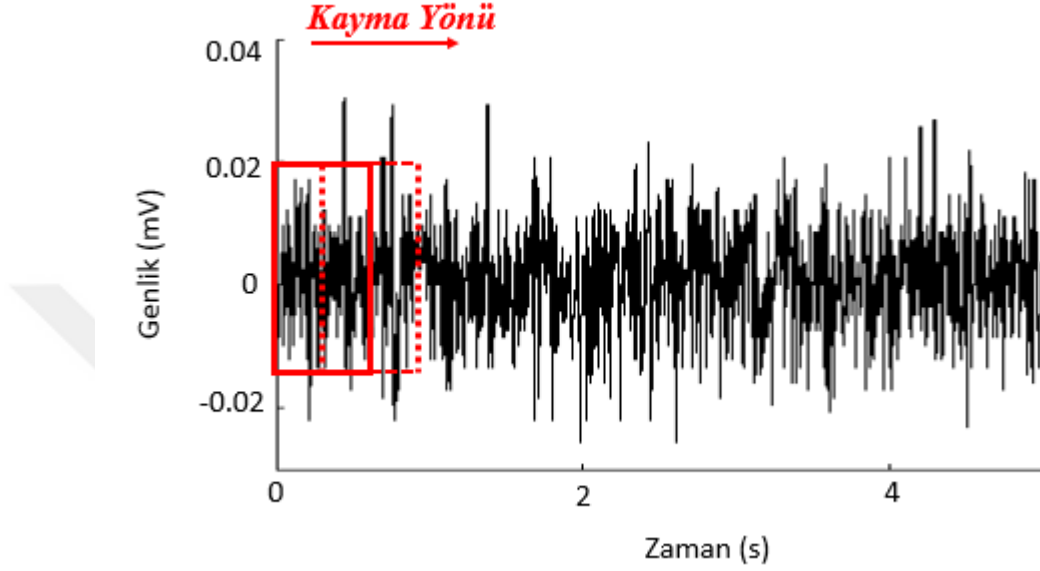
Normalizasyon yönteminin seçimi, EMG sinyallerinin genliğini ve şeklini etkileyeceği için EMG sinyallerinin yorumlanması açısından çok kritik bir konudur. EMG verilerinin normalleştirilmesi için kullanılan yöntemler arasında hangisinin "en iyi" yöntem olduğu konusunda ortak bir görüş bulunmamaktadır (Halaki ve Ginn, 2012; Farina ve diğ., 2014). EMG sinyali normalizasyonun temel amacı, ortam koşullarının etkisini ortadan kaldırmak ve verileri, sinyal genliğinin seçilen referans değerine göre yeniden ölçeklendirmektir. Genlik normalizasyonunun EMG eğrilerinin şeklini değiştirmedeği, yalnızca Y eksenini ölçeklemesinin değiştiği unutulmamalıdır.

3.5.3.6. Pencereleme

Bir sinyal için pencereleme (windowing) işlemi, sinyalin zaman aralığının, sinyal genliğine ait düzgün ve kenarlarda kademeli olarak sıfıra doğru değişen sonlu uzunlukta bir yumuşatma penceresi ile çarpılmasıdır. Pencere uzunluğu ise sinyalin örnekleme sayısı ile tanımlanır. Pencereleme işlemi, sinyalin zaman alanındaki şekli değiştirir.

El pozisyonu deneylerinde, beş saniye aralıklarla EMG sinyalleri ölçülmüştür. Beş saniyelik bir sinyalin tamamının tek bir seferde güç izgesini hesaplamak sinyalin sağlıklı karakterize edilmesini engelleyecektir. Bu sebeple kaydedilen EMG sinyalleri, 500 ms uzunluğunda bir pencere taranmış ve bu pencerenin taradığı veriler kullanılarak

hesaplama yapılmıştır. Pencere sinyali üzerinde 25 ms' lik aralıklarla kaydırılarak ilerletilmiştir.



Şekil 3.15: Kayan pencerelerle EMG sinyalinin güç izgelerinin elde edilmesi.

3.5.4. EMG Sinyalinin Özniteliklerinin Çıkarılması

Bir kasın ya da kas grubunun kasılması sırasında elde edilen EMG sinyallerinin bir hareket hareketi sınıfına dönüştürülebilmesi için nicel olarak ifade edilmesi gerekmektedir (Zecca ve diğ., 2002). EMG sinyallerinin matematiksel ifadesi, öznitelik çıkarma yaklaşımı kullanılarak tanımlanabilir. Bir EMG sinyali özniteliği, zaman ve frekans alanları olmak üzere iki alanda ifade edilir. Bu çalışmada EMG sinyali sadece zaman alanında incelenmiştir. Bir sonraki bölümde EMG sinyallerinin zaman alanındaki öznitelikleri anlatılmıştır.

Verilerin analizi MATLAB (The MathWorks, Inc.) programı ile yapılmıştır. Öznitelik çıkarma ve sınıflandırma işlemleri için de yine MATLAB programı kullanılmıştır.

3.5.4.1. Ortalama Karesel Kök

Ortalama karesel kök (RMS) hesaplaması, EMG sinyalinin analizinde kullanılan en yaygın yöntemlerden biridir (Boostani ve Moradi, 2003; Phinyomark ve diğ., 2012). RMS özneliği, genellikle verilerin herhangi bir ön işleme tabi tutulmadan, sinyalin ikinci dereceden ortalaması alınarak elde edilir (Farina ve Merletti, 2000). RMS, MAV özneliğine bir alternatiftir ve standart sapma yöntemine (standart deviation method) benzerdir (Phinyomark ve diğ., 2012). Bir sinyalin RMS değeri hesaplanırken sırasıyla aşağıda belirtilen işlemler yapılır:

- Sinyalin bir periyot boyunca belirli örnekleme zamanıyla genlik değerleri alınır.
- Elde edilen bu değerlerin kareleri alınıp toplanır.
- Bu toplam, belirlenen örnek sayısına bölünür.
- Hesaplanan bölümün karekök değeri alınır ve RMS değeri elde edilmiş olur.

RMS özelliğinin hesaplanması aşağıdaki şekilde ifade edilir:

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

x_k örnek sinyali, N ise her segmentte bulunan örnek sayısını ifade etmektedir.

3.5.4.2. Tümüleşik EMG

Tümüleşik EMG (IEMG), doğrultulmuş EMG sinyali eğrisinin altında kalan alan olarak tanımlanmaktadır. Bir başka ifadeyle, EMG sinyalinin mutlak değerinin matematiksel integralidir (Phinyomark ve diğ., 2009). IEMG, sinyali sabit genişlikli zaman aralıklarına böler ve her zaman aralığının başlangıcında integral değerini sıfırlar. IEMG, EMG sinyali genliğinin mutlak değerlerinin toplamının hesaplanmasıyla elde edilen özneliktir. IEMG özelliğinin hesaplanması şu şekilde tanımlanmıştır:

$$IEMG = \sum_{k=1}^N |x_k| \quad (3.9)$$

Burada x_k bir bölümdeki EMG sinyali ve sinyalin uzunluğu N'dir.

3.5.4.3. Dalga Formu Uzunluğu

Dalga Formu Uzunluğu (WL), bir segmentteki EMG dalga formunun kümülatif uzunluğunun hesaplanmasıdır. Aktif kaslardan alınan sinyallerin dalgalanmalarına bağlıdır. WL özneliği, EMG sinyalinin frekans, zaman ve dalga genliğinin ölçülmesini sağlar (Kamavuako ve diğ., 2013; Phinyomark ve diğ. 2010). EMG dalga formu uzunluğu şu şekilde tanımlanır:

$$WL = \sum_{k=1}^{N-1} |x_{k+1} - x_k| \quad (3.10)$$

Burada x_k bir bölümdeki EMG sinyali ve sinyalin uzunluğu N'dir.

3.5.4.4. Ortalama Mutlak Değer

Ortalama mutlak değer (MAV), hareketli bir pencere kullanarak EMG sinyalinin mutlak değerinin ortalaması alınarak hesaplanır (Phinyomark ve diğ., 2011). MAV özneliği, her veri penceresi için ayrı hesaplanır. Bir sinyalin ortalama değeri, sinyalin kendisi ile zaman eksenini arasında kalan alanı ifade eder. EMG sinyalinin (S) ortalama mutlak değerinin hesaplanması şu şekilde tanımlanır:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k| \quad (3.11)$$

Burada x_k pencere içindeki k'nıncı örneği ve N, EMG sinyalinin pencere uzunluğunu temsil eder (Phinyomark ve diğ., 2011; Zecca ve diğ., 2002).

Denkleme göre, MAV özelliğinin hesaplanması iki adımdan oluşur:

- İlk olarak, her penceredeki verilerin mutlak değeri hesaplanır.
- Daha sonra elde edilen bu değerler toplanır ve bu toplam, alınan örnek sayısına (pencere uzunluğuna) bölünerek ortalaması hesaplanır.

