



MARMARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**SANAL ORTAMDA ELEKTROMİYOGRAF
TABANLI EL REHABİLİTASYON
UYGULAMASI GELİŞTİRME**

EBRU ALTINKURT

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Elektrik-Elektronik
Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

DANIŞMAN
Doktor Öğretim Üyesi Ulvi BAŞPINAR

İSTANBUL, 2020



MARMARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**SANAL ORTAMDA ELEKTROMİYOGRAF
TABANLI EL REHABİLİTASYON
UYGULAMASI GELİŞTİRME**

EBRU ALTINKURT

523115006

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik

Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

DANIŞMAN

Doktor Öğretim Üyesi Ulvi BAŞPINAR

İSTANBUL, 2020

MARMARA ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Öğrencisi Ebru Altinkurt'un "Sanal Ortamda Elektromiyogram Tabanlı El Rehabilitasyon Uygulaması Geliştirme" başlıklı tez çalışması, 06 Şubat 2020 tarihinde savunulmuş ve jüri üyeleri tarafından başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri

Doktor Öğr. Üyesi Ulvi BAŞPINAR (Danışman)
Marmara Üniversitesi

Doç.Dr. Gönül ACAR (Üye)
Marmara Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Ayla GÜLCÜ (Üye)
FSM Vakıf Üniversitesi

ONAY

Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun tarih ve
sayılı kararı ile Ebru Altinkurt' un Elektrik-Elektronik Mühendisliği (Türkçe) Anabilim
Dalı Elektrik-Elektronik Mühendisliği programında Yüksek Lisans derecesi alması
onanmıştır.

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü
Prof. Dr. Bülent Ekici



TEŐEKKÜR

Bu tez alıőması boyunca bana desteęini esirgemeyen deęerli hocama Sayın Doktor Öğretim Üyesi Ulvi BAŐPINAR sonsuz Őükranlarımı sunarım. Sadece Yüksek lisans eęitim maceram boyunca deęil iyi günümde, kötü günümde hep yanımda olan biricik eőim Özgür ALTINKURT canım kızım İnci ALTINKURT'a ve sevgili aileme manevi hiçbir yardımı esirgemedен yanımda oldukları için tüm kalbimle teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

ÖZET	v
ABSTRACT	vi
SEMBOLLER	vii
KISALTMALAR	viii
ŞEKİL LİSTESİ	ix
TABLO LİSTESİ	x
1. GİRİŞ.....	1
2. MATERYAL ve YÖNTEM.....	4
2.1. Unity-3D Nedir?.....	4
2.1.1. Genel bilgiler.....	4
2.2. MYO ARMBAND	7
2.3. Transmission Control Protocol/ Internet Protocol(TCP/IP).....	8
2.4. EMG Sinyalleri ve Sinyal İşleme	9
2.4.1. Elektromiyogram Sinyallerinin Özelliklerinin Çıkarılması	11
2.4.2. Temporal (zamana ait) özellik çıkarma yöntemleri	11
2.4.3. Ortalama mutlak değer	11
2.4.4. Willison genliği	12
2.4.5. Sıfır Geçiş Sayısı	13
2.4.6. Varyans.....	13
2.4.7. Eğim işaret değişim sayısı	14
2.4.8. Dalga boyu uzunluğu.....	14
2.4.9. Spektral özellik çıkarma yöntemleri.....	15
2.4.10. Ortalama frekans	15
2.4.11. Medyan frekansı	15
2.4.12. EMG Sinyal İşleme Süreci	15
2.4.13. EMG Sinyallerinin Elde Edilmesi	16
2.4.14. Veri Bölütlenmesi (Pencereleme)	17
2.4.15. EMG sinyallerinin sınıflandırılması.....	19
2.5. Elin Rehabilitasyonu	20
2.5.1. Sinir Tamirinden Sonra Rehabilitasyon	20
2.5.2. Sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon	21
2.5.3. Median sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon	21
2.5.4. Radial sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon	21

2.5.5. Ulnar sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon.....	22
2.5.6. Tendon tamirinden sonra rehabilitasyon	22
2.5.7. Fleksör tendon tamirlerinde rehabilitasyon	22
2.5.8. Ekstansör tendon tamirlerinde rehabilitasyon	23
2.6. Yapay Sinir Ağları.....	23
2.6.1. Yapay Sinir Ağları Avantajları.....	24
2.6.2. Yapay Sinir Ağları Donanımı.....	24
2.6.3. Yapay Sinir Ağı Hücre Yapısı.....	24
2.6.4. Bazı temel tasarım parametreleri.....	26
2.6.4.1. Epoch(Döngü)	26
2.6.4.2. Yapay Sinir Ağlarında Hata	26
2.6.4.3. Momentum	26
2.6.4.4. Durdurma Kriteri.....	26
2.6.4.5. Eğitim verilerinin Ağa Sunulması.....	27
2.6.4.6. Geri Yayımlı Sinir Ağları.....	27
2.6.5. Çok Katmanlı Algılayıcı	27
3. BULGULAR VE TARTIŞMA	29
3.1. EMG Verilerinin Toplanması.....	29
3.2. EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması İçin Örnek MLP Modeli Oluşturulması	34
3.3. MLP Modelinde Gizli Katman Nöron Sayıları Değiştirilerek Performansa Olan Etkilerinin İncelenmesi.....	35
3.4. Unity ortamında verilerin alınması ve değerlendirilmesi.....	37
4. SONUÇ	40
KAYNAKLAR.....	41
ÖZGEÇMİŞ.....	48

ÖZET

SANAL ORTAMDA ELEKTROMİYOGRAF TABANLI EL REHABİLİTASYON UYGULAMASI GELİŞTİRME

Deri üzerinden yüzeysel elektrotlar ile kayıt edilen elektromiyogram(sEMG) sinyalleri nörolojik hastalık teşhisi, sinir-kas ve psikomotor arařtırmalarında, spor tıbbında, protez veya rehabilitasyon cihazları gibi çeřitli uygulamalar için önemli bir araç teşkil etmektedir. Bu tez çalışmasında el hareketinin sınıflandırılması için gerekli olan sEMG sinyalleri “Thalamic Myo Armband” cihazı ile kayıt edilmiştir. Bu sinyallerden zaman ve frekans domenine ait öznitelikleri elde edildikten sonra, birçok farklı uygulama alanında yüksek başarı gösteren Yapay Sinir Ağı tabanlı bir sınıflayıcı modelinin eğitim ve test verilerini oluşturmak üzere kullanılmıştır. Tez kapsamında literatürde sıklık ile kullanılan Çok Katmanlı Algılayıcı modeli önerilen sınıflayıcıyı oluşturmak için kullanılmıştır. Sınıflayıcı çıktıları ise bilgisayar ortamında daha ileri çalışmalarda farklı uygulamalara yönelik daha rahat işlenmesi için Unity programı ara yüzü ile birleştirilmiştir. Ve bu sayede önerilen yöntem ile bir el modelinin yüksek doğrulukla kontrol edilmesi için uygun ve etkin bir yöntem sunulmuştur. Bu yöntem el rehabilitasyonu ihtiyacı duyan hastaların tedavisi için düşünülmüş olup Unity üzerinden sağlanan örnek uygulama sayesinde bireyin tedavi sürecini daha kolay atlatması, daha az maliyetle kısa sürede iyileşme imkanı sağlanması amaçlanmıştır.

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF ELECTROMYOGRAM BASED HAND REHABILITATION APPLICATION IN VIRTUAL ENVIRONMENT

Electromyogram (EMG), the recorded signals via the use of electrodes over skin surface is being used in many applications such as diagnosis of neurologic diseases, researches in neuron- muscle and psychomotor, and development of prosthesis for rehabilitation devices. In this thesis, “Thalamic Myo Armband” had been used for gathering EMG signal for classification of hand gesture. The obtained data had been enriched with different data processing techniques for extraction on features after which, they had been given to Artificial Neural Network for creating a classifier model that had been shown a great success in many different applications in recent years. In this thesis, for creating the proposed classifier model one of the commonly used model in literature, Multi-Layer Perceptron, had been used. After that, by using unity the output of the proposed classifier had become easier for processing of feature works. Thus By using this method, controlling of a virtual arm model had become more efficient and precise. This method is intended for the treatment of patients who needs hand rehabilitation. This application provided on Unity aimed to help the patient to survive the rehabilitation process more easily and to provide rehabilitation in less time at a lower cost.

SEMBOLLER

- P_k : k'nıncı aralıktaki güç spektrumunu
 k : Nöron sayısı
 \emptyset : Eşik Değer
 w : Ağırlık
 N : Örnek Sayısı
 X_n : Örneklenmiş Emg Verisi



KISALTMALAR

EMG	: Electromyogram
sEMG	: Yüzeysel Electromyogram
İBA	: İnsan bilgisayar arayüz
DWT	: Ayrık dalgacık dönüşümü
EMD	: Ampirik mod ayrıştırma
BBA	: Bağımsız bileşen analizi
PCA	: Bileşen analizi
YSA	: Yapay Sinir Ağı
GKM	: Gauss Karışım Modeli
AP	: Aksiyon Potansiyeli
OMD	: Ortalama Mutlak Değer
SGS	: Sıfır Geçiş Sayısı
DBU	: Dalga Boyu Uzunluğu
OF	: Ortalama Frekans
MF	: Medyan Frekans
LDA	: Lineer Diskriminant Analizi
OMH	: Ortalama Mutlak Hata
OKH	: Ortalama Karesel Hata
OBH	: Ortalama Bağlı Hata
MLP	: Multilayer Perceptron(Çok Katmanlı Algılayıcı)
TCP/IP	:Transmisyon Kontrol Protokolü/ İnternet Protokolü
SGS	: Sıfır Geçiş Sayısı
VAR	: Varyans

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1	EMG Sinyal İşlemenin Temel Basamakları	3
Şekil 2.1.	UNITY3D Assets Dosyası	4
Şekil 2. 2.	UNITY3D Hiyerarşi (Hierarchy) Paneli.....	5
Şekil 2.3.	UNITY3D Inspector Bölümü	6
Şekil 2.4.	UNITY3D Scene Penceresi	6
Şekil 2. 5.	Thalmic MYO Armband.....	7
Şekil 2.6.	HamEMG Sinyali.....	9
Şekil 2. 7.	Motor Nöron ve Motor Birim Arasındaki Sinyalleşme	10
Şekil 2.8.	Motor Üniteleri Aksiyon Potansiyelleri ve EMG Sinyal oluşumu	10
Şekil 2.9.	OMD değeri hesaplanmış EMG sinyali	12
Şekil 2.10.	WGen değeri hesaplanmış EMG sinyali.....	12
Şekil 2.11.	Bir EMG sinyalinin sıfır geçiş noktalarının gösterilmesi	13
Şekil 2.12.	Eğim işareti değişim noktaları.	14
Şekil 2.13.	EMG sinyal işleme aşamaları.	16
Şekil 2.14.	Bitişik (adjacent) pencereleme.....	18
Şekil 2.15.	Örtüşen pencereleme.....	19
Şekil 2.16.	Yapay nöronun temel gösterimi.....	25
Şekil 2.17.	Aktivasyon fonksiyonları (a) doğrusal fonksiyon, (b) adım fonksiyonu,(c) tanjant hiperbolik fonksiyonu, (d) Sigmoid fonksiyonu	25
Şekil 2.18.	Çok katmanlı algılayıcı yapısı.	28
Şekil 3.1.	Deneysel çalışmalarda yapılan EMG sinyali sınıflandırma süreci.	29
Şekil 3.2.	Sınıflandırılacak 7 el hareketi.	30
Şekil 3. 3.	EMG verilerinin denekten toplanarak bilgisayara kaydedilmesi.	31
Şekil 3.4.	Myo kol bandının SDK'sı ve C++ uygulaması ile EMG verilerine erişim.	32
Şekil 3.5.	Deneğin bir el hareketinden elde edilen ham EMG sinyalleri (csv formatında)	33
Şekil 3.6.	Tek Gizli katmanlı MLP ağının yapısı(10 gizli nöronlu).	35
Şekil 3.7.	Çift gizli katmanlı MLP ağının yapısı(15 ve 10 gizli nöronlu).	35
Şekil 3.8.	Unity inspector üzerinde MATLAB a gönderilen veriler ve gelen cevap ekranı.	37
Şekil 3.9.	Unity ortamında canlandırılan hareketler.	38
Şekil 3.10.	Unity ortamında el modelinin bir nesneyi tutuşu.....	39

TABLO LİSTESİ

Table 2. 1 El rehabilitasyonu gerektiren bazı durumlar.....	20
Tablo 3. 1 Hareket sınıflarının “one hot encoding” yöntemi ile ikilik kodlanması. 34	
Tablo 3. 2 1 gizli katmanlı ağıın nöron sayısına bağı MLP modellerinin performansları.....	36
Tablo 3. 3 2 Gizli katmanlı ağıın nöron sayısına bağı modellerinin performansları.	36
Tablo 3. 4 7 Hareket için Test sonuçları.....	37
Tablo 3. 5 7 Hareket sürekli veri için test sonuçları.	39



1. GİRİŞ

İnsan beyninin verdiği komutları uygulayan el, insanları yaşama bağlayan, duyu ve anlatım organı olarak bilinir ayrıca normal fonksiyonları aktif ve bağımsız bir hayat için büyük önem arz etmektedir[1]. Eldeki veya farklı uzuvlardaki motor hareketlerinin azalması veya kaybolması insan yaşamını olumsuz yönde etkileyen bir sağlık problemi olup gün geçtikçe bu tip hastalıklar çoğalmaktadır. Bu problemler genellikle “felç”, sinirsel hastalıklar ve kas hastalıkları sonucu oluşur ve tedavi için gereken süre sinir ve kas yapısının onarılmasından sonra rehabilitasyon ve uygun egzersizlere bağlı olup bu tedaviler ile elde kaybedilen motor hareketlerini yeniden kazandırmak hedeflenmiştir[2,3]. Farklı bir çözüm yöntemi, kasların doğrudan uyarılması ile motor hareket kabiliyetlerinin yeniden kazandırılmasıdır[4]. Bu hastalığa yakalanan insanlar, normal yaşamlarına dönebilmek ve eski hareket kabiliyetlerine tekrardan kavuşmak için hastaneden ayrıldıktan sonra aylar süren uzun bir tedavi süreci ile karşı karşıya gelmektedirler. Bu hedefle gerçekleştirilen el rehabilitasyonu işlemi, kliniklerde uygun robotlar [5] ve fizik tedavi uzmanları tarafından uygulanmaktadır. Tedavi süreci hastalar için hiç kolay olmayıp birçok zorluğa sahiptir. Bunlardan en önemli olanları, bu süreç boyunca normal hayatlarına geri dönmekte zorlanmaları, fizik tedavi uzmanlarının sayısının az olması ve her hastanın bu tip fizik tedavilere erişim imkânı olmaması gibi sıralanabilir. En yaygın kullanılan çözümlerden bir tanesi protez ile uzvun desteklenmesidir. Burada kasların doğrudan uyarılması, egzersizler ile kas becerilerinin tekrar kazandırılması sağlanır[6].