3.5.4.5. Varyans Değeri

EMG sinyalinin varyansı (VAR), EMG sinyalinin gücünün bir ölçüsü olarak ifade edilmektedir. VAR özelliği kas tarafından üretilen kuvvete bağlı olarak o ölçümün kareleri toplamının ortalama değeridir (Zecca ve diğ., 2002; Phinyomark ve diğ., 2012). EMG sinyalinin varyans değeri aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N x_k^2 \quad (3.12)$$

Burada x_k bir bölümdeki EMG sinyali ve sinyalin uzunluğu N'dir.

3.5.4.6. Mutlak Standart Sapma Değerinin Farkı

Mutlak standart sapma değerinin farkı (DASDV), bitişik örnekler arasındaki farkın standart sapma mutlak değeridir. RMS özneliğinin birinci dereceden diferansiyel değeri alınarak hesaplanır (Phinyomark ve diğ., 2014) ve aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} (x_{k+1} - x_k)^2} \quad (3.13)$$

Burada x_k bir bölümdeki EMG sinyali ve sinyalin uzunluğu N'dir.

3.5.4.7. Mutlak Ortalama Değerinin Farkı

Daha önce yapılan birçok çalışmada fark mutlak ortalama değeri DAMV' ye "ortalama genlik değişimi" adı verilmiştir (Phinyomark ve diğ., 2014). Mutlak ortalama değerinin farkı, aşağıdaki denklem kullanılarak her veri penceresi için hesaplanır.

$$DAMV = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} |x_{k+1} - x_k| \quad (3.14)$$

Burada x_k bir pencerede bulunan k' nıncı örneği ve N, bir zaman çerçevesi içinde bulunan örnek sayısını temsil eder (Phinyomark ve diğ., 2014).

3.5.4.8. Varyans Değerinin Farkı

EMG sinyalinin varyans değerini hesaplamaya yarayan denklemin birinci dereceden türevinin alınmasıyla elde edilir (Phinyomark ve diğ., 2014). Varyans değerinin farkı (DVARV), aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanır.

$$DVARV = \frac{1}{N-2} \sum_{k=1}^{N-1} (x_{k+1} - x_k)^2 \quad (3.15)$$

Burada x_k bir pencerede bulunan k 'nıncı örneği ve N , bir zaman çerçevesi içinde bulunan örnek sayısını temsil eder (Phinyomark ve diğ., 2014).

3.6. ÖZNİTELİK SINIFLANDIRMA VE ÖRÜNTÜ TANIMA

Hareket veya uygulanan kuvvet örüntülerini belirlemek için zaman veya frekans alanı özniteliklerinin sınıflandırılması gerekir (Oskoei ve Hu, 2007). Protez kolların hareket yeteneği, sınıflandırma doğruluğuna bağlı olarak seçilen sınıflandırıcının sınıflandırma performansı ile yakın ilişkilidir ve insan kaslarının temel nöromüsküler aktivitesini yansıtır. Miyoelektrik sinyallerine uygulanan örüntü tanıma işleminin asıl amacı, her kuvvet veya hareket sınıfının, çıkarılan öznitelik kümesiyle temsil edilen kas aktivasyonu kullanılarak tanımlanmasıdır (Farina ve diğ., 2014).

Seçilen sınıflandırıcı, ayrılan görevleri deneme yanılma yaklaşımı ile sınıflandırır ve böylece kas aktivasyonu, öznitelikler ve gerçek dünya görevleri arasında bir bağlantı kurulmasını sağlar. Bu nedenle, örüntü tanıma işlemi için uygun sınıflandırıcının seçimi, doğru örüntülerin tanımlanması ve yeterince hızlı bir şekilde gerçekleştirilmesi önemli bir konudur. Sınıflandırıcıların optimal performansının belirlenmesi ve böylece en uygun olanının seçilmesini sağlamak amacıyla yapılmış çok sayıda literatür örneği vardır. En sık kullanılan sınıflandırıcılara örnek olarak; yapay sinir ağları, bulanık mantık, destek vektör makineleri, kümeleme ve doğrusal diskriminant analizi yöntemleri verilebilir. Bu tez çalışmasında her iki deney protokolü için sınıflandırma yöntemi olarak yapay sinir ağları kullanılmıştır. Bu bölümde, miyoelektrik kontrollü protezlerin kontrolünde kullanmak amacıyla kullanılan sınıflandırıcılarda YSA temel yapısı ve uygulamaları anlatılmıştır.

3.6.1. YAPAY SİNİR AĞI MODELİ

Yapay sinir ağları, insan beyninin biyolojik yapısından esinlenen, öğrenme işlevini gerçekleştiren ve genellikle "sinirsel ağlar" olarak adlandırılan bilgisayar sistemleridir (Haykin, 1999). Yapay sinir ağlarında öğrenme işlemi örnekler kullanılarak gerçekleştirilir. İnsan beyninde, sinir ağları karar verme sürecinin merkezinde yer alır. Reseptörler, harici ortamdaki uyarıları alır ve onları sinir ağlarına iletmek için elektriksel uyarılara dönüştürürler. Sonra, sinir ağları bilgi algılar ve karar verirler. Sonunda, karar impulsu çıktı olarak tepki haline dönüştürmek için efektörlerle iletilir. Girişler ve çıkışlar arasında doğrusal veya doğrusal olmayan bir ilişki kurularak karar verilir. Yapay sinir ağları da biyolojik olarak gerçekleşen bu olaylara benzer şekilde bir sisteme sahiptir (Haykin, 1999). Yapay sinir ağları;

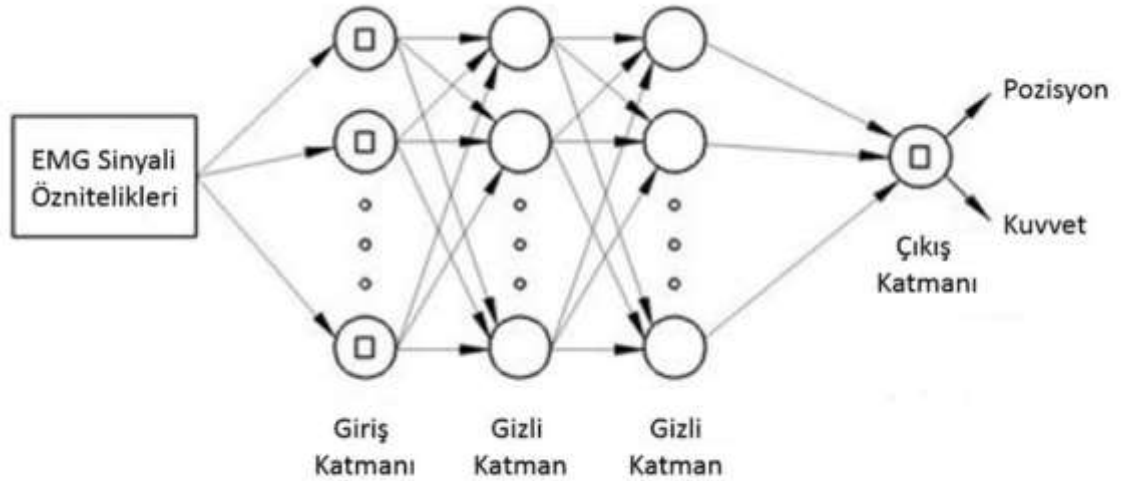
- bulundukları her ortama adapte olabilen,
- eksik bilgi ile çalışabilen,
- belirsiz durumlarda bile karar verebilen,
- hatalara karşı yüksek toleranslı
- günlük hayatta birçok alanına başarılı bir şekilde uygulanabilen hesaplama yöntemidir.

YSA modellerinde genellikle giriş, gizli ve çıkış katmanları olmak üzere 3 tip katman bulunur. Giriş katmanı, eğitime tabi tutulacak verilerin ağ yapısına aktarıldığı katmandır ve veri sayısı giriş katmanındaki nöron sayısına eşit olmalıdır. Giriş katmanında veri herhangi bir işleme uğramadan gizli katmana geçer. Gizli katman; ağda yapılması istenen temel işlevlerin icra edildiği katmandır. Uygulamalarda, ağ yapısında tek bir gizli katman kullanılabileceği gibi birden fazla gizli katman da kullanılabilir. Gizli katman sayısı ve kullanılacak nöron sayısı probleme ve ağ tasarımcısının bakış açısına göre değişir. Genellikle deneme yanılma yoluyla bu sayılara karar verilir (Savelberg ve Herzog, 1997). Gizli katmanın görevi, giriş katmanından aldığı veriyi probleme uygun bir şekilde işleyip bir sonraki katmana iletmektir. Gizli katmanda kullanılan nöron sayısı en uygun olacak şekilde seçilmelidir. Nöron sayısının fazla ya da az olması durumunda YSA'nda eğitilecek verilerin işlenmesinde zorluklar ortaya çıkmaktadır. Ağ yapısının son katmanı

olan çıkış katmanı, gizli katmandan aldığı veriyi işleyerek bu verinin çıktısını verir. Çıkış katmanının nöron sayısı, ağa verilen her bir verinin çıkış sayısı kadardır. Çıkış katmanından elde edilen değerler, yapay sinir ağlarının eğitim sonuçlarıdır.

Çok katmanlı yapay sinir ağları içinde de insan beynine benzer şekilde yerleştirilmiş nöronlar bulunmaktadır. Her nöron diğer nöronlara belli katsayılar ile bağlantılıdır. Eğitim sırasında bilgi bu bağlantı noktalarına dağıtılarak ağın öğrenilmesi sağlanır. YSA modellerinde genellikle giriş, gizli ve çıkış katmanları olmak üzere üç tip katman bulunur. Bu çalışmada, bir giriş katmanı, iki gizli katman ve bir çıktı katmanı içeren bir YSA yapısı kullanılmıştır (Şekil 3.16). Üç katmanlı ağ adı verilen bu sinir ağının, herhangi bir karmaşıklığın problemlerini modellemek için yeterli olduğu gösterilmiştir (Carotti ve diğ., 2007).

YSA kullanarak yüzey EMG özniteliklerinin sınıflandırılması, insan kol protezinin kontrolü ile ilgili yapılan bilimsel çalışmalar için oldukça popüler bir konudur. EMG sinyallerinin örüntü tanıma sürecinde kullanılan YSA'nın temel yapısı Şekil 1'de gösterilmektedir.



Şekil 3.16: Kuvvet ve pozisyon kestiriminde kullanılan yapay sinir ağı yapısı şematik gösterimi.

Bir yapay sinir ağı, birbirine bağlı ve katmanlar halinde dağıtılan "nöronlar" olarak adlandırılan bir işlem birimleri grubudur (Liu ve diğ., 1999). Nöronlar Şekil 16' da daire ile gösterilirken, düz çizgiler "nöronları" ağırlık faktörlerine bağlar.

İnsan kolunun temel hareketlerinin ve bu hareketler sırasında oluşan kas kuvvetlerinin kestirimini gerçekleştirebilmek için YSA, EMG sinyalinin örtüşen (overlapping) pencerelerinin pozisyon ve kuvvet değerleri ile eğitilmiştir. Sinir ağının çıkışında kuvvet değerleri ve hareket pozisyonları elde edilmektedir. Oluşturulacak olan yapay sinir ağı yapısının belirlenmesinde, ağ parametrelerinin, nöron sayılarının seçiminde, belirli bir standardın olmaması nedeniyle ağ yapısı ve nöron sayısı literatürde kullanılan yapıların deneme yanılma yoluyla test edilmesiyle oluşturulmuştur. Her iki protokol için farklı bir YSA yapısı kullanılmıştır. Her protokol için, deneyde ölçüm alınan iki kas aynı YSA yapısı ile fakat ayrı ayrı eğitilmiştir. Pozisyon kestirimi için kullanılan sinir ağında giriş katmanında, (10 gönüllünün 5 hareketinin 3 tekrarıyla elde edilen) $149 ((10 \times 5 \times 3) - 1)$ nöron bulunmaktadır. YSA yapısındaki birinci katman 30, ikinci katman 30 ve çıkış katman ise 1 nöronludur. Kuvvet kestirimi için kullanılan YSA yapısında ise giriş katmanındaki nöron sayısı, 10 gönüllüden 3 deneme ile elde edilen veri sayısına eşittir $((10 \times 3) - 1)$. YSA yapısındaki birinci katman 10, ikinci katman 10 ve çıkış katman ise 1 nöronludur. Her iki ağ yapısında da birinci ve ikinci katmanlardaki nöron sayısı, literatürde yapılan çalışmalarda önerildiği gibi giriş katmanındaki nöron sayısının yaklaşık olarak üçte birine eşit olacak şekilde seçilmiştir. Bu konuda kesin bir bilgi olmaması sebebiyle bu katmanlar için farklı sayıda nöron değerleri denenmiş fakat performans değeri en yüksek olan yukarıdaki değerler alınmıştır. Çok fazla deneme yapıp farklı doğrulukta sonuçlar elde edildiği için, “Bulgular” ve “Tartışma ve Sonuç” bölümlerinde en yüksek doğruluğa sahip YSA sonuçları verilmiştir.

Yapay sinir ağı yapısında kullanılacak eğitim ve test verileri, mevcut durumun en uygun eğitim-test çiftlerine ulaşılabilecek şekilde ayarlanmıştır. Bunu gerçekleştirmek için farklı denemelerin verilerini içeren tüm sütunlar kullanılmıştır. Ağ yapısını eğitmek ve aynı ağ tarafından öngörülen sonuçların doğruluğunu test etmek için, k katlı çapraz doğrulama (k-fold cross-validation) tekniğinin özel bir türü olan, bir-çıkışlı çapraz doğrulama (Leave-one-out cross validation - LOOCV) yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemle göre ağ, yalnızca bir deneme haricinde tüm veriler kullanarak eğitilir ve bu

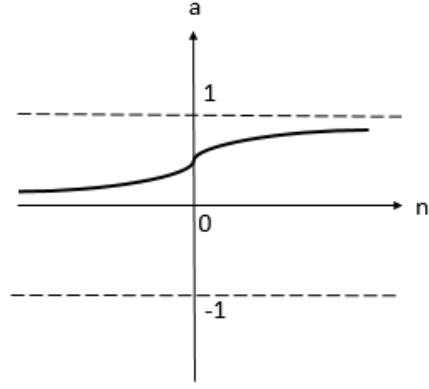
deneme için tahmin (veya test) yapılır. Bu çalışmada LOOCV yöntemi, tüm denemeler test ve eğitimde kullanılabilecek kadar tekrar edilmiştir. Buna göre, ortalama hata her test denemesinin tüm hatalarının aritmetik ortalaması alınarak hesaplanmıştır.

Çıkış değeri, YSA'nda tanımlı zamana bağlı bir fonksiyon olan geri yayımlı ileri beslemeli (backpropagation feed-forward) eğitim algoritması kullanılarak elde edilmiştir (Cilimkovic, 2015). Geri yayılım algoritması, çok katmanlı YSA'lardaki ağırlıkların (weights) eğitilmesi için kullanılan en yaygın öğretim algoritmasıdır. Oldukça basit ve kolay anlaşılır bir öğretim algoritmasıdır. Bu öğrenme algoritması; hataları çıkıştan girişe geriye doğru azaltma prensibiyle çalıştığı için geri yayılım ifadesiyle isimlendirilmiştir. Geri yayılım algoritması, verilen bir giriş örüntüleri kümesi için, bir ileri beslemeli çok katmanlı YSA yapısını eğitir. Örnek setin her bir girişi ağıza verildiği zaman, ağız örnek giriş örüntüsüne karşılık gelen çıkış yanıtını inceler. Çıkış yanıtı, bilinen ve hedeflenen çıkış değeri ile karşılaştırılır ve hata değeri hesaplanır. Hata temel alınarak bağlantı ağırlıkları ayarlanır. Geri yayılım algoritması, örnek girişe karşılık gelen çıkış değerinin hata oranının karesinin ortalaması alınarak ağırlık ayarlama hesabı yapan Widrow-Hoff delta öğrenme kuralına dayanır. Bu örnek örüntüler kümesi, hata değeri en alt düzeye indirilinceye kadar tekrar tekrar ağıza sunulur.

Transfer fonksiyonu bir katmanın giriş değerlerinden çıkış değerini hesaplamak için kullanılan fonksiyonlardır. Bir nöronun çıkış değerini hesaplamak için kullanılır. Bu çalışmada log-sigmoid (LOGSIG) transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Bu transfer fonksiyonu, artı ve eksi sonsuz arasında herhangi bir değere sahip giriş değeri alır ve 0 ile 1 aralığında bir çıkış verir. Log-sigmoid fonksiyonu, türevlenebilir bir fonksiyon olduğu için geri yayılım algoritması kullanılarak eğitilmiş çok tabakalı ağlarda yaygın olarak kullanılır (Harrington, 1993). Şekil 3.17'de gösterilen Logsig fonksiyonu;

$$a = \text{Logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (3.16)$$

denklemleriyle hesaplanır, denklemde n nöron sayısını göstermektedir.



Şekil 3.17: Log-sigmoid fonksiyonu.

Logsig transfer fonksiyonu şekil 3.17’ de gösterilmiştir.

4. BULGULAR

4.1. POZİSYON KESTİRİMİNE AİT DENEYSEL VERİLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ

EMG sinyalinin işlenmesinde ve değerlendirilmesinde kullanılan öznitelikler yapay sinir ağları kullanılarak eğitilmiştir. Sonuçlar her bir gönüllü için ayrı ayrı kaydedilmiştir. Hareketin gerçekleşme başarısı oransal tablolar halinde verilmiştir. Dinlenme hali için yapay sinir ağlarından elde edilen eğitim sonuçları Tablo 4.1’ de verildiği üzeredir.