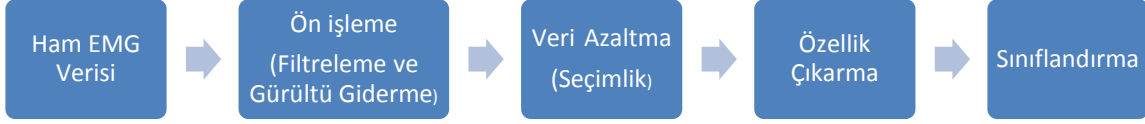
Bu süre boyunca hastanın doğru biçimde bilgilendirilmesi adına bir uzman, hastanın ve doktorun kullanımı amacıyla donanım ve ekonomik kaynak gerekmektedir. Fizik tedavi uzman sayısının az olması, kliniklerdeki ve klinik ekipmanlarındaki yetersizlik, tam donanımlı kliniklerde ise hastanın yüksek fiyatlardan dolayı çözüme ulaşması zorlaşmaktadır. Ayrıca kişinin tedavisi çok uzun sürdüğü için yeniden sağlıklı bir birey olması ve normal yaşamına geri dönmesi de zorlaşmakta ve uzamaktadır. El rehabilitasyonunda ortaya çıkan bu sorun ve aksaklıklardan dolayı mevcut tedavi yöntemlerine alternatif yöntemler geliştirilerek bu sorunların ortadan kaldırılması amaçlanmıştır. Bu problemlerin ortadan kaldırılması adına kolay taşınabilen ve eş zamanlı destek gerektirmeyen, vücudun tepkilerine ve reflekslerine cevap verebilen, gündelik hayata normale yakın şartlarda devam edebilmeyi sağlayan motor hareketlerine destek veren hem

de el için gerekli rehabilitasyonu sağlayabilen bir sistemin geliştirilmesi hedeflenmiştir[7]. Günümüzde interaktif sanal ortam uygulamalarının motor rehabilitasyona olan katkısı araştırma konusu olmuştur. Yapılan çalışmalarda, bu teknolojinin kullanımı hastaya sürekli bulunduğu ortamda pratik ve egzersiz yapma olanağı sağladığı, uygulamaların hedefe yönelik ayarlanabilmesi, odaklanma, motive edici ve adaptasyonu kolay olma yönleriyle tekrarlı motor rehabilitasyon eğitimleri için uygun olduğu gözlemlenmiştir [8,9]. Bu yöntemin sağladığı avantajlardan bazıları, uzmanın hastanın iyileşme sürecini, tedavi gören uzvun kinematik bilgilerinin takibini yapabilmekte olup hastanın gelişimine uygun eğitim programları düzenleyebilmesi gibi sıralanabilir. Sanal ortamların sunduğu bu avantajlar nedeniyle gelecekte benzer uygulamaların artması ve geliştirilmesi beklenmektedir.

İnsan vücudunun iskelet kaslarındaki elektriksel aktivitenin bir ölçüsü olan Elektromiyografi'nin [10-12] (EMG) geçmişi 1600-1700 yıllarına kadar uzanmaktadır. İlk araştırmalar yılan balığı ve elektrik balığı üzerinde gerçekleştirilmiştir[13,14]. İlk somut kanıtını 1790 yılında Galvani kasların kasılması ile elektrik akımının oluştuğunu, kasların statik elektriğin deşarjı ile kasılabildiğini göstermiştir[15]. 1930 yıllarında teknolojinin gelişmesi sayesinde araştırmacılar yüzeysel Elektromiyogram (sEMG) kullanmaya başlamış ve ilerleyen yıllarda bu teknolojinin kullanım alanları hızla artarak günümüzde başta hastalık teşhis ve tedavisinde[16-18], biyomühendislik ve biyomedikal alanlarında ve insan bilgisayar arayüz uygulamalarında (İBA) yaygın olarak kullanılmaya başlamıştır.

Günümüzde bilim adamları, uzuv kaybı yaşayan bireylerin hayatlarını kolaylaştırmalarına yardımcı olacak çözümler üretmeye çalışmaktadırlar. Elektromiyogram (EMG) sinyallerini kullanarak kayıp bacaklara ya da kayıp kollara benzer işlev gösteren bir protez cismin kontrol edilmesi sağlanabilir. Bu işlem şu şekilde gerçekleştirilir, sistemde kasların elektriksel aktivitesi, bir biyopotansiyel amplifikatör tarafından elde edilir ve daha sonra prostetik cihazı kontrol etmek için basit komutlar üretmek üzere işlenir ve sınıflandırılır. Bu teknoloji sayesinde, hasta uzuvlarından birini kaybettiği durumda kalan kasılmalar sayesinde protezlerini kontrol etmesine olanak tanır. EMG tabanlı insan makine arayüz sistemindeki sinyalleri tarafından kontrol edilen cihaz bir protez koldur [13,14]. Birçok farklı alanda kullanılmak amacıyla oldukça karmaşık olarak ölçülen EMG sinyallerinin gelişmiş algılama, çözümlenme, işleme ve sınıflama algoritmaları ile birlikte kullanılması

gerekmektedir. Performansı arttırmak için çok çeşitli algoritmalar geliştirilmiş olup günümüzde halen bu konu üzerinde pek çok araştırmalar yapılmaktadır. Şekil 1.1 de gösterilen blok diyagram EMG sinyalinin işleyişini açıklamaktadır.



Şekil 1. 1 EMG Sinyal İşlemenin Temel Basamakları

Ön işlemde geçirilen ham EMG verisi daha sonra filtreleme ve gürültü giderme işlemine tabi tutulur bu aşamada içerisindeki artefakt, girişim ve gürültü bileşenlerini temizlemek için klasik alt, üst ve bant geçiren filtreler kullanılmaktadır. Ayrıca, ayrık dalgacık dönüşümü (DWT) ve ampirik mod ayrıştırma (EMD) gibi yeni metotlar da basit filtrelerle temizlenemeyen gürültü bileşenleri ortadan kaldırmak için kullanılmaktadır[19-22]. Bazı durumlarda veri boyutunun azaltılması için temel bileşen analizi (PCA) ve bağımsız bileşen analizi (BBA) gibi temel algoritmalar kullanılır[23-26].

Son işleme geçilmeden önce verinin özellikleri belirlenip çıkartılır. Sınıflandırma işleminde kullanılmak üzere iki temel özellik bulunmaktadır. Bunlar frekans ve zaman domenidir. Burada dikkat edilmesi gereken nokta EMG sinyallerinin doğru ve başarılı bir sonuç vermesi için seçilen özelliğin uygun ve doğru olması önem arz etmektedir[27,28]. Son adımda uygun bir sınıflama yapılabilmesi için Yapay Sinir Ağları (YSA), Gauss Karışım Modeli (GKM), gizli Markov modeli, destek vektör makineleri, bulanık mantık, dalgacık dönüşümü gibi birçok algoritma ve metot arasında en uygun olan seçilerek sınıflandırma işleminin gerçekleştirilmesi amaçlanmıştır[29-35].

Bu çalışmada, sEMG sinyalleri kullanılarak Unity ortamında rehabilitasyon uygulaması geliştirilmesi amaçlanmıştır. Myo firmasına ait EMG sinyallerini ölçebilen bileklik sayesinde Unity oyun programlama ortamına aktarılan veriler MATLAB'a gönderilip MATLAB da eğitilmiş YSA tarafından değerlendirilmiş ve tekrar Unity ortamına aktarılmıştır.

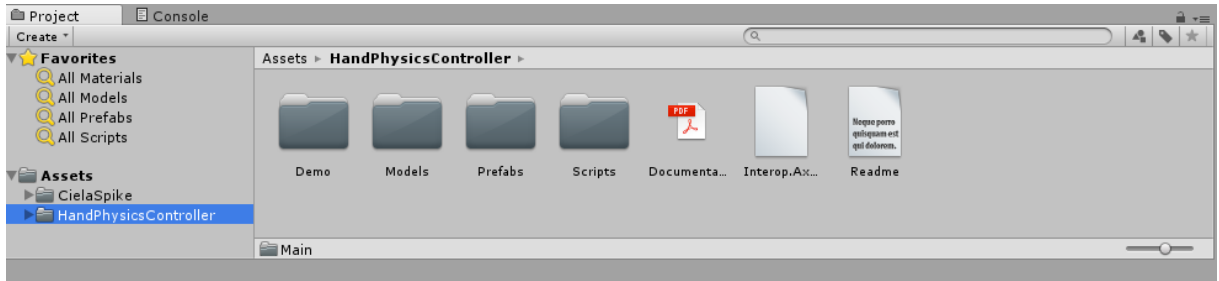
2. MATERYAL ve YÖNTEM

2.1. Unity-3D Nedir?

Unity Engines tarafından Rusya’da geliştirilen ve üç boyutlu oyun oluşturma programı olan UNITY3D aynı zamanda iki boyutlu oyun oluşturmada da kullanılmaktadır. Programın ilk sürümü C/C++ ile geliştirilmiş olup, programın 4.0 sürümü, DirectX, Boo, JavaScript ve C# dilleri ile oyun geliştirilmesine olanak sağlamaktadır. UNITY3D içerisinde giriş / çıkış “I/O” birimlerinden gelen bilgiler C# kütüphaneleri sayesinde okunabilmektedir. UNITY3D içerisinde yer alan fizik motoru sayesinde kütlelin korunumu, yer çekimi, çarpışma gibi mekaniksel hareket davranışları kolaylıkla oluşturabilmektedir. Diğer motorlara göre bazı avantajlara sahiptir. Ucuz ve kolay erişilebilir olmasının yanında C# programlama diline uygun olması ve diğer platformlara çevrilmesine olanak sağlamasından dolayı bu tez çalışmasında UNITY3D oyun motoru kullanılmıştır. UNITY3D oyun motoru kullanımı sayesinde MYO Armband den alınan el hareketlerinin gerçek zamanlı simülasyonu gerçekleştirilmiştir.

2.1.1. Genel bilgiler

Tüm UNITY3D projeleri Assets klasörü içermektedir ve bütün bunlar proje panelinde görülebilmektedir. Bu panelde oyun ile ilgili 3 boyutlu modeller, kaplamalar kod dosyaları ve ses dosyaları depolanmaktadır (Şekil.2.1).



Şekil 2.1. UNITY3D Assets Dosyası

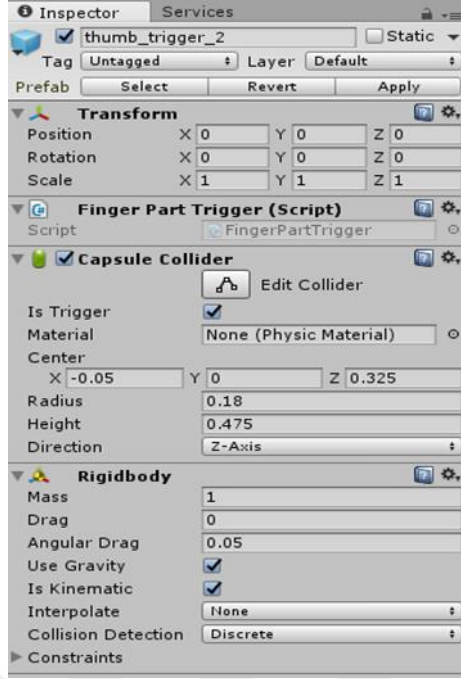
Ara yüzde bulunan Hierarchy panelinde, sahnede yer alan tüm oyun nesnelerini gösterilmektedir.

Bu nesnelere bazıları bir objenin direk kendisi olabilirken bazıları da bir yapının kopyası olabilir. Nesnelere Hierarchy paneli sayesinde seçilip başka nesnelere ebeveyn nesne olarak atanabilir. Oyun sahnesine nesnelere eklenip veya silindiğinde bu değişiklik Hierarchy panelinde de gerçekleşip gösterilmektedir(Şekil.2.2).

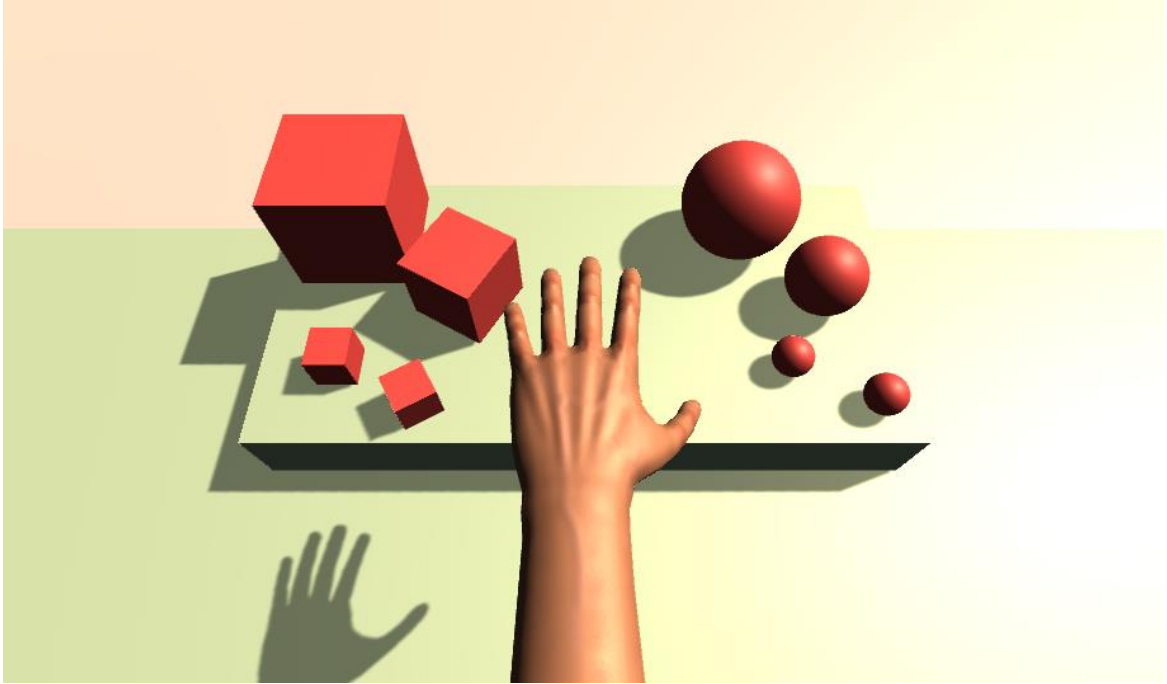


Şekil 2. 2. UNITY3D Hiyerarşi (Hierarchy) Paneli

UNITY3D’de yer alan Inspector paneli sayesinde seçili olan nesne ile ilgili detaylı bir görünüm elde edilebilir. Inspector paneli, seçili nesnenin tüm bileşenlerini ve bu özelliklerini göstermeye yardımcı olur. Koddaki bir değişkenin değeri, kod dosyasının kendisini değiştirmeden, Inspector paneli vasıtasıyla değiştirilebilmektedir. Oyun, Play Modu’nda test edilirken de Inspector panelindeki değerler değiştirilebilir ve bu değişiklik eş zamanlı olarak oyunda gözlemlenebilmektedir. Ancak dikkat edilmesi gereken konudur ki bu değişiklikler kalıcı değildir(Şekil.2.3).