Tablo 4.1: Dinlenme hali için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	3/6	3/6
Gönüllü 2	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	3/6	2/6
Gönüllü 3	5/6	3/6	6/6	2/6	3/6	4/6	3/6	2/6
Gönüllü 4	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	3/6	1/6
Gönüllü 5	3/6	1/6	6/6	0/6	0/6	6/6	3/6	1/6
Gönüllü 6	6/6	6/6	5/6	6/6	6/6	5/6	3/6	3/6
Gönüllü 7	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	3/6	2/6
Gönüllü 8	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	3/6	2/6
Gönüllü 9	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	6/6	3/6	2/6
Gönüllü 10	3/6	2/6	6/6	0/6	0/6	6/6	3/6	3/6

*Doğru yapılan hareket sayısı/Toplam hareket sayısı

Tablo 4.2: Fleksiyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	4/6	3/6	6/6	2/6	4/6	6/6	3/6	5/6
Gönüllü 2	4/6	4/6	6/6	2/6	2/6	4/6	3/6	6/6
Gönüllü 3	4/6	2/6	6/6	0/6	6/6	5/6	3/6	2/6
Gönüllü 4	0/6	0/6	5/6	1/6	0/6	4/6	3/6	6/6
Gönüllü 5	5/6	5/6	6/6	6/6	5/6	6/6	3/6	6/6
Gönüllü 6	1/6	2/6	6/6	0/6	1/6	6/6	3/6	2/6
Gönüllü 7	6/6	3/6	6/6	0/6	6/6	6/6	4/6	3/6
Gönüllü 8	0/6	0/6	6/6	0/6	1/6	5/6	3/6	4/6
Gönüllü 9	5/6	5/6	6/6	5/6	3/6	4/6	3/6	5/6
Gönüllü 10	2/6	0/6	6/6	0/6	1/6	6/6	3/6	2/6

*Doğru yapılan hareket sayısı/Toplam hareket sayısı

Fleksiyon hareketi için yapay sinir ağlarından elde edilen eğitim sonuçları Tablo 4.2' de verilmiştir.

Ekstansiyon hareketi için yapay sinir ağlarından elde edilen eğitim sonuçları Tablo 4.3' te sunulmuştur.

Tablo 4.3: Ekstansiyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	5/6	2/6	6/6	5/6	4/6	5/6	6/6	3/6
Gönüllü 2	4/6	4/6	6/6	4/6	5/6	6/6	4/6	6/6
Gönüllü 3	5/6	6/6	6/6	5/6	5/6	6/6	3/6	4/6
Gönüllü 4	6/6	4/6	6/6	2/6	5/6	6/6	6/6	2/6
Gönüllü 5	4/6	4/6	6/6	3/6	5/6	6/6	6/6	1/6
Gönüllü 6	5/6	5/6	6/6	5/6	4/6	5/6	6/6	2/6
Gönüllü 7	5/6	5/6	6/6	6/6	6/6	6/6	4/6	3/6
Gönüllü 8	4/6	4/6	6/6	4/6	4/6	6/6	3/6	5/6
Gönüllü 9	4/6	4/6	6/6	4/6	3/6	6/6	5/6	5/6
Gönüllü 10	6/6	6/6	6/6	4/6	5/6	6/6	5/6	5/6

*Doğru yapılan hareket sayısı/Toplam hareket sayısı

İç rotasyon hareketi için yapay sinir ağlarından elde edilen eğitim sonuçları Tablo 4.4'te verildiği üzeredir.

Tablo 4.4: İç rotasyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	5/6	4/6	6/6	4/6	5/6	6/6	3/6	4/6
Gönüllü 2	5/6	4/6	6/6	2/6	2/6	6/6	3/6	2/6
Gönüllü 3	4/6	6/6	6/6	4/6	5/6	5/6	4/6	4/6
Gönüllü 4	2/6	1/6	6/6	0/6	0/6	3/6	3/6	0/6
Gönüllü 5	4/6	6/6	5/6	6/6	6/6	4/6	3/6	5/6
Gönüllü 6	5/6	6/6	6/6	4/6	6/6	5/6	0/6	4/6
Gönüllü 7	6/6	5/6	6/6	5/6	4/6	6/6	3/6	1/6
Gönüllü 8	4/6	3/6	5/6	2/6	4/6	6/6	3/6	1/6
Gönüllü 9	0/6	0/6	3/6	0/6	0/6	1/6	3/6	0/6
Gönüllü 10	3/6	2/6	6/6	2/6	5/6	5/6	3/6	3/6

*Doğru yapılan hareket sayısı/Toplam hareket sayısı

Dış rotasyon hareketi için yapay sinir ağlarından elde edilen eğitim sonuçları Tablo 4.5’te verilmiştir.

Tablo 4.5: Dış rotasyon hareketi için yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçları.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	1/6	0/6	6/6	0/6	3/6	5/6	3/6	0/6
Gönüllü 2	6/6	6/6	6/6	5/6	6/6	6/6	4/6	3/6
Gönüllü 3	6/6	3/6	6/6	5/6	4/6	6/6	4/6	6/6
Gönüllü 4	2/6	3/6	6/6	1/6	4/6	6/6	3/6	4/6
Gönüllü 5	6/6	5/6	6/6	4/6	5/6	6/6	4/6	4/6
Gönüllü 6	0/6	0/6	6/6	0/6	3/6	5/6	3/6	0/6
Gönüllü 7	1/6	1/6	6/6	0/6	4/6	6/6	3/6	0/6
Gönüllü 8	3/6	3/6	6/6	2/6	5/6	6/6	4/6	3/6
Gönüllü 9	2/6	3/6	6/6	2/6	4/6	5/6	3/6	2/6
Gönüllü 10	2/6	3/6	5/6	4/6	5/6	5/6	4/6	3/6

*Doğru yapılan hareket sayısı/Toplam hareket sayısı

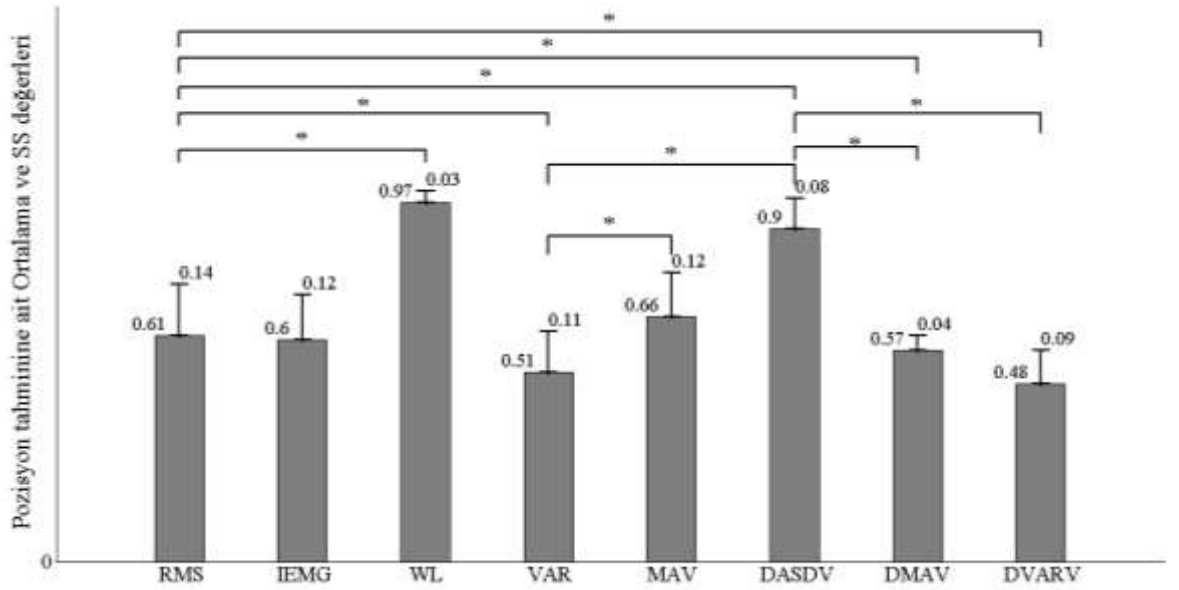
Özniteliklerin her bir hareket için başarısının değerlendirilmesinin yanında, özniteliklerin toplam başarısının değerlendirilmesi için ortalamalar alınmıştır. Elde edilen toplam başarı sonuçları oransal olarak Tablo 4.6’ da ve yüzdelik olarak Tablo 4.7’ de verilmiştir.