Şekil 2.3. UNITY3D Inspector Bölümü

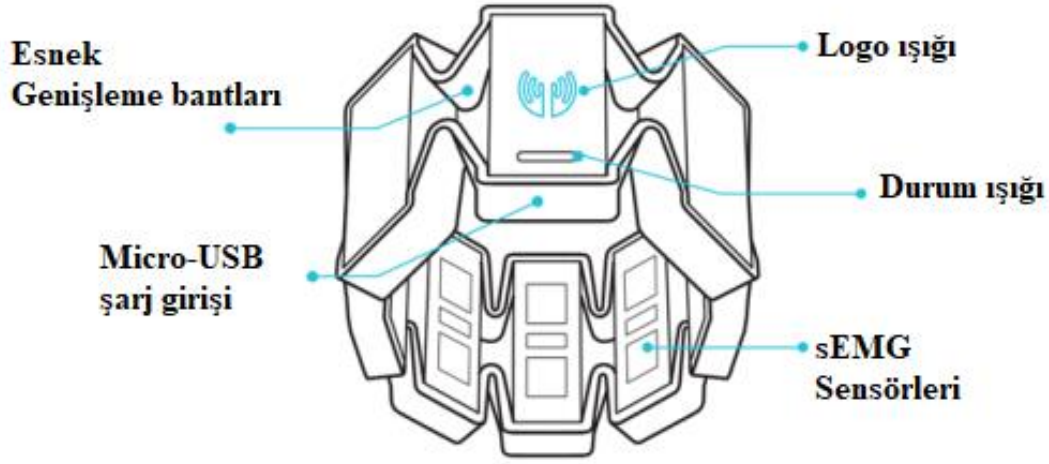


Şekil 2.4. UNITY3D Scene Penceresi

Scene paneli oyun yapımı için interaktif pencere olup UNITY3D'nin en önemli fonksiyonlarından birisidir. Bu panel sayesinde nesnelere, yer şekilleri, kamera, karakterler gibi tüm oyun nesnelere konumlandırılır (Şekil 2.4)[36].

2.2. MYO ARMBAND

Teknolojinin sürekli gelişmesiyle birlikte insan vücudundaki kasların hareketlerini algılayan cihazlar geliştirilerek ve ticari olarak satışa sunulmuştur [37]. Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen tüm EMG (elektromiyografi) verilerinin kaydı, Thalmic Labs tarafından geliştirilen Myo Armband olarak adlandırılan EMG kol bandı ile yapılmıştır(Şekil 2.5).



Şekil 2. 5. Thalmic MYO Armband

Bir EMG kol bandını oluşturan kısımları açıklamak gerekirse;

- (Myo Armband) kol kaslarından EMG verilerini yakalayabilen dairesel şekilde yerleştirilmiş sekiz adet EMG sensörü
- İvmeölçer
- Jiroskop
- Manyetometre

Myo kol bandı bilgisayar ile olan haberleşmeyi bluetooth üzerinden gerçekleştirmektedir. Myo kol bandı yazılım geliştirme kiti Thalmic Labs firması tarafından ücretsiz olarak sunulmaktadır. Böylelikle işlenmemiş EMG ve jiroskop verileri elde edilebilir [37-39].

Tasarımın özellikleri şu şekilde açıklanabilir, kol üzerinde bulunan sekiz adet EMG sensörü ile 200 Hz frekansında ham EMG verilerini elde etmek mümkündür[38,40]. Bu

ham EMG verileri, Myo kol bandı SDK'sı sayesinde her EMG sensöründen, EMG sinyalinin genliğini temsil eden işaretli 8 bitlik bir sayı (-127 ile +127 arasında) olarak sunulmaktadır. Bu sayı EMG sinyalinin genliğinin mV cinsinden değerinin 285 kat arttırılmış yani bir bakıma normalize edilmiş değeridir [39,40]. İçerisinde bulunan şarj edilebilir lityum iyon pil sayesinde ARM Cortex M4 İşlemci bir Windows PC veya MAC ile Bluetooth bağlantısı kullanarak tamamen kablosuz olarak kullanılmasını sağlar. Kullanıcıya, değişen uzunluktaki LED'ler ve titreşim darbeleriyle geri bildirim verilir. Maksimum sinyal gücünü sağlamak için kol bandı alt kolun en kalın kısmına (dirseğin hemen altına) yerleştirilir [41-43]. Myo kol bandı kullanıcının uzaktan fareyi kontrol etmesi ve sayfayı kaydırmasını sağlamasının yanı sıra Spotify, PowerPoint sunumları gibi yaygın programların uzaktan kontrolünü de sağlamaktadır. Şirketin kurucuları, kolun bilimsel veya farklı alanlarda kullanılması durumunu göz önünde bulundurup Myo kol bandının donanımına tam erişim sağlayan bir SDK yayınlamışlardır. SDK'nın piyasaya sürülmesi sayesinde, birçok yazılım geliştirme uzmanı Myo kol bandı ile kullanılabilen yazılımlar geliştirmişlerdir [41,44].

2.3. Transmission Control Protocol/ Internet Protocol(TCP/IP)

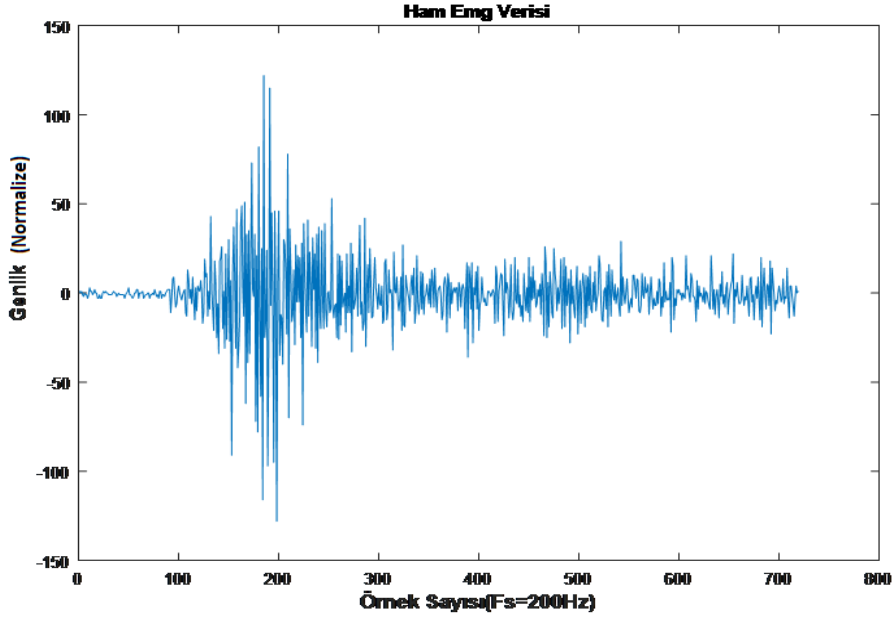
Güvenli bir iletişim sağlanma amacıyla TCP/IP modelinin en önemli protokollerinden biri olan TCP oluşturulmuştur. Cihazların kendi aralarında oturum açması ile bu protokol işleme geçmektedir. Burada veri transferi gerçekleştiğinde, hedef cihaz veriyi sorunsuz aldığına dair onay mesajı göndermektedir. Eğer onay mesajı belli bir süre içerisinde gelmez ise paket yeniden gönderilmektedir. İletim güvenliğini sağlanması amacıyla aşağıdaki adımları gerçekleştirmektedir.

- Elde edilen verinin gönderilmek için en uygun boyutta paketlere bölünmesi
- Gönderilen paket için onay mesajı alması, onay mesajının gelmemesi durumunda paketi tekrar göndermesi
- Alınan paket için onay mesajı göndermesi
- Bozulan paketleri ayırt etmek için başlık bilgisine kontrol toplamı eklemesi
- Paketlerin farklı sırada ulaşması durumunda yeniden sıraya koyması
- Aynı paketin birden çok sayıda gelmesi durumunda, fazla paketleri silmesi

TCP iletişiminde iletilmek istenen veriler çerçevelere ayrılır ve her birine bir sıra numarası verilir. Gönderici birim, çerçeveleri tek tek göndermek yerine pencere adı verilen bir boyutta topluca gönderir. Gönderilen çerçeve için onay mesajı alınmazsa, onay mesajı gelmeyen çerçeveden başlayarak pencere yeniden gönderilir. Bu yöntem kayan pencereler yöntemi olarak bilinir [45].

2.4. EMG Sinyalleri ve Sinyal İşleme

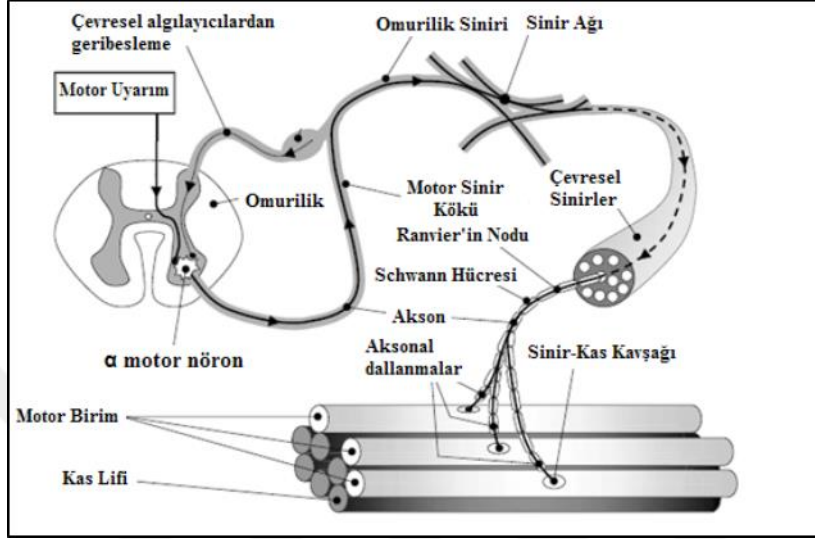
EMG tabanlı insan makine arayüz sistemlerinin girişi, miyoelektrik (EMG) sinyaldir [46]. Elektromiyografi (EMG), kasların kasılması esnasında oluşan küçük genlikli biyopotansiyel sinyallerin ölçümüdür. Şekil 2.6’da Myo Armband’den alınan istemli veya istemsiz kasların kasılması ile meydana gelen ham EMG sinyali gösterilmiştir.



Şekil 2.6. Ham EMG Sinyali

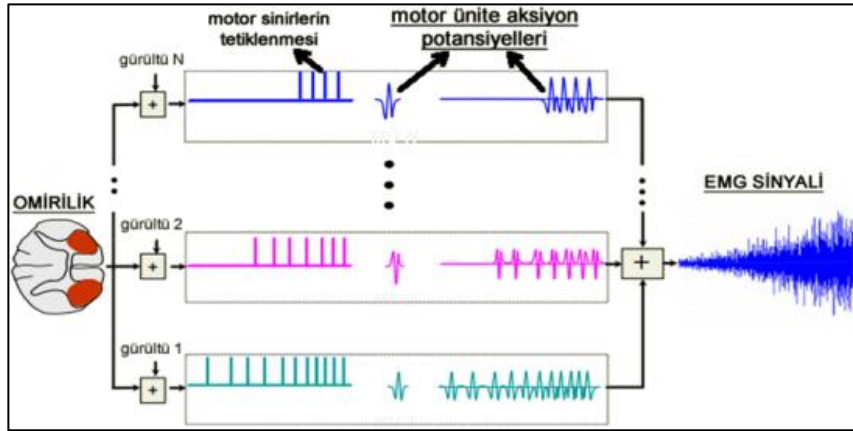
Hücrelerimizin içinde ve dışında bir iyon dengesi vardır ve bu iyon dengesi, istemli bir hareket gerçekleştirmek istediğinde beyin uyarılabilme özelliğine sahip sinir hücrelerinin iyon dengesini değiştirerek hücrelerde elektriksel bir potansiyel (aksiyon potansiyeli AP) oluşmasını sağlar. AP’de oluşan bir sinir hücresi kendisine bağlı olan diğer sinir hücrelerinin de iyon dengesinin değişmesini sağlayarak bağlı olan diğer sinir hücrelerinde de AP oluşmasına neden olur. Bu olayın zincirleme bir reaksiyon olarak birbirine bağlı bütün sinir hücrelerinin tetiklenmesi ile omurilik üzerinden hedef kas bölgesine kadar sinyal iletimi gerçekleştirilir. Bir motor sinirinin son ucu, bir kası oluşturan binlerce kas

lifinden deęişken sayıda bağlanarak bu liflerin kasılma ve gevşemesini sağlamaktadır[46,47]. Şekil 2.7’de bir kasa baęlı farklı motor ünitelerin yapısı görülmektedir. Bir kasın çalışmasında farklı sayıda motor ünite görev alır. Motor ünitelerin sayısı kasın görevine göre deęişiklik gösterir [46-48].



Şekil 2. 7. Motor Nöron ve Motor Birim Arasındaki Sinyalleşme [50]

EMG sinyallerinin elektriksel nitelikleri incelendiğinde, EMG sinyalinin genlik deęeri genellikle mikro voltlar düzeyindedir, burada unutulmamalıdır ki bu deęer, ölçüm alınan kişinin yaş, cinsiyet ve alındığı kasın tipine göre farklılık gösterebilmektedir [47]. Şekil 2.8’de bir kasın kasılmasının başlaması ve devam etmesi için kasa baęlı motor ünitelerin oluşturdukları AP ve bu potansiyellerden oluşan ham EMG sinyali verilmiştir [46-48].



Şekil 2.8. Motor Üniteleri Aksiyon Potansiyelleri ve EMG Sinyal oluşumu [47]

EMG sinyali rastlantısal bir yapıya sahiptir ve Gauss dağılımı yardımı ile tanımlanırlar. Kullanılabilen sinyal yaklaşık 0-500 Hz frekans bandında yer alır ve baskın sinyaller ise yaklaşık 0-200 Hz aralığında bulunurlar [48,49].

2.4.1. Elektromiyogram Sinyallerinin Özelliklerinin Çıkarılması

Var olan kanallardan birden fazla örnekleme alınarak boyut ölçütü yüksek kayıtlar elde edilerek EMG sinyallerinin ölçümleri yapılabilmektedir. Aşamının diğer kısmında özellik çıkarma işlemi denilen yöntem uygulanır, burada elde edilen kayıtların doğru ve etkili biçimde sınıflandırılması ve kullanılması adına belli başlı özelliklerin çıkarılması amaçlanılır. Teknolojinin ilk kullanıldığı dönemlerde, kontrol işlemi EMG sinyal genliklerinin varyansına veya ortalama mutlak değer gibi parametreleri kullanılarak yapılmaktaydı. Farklı özellikler kullanarak Hudgins ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada[30] EMG sinyallerinin sanılandan çok daha fazla hareketi sınıflayabildiğini göstermişlerdir. Temporal (zamana ait) ve spektral (tayfla ilgili) yaklaşım, EMG sinyallerinin özelliklerinin çıkarılmasında kullanılan iki yöntemdir.

2.4.2. Temporal (zamana ait) özellik çıkarma yöntemleri

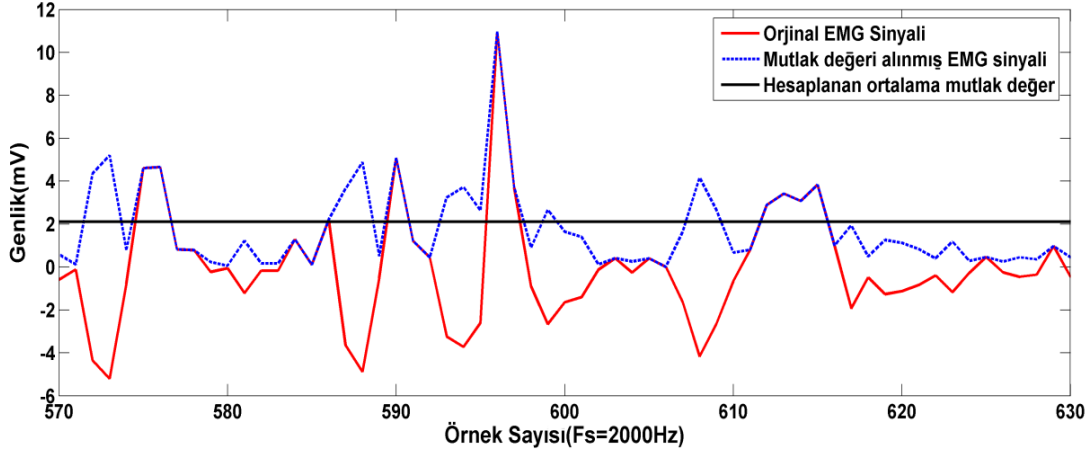
Bu yaklaşım genellikle gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılmaktadır bunun nedeni uygulaması ve hesaplaması kolay olan bir yöntem olmasıdır. EMG tabanlı uygulamalarda kullanılan bazı temporal özellikler şu şekildedir.

2.4.3. Ortalama mutlak değer

EMG tabanlı uygulamalarda en sık kullanılan Ortalama Mutlak Değer (OMD) özellikle kasların genlik seviyeleri ile bilgi verdiği için kullanıcıya kuvvet uygulayacağı cisim üzerinde kontrol yetkisi vermektedir. Denklem 2.1'da EMG sinyal genliğinin mutlak değerinin ortalaması alınarak OMD'nin hesaplanması gösterilmiştir.

$$OMD = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k| \quad (2.1)$$

Denklemden x_k , örneklenmiş EMG verisini ve N , örnek sayısını belirtmektedir. OMD değeri hesaplanan bir EMG sinyali örneği şekil 2.9'de gösterilmektedir.



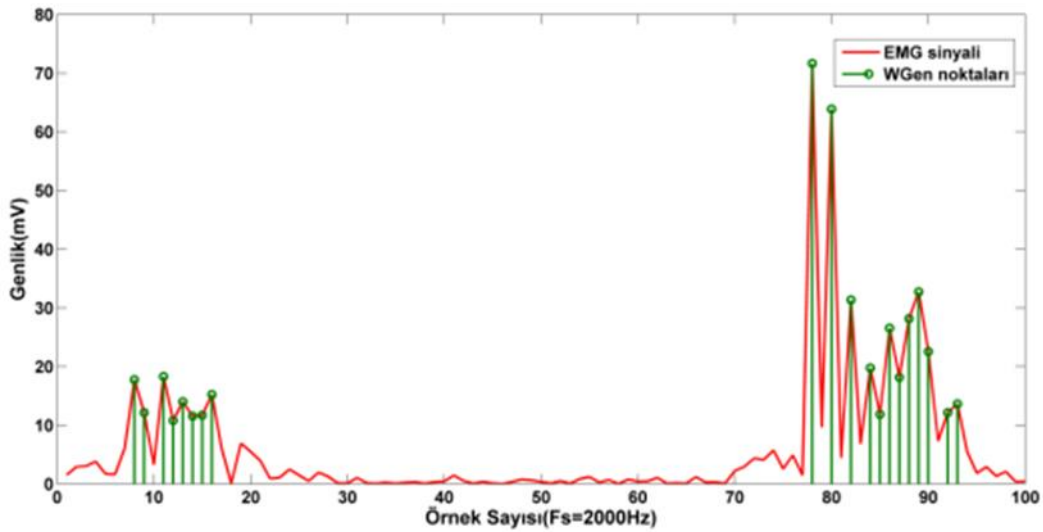
Şekil 2. 9. OMD değeri hesaplanmış EMG sinyali[52]

2.4.4. Willison genliği

Örneklenmiş bir EMG sinyalinin ardışık örneklerinin belirlenen bir eşik değerinden kaç kez geçtiğini sayarak hesaplayan yönteme Willison genliği (WGen) denmektedir. WGen denklem 2.3'e bağlı olarak hesaplanır[51]. $f(x)$ fonksiyonu eşik değerini geçerse 1 geçmezse 0 değeri üretir. Şekil 2.10 de eşik değeri 10 olarak belirlenen bir EMG sinyalinin eşik değerinden geçen noktaları gösterilmektedir.

$$WGEN = \sum_{n=1}^{N-1} f(|x_n - x_{n+1}|) \quad (2.3a)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } x \geq \text{eşik değeri} \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.3b)$$



Şekil 2.10. WGen değeri hesaplanmış EMG sinyali[52]

MUAP sinyallerinin frekanslarını doğru hesaplamak için eşik seviyesinin gürültü seviyesinin üzerinde bir değer olarak belirlemek gerekmektedir. WGen özelliği, tek başına kullanılabilmesi için yeterli değildir. Bunun nedeni OMD'de olduğu gibi belirlenen pencere boyutu için sadece 1 değer vermektedir. Bu nedenle farklı metotlarla desteklenip daha doğru ve etkin hale dönüştürülebilir.

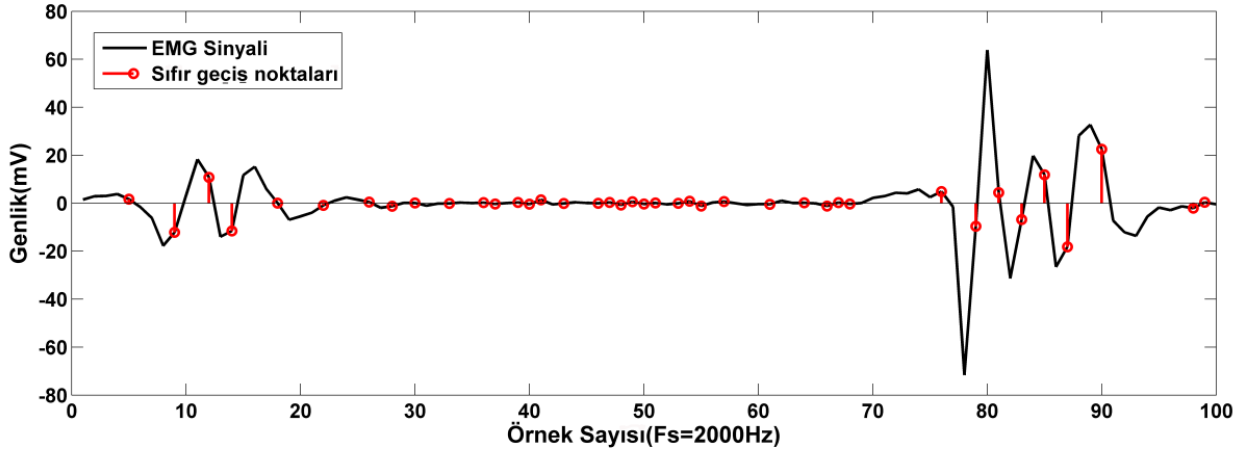
2.4.5. Sıfır Geçiş Sayısı

Bir sinyalin kaç kez sıfır noktasından geçtiğini hesaplayabilmek için sıfır geçiş sayısı (SGS) parametresi kullanılır. Gürültüye karşı WGen'de olduğu gibi duyarlı oluşundan belirli bir eşik seviyesi belirlenmesi gerekir. SGS denklem 2.4'te belirtildiği üzere hesaplanır[41].

$$SGS = \sum_{k=1}^N [sgn(-x_k \times x_{k-1}) \cap (|-x_k - x_{k-1}| \geq eşik)] \quad (2.4a)$$

$$sgn(x) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } x \geq eşik \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.4b)$$

EMG sinyalinin sıfır geçiş noktaları Şekil 2.11'de gösterilmiştir. Eşik seviyesi belirlenerek gürültü bağışıklığını arttırmak mümkün olabilir.



Şekil 2.11. Bir EMG sinyalinin sıfır geçiş noktalarının gösterilmesi[52]

2.4.6. Varyans

Yaygın olarak kullanılan bu özellik sinyalin gücü hakkında bilgi verir. Denklem 2.5'de varyansın hesaplanması gösterilmektedir[51]. Eşitlikte \bar{x} sinyalin ortalamasını ifade eder.

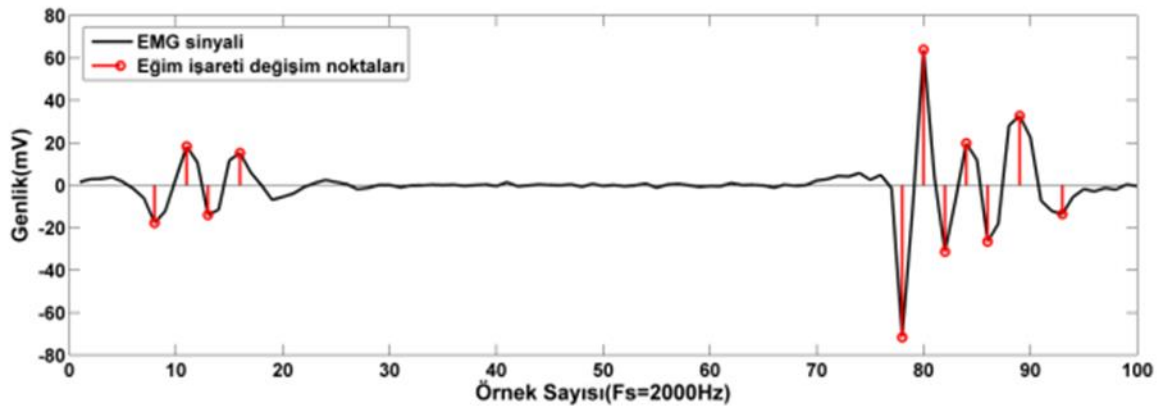
$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2 \quad (2.5)$$

2.4.7. Eğim işaret değişim sayısı

EMG genlik sinyali işaretinin pozitiften negatife veya negatiften pozitifte geçişlerini saymaya yardımcı olan yöntemdir. Denklem 2.6'de eğim işaret değişimi sayısı (EIDS) parametresinin nasıl hesaplanacağı gösterilmiştir[51]. EMG sinyalinin eğim değişim noktaları Şekil 2.12'de gösterilmektedir.

$$EIDS = \sum_{k=2}^{N-1} [f(x_k - x_{k-1})x(x_k - x_{k+1})] \quad (2.6a)$$

$$sgn(x) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } x \geq \text{eşik} \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.6b)$$



Şekil 2.12. Eğim işaret değişim noktaları[52].

2.4.8. Dalga boyu uzunluğu

Bir tam periyot boyunca örnekler arasındaki kümülatif genlik değişimlerinin ölçülmesi ile dalga boyu uzunluğu (DBU) bulunabilir. Basit bir örnek vermek gerekirse, bu işlem karışık halde duran bir ipin bir ucundan tutup düz hale getirdikten sonra boyunun uzunluğunun ölçülmesine benzemektedir. DBU'nun hesaplanması denklem 2.7'de gösterilmektedir[51].

$$DBU = \sum_{k=1}^{N-1} |x_{k+1} - x_k| \quad (2.7)$$

2.4.9. Spektral özellik çıkarma yöntemleri

Yapılan çalışmalarda, spektral özellik çıkarma yönteminin temporal yaklaşıma kıyasla kuvvetli sonuçlar çıkartabildiği gözlemlenmiştir ancak işlemsel yük açısından bakıldığında daha karmaşık bir yapıya sahiptir.

2.4.10. Ortalama frekans

Denklem 2.8'den görüleceği üzere güç spektrumunun frekans ile çarpılması ve daha sonra toplamlarının, toplam güç yoğunluğu ile bölünmesi ile ortalama frekans (OF) elde edilir[19].

$$OF = \frac{\sum_{k=1}^M f_k P_k}{\sum_{k=1}^M P_k} \quad (2.8)$$

Denklemden, f_k , k'nıncı aralıktaki (bin) frekans değerini, P_k , k'nıncı aralıktaki güç spektrumunu ve M frekans aralığının uzunluğunu ifade etmektedir.

2.4.11. Medyan frekansı

Denklem 2.9'de gösterildiği gibi spektrumun eşit genlikte ikiye ayrıldığı noktadaki frekans değerini tanımlamak için medyan frekansı (MF) kullanılmaktadır[28].

$$\sum_{k=1}^M P_k = \sum_{k=MF}^M P_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M P_k \quad (2.9)$$

Burada, P_k , k'nıncı aralıktaki güç spektrumunu ve M frekans bininin uzunluğunu ifade etmektedir.

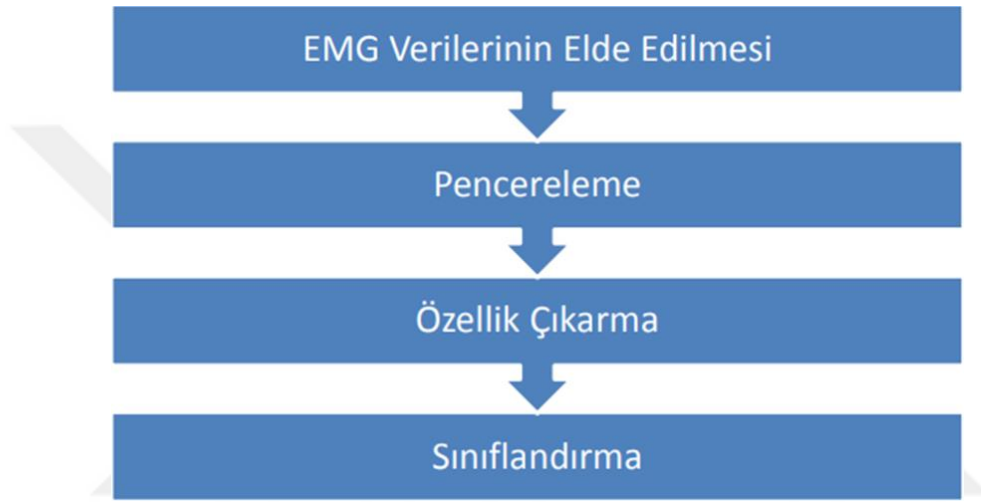
2.4.12. EMG Sinyal İşleme Süreci

EMG sinyal işlemi kas aktivitesinin bir protez tarafından yorumlanabilecek bir forma dönüştürülmesi için ya da EMG tabanlı bir sistemin uzaktan kontrolünün yapılabilmesi için dört adımdan oluşur(Şekil 2.13)

- Sinyal edinimi;
- Segmentasyon (bölütleme);
- Özellik çıkarma;
- Tespit edilen hareketlerin ayrıştırılması (sınıflandırma) [41,53].