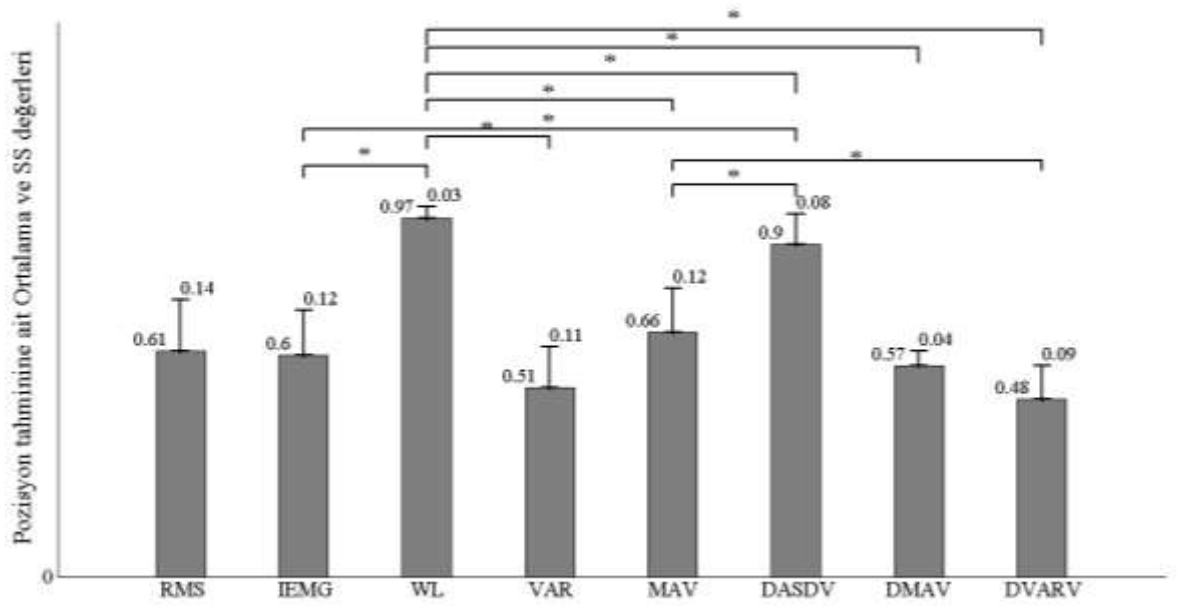
Tablo 4.6: Pozisyon kestirimine ait yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçlarının başarı oranları.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	21/30	15/30	30/30	15/30	22/30	28/30	18/30	15/30
Gönüllü 2	25/30	24/30	30/30	19/30	21/30	28/30	17/30	17/30
Gönüllü 3	24/30	20/30	30/30	16/30	23/30	26/30	17/30	18/30
Gönüllü 4	16/30	14/30	29/30	10/30	15/30	25/30	18/30	13/30
Gönüllü 5	18/30	21/30	29/30	19/30	21/30	28/30	19/30	17/30
Gönüllü 6	17/30	19/30	29/30	15/30	20/30	27/30	15/30	11/30
Gönüllü 7	18/30	20/30	30/30	17/30	26/30	30/30	17/30	9/30
Gönüllü 8	11/30	16/30	29/30	14/30	20/30	29/30	16/30	15/30
Gönüllü 9	16/30	18/30	27/30	17/30	16/30	22/30	17/30	14/30
Gönüllü 10	16/30	13/30	29/30	10/30	16/30	28/30	18/30	16/30

Tablo 4.7: Pozisyon kestirimine ait yapay sinir ağlarındaki eğitim sonuçlarının başarı yüzdeleri.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	0.7	0.5	1	0.5	0.73	0.93	0.6	0.5
Gönüllü 2	0.83	0.8	1	0.63	0.7	0.93	0.57	0.57
Gönüllü 3	0.8	0.67	1	0.53	0.77	0.87	0.57	0.6
Gönüllü 4	0.53	0.47	1	0.33	0.5	0.83	0.6	0.43
Gönüllü 5	0.6	0.7	0.97	0.63	0.7	0.93	0.63	0.57
Gönüllü 6	0.57	0.63	0.97	0.5	0.67	0.9	0.5	0.37
Gönüllü 7	0.6	0.67	1	0.57	0.87	1	0.57	0.3
Gönüllü 8	0.37	0.53	0.97	0.47	0.67	0.97	0.53	0.5
Gönüllü 9	0.53	0.6	0.9	0.57	0.53	0.73	0.57	0.47
Gönüllü 10	0.53	0.43	0.97	0.33	0.53	0.93	0.6	0.53
ORTALAMA	0.606	0.6	0.978	0.506	0.667	0.902	0.574	0.484
STANDART SAPMA	0.138	0.116	0.031	0.107	0.118	0.077	0.037	0.095

**Şekil 4.1:** Pozisyon tahminine ait ortalama ve standart sapma değerleri – I.



Şekil 4.2: Pozisyon tahminine ait ortalama ve standart sapma değerleri – II.

Özniteliklerin yapay sinir ağları kullanılarak verdikleri başarı oranlarını birbirine göre değerlendirmek için One-way ANOVA kullanıldı. Her bir öznitelik için ortalama başarı değerleri ve standart sapma değerleri (SS) hesaplandı. İstatistiksel olarak anlamlı olan öznitelikler * işareti ile belirtildi ($p < 0.05$). Elde edilen sonuçlar Şekil 4.1 ve Şekil 4.2’de verilmiştir.

4.2. KUVVET KESTİRİMİNE AİT DENEYSEL VERİLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ

EMG sinyalinin birçok parametrenin etkisiyle oluşması nedeniyle EMG sinyali ile kuvvet arasındaki ilişkinin doğrulukla tespiti oldukça güçtür. Uygun kayıt teknikleri ve gerekli filtrelerin kullanımıyla olumsuz etki yaratan faktörler kontrol edilebilmektedir.

Tablo 4.8: Kuvvet kestirimine ait yapay sinir ağılarındaki eğitim sonuçlarının başarı yüzdeleri.

	RMS	IEMG	WL	VAR	MAV	DASDV	DMAV	DVARV
Gönüllü 1	0.78	0.6	0.71	0.51	0.7	0.9	0.78	0.47
Gönüllü 2	0.81	0.53	0.6	0.4	0.73	0.91	0.53	0.53
Gönüllü 3	0.87	0.65	0.74	0.57	0.75	0.89	0.8	0.61
Gönüllü 4	0.71	0.58	0.57	0.3	0.67	0.88	0.72	0.34
Gönüllü 5	0.73	0.69	0.78	0.5	0.71	0.92	0.88	0.6
Gönüllü 6	0.77	0.6	0.61	0.53	0.68	0.93	0.7	0.55
Gönüllü 7	0.64	0.5	0.6	0.51	0.6	0.87	0.57	0.59
Gönüllü 8	0.61	0.47	0.67	0.4	0.52	0.85	0.53	0.46
Gönüllü 9	0.79	0.62	0.59	0.43	0.5	0.83	0.57	0.5
Gönüllü 10	0.72	0.4	0.65	0.47	0.57	0.89	0.6	0.58
ORTALAMA	0.74	0.56	0.65	0.46	0.64	0.89	0.67	0.52
STANDART SAPMA	0.074	0.083	0.067	0.075	0.084	0.029	0.118	0.079

Kuvvet kestirimine ait sonuçlar, ölçüm sırasında kaydedilen kuvvet değerinin yapay sinir ağlarında eğitim sonucu tahmin edilen kuvvet değerine oranlanmasıyla elde edilmiş ve bu değerler Tablo 4.8’ de gösterilmiştir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışmasında, yeni EMG öznitelikleri kullanılarak EMG sinyali ile el pozisyonları ve kuvvet arasında bir ilişki kurulmuştur. Çalışmalarda yaygın olarak kullanılan öznitelikler ile bu özniteliklerin birinci dereceden diferansiyelleri alınarak elde edilmiş öznitelikler tercih edilmiştir. Elin farklı pozisyonlarda kasılması ve farklı kuvvet uygulanması sonucu oluşan EMG sinyallerini birbirinden ayırt etmek için bu öznitelikler kullanılmıştır. İki farklı protokol kuralına göre EMG sinyalleri kaydedilip işlem yapıldığı için bu iki protokole ait iki farklı sonuç elde edilmiştir. EMG sinyallerinden elde edilen öznitelik vektörleri, yapay sinir ağlarında eğitilerek, elin o anki pozisyonunun ve uygulanan kuvvet değerinin belirlenmesi yüksek oranda bir başarı ile sağlanmıştır. Mevcut çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada, özniteliklerin hem normal formları hem de diferansiyel alınmış formları birlikte hesaplanmış böylece çok sayıda öznitelik vektörü kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Bu bölümde ilk olarak el pozisyonlarının tahminine ilişkin sonuçlar değerlendirilmiş ardından kuvvet tahmini sonuçları değerlendirilip yorumlanmıştır.

Tablo 4.1’ deki dinlenme durumu sonuçları dikkate alındığında, elin farklı pozisyonlarında elde edilen sonuçlara göre sınıflandırma başarısı daha yüksektir. Bunun sebebi, dinlenme durumunda herhangi bir kasılma olmadığı için kas aktivasyonlarının değerlendirmede birbirine karışmaması sebebiyle yapay sinir ağlarındaki eğitim başarısının yüksek olmasıdır. Dinlenme durumu, özniteliklerin sınıflandırma performansı olarak değerlendirilmek istendiğinde ise en başarılı sonucu WL ve DASDV özniteliğinin verdiği görülmüştür. RMS özniteliği performansı ve bu özniteliğin diferansiyeli alınarak elde edilen DASDV özniteliği performansı karşılaştırıldığında, DASDV özniteliğine ait performans değerinin daha yüksek olduğu görülmüştür.