EMG sinyallerinin işleme adımlarından en önemli olanları öznelik çıkarma ve sınıflandırma adımlarıdır [54].

Şekil 2.13’de görüldüğü üzere, ilk aşama EMG sinyallerinin elde edilmesini içerir. Daha sonra ikinci adımda, toplanan bu ham EMG sinyalleri pencereleme denilen yöntemle bölütlere ayrılır. Üçüncü aşamada bu bölütlere her biri üzerinde, önceden belirttiğimiz özellik çıkarma yöntemlerinden uygun olan seçilir ve özellik çıkarma işlemi gerçekleştirilir. Son aşamada bu özellikler sınıflandırma işleminde kullanılacak olan yapay sinir ağının girişi olarak kullanılır. YSA’da elde edilen çıkış, EMG sinyallerinin sınıflandırılmasını sağlar. [30,54-56].



Şekil 2. 13. EMG sinyal işleme aşamaları.

Yapılan çalışmalarda, dördüncü aşamada çoğunlukla kullanılan sınıflandırıcılar doğrusal diskriminant analizi, yapay sinir ağları, destek vektör makineleridir [55,57].

2.4.13. EMG Sinyallerinin Elde Edilmesi

İnvazif EMG ölçüm teknikleri ve invazif olmayan EMG ölçüm teknikleri kas dokusundan EMG sinyali elde etmek için kullanılan iki yöntemdir. invazif olmayan EMG ölçümü yönteminde yüzey EMG elektrotları kas dokusunun üzerindeki deri yüzeyine yerleştirilerek gerçekleştirilir. Derinin altında olan kaslarda üretilen ve yüzey EMG sinyalinin genliği 1-5 mV arasında olan motor ünitesi aksiyon potansiyellerinin zamansal ve uzamsal toplamından EMG sinyali elde edilir. Bu tez kapsamında, Thalmic Labs şirketinin ürettiği “Myo armband” kullanılarak invazif olmayan EMG yöntemi ele alınmıştır. Mikro İğneli Elektrotlar sayesinde Mikro Elektro-Mekanik üretim teknikleri ile üretilen invazif EMG verilerinin elde edilmesi sağlanılır. Bireysel aksiyon potansiyelleri

elde etmek için kas lifleri üzerine bu iğneler yerleştirilir. İnvazif EMG kaydetme yöntemi, ağrılı olmasına rağmen, daha fazla uzamsal çözünürlüğe sahip olduğu ve her kas lifinin bireysel aksiyon potansiyelleri hakkında daha çok bilgi verdiği için, invazif olmayan algılamaya göre daha sık kullanılır[46].

EMG sinyalinin elde edilmesi esnasında, yapıyı olumsuz yönde etkileyen iki durum mevcuttur. İlki, sinyal enerjisinin gürültü (EMG sinyalinde istenmeyen elektriksel sinyal) enerjisine olan oranıdır. İkinci durum ise, EMG sinyaline, sinyalin karakteristiğini değiştiren farklı frekans bileşenlerinin katılmasıdır. Basit bir örnekle anlatmak gerekirse, belirli bir kastan veri alınmak istendiğinde aynı anda diğer kaslarında kasılmasından dolayı istenmeyen bilgileri de almasıdır [48,49].

EMG tabanlı sistemlerin insan-makine ara yüzlerine uygulanmasının ticari ürünlerde yavaş ilerlemesinin nedenlerinden bir tanesi önerilen sistemlerin EMG özelliklerinin fizyolojik değişkenliğe uyumsuzluğudur. Bu tip değişimlere neden olan parametreler için elektrot kaymaları, deri ve kas durumu değişiklikleri, yorgunluk, terleme gibi örnekler verilebilir. Ayrıca, EMG sinyalleri bireye özeldir[55].

2.4.14. Veri Bölütlenmesi (Pencereleme)

EMG sinyalleri, biyolojik sürecin doğası gereği karmaşık sinyallerden oluşur ve diferansiyel denklemle gösterilemez. Ham EMG veri kümesinden ek özelliklerin hesaplanabilmesi için bölütleme (pencereleme) tekniği gereklidir, bunun nedeni EMG sinyallerinin stokastik doğası göz önüne alındığında, yalnızca ham EMG verilerinden anlamlı bilgi alınamamasıdır[44,58].

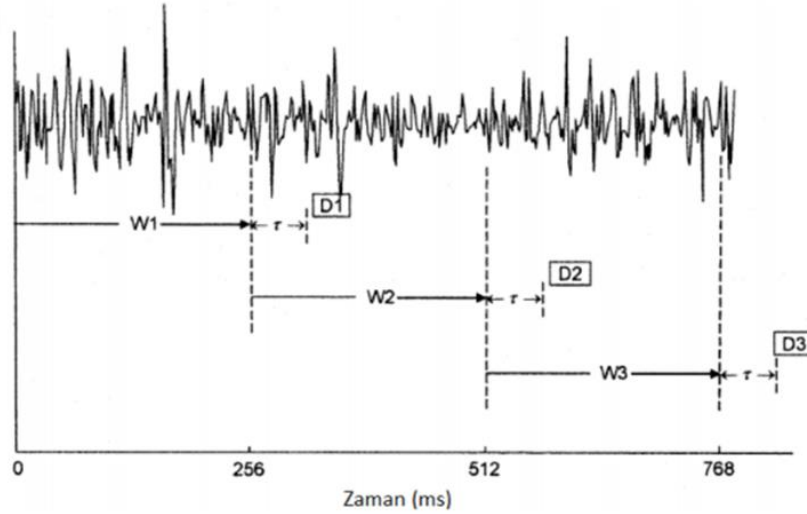
Ham dijital EMG sinyali, gerçek bir EMG tabanlı insan makine ara yüzü uygulamasında örnekleme frekansı ile akar. Bölütlere ayırma (pencereleme) işlemi EMG sinyallerinin ön işlenmesinde EMG verileri elde edildikten sonra uygulanır [46,47].

Pencereleme yöntemi ve pencerelerin boyu, EMG sinyallerinin gerçek zamanlı işlenmesi için büyük önem taşımaktadır. Belirlenecek pencere boyunun 300 msn'den az olması gerekmektedir. Bunun nedeni aktif bir myoelektrik sistemde veya el protezlerinde, tepki süresi gerçek zaman sınırlaması yaklaşık 300 msn'dir[41,47,59].

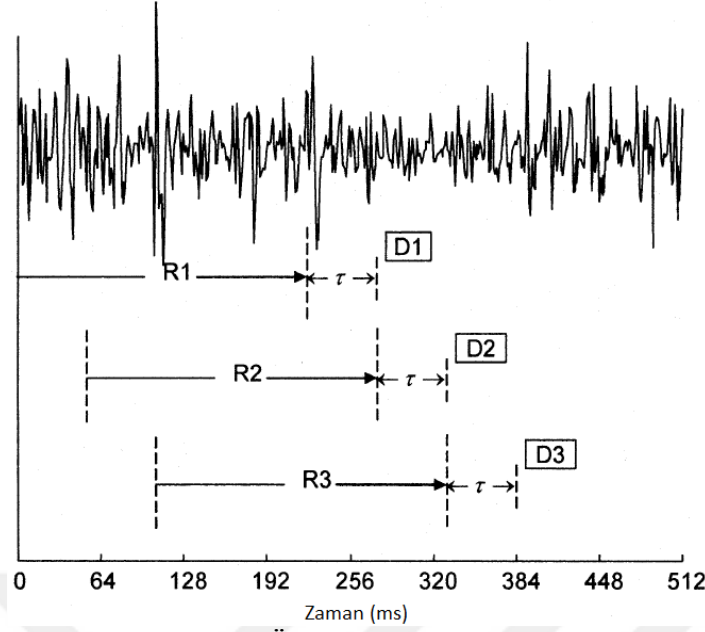
Bitişik (adjacent) ve örtüşen (overlapped) pencereleme (segmentasyon), literatürde ön işlemedeki ham EMG verilerinin bölütlenmesi için uygulanan iki yöntemdir.

- I. Bitişik pencereleme: ham veriler daha önceki adımlarda tanımlanmış uzunlukta, örtüşmeyen parçalara ayrılır ve bu parçalar özellik çıkarımı için kullanılır.
- II. Örtüşen segmentasyon: yeni segment, daha önceki adımlarda bir artışla mevcut segmentin üzerine, doğru bir pencere kaydırılarak elde edilir. Bu artış segment uzunluğundan daha uzunsa, bazı ham veriler işlenmeden kalır, sürtünme artışının işlem süresinden daha kısa olması durumunda, işlenmemiş verilerin sıralaması muazzam bir şekilde artar [41,44-47].

Şekil 2.15’de bitişik pencereleme gösterilmiş olup burada pencereler ayrıktır ve Şekil 4.6’da ise örtüşmeli pencereleme gösterilmiştir ve burada pencereler üst üste binmiş durumdadır. W1, W2, W3 bitişik pencereleri, R1, R2, R3 ise örtüşmeli pencereleri gösterir. Şekil 2.14 ve Şekil 2.15’da, τ işleme zamanını, D1, D2, D3 karar verme zamanlarını belirtir [47,59].



Şekil 2.14. Bitişik (adjacent) pencereleme[59]



Şekil 2.15. Örtüşen pencereleme[59].

Yapılan çalışmada, pencereleme yöntemi olarak örtüşen pencere yöntemi tercih edilmiştir. Bunun nedeni, örtüşen pencere yönteminin bitişik pencere yöntemine göre daha iyi performans sergilediğinin gözlemlenmesidir. Pencereleme (çerçeveleme) işlemi için Englehart vd.'nin (2003) çalışmasında deneyler ve hesaplamalar ile ulaştığı çerçeveleme değerleri de dikkate alınmıştır. [54,59]. Bu aşamadan sonra ise literatürde daha iyi performans sunan özellikler seçilerek özellik kümesi oluşturma sürecine geçilir.

2.4.15. EMG sinyallerinin sınıflandırılması

EMG sinyalinin boyutları sınıflandırma tekniklerinde uygulayabilmek için ilk önce özellik çıkarma yoluyla azaltması gerekir. Özellikler sinyalin zaman ve frekans alanındaki özelliklerini temsil eden vektörlerdir. Özellik vektörü oluşturmak için ilk olarak özellikler çıkartılır ve ardından düzenlenir. Daha sonra sınıflandırıcı için bu özellik vektörü girdi olarak kullanılır[55]. Farklı hareket sınıfları için çıkartılan özneliklerin hangi hareket sınıfa ait olduğuna karar verilmesi işlemi EMG sinyallerinin sınıflandırılmasını içerir. Bu sınıflandırılmalarda genellikle daha iyi performans veren çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları kullanılır. Örnek vermek gerekirse; Doğrusal Ayırma Analizi (Linear Discriminant Analysis- LDA), Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Yapay Sinir Ağları (YSA)'dır [57]. SVM, LDA ve YSA sınıflandırma performansı açısından birbirlerine yakın sonuçlar verir [47,54,56,57]. Performansı yüksek sınıflandırıcılar arasında doğrusal bir ayırma analizi (LDA) sınıflandırıcısı ve çok katmanlı bir algılayıcı (MLP) yer

almaktadır. MLP, yüksek boyutlu girdi vektörlerini idare edebilme kabiliyeti ve doğrusal olmayan sınıf karar sınırlarını kurma kapasitesine sahip olması nedeni ile LDA'ya göre özellik kümeleri için daha iyi performans sergilemektedir[57]. Bu çalışmada sınıflandırıcı olarak çok girişli oluşan MLP Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır.

2.5. Elin Rehabilitasyonu

Tablo 2.1 de El rehabilitasyonu gerektiren bazı durumlar listelenmiştir.

1.	El yaralanmaları: Tendon/sinir yaralanmaları, kırık, ezilmeler, amputasyon.
2.	Yumuşak doku sorunları: Tendinit, tetik parmak, Dupuytren kontraktürü, aşırı kullanım vs.
3.	El cerrahisi sonrasında;
4.	Yanık el
5.	Artritli el: Romatoid artrit, osteoartrit ve diğerleri
6.	Kompleks bölgesel ağrı sendromu
7.	Nöropatili el: Diabetes mellitus, bası nöropatileri
8.	Lezyonlar
9.	Miyopati, muskuler distrofi gibi kas hastalıkları

Table 2. 1 El rehabilitasyonu gerektiren bazı durumlar

Tablo 2.1'de belirtilen durumlarda gereken tıbbi müdahaleler yapıldıktan sonra rehabilitasyon süreçleri aşağıdaki gibidir.

2.5.1. Sinir Tamirinden Sonra Rehabilitasyon

Sinir tamiri, üst ekstremitenin tümünde görülür, işlemden sonra fonksiyonların yeniden çalışabilmesi için duyu kaybını minimuma indirip aynı zamanda kuvvet hareket kısıtlılığını da kaldıracak rehabilitasyon programları uygulanmalıdır. Bu süreç yara gören sinire göre değişiklik göstermektedir. Örnek vermek gerekirse, ulnar sinir yaralanmaları, median sinir yaralanmaları ve radial sinir yaralanmaları olarak bilinmektedir. Sinir tamiri işleminde uzmanların uygun eğitimi almış olmaları gerekir bu eğitimlerden bazıları, atelleme, masaj, egzersiz ve duyu eğitimidir. Duyu eğitimi ulnar ve median sinir tamiri rehabilitasyonunda önemli bir yere sahiptir ve radial sinire göre daha uzundur. İşlemden sonra yaklaşık 6 haftalık bir rehabilitasyon süreci başlar ve bunun içerisinde alçı atelleme, kontrollü pasif fleksiyon, aktif ekstansiyon, sağlam el yardımıyla pasif egzersiz gibi işlemler uygulanmaktadır[60]. İyi bir sonuç elde etmek için sinir tamirinde hasar gören sinirin yanı sıra arter, tendon ve cilt kesileri birlikte ve olabildiğince en erken zamanda tedavi edilmeli, doğru rehabilitasyon ve duyu eğitimi uygulanmalıdır.

2.5.2. Sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon

Kasların kemiklere yapışmasını sağlayan yapı tendon yapısı olarak bilinir. Tendon transferi işlemini kısaca anlatmak gerekirse, onarılması zor şekilde yaralanmış tendon, ya da sinirin veya adalesi onarılamayacak boyutta yaralanmış tendonların işlemini benzer görevi görecektir. Adalesi ve siniri sağlam farklı bir tendonun yapışma yerlerinde değişiklik yapma işlemi olarak anlatılabilir[61].

2.5.3. Median sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon

Median sinir felcinde başparmakta, vücudun dış tarafına döndürmede ve o pozisyonda kayıp oluşmaktadır[61]. Fonksiyonlarını tekrardan oluşması için tendon transferi yapılmaktadır. İlk başta rehabilitasyona başlanılır ve başparmağa pasif germe ve atelleme ile sabitlenir ardından cerrahi işleme geçilir. Eğer cerrahi işlemde kas bir kemiğe tutturulmuşsa rehabilitasyon sürecinde bu durum daha erken hareket etmeye ve eğer tendona tutturulmuşsa daha geç hareket etmeye neden olur.

2.5.4. Radial sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon

Radial sinir felcinde genellikle sabit veya dinamik atellerle el bileği ve parmaklardaki ekstensör kaybı desteklenerek, konservatif tedavi uygulanmaktadır. İşlemden sonra 8 hafta ile 5 ay içerisinde elin fonksiyonelliğinde iyileşme olmazsa cerrahi müdahale gerekmektedir. Konservatif tedavisinde elektro fizyolojik çalışmalar ile kas rejenerasyonu gözlemlenmektedir. Genellikle, kırık çıkık, ateşli silah veya kesici alet yaralanması gibi durumlarda tendon transferi uygun olan yöntemdir. Tendon transfer tipi belirlenmeden önce verici olarak kullanılacak kaslar belirlenir. Transfer edilecek kaslar elektrik stimülasyonu, germe kuvvetlendirme egzersizleri ile kuvvetlendirilir. İşlemin ardından, önkol pronasyonda, el bileği 45° ekstansiyonda, el tarağı ve parmak kemikleri arasındaki eklemler 10-15° fleksiyonda, başparmak maksimum ekstansiyon ve abduksiyon tutarak, diğer dört parmak PIP(Proksimal Interphalangeal) eklemleri serbest kalacak şekilde sabit atel kullanılmakta olup 4 hafta boyunca uygulanmaktadır. Bu sürecin bitiminde rehabilitasyon egzersizlerine başlanılır. Duruma göre rehabilitasyon işlemi bittikten sonra 2 hafta daha atel ile transfer edilen bölge desteklenmektedir[62].

2.5.5. Ulnar sinir felcinde tendon transferinden sonra rehabilitasyon

Delici kesici ateşli aletlerin sebep olduğu yaralanmalarda ulnar sinir kopması ya da deforme olması sonucunda tendon transferi yapılmaktadır. Tendon transferi öncesinde hasta ilgili eliyle kuvvetli kavrama yapamayıp eli pençe şeklini alır. Tendon transferi gerçekleştirildikten sonra el ve el bileğine kol ile birlikte üç haftada atelleme uygulanmaktadır. Ardından bilek ile birlikte parmaklara uygun egzersizler yapılarak hareket ettirilmesi sağlanır. Uyku sürecinde atel kullanılmaya devam edilerek 3 hafta daha hareket sağlanmaktadır[63].

2.5.6. Tendon tamirinden sonra rehabilitasyon

Tendon tamirinde hedef serbestçe hareket eden bir onarım gerçekleştirmenin yanı sıra onarım sonrasında tendonda bulunan skar dokusunun diğer dokulara yapışmasını önlemek olup bunun için uygun atelleme ve rehabilitasyon süreci ile tendonun esnek kalmasını sağlamaktır. Tendon tamirinde uygulanan cerrahi işlem, tamir sonrası rehabilitasyon süreçlerini de ilgilendirdiği için tamir işlemi yapan doktor ile rehabilitasyon işlemi yapan fizyoterapist bu yapılan işlemlerin neler olduğuna, tendon ile birlikte zarar görmüş diğer dokulara ve bunlara uygulanan işlemlere hakim olmalıdır[64].

2.5.7. Fleksör tendon tamirlerinde rehabilitasyon

Fleksör tendon tamiri sonrasında uygulanan rehabilitasyon çeşitleri sabitleme, erken pasif ve erken aktif hareket olarak isimlendirilmiştir. Bu rehabilitasyon çeşitlerinin temel farkı tendon tamirinin ilk dört haftasında ortaya çıkmaktadır. Tendon tamirinden sonra hastanın eli alçıya alınarak sabitleme işlemi yapılır. El bileği 20-30° fleksiyonda iken MCP eklemleri 40-50° fleksiyonda, PIP ve DIP(Distal Interfalangeal) eklemler tam ekstansiyonda olacak şekilde açılanmaktadır. Elin bu şekilde açıda kalması tendonda yapışıklık oluşumuna sebep olmakta olup tendonun hareket etmesini engellemektedir. Egzersizler yapılırken aktif ve pasif hareketler arasındaki EHA'nın 15°'den fazla olması durumunda yapışıklık olduğu anlaşılmaktadır. Egzersiz programları yeniden düzenlenerek, 4-5 hafta içerisinde hala devam edildiği takdirde hamur ile dirençli egzersizlere başlanılmaktadır. Erken pasif hareket işleminde el bileğinin belirlenmiş ölçülerde dorsal atel ile sabitlenmesi aynı zamanda el bileği iç kısmından tırnak uçlarına birleştirilmiş lastik sayesinde parmaklara pasif fleksiyon ve aktif ekstansiyon

hareketi sağlanmaktadır. Bu işlem aynı zamanda yapışıklığı önlemektedir. Erken aktif hareket ise cerrahi işlemin 3-5. gününde el bileğine ve parmaklara hareket sağlayan, dorsal atel içerisinde parmakların hareket etmelerine olanak sağlayan uygulamadır. Pasif hareket işleminden sonra erken aktif hareket uygulanır. Atel 6 hafta sonra çıkarılır[65].

2.5.8. Ekstansör tendon tamirlerinde rehabilitasyon

Ekstansör tendonun yaralanması ile tendon hareket edemez ve eklemler sertleşir. Sertleşen eklemler kuvvetli kavramayı negatif yönde etkiler. Ekstansör tendonun yapısı gereği 7 bölgede rehabilitasyon uygulanır. Genellikle, ilgili bölge sabit atelleme ile ekstansiyonda tutulur. Burada, çekiç parmak ateli, destekli dorsal atel, yaylı atel ve dinamik ekstansör ateli kullanılmaktadır. 4-6. Haftalarda sabit atel gece ateline dönüştürülerek kontrollü pasif hareket uygulanır. Aktif harekette eklemlere uygulanan açılar arttırılarak devam ettirilir[65].

2.6. Yapay Sinir Ağları

İnsan beynini simüle ederek öğrenme işlemini gerçekleştiren bilgisayar sistemine Yapay Sinir Ağı denmektedir. Yapay Sinir Ağları, mevcut örneklerden yararlanarak öğrenirler. Burada, her bağlantının ağırlık değeri vardır ve ağın bilgileri bu bağlantılara dağıtılmıştır. Bu konu hakkındaki çalışmalar 1943 yıllarında başlamış ve günümüze kadar halen araştırılmaya ve geliştirilmeye devam etmektedir. Yapay zekâ ile ilk çalışmalar doktor olan Warren McCulloch ile matematikçi Walter Pitts ile başlamıştır. 1949 yılında Hebb tarafından öğrenme fonksiyonunun (Hebbian Kuralı) bilgisayarlar tarafından oluşturabilecek düzeyde bir yapay sinir ağı tasarlanmıştır. 1957 yılında ise, algılayıcılar (perceptron) geliştirilmiş ve makinelerin öğrenme algoritmalarının temeli oluşturulmuştur. Üç yıl sonra, 1960 yılında öğrenme algoritması Widrow ve Hoff ADALINE tarafından geliştirilmiş. 1982 yılında çok katmanlı algılayıcıların geliştirilmiş olup günümüzde yaygın olarak kullanılan geri yayılım algoritması 1986 yılında geliştirilmiştir[66,67].

Yukarda belirttiğimiz gibi, yapay sinir ağı insan beynini simüle eden bir çalışma mekanizmasına sahiptir. YSA'ların öğrenme süreçleri donanımsal ve yazılımsal bir yol izler. Ancak, donanımsal olarak elektronik cihazların boyutu ve esnek olmayışı yapay sinir ağlarının daha çok yazılımsal olarak gerçekleştirilmesine yol açmıştır.

Mevcut verilerden yararlanarak Yapay Sinir Ağları öğrenme işlemini gerçekleştirirler.

Yapay sinir ağıları birbirlerine bağlı yapay sinir ağı hücrelerinden oluşmakta olup her bağlantının bir ağırlık değeri bulunmaktadır. Ağırlıkların YSA zekâsı olarak tanımlanmasının nedeni var olan bilgi ağı bağlantı ağırlıkları ile temsil edilmesidir. Ağı performansının artması için ağına sahip olduğu ağırlık değerlerinin doğru olması gerekmektedir. Dağıtık bilgiye sahip olan YSA'larda bilgi bağlantılara dağıtılmış olup bazı ağırlık değerleri kaybolmasına rağmen ağ çalışmayı sürdürebilir [67].

2.6.1. Yapay Sinir Ağları Avantajları

Kullanılacak olan mevcut verilerde eksik bilgi olmasına rağmen çalışabilme ve gerçekleşmiş örnekleri kullanarak öğrenme özelliğine sahiptir. Ayrıca, veriler belirsiz bilgilerden oluşuyor olsa dahi bu bilgileri işleyebilme ve çözülmesi zor problemleri bile çözüme yeteneğine sahiptir. Aynı anda birden fazla iş gerçekleştirebilme özelliğine sahip olup ani bozulma göstermez. Hata toleransına sahiptir ve öğrenme işlemini gerçekleştirdikçe hata oranını minimize etme özelliğine sahiptir[68].

2.6.2. Yapay Sinir Ağları Donanımı

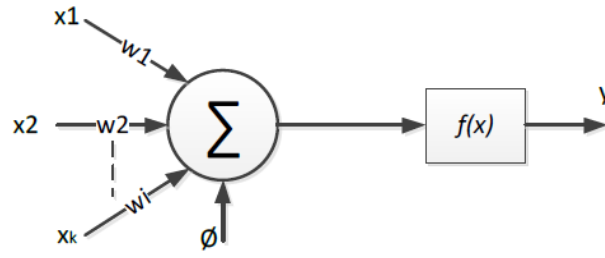
Yapay Sinir Ağlarının donanım uygulamaları çoğunlukla yazılım teknolojisi ile yapılmaktadır. Bu nedenle daha öncede belirttiğimiz gibi hızlı ve güçlü bilgisayarlara ihtiyaç duymaktadır.

Yapay sinir donanımları birçok alanda fayda sağlamıştır:

- Optik örüntü ve ses tanımlama
- Trafik izlenmesi
- Veri madenciliği ve filtreleme fonksiyonları
- Sinyal işleme

2.6.3. Yapay Sinir Ağı Hücre Yapısı

Yapay sinir ağı hücresi giriş, birleştirme fonksiyonu, ağırlıklar, aktivasyon fonksiyonu ve çıkış olmak üzere beş kısımdan oluşmaktadır. Şekil 2.16'de k girişli bir yapay nöronun farklı gösterimi verilmiştir. Bu şekilde x girişleri, y çıkışı, $f(x)$ aktivasyon fonksiyonu, k nöron giriş sayısını, θ eşik değerini, w ise ağırlıkları ifade etmektedir.

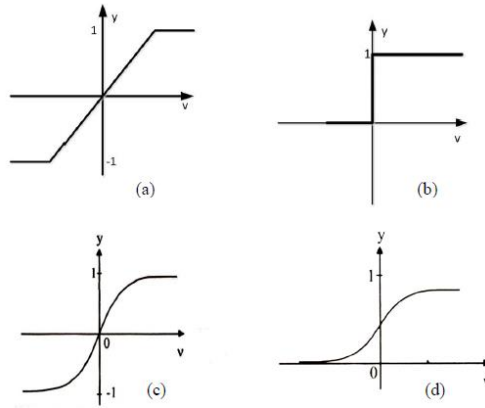


Şekil 2.16. Yapay nöronun temel gösterimi[52].

YSA’larda en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları;

- Doğrusal fonksiyon (Şekil 2. 17 (a)),
- Basamak fonksiyonu (Şekil 2. 17 (b)),
- Tanjant hiperbolik (Şekil 2. 17 (c))
- Ve sigmoid fonksiyonudur (Şekil 2. 17 (d)).

Özellikle tanjant hiperbolik ve sigmoid fonksiyonu doğrusal olmadıkları ve ara değerleri alabildikleri için ağı eğitimi kolaylaştırmaktadır.



Şekil 2.17. Aktivasyon fonksiyonları (a) doğrusal fonksiyon, (b) adım fonksiyonu,(c) tanjant hiperbolik fonksiyonu, (d) Sigmoid fonksiyonu[52]

Yapay sinir hücreleri girişlerine uygulanan verileri toplar ve aktivasyon fonksiyonuna sokarak elde edilen çıktıyı yapay sinir hücreleri üzerinden diğer ağ elemanlarına iletir. YSA’lar, aralarındaki bağlantıların değerlerine göre ağırlık değerleri belirlerler buradaki amaç, ağa gösterilen veri örneklerine bağlı olarak hedeflenen çıkış değerlerini verecek ağırlıkların elde etmektir. Yapay sinir ağı genellikle, girdi katmanı, ara (gizli) katman ve

çıkış katmanı olmak üzere üç katmanlı olarak modellenmektedir. Yapay sinir ağı, giriş verilerini ara katmandaki ağırlıklar ile çarpması sonucunda oluşan çıkışları, eğitim setinde verilmiş olan doğru çıkışlar ile kıyaslar ve oluşan çıkışlar ile eğitim setinde verilmiş olan çıkışlar arasındaki hata oranının azaltılması amacıyla ağırlıklar her işlemde değişmektedir. Bu işlem, her bir değer için doğru sonuç bulununcaya kadar devam etmektedir. Doğru ağırlıkların bulunması işlemi “ağın eğitilmesi” işlemidir. İşlemin bir sonraki adımını test aşaması kapsar. Eğitim setindeki veriler için doğru sonuçlar elde edildikten sonra, test setindeki veriler yapay sinir ağı sistemine verilir. Test seti verileri için doğru çıkış verileri üretilmesi durumunda, ağın eğitilme işleminin başarıyla sonuçlandığı söylenebilmektedir.

2.6.4. Bazı temel tasarım parametreleri

2.6.4.1. Epoch(Döngü)

Bütün giriş verilerinin işlenmesi esnasındaki tek bir iterasyona (ardışık işlem) epoch denmektedir. Sistemin kendini eğitim verisine göre eğitebilmesi için epoch sistemi büyük bir önem taşır. YSA her iterasyonda öğrenir ve aynı girişler defalarca uygulandıkça, daha az bir hata ile eğitilmiş bir hal alır.