Tıpkı dinlenme hali sonuçları gibi diğer dört hareket (fleksiyon, ekstansiyon, iç rotasyon ve dış rotasyon) sonuçlarında da en iyi sınıflandırma başarısına sahip öznitelikler WL ve DASDV öznitelikleridir. DASDV özniteliği, en yüksek performansı veren WL özniteliği ile neredeyse aynı sonuçları vermiştir (Tablo 4.2 - 4.3 - 4.4 - 4.5).

Elde edilen toplam başarı sonuçları dikkate alındığında en iyi sonucun WL ve DASDV özniteliklerinden elde edildiği görülmektedir (Tablo 4.6 ve Tablo 4.7). Bu sonuçlar doğrultusunda bu çalışma, literatürde yapılan benzer çalışmalar ile örtüşmektedir. Elde edilen bu performans değerleri neticesinde, el pozisyonu kestirimi için yapılacak çalışmalarda bu iki özneliğin kullanılması önerilmektedir. Diğer iki öznitelik vektörünün diferansiyel formlarının başarısı yaygın olarak kullanılan özniteliklerin başarısına göre literatürde yapılan çalışmaların sonucunun aksine daha düşük sonuç vermiştir. Gerek diferansiyel öznitelik kullanımının yeni bir uygulama olması gerek veri setlerinin farklı örüntülerde olması bu sonuçların elde edilmesine neden olduğu düşünülmektedir.

Kuvvet tahmini sonuçlarına bakıldığında (Tablo 4.8) ise, en başarılı öznitelik DASDV ve RMS' tir ve bu sonuçlar, literatürde yapılan önceki çalışmalarla (Arslan ve diğ., 2010; Phinyomark ve diğ., 2013) örtüşmektedir. Diferansiyel alınarak elde edilen özniteliklerin sınıflandırma başarısı ise diğer öznitelik sonuçlarına göre daha yüksektir. Kuvvet tahmini ile ilgili elde edilen bu sonuçlar, bu çalışmanın savunduğu teoremi destekler niteliktedir. Kuvvet tahmini ile ilgili yapılacak sınıflandırma çalışmalarında en yüksek sınıflandırma başarısına sahip DASDV ve RMS özniteliklerinin kullanılması önerilmektedir.

Pozisyon ve kuvvet kestirimine ait bu başarılı sonuçlar ve kullanılan yeni öznitelikler, dirsek seviyesinde amputasyona uğramış uzva sahip insanlar için tasarlanan protez kol çalışmalarına, kas yorgunluğu, kas zayıflığı gibi miyopatik rahatsızlıkların tanı ve tedavi süreçlerinin kontrol edilmesine ve biyolojik sinyal işleme çalışmalarına katkı sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

- Ahsan, M.R., Ibrahimy, M.I. and Khalifa, O.O., 2012, June. The use of artificial neural network in the classification of emg signals. In *Mobile, Ubiquitous, and Intelligent Computing (MUSIC), 2012 Third FTRA International Conference on* (pp. 225-229). IEEE.
- Ajiboye, A.B. and Weir, R.F., 2005. A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 13(3), pp.280-291.
- Alkan, A. and Günay, M., 2012. Identification of EMG signals using discriminant analysis and SVM classifier. *Expert Systems with Applications*, 39(1), pp.44-47.
- Andrews, R., Diederich, J. and Tickle, A.B., 1995. Survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks. *Knowledge-based systems*, 8(6), pp.373-389.
- Arslan, Y.Z., Adli, M.A., Akan, A. and Baslo, M.B., 2010. Prediction of externally applied forces to human hands using frequency content of surface EMG signals. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 98(1), pp.36-44.
- Aschero, G. and Gizdulich, P., 2010. Denoising of surface EMG with a modified Wiener filtering approach. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 20(2), pp.366-373.
- Basheer, I.A. and Hajmeer, M., 2000. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of microbiological methods*, 43(1), pp.3-31.
- Basmajian, J.V. and De Luca, C.J., 1985. *Muscles alive: their functions revealed by electromyography*. Williams & Wilkins.
- Bitzer, S. and Van Der Smagt, P., 2006, May. Learning EMG control of a robotic hand: towards active prostheses. In *Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on* (pp. 2819-2823). IEEE.
- Boostani, R. and Moradi, M.H., 2003. Evaluation of the forearm EMG signal features for the control of a prosthetic hand. *Physiological measurement*, 24(2), p.309.
- Burden, A., 2010. How should we normalize electromyograms obtained from healthy participants? What we have learned from over 25years of research. *Journal of electromyography and kinesiology*, 20(6), pp.1023-1035.

- Burges, C.J., 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*, 2(2), pp.121-167.
- Carotti, E., De Martin, J.C., Merletti, R. and Farina, D., 2007. Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction. *Medical engineering & physics*, 29(2), pp.253-258.
- Chan, F.H., Yang, Y.S., Lam, F.K., Zhang, Y.T. and Parker, P.A., 2000. Fuzzy EMG classification for prosthesis control. *IEEE transactions on rehabilitation engineering*, 8(3), pp.305-311.
- Cilimkovic, M., 2015. Neural networks and back propagation algorithm. *Institute of Technology Blanchardstown, Blanchardstown Road North Dublin*, 15.
- Cipriani, C., Zacccone, F., Micera, S. and Carrozza, M.C., 2008. On the shared control of an EMG-controlled prosthetic hand: analysis of user-prosthesis interaction. *IEEE Transactions on Robotics*, 24(1), pp.170-184.
- Corbett, E.A., Perreault, E.J. and Kuiken, T.A., 2011. Comparison of electromyography and force as interfaces for prosthetic control. *Journal of rehabilitation research and development*, 48(6), p.629.
- Cortes, C. and Vapnik, V., 1995. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), pp.273-297.
- De Luca, C.J., 1997. The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of applied biomechanics*, 13(2), pp.135-163.
- Dionisio, V.C., Almeida, G.L., Duarte, M. and Hirata, R.P., 2008. Kinematic, kinetic and EMG patterns during downward squatting. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 18(1), pp.134-143.
- Disselhorst-Klug, C., Schmitz-Rode, T. and Rau, G., 2009. Surface electromyography and muscle force: limits in sEMG-force relationship and new approaches for applications. *Clinical biomechanics*, 24(3), pp.225-235.
- Enoka, R.M. and Duchateau, J., 2008. Muscle fatigue: what, why and how it influences muscle function. *The Journal of physiology*, 586(1), pp.11-23.
- Erik Scheme MSc, P. and Kevin Englehart PhD, P., 2011. Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: State of the art and challenges for clinical use. *Journal of rehabilitation research and development*, 48(6), p.643.
- Farina, D. and Merletti, R., 2000. Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 10(5), pp.337-349.

- Farina, D. and Negro, F., 2012. Accessing the neural drive to muscle and translation to neurorehabilitation technologies. *IEEE reviews in biomedical engineering*, 5, pp.3-14.
- Farina, D., Jiang, N., Rehbaum, H., Holobar, A., Graimann, B., Dietl, H. and Aszmann, O.C., 2014. The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses: emerging avenues and challenges. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(4), pp.797-809.
- Farina, D., Merletti, R., Indino, B. and Graven-Nielsen, T., 2004. Surface EMG crosstalk evaluated from experimental recordings and simulated signals Reflections on crosstalk interpretation, quantification and reduction. *Methods Archive*, 43(1), pp.30-35.
- Farrell, T.R. and Weir, R.F., 2007. The optimal controller delay for myoelectric prostheses. *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 15(1), pp.111-118.
- Fukuda, O., Tsuji, T., Kaneko, M. and Otsuka, A., 2003. A human-assisting manipulator teleoperated by EMG signals and arm motions. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 19(2), pp.210-222.
- Halaki, M. and Ginn, K., 2012. Normalization of EMG signals: To normalize or not to normalize and what to normalize to?.
- Harrington, P.D.B., 1993. Sigmoid transfer functions in backpropagation neural networks. *Analytical Chemistry*, 65(15), pp.2167-2168.
- Haykin, S. and Lippmann, R., 1994. Neural networks, a comprehensive foundation. *International journal of neural systems*, 5(4), pp.363-364.
- Hiraiwa, A., Shimohara, K. and Tokunaga, Y., 1989, November. EMG pattern analysis and classification by neural network. In Systems, Man and Cybernetics, 1989. Conference Proceedings., *IEEE International Conference on* (pp. 1113-1115). IEEE.
- Hoozemans, M.J. and Van Dieen, J.H., 2005. Prediction of handgrip forces using surface EMG of forearm muscles. *Journal of electromyography and kinesiology*, 15(4), pp.358-366.
- Hudgins, B., Parker, P. and Scott, R.N., 1993. A new strategy for multifunction myoelectric control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 40(1), pp.82-94.
- Ju, Z., Ouyang, G., Wilamowska-Korsak, M. and Liu, H., 2013. Surface EMG based hand manipulation identification via nonlinear feature extraction and classification. *IEEE Sensors Journal*, 13(9), pp.3302-3311.