2.6.4.2. Yapay Sinir Ağlarında Hata

Ölçüm fonksiyonları ile ölçülen hata, YSA’da çıkış değerlerinin ve eşik(bias) değerinin çıkışa olan yansımadır. Ortalama Mutlak Hata (OMH), Ortalama Karesel Hata (OKH) ve Ortalama Bağlı Hata (OBH) en çok kullanılan hata fonksiyonlarıdır. Farklı hata fonksiyonları, tasarımcının seçimine ve problemin tipine göre seçilip kullanılabilir. Buradaki amaç minimum hataya sahip bir YSA oluşturmaktır.

2.6.4.3. Momentum

Geçen her iterasyonda YSA minimum hata noktasına ulaşmayı hedefler ve belirlenen belli bir eşik değere ulaşır ise durmayı veya eğitimi yavaşlatmayı tercih eder.

2.6.4.4. Durdurma Kriteri

Yapay sinir ağlarında; zaman eşik değerine ulaşılması, önceden tanımlı bir epoch değerine ulaşılması, önceden belirlenmiş hata değerine ulaşılması ve/veya iki iterasyon değeri arasındaki hata değeri azalma miktarı çok az ise eğitimi durdurma kararı alınır.

2.6.4.5. Eğitim verilerinin Ağa Sunulması

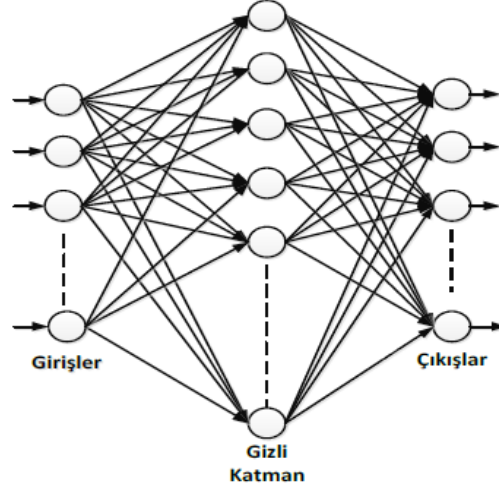
Veriler ‘M’ örnek eğitim verisi sırası ile ağa verilir hepsi YSA’ya gösterildikten sonra başa dönerek sırası ile ağa tekrar verilirler. Bu işlem durdurma kriterlerinden biri ulaşıncaya kadar devam etmektedir. Örnek vermek gerekirse, 1. iterasyonda 1. örnek, 2. iterasyondan 2. örnek vb. şekilde veriler ağa sırasıyla sunulur. Buna ek olarak ise, örnekler eğitim kümesinden rastgele seçilmekte olup bu örnekler eğitim verisine atılıp tekrar seçilebilir ya da seçilmez.

2.6.4.6. Geri Yayılımlı Sinir Ağları

Bir çeşit Yapay Sinir Ağı olan Geri Yayılımlı Sinir Ağları, birbirine bağlı farklı katmanlardan oluşmaktadırlar. Daha detaylı anlatmak gerekirse, giriş katmanı, çıkış katmanı ve en az bir katmanında lineer olmayan işlem elemanı olacak şekilde katmanlardan oluşmaktadırlar. Biyolojik sinir hücrelerindeki nöronlara benzetildikleri için lineer olmayan işlem elemanları nöron olarak adlandırılmaktadır. Farklı ağırlıklar ile birbirlerine bağlı olan nöronlarda ağırlık ile çarpılan bir nöronun çıkışı, bir sonraki katmandaki nöronun girişini oluşturur. Uygun sayıda gizli katmanlar ile donatıldıklarında BPNN’ler, yüksek düzeydeki kompleks lineer olmayan fonksiyonların hata oranlarını minimize edebilirler[69].

2.6.5. Çok Katmanlı Algılayıcı

En yaygın kullanılan YSA modeli çok katmanlı algılayıcıdır. Bu yapı giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanına sahiptir. Şekil 2.18’de gösterilen perceptron, bir sinir hücresinin birden fazla girdiyi alarak bir çıktı üretmesi prensibine dayalıdır ve YSA hücrelerinin birbirlerine bağlanması sonucu oluşan yapılar olarak bilinirler.



Şekil 2.18. Çok katmanlı algılayıcı yapısı[52].

Girdi/giriş katmanı: Verilerin sisteme giriş yaptığı katman olup bu katmanda herhangi bir işlem gerçekleşmez.

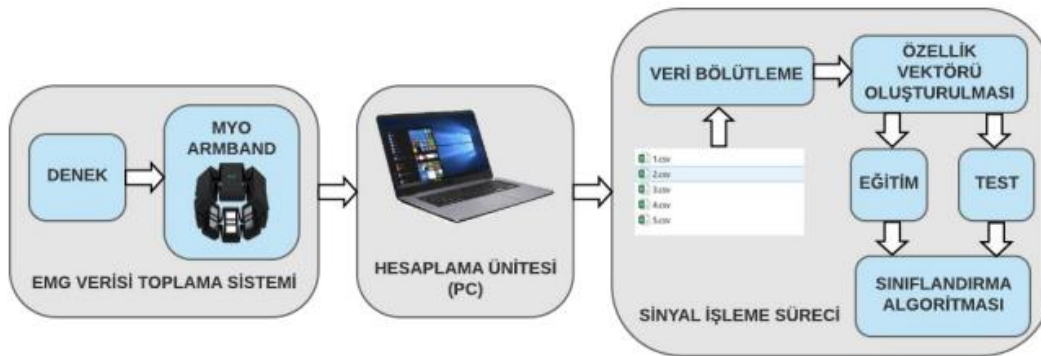
Gizli/Ara katmanlar: Sisteme giren verileri işler ve Bu katmanda birçok problemi çözmek mümkün olur fakat daha geniş sonuç alabilmek için katman sayısının isteğe göre artırılması gerekebilir.

Çıktı katmanı: gizli katmandan gelen bilgileri işleyerek ağın ürettiği sonuç verilerini oluşturur.

Çok katmanlı algılayıcıların eğitim performansını belirlemek için eğitim bitimi itibariyle ağa algılayamadığı bazı örnekler tekrar gösterilip verdiği doğru cevaplara göre performansı ölçülür[66,67,52].

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde Şekil 3.1 de görülen düzenek kullanılarak tek denekten her hareket için 45 tekrar örnek alınmış ve bilgisayara kaydedilmiştir. Kaydedilen bu EMG verileri MATLAB ortamına aktarılarak her örnek için başlangıç noktası bulma algoritması kullanılarak hareketin başlangıç noktasından itibaren 100 veri pencerelenerek özellik çıkarma adımına geçilmiştir. MATLAB ortamında oluşturulan özellik kümesi ile sınıflandırma yapmak için MLP ağları ile eğitilerek test aşamasına geçilmiştir. Test sonuçları doğru sınıflandırma performansları tablolar ve grafiklerle gösterilmiştir. MLP modelleri ile gerçekleştirilen sınıflandırma işleminde gizli katmanda bulunan nöron sayısının modellen performansına etkisi tablolarla verilmiştir. Son olarak uzaktan kontrollü EMG tabanlı rehabilitasyon uygulaması için, iyi seçilen bir MLP sınıflandırması model olarak önerilmiştir.



Şekil 3.1. Deneysel çalışmada yapılan EMG sinyali sınıflandırma süreci.

3.1.EMG Verilerinin Toplanması

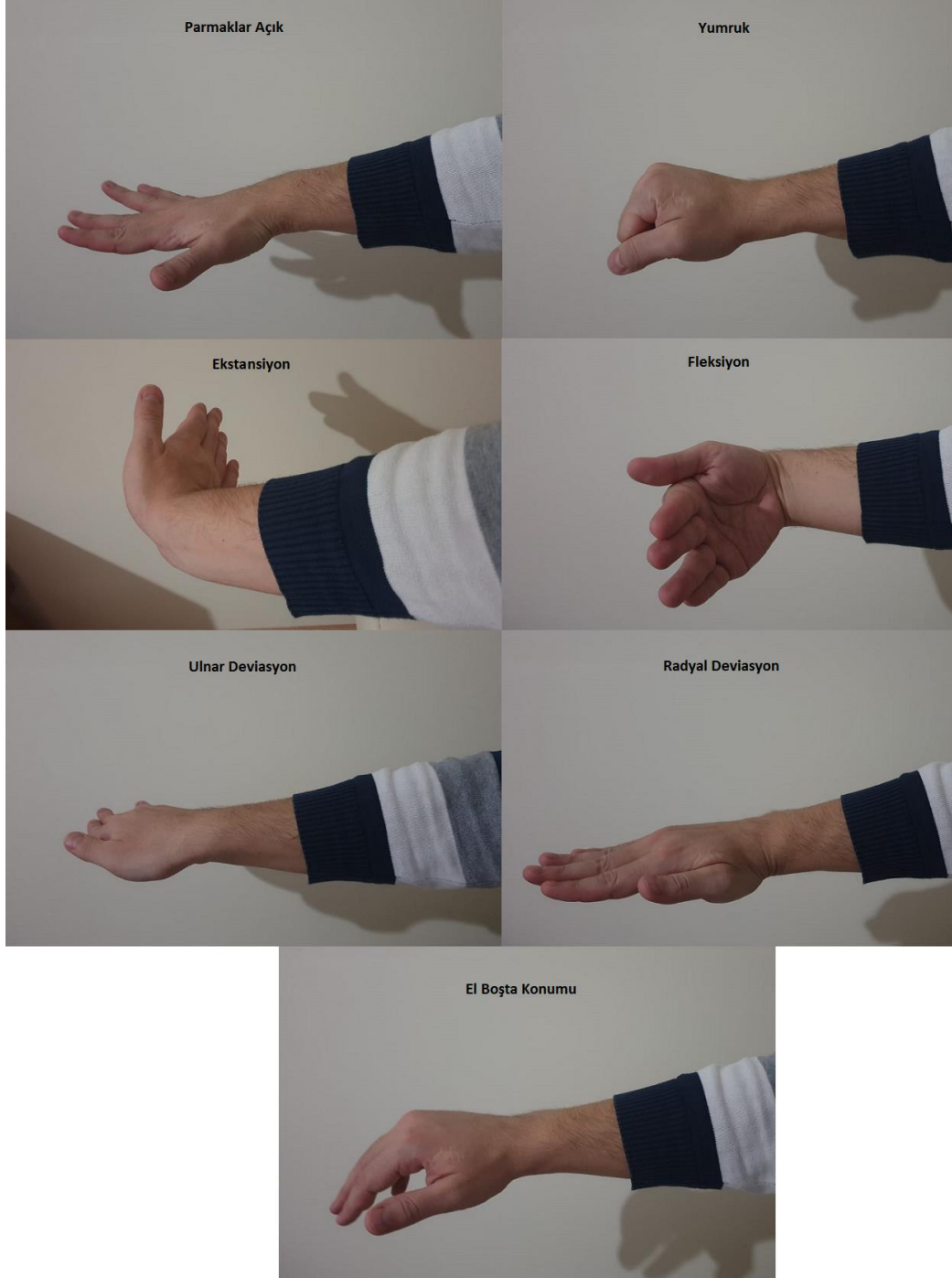
Bu çalışmada, sekiz kanal elektrottan oluşan ve kablosuz bağlantı üzerinden EMG sinyallerini gönderen Myo kol bandı kullanılmıştır. EMG verileri toplamadan önce 6 adet el hareketi planlanmış ek olarak el hareketsiz iken sistemin anlamsız veriler üretmemesi için el serbest hareketi eklenmiştir. Bu el hareketleri

1. Parmaklar açık,
2. Yumruk
3. Ekstansiyon,
4. Fleksiyon,

5. Radial deviasyon ve

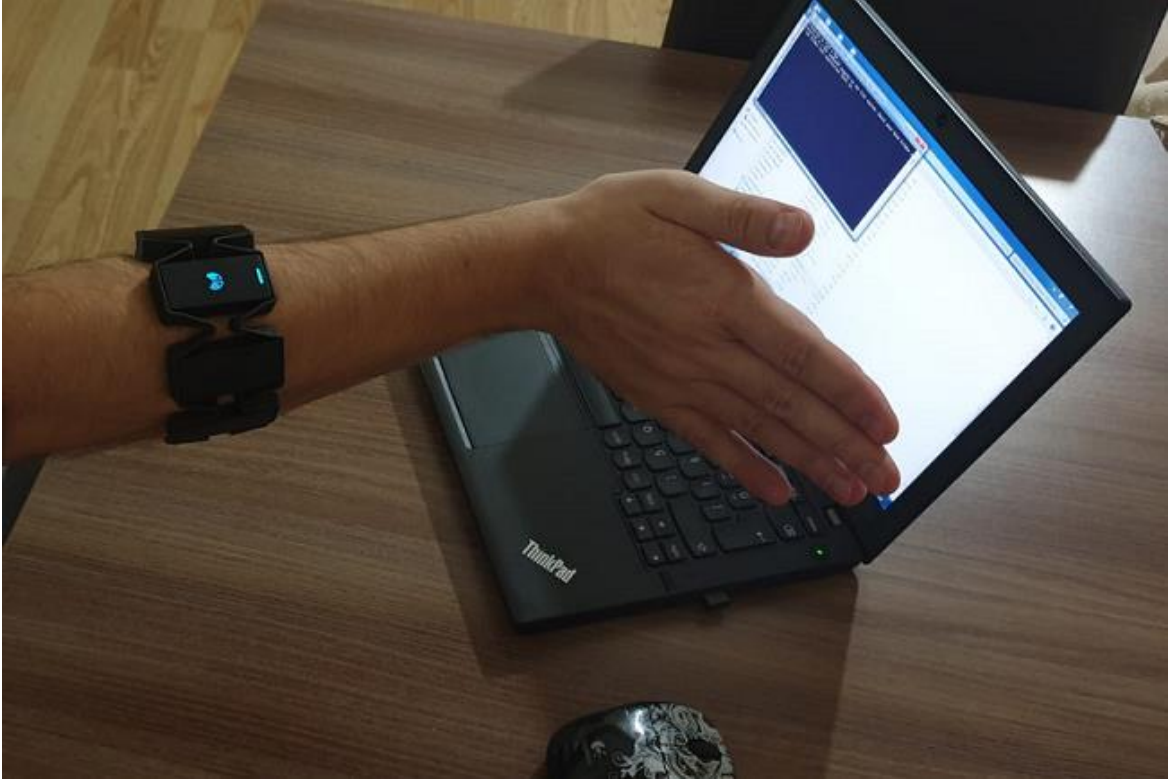
6. Ulnar deviasyon hareketi

Olarak Şekil 3.2’de gösterilmiştir.



Şekil 3.2. Sınıflandırılacak 7 el hareketi.