- Kamavuako, E.N., Farina, D., Yoshida, K. and Jensen, W., 2009. Relationship between grasping force and features of single-channel intramuscular EMG signals. *Journal of neuroscience methods*, 185(1), pp.143-150.
- Kamavuako, E.N., Rosenvang, J.C., Bøg, M.F., Smidstrup, A., Erkocevic, E., Niemeier, M.J., Jensen, W. and Farina, D., 2013. Influence of the feature space on the estimation of hand grasping force from intramuscular EMG. *Biomedical Signal Processing and Control*, 8(1), pp.1-5.
- Khanna, T., 1990. Foundations of neural networks. *Reading: Addison Wesley*, 1990.
- Kim, K.S., Choi, H.H., Moon, C.S. and Mun, C.W., 2011. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. *Current Applied Physics*, 11(3), pp.740-745.
- Konrad, P., 2005. The abc of emg. *A practical introduction to kinesiological electromyography*, 1, pp.30-35.
- Latash, M.L., Turvey, M.T. and Bernshteĭn, N.A., 1996. *Dexterity and its development*. Lawrence Erlbaum.
- Leon, M., Gutierrez, J.M., Leija, L. and Munoz, R., 2011, March. EMG pattern recognition using Support Vector Machines classifier for myoelectric control purposes. In *Health Care Exchanges (PAHCE), 2011 Pan American*(pp. 175-178). IEEE.
- Liu, M.M., Herzog, W. and Savelberg, H.H., 1999. Dynamic muscle force predictions from EMG: an artificial neural network approach. *Journal of electromyography and kinesiology*, 9(6), pp.391-400.
- Lucas, M.F., Gaufriau, A., Pascual, S., Doncarli, C. and Farina, D., 2008. Multi-channel surface EMG classification using support vector machines and signal-based wavelet optimization. *Biomedical Signal Processing and Control*, 3(2), pp.169-174.
- Merletti, R. and Parker, P.A., 2004. *Electromyography: physiology, engineering, and non-invasive applications* (Vol. 11). John Wiley & Sons.
- Micera, S., Sabatini, A.M., Dario, P. and Rossi, B., 1999. A hybrid approach to EMG pattern analysis for classification of arm movements using statistical and fuzzy techniques. *Medical engineering & physics*, 21(5), pp.303-311.
- Morita, S., Shibata, K., Zheng, X.Z. and Ito, K., 2000. Prosthetic hand control based on torque estimation from EMG signals. In *Intelligent Robots and Systems, 2000.(IROS 2000). Proceedings. 2000 IEEE/RSJ International Conference on* (Vol. 1, pp. 389-394). IEEE.
- Myers, L.J., Lowery, M., O'malley, M., Vaughan, C.L., Heneghan, C., Gibson, A.S.C., Harley, Y.X.R. and Sreenivasan, R., 2003. Rectification and non-linear pre-

- processing of EMG signals for cortico-muscular analysis. *Journal of neuroscience methods*, 124(2), pp.157-165.
- Neptune, R.R. and Kautz, S.A., 2001. Muscle activation and deactivation dynamics: the governing properties in fast cyclical human movement performance?. *Exercise and sport sciences reviews*, 29(2), pp.76-81.
- Oskoei, M.A. and Hu, H., 2007. Myoelectric control systems—A survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2(4), pp.275-294.
- Oskoei, M.A. and Hu, H., 2008. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 55(8), pp.1956-1965.
- Phinyomark, A., Hirunviriya, S., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P., 2010, May. Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation. In *Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 2010 International Conference on* (pp. 856-860). IEEE.
- Phinyomark, A., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P., 2009. A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition. *arXiv preprint arXiv:0912.3973*.
- Phinyomark, A., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P., 2011. Application of wavelet analysis in EMG feature extraction for pattern classification. *Measurement Science Review*, 11(2), pp.45-52.
- Phinyomark, A., Phukpattaranont, P. and Limsakul, C., 2012. Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications*, 39(8), pp.7420-7431
- Phinyomark, A., Quaine, F., Charbonnier, S., Serviere, C., Tarpin-Bernard, F. and Laurillau, Y., 2014. Feature extraction of the first difference of EMG time series for EMG pattern recognition. *Computer methods and programs in biomedicine*, 117(2), pp.247-256.
- Phinyomark, A., Quaine, F., Laurillau, Y., Thongpanja, S., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P., 2013. EMG amplitude estimators based on probability distribution for muscle-computer interface. *Fluctuation and Noise Letters*, 12(03), p.1350016.
- Rainoldi, A., Melchiorri, G. and Caruso, I., 2004. A method for positioning electrodes during surface EMG recordings in lower limb muscles. *Journal of neuroscience methods*, 134(1), pp.37-43.
- Reaz, M.B., Hussain, M.S. and Mohd-Yasin, F., 2006. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, 8(1), pp.11-35.

- Sadhukhan, A.K., Goswami, A., Kumar, A. and Gupta, S., 1993. Effect of sampling frequency on EMG power spectral characteristics. *Electromyography and clinical neurophysiology*, 34(3), pp.159-163.
- Savelberg, H.H. and Herzog, W., 1997. Prediction of dynamic tendon forces from electromyographic signals: an artificial neural network approach. *Journal of neuroscience methods*, 78(1), pp.65-74.
- Solomonow, M., Baratta, R., Bernardi, M., Zhou, B., Lu, Y., Zhu, M. and Acierno, S., 1994. Surface and wire EMG crosstalk in neighbouring muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 4(3), pp.131-142.
- Subasi, A., 2012. Classification of EMG signals using combined features and soft computing techniques. *Applied soft computing*, 12(8), pp.2188-2198.
- Winter, D.A., Fuglevand, A.J. and Archer, S.E., 1994. Crosstalk in surface electromyography: theoretical and practical estimates. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 4(1), pp.15-26.
- Yoshikawa, M., Mikawa, M. and Tanaka, K., 2006, October. Real-time hand motion estimation using EMG signals with support vector machines. In *SICE-ICASE, 2006. International Joint Conference* (pp. 593-598). IEEE.
- Young, A.J., Smith, L.H., Rouse, E.J. and Hargrove, L.J., 2013. Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(5), pp.1250-1258.
- Yu, S., Jeong, E., Hong, K. and Lee, S., 2012. Classification of nine directions using the maximum likelihood estimation based on electromyogram of both forearms. *Biomedical Engineering Letters*, 2(2), pp.129-137.
- Zajac, F.E., 1989. Muscle and tendon Properties models scaling and application to biomechanics and motor. *Critical reviews in biomedical engineering*, 17(4), pp.359-411.
- Zardoshti-Kermani, M., Wheeler, B.C., Badie, K. and Hashemi, R.M., 1995. EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 3(4), pp.324-333.
- Zecca, M., Micera, S., Carrozza, M.C. and Dario, P., 2002. Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal. *Critical Reviews™ in Biomedical Engineering*, 30(4-6).

Ek 1. Terimler Sözlüğü

Abdüksüyon: Kolu yandan omuz yüksekliğine kaldırma hareketi.

Adduksiyon: Yana kaldırılmış kolun aşağı indirilerek gövdeye yaklaştırılması hareketi.

Ampute : Belirli bir uzvun kesilme hali

Antagonist: Karşıt olarak hareket eden.

Atrofi: Bir kasın tek tek hücre ve liflerinin çapında, büyüklüğünde azalma olması.

Bipolar: İki kutuplu olan.

Ekstansiyon: Uzatma hareketi.

Ekstremitte: İnsan vücudunda kol ve bacaklara verilen genel isim.

Epikondilus mediyalis: Kol kemiğinde kemik çıkıntısı.

Fleksiyon: Bükme hareketi.

Fleksor digitorium superficialis: Kolda bulunan bir kas.

Frontal düzlem: Anatomide, yukarıdan aşağıya ve alna paralel bir şekilde geçerek vücudu eşit olmayan ön ve arka bölümlere ayırdığı varsayılan düzlem.

Gastroknemius: Bacak arka kısmında bulunan bir kas.

İnnerve etmek: Sinirlerin ileti vermesi veya alması.

İnvaziv: Hastaya fiziksel bir zarar verme ihtimali olan.

Kontraksiyon: Kasılma hali.

Kortikal : Dış

Membran: Bir dokuyu saran ince tabaka.

Metakarpal: Metakarp kemiklerinin oluşturduğu el tarağı ile ilgili olan

Miyopatik: kas tutulumunu ifade etmek için kullanılan terim.

Non-invaziv: Hastaya fiziksel bir zarar verme ihtimali olmayan. (her tür girişim)

Nöromusküler: Sinir-kasla ilgili olan.

Nöropatik: Sinirlerdeki hastalıkları ifade eden terim.

Postürel: Vücudun duruş şekli.

Pranator: : El bileğini içeri doğru döndürücü kas.

Rotasyon: Döndürme hareketi.

Sagital: Vücudu sağ ve sol olmak üzere ikiye ayıran düzlem.

Sinerjit: Aynı anda kasılıp gevşeyen.

Supinator: El bileğini dışarı doğru döndürücü kas.

Ulnar: Kolda bulunan üç ana sinirden biri.



Ek 2: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Karar Formu – I

KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU KARAR FORMU

ARAŞTIRMANIN AÇIK ADI	İnsan Elinin Pozisyon ve Kuvvetlerinin Kestirimi Amacıyla EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması
VARSA ARAŞTIRMANIN PROTOKOL KODU	

ETİK KURUL BİLGİLERİ	ETİK KURULUN ADI	M.S.Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu
	AÇIK ADRESİ:	Rumeli Hisarı Caddesi No: 62 34470 Baltalimanı İstanbul
	TELEFON	02123237075
	FAKS	02123237082
	E-POSTA	baltalimani.etikkurul@gmail.com

BAŞVURU BİLGİLERİ

KOORDİNATÖR/SORUMLU ARAŞTIRMACI UNVANI/ADI/SOYADI	Tolga ENSARİ (Koordinatör) Dr.Sebahat AYDİL (Sorumlu Araştırmacı)			
KOORDİNATÖR/SORUMLU ARAŞTIRMACININ UZMANLIK ALANI	Bilgisayar Mühendisliği (Koordinatör) Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon (Sorumlu Araştırmacı)			
KOORDİNATÖR/SORUMLU ARAŞTIRMACININ BULUNDUĞU MERKEZ	İstanbul Üniversitesi (Koordinatör) MS Baltalimanı Kemik Hastalıkları EAH(Sorumlu Araştırmacı)			
VARSA İDARİ SORUMLU UNVANI/ADI/SOYADI	--			
DESTEKLEYİCİ	-			
PROJE YÜRÜTÜCÜSÜ UNVANI/ADI/SOYADI (TÜBİTAK vb. gibi kaynaklardan destek alanlar için)	-			
DESTEKLEYİCİNİN YASAL TEMSİLCİSİ	-			
ARAŞTIRMANIN FAZİ VE TÜRÜ	FAZ 1	☐		
	FAZ 2	☐		
	FAZ 3	☐		
	FAZ 4	☐		
	Gözlemsel ilaç çalışması	☐		
	Tıbbi cihaz klinik araştırması	☐		
	In vitro tıbbi tanı cihazları ile yapılan performans değerlendirme çalışmaları	☐		
	İlaç dışı klinik araştırma	☒		
	Diğer ise belirtiniz			
ARAŞTIRMAYA KATILAN MERKEZLER	TEK MERKEZ ☐	ÇOK MERKEZLİ ☒	ULUSAL ☐	ULUSLARARASI ☐

Etik Kurul Başkanının
Unvanı/Adı/Soyadı: Doç.Dr.Kahraman ÖZTÜRK
İmza:

Not: Etik kurul başkanı, imzasının yer almadığı her sayfaya imza atmalıdır.

Ek 3: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Karar Formu – II

KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU KARAR FORMU

ARAŞTIRMANIN AÇIK ADI	İnsan Elinin Pozisyon ve Kuvvetlerinin Kestirimi Amacıyla EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması
VARSA ARAŞTIRMANIN PROTOKOL KODU	

DEĞERLENDİRİLEN BELGELER	Belge Adı	Tarihi	Versiyon Numarası	Dili		
	ARAŞTIRMA PROTOKOLÜ	23/12/2016	1	Türkçe ☒	İngilizce ☐	Diğer ☐
	BİLGİLENDİRİLMİŞ GÖNÜLLÜ OLUR FORMU	23/12/2016	1	Türkçe ☒	İngilizce ☐	Diğer ☐
	OLGU RAPOR FORMU	-	-	Türkçe ☐	İngilizce ☐	Diğer ☐
	ARAŞTIRMA BROŞÜRÜ	-		Türkçe ☐	İngilizce ☐	Diğer ☐
DEĞERLENDİRİLEN DİĞER BELGELER	Belge Adı			Açıklama		
	SİGORTA	☐	-			
	ARAŞTIRMA BÜTÇESİ	☒	-	Hastane Döner Sermaye Bütçesi		
	BIYOLOJİK MATERYEL TRANSFER FORMU	☐	-			
	ILAN	☐	-			
	YILLIK BİLDİRİM	☐	-			
	SONUÇ RAPORU	☐	-			
	GÜVENLİLİK BİLDİRİMLERİ	☐	-			
	DİĞER:	☐	-			
KARAR BİLGİLERİ	Karar No: 67	Tarih: 16/02/2017				
	Yukarıda bilgileri verilen başvuru dosyası ile ilgili belgeler araştırmanın/çalışmanın gerekçe, amaç, yaklaşım ve yöntemleri dikkate alınarak incelenmiş ve uygun bulunmuş olup araştırmanın/çalışmanın başvuru dosyasında belirtilen merkezlerde gerçekleştirilmesinde etik ve bilimsel sakınca bulunmadığına toplantıya katılan etik kurul üye tam sayısının salt çoğunluğu ile karar verilmiştir.					

KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU	
ETİK KURULUN ÇALIŞMA ESASI	İlaç ve Biyolojik Ürünlerin Klinik Araştırmaları Hakkında Yönetmelik, İyi Klinik Uygulamaları Kılavuzu
BAŞKANIN UNVANI / ADI / SOYADI:	Doç.Dr.Kahraman ÖZTÜRK

Etik Kurul Başkanının
Unvanı/Adı/Soyadı: Doç.Dr.Kahraman ÖZTÜRK
İmza:

Not: Etik kurul başkanı, imzasının yer almadığı her sayfaya imza atmalıdır.

**Ek 4: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik
Araştırmalar Etik Kurulu Karar Raporu**

**M.S.BALTALİMANI KEMİK HASTALIKLARI EĞİTİM VE ARAŞTIRMA HASTANESİ
KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU**

Karar Tarihi: 16/02/2017

Karar No: 67

Sayın;

Tolga ENSARİ (Koordinatör)

Dr.Sebahat AYDİL (Sorumlu Araştırmacı)

Yürüttüğünü olduğunuz “İnsan Elinin Pozisyon ve Kuvvetlerinin Kestirimi Amacıyla EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması” isimli çalışmanızın M.S.Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu’nun 16/02/2017 tarihli toplantısında dosyası incelenmiş ve Etik Kurulumuzca başvuru dosyası ile ilgili belgeler, çalışmanın gerekçe, amaç, yaklaşım ve yöntemleri dikkate alınarak incelenmiş ve uygun bulunmuş olup, çalışmanın başvuru dosyasında belirtilen merkezlerde gerçekleştirilmesinde etik ve bilimsel sakınca bulunmadığına toplantıya katılan etik kurul üye tam sayısının salt çoğunluğu ile karar verilmiştir.


Doç.Dr.Kahraman ÖZTÜRK
Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Başkanı

**Ek 5: M. S. Baltalimanı Kemik Hastalıkları Eğitim Ve Araştırma Hastanesi Klinik
Araştırmalar Eğitim Planlama ve Koordinasyon Kurulu Karar Raporu**

Karar Tarihi: 13.12.2016
Karar No: 66

KARAR

Hastanemiz Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Uzmanı Dr. Sebahat AYDİL' in "*İnsan Elinin Pozisyon ve Kuvvetlerinin Kestirimi Amacıyla EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması*" konulu çalışmasının hastanemizde yapılmasının uygun olduğuna Eğitim Planlama ve Koordinasyon Kurulu tarafından oy birliği ile karar verilmiştir.

Doç.Dr.Gökhan Tolga ADAŞ
(Gaziosmanpaşa Taksim EAH
Yöneticisi/Başhekimliği)
Başhekim V.

Doç. Dr. Bilal DEMİR
Ortopedi ve Travmatoloji Kliniği
Eğitim Görevlisi

Doç. Dr. Mehmet Fırat YAĞMURLU
Ortopedi ve Travmatoloji Kliniği
Eğitim Görevlisi

TASDİK OLUNUR
Doç.Dr.Gökhan Tolga ADAŞ
(Gaziosmanpaşa Taksim EAH
Yöneticisi/Başhekimliği)
Başhekim V.

13.12.2016

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Rahime YILMAZ
Doğum Yeri	Gümüşhane
Doğum Tarihi	03.01.1991
Uyruğu	☒ T.C. ☐ Diğer:
Telefon	05357821190
E-Posta Adresi	rahimeyilmaziu@gmail.com
Web Adresi	



Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Fakülte	Mühendislik Fakültesi
Bölümü	Bilgisayar Mühendisliği
Mezuniyet Yılı	2014

Yüksek Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Mühendislik Fakültesi
Anabilim Dalı	Bilgisayar Mühendisliği
Programı	Bilgisayar Mühendisliği Programı
Mezuniyet Tarihi	-

Makale ve Bildiriler
Yilmaz, R., Mendi, E., Aydın, K. and Bayrak, C., 2012, June. A dynamic retail monitoring and control system. In <i>Intelligent Engineering Systems (INES), 2012 IEEE 16th International Conference on</i> (pp. 453-455). IEEE.
Yilmaz R., Sezgin A., Kurnaz S., Arslan Y.Z., 2017. Object Oriented Programming in Computer Science. In: <i>Encyclopedia of Information Science and Technology, Fourth Edition (10 Volumes)</i> , Mehdi Khosrow-Pour , Eds., IGI Global Publications , Hershey, pp.1-10, 2017