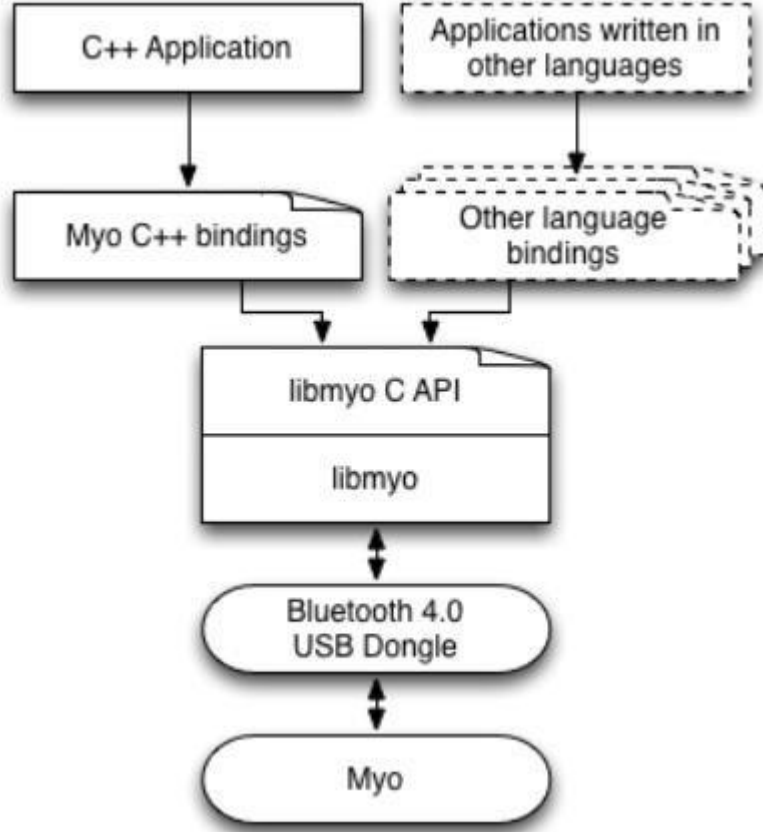
Bu tez çalışmasında, normalde sağ elini kullanan tek denek kullanılmıştır. EMG verilerini toplama işlemi, denek sağ ön kolunun üst kısmına kol bandı giyerek bir sandalyeye oturarak gerçekleştirilmiştir. EMG sinyali alımı sırasında, denekten dirseğin eklemlerini kırmadan kolunu düz tutması istenmiştir. Denekten her bir el hareketi arasında, bir sonraki el hareketini yapmadan önce elini serbest bırakması istenmiştir. Buradaki amaç aktivite tespit yapılırken hareketin başladığı ve bittiği noktayı kesin olarak görebilmektir. Kol bandının şarj edilmek için kullanılan girişinin, deneğin dirseğinin iç ve dış kısmının kolun üstten tam ortasına gelecek şekilde hizalanarak EMG sinyalleri kaydedilmiştir. Kaydedilme pozisyonu Şekil 3.3 te görülebilir.



Şekil 3. 3. EMG verilerinin denekten toplanarak bilgisayara kaydedilmesi.

EMG verileri bilgisayara, Myo kol bandının SDK'sı sayesinde kaydedilmektedir. Bu Myo SDK, Myo kol bandı ile bilgisayarın iletişim kurmasını sağlar. Myo SDK merkezindeki bir kütüphane olan libmyo sayesinde, uygulamaların Myo kol bandı ile etkileşime girmesine izin verir.

Genellikle, Myo uygulamaları uygulama tarafından kullanılan programlama diline karşılık gelen bir dil bağlaması kullanırlar [38]. Şekil 3.4’de, bir C++ uygulamasının bir Myo kol bandına nasıl erişebildiği gösterilmektedir.



Şekil 3.4. Myo kol bandının SDK’sı ve C++ uygulaması ile EMG verilerine erişim [38].

Veri setini oluşturacak EMG verilerini toplamak için Myo arm band web sitesinde bulunan bir program kullanılmıştır. Program başlatıldığında veri kaydetmeye başlayıp kapatıldığında csv formatında verileri çalıştırıldığı klasöre kaydetmektedir. Bu program kullanılarak deneğe yaptırılan 6 el hareketinin ve rahat durumunun EMG verileri Myo kol bandının çalışma frekansı olan 200 Hz örnekleme frekansı ile kaydedilmiştir. Myo kol bandının bluetooth desteği sayesinde yapılan her el hareketinin oluşturduğu EMG sinyalleri kablosuz olarak bilgisayara csv dosya formatında kaydedilmiştir. Her bir el hareketi için 8 kanaldan EMG verisi gelmektedir. Hareketin başlangıcını tespit edip buradan başlayan yüz örnek almak için MATLAB da aktivite tespit(onset detection) algoritması kullanılmıştır. Bu şekilde denekten 7 hareket için 45’er örnek alınmıştır.

Tüm veriler ile MATLAB da 100x8x45 lik matris oluşturulmuştur. Bilgisayara kaydedilen csv formatındaki EMG verilerinin görünümü Şekil 3.5’de görülmektedir. Görüldüğü gibi bir zaman damgası ve 8 adet EMG sensöründen gelen verilerden oluşan -127 ile +127 arasında işaretli 8 bit sayılar görülmektedir. Bu sayılar EMG sinyalinin genliği değil de EMG sinyalinin genliğini temsil eden Myo SDK’sının bize sunduğu işaretli 8 bit sayılardır [38,39].

	A	B	C
1	timestamp,emg1,emg2,emg3,emg4,emg5,emg6,emg7,emg8		
2	1574256145228772,-2,-4,2,16,-7,0,0,-1		
3	1574256145228772,0,0,0,-3,-12,-2,-1,-2		
4	1574256145229683,-1,-2,-6,-9,-12,-2,0,-1		
5	1574256145229683,0,0,0,10,35,8,1,0		
6	1574256145230683,0,1,2,-9,-12,0,-3,1		
7	1574256145230683,-1,0,0,0,-6,-2,-1,0		
8	1574256145230683,-1,-3,-3,5,4,0,-2,-1		
9	1574256145230683,-1,-1,-2,-4,-4,-2,0,-2		
10	1574256145241690,0,3,4,-3,-4,-4,-2,-2		
11	1574256145241690,-1,-3,-1,-4,7,8,-1,-1		
12	1574256145250677,-1,0,-1,20,16,-1,-1,0		
13	1574256145250677,-1,2,0,-9,-13,-4,-1,1		
14	1574256145256666,0,-2,4,-5,11,1,-1,0		
15	1574256145256666,-2,-7,-5,7,-1,1,-1,-2		
16	1574256145272660,1,1,2,-6,-2,-4,2,-1		
17	1574256145272660,-2,-1,-1,2,-20,-1,-2,-2		
18	1574256145280654,1,2,-2,-11,16,-4,-2,-2		
19	1574256145280654,0,-5,3,15,-6,5,1,0		
20	1574256145286672,-1,3,5,-3,-3,3,0,0		
21	1574256145286672,0,0,-1,8,-11,-4,-1,-1		
22	1574256145301640,-1,-4,-4,-16,-14,-1,-1,1		
23	1574256145301640,-1,-4,-6,10,0,-4,-2,-2		

Şekil 3.5. Deneğin bir el hareketinden elde edilen ham EMG sinyalleri (csv formatında)

3.2. EMG Sinyallerinin Sınıflandırılması İçin Örnek MLP Modeli Oluşturulması

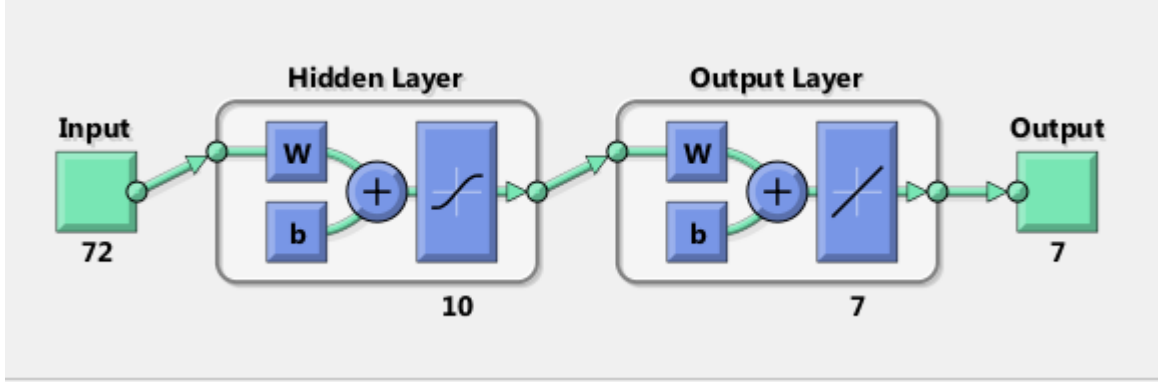
EMG verilerini işlemek için Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları MATLAB ortamında kullanılmıştır. Daha önceden bahsedildiği gibi denekten her hareket için alınan 45 örnek MATLAB ortamına aktarılmıştır.

MLP ağına eğitim için giriş olarak verilecek veri seti oluşturulmuştur. MLP ağına eğitim için hedef olarak verilecek veri setinin de oluşturulması gerekir. Hedef için 7 el pozisyonunu temsil eden ikilik düzendeki sayılar her hareketin karşısına gelecek şekilde Tablo 3.1’de belirtildiği gibi “one hot encoding” yöntemi ile kodlanmıştır. 7 el hareketini temsil eden “one hot encoding” yöntemi ile kodlanan bu ikilik düzendeki kodlar, output adlı değişkene satır arka arkaya gelecek şekilde eklenmiştir.

Sınıflandırılacak El hareketi	Sınıfın kod karşılığı
1. Hareket (Parmaklar Açık)	1000000
2. Hareket (Yumruk)	0100000
3. Hareket (Ekstansiyon)	0010000
4. Hareket (Fleksiyon)	0001000
5. Hareket (Ulnar deviasyon)	0000100
6. Hareket (Radyal deviasyon)	0000010
7. Hareket(el boşta)	0000001

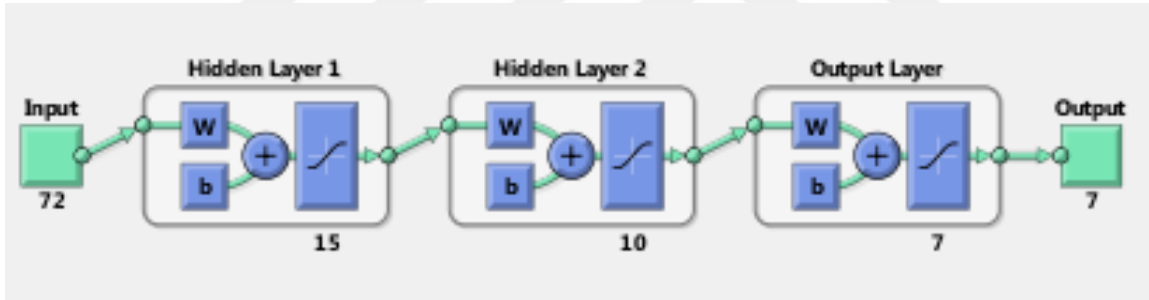
Tablo 3. 1 Hareket sınıflarının “one hot encoding” yöntemi ile ikilik kodlanması.

Şekil 3.6’da görüldüğü gibi MATLAB Neural fitting Tool kullanılarak oluşturulan MLP ağının giriş katmanı nöron sayısı (9 özellik kullanıldığında) 72’dir. Giriş katmanı nöron sayısı özellik kümesinin boyutuna bağlı olarak değişmektedir. Her kanal için 9 özellik hesaplandığı için giriş sayımız 72 olmuştur. Gizli katmandaki nöron sayısı istenirse değiştirilebilmektedir. 7 el hareketi olduğu için çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 7 olarak görünmektedir.



Şekil 3.6. Tek Gizli katmanlı MLP ağının yapısı(10 gizli nöronlu).

Denekten her hareket için alınan 45 örneğin 30 adedi eğitim için ayrılmış 15 adedi ise test için ayrılmıştır. MATLAB programında hazırlanan test programında yapılan eğitim sonucunda her bir hareket için elde edilen sonuçlar Tablo 3.4’de görülebilir. MATLAB ortamında oluşturulan kod istenilen sayıda eğitim yapıp en iyi sonuçlar elde edilen ağı kaydetmektedir.



Şekil 3.7. Çift gizli katmanlı MLP ağının yapısı(15 ve 10 gizli nöronlu).

3.3. MLP Modelinde Gizli Katman Nöron Sayıları Değiştirilerek Performansa Olan Etkilerinin İncelenmesi

MLP ağının eğitimdeki başarısını artırmak için gizli katmandaki nöron ve gizli katman sayısı değiştirilerek ağ yeniden eğitilmiştir. Bu denemeler sonucunda nöron ve gizli katman sayıları değiştirilerek Tablo 3.2 ve Tablo 3.3’de görüldüğü gibi sınıflandırıcı modellerin performanslarının artırılması amaçlanmıştır. Kullanılan hata ölçekleri literatürde sıklık ile kullanılan, Hata 1: Ortalama Kare Kök Hatası, Hata 2: Ortalama Mutlak Hata, Hata 3: Bağıl Ortalama Mutlak Hata’dan oluşmaktadır. Görülebileceği üzere tek gizli katmanlı ağda nöron sayısı artışı doğruluğu azaltırken çift gizli katmanlı 10x15 nöronlu ağda Tablo 3.3’de görülebileceği üzere kayda değer performans artışları

görülmüştür. Bu sebeple canlı uygulamada performans ve işlem hızı açısından 15x10 nöronlu ağ seçilmiştir. Performans açısından son eğitim yeterli görüldüğü için farklı nöron sayıları test edilmemiştir.

Nöron Sayısı	10(tek gizli katmanlı)			20(tek gizli katmanlı)		
	Hata 1	Hata 2	Hata 3	Hata 1	Hata 2	Hata 3
El Açma	0,96462	0,00946	0,06627	1,01042	0,06803	0,47624
Yumruk	1,03025	0,01413	0,09891	1,43516	0,09136	0,63955
Ekstansiyon	0,32187	0,00311	0,02177	0,29596	0,02178	0,15249
Fleksiyon	0,00003	0,00000	0,00000	0,24023	0,01340	0,09379
Ulnar Deviasyon	0,32187	0,00308	0,02159	0,29241	0,02156	0,15094
Radial Deviasyon	0,36184	0,00469	0,03284	1,04614	0,05432	0,38023
El Serbest	0,00000	0,00000	0,00000	0,00001	0,00000	0,00000

Tablo 3.2. 1 gizli katmanlı ağın nöron sayısına bağlı MLP modellerinin performansları (Hata 1: Ortalama Hata Kare Kökü, Hata 2: Ortalama Mutlak Hata, Hata 3: Bağlı Ortalama Mutlak Hata.)

Nöron Sayısı	10x10(çift gizli katmanlı)			15x10(çift gizli katmanlı)		
	Hata 1	Hata 2	Hata 3	Hata 1	Hata 2	Hata 3
El Açma	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Yumruk	0,05817	0,00055	0,00388	0,00040	0,00000	0,00003
Ekstansiyon	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Fleksiyon	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Ulnar Deviasyon	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Radial Deviasyon	0,00000	0,00000	0,00000	0,00001	0,00000	0,00000
El Serbest	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000

Tablo 3.3. 2 Gizli katmanlı ağın nöron sayısına bağlı modellerinin performansları.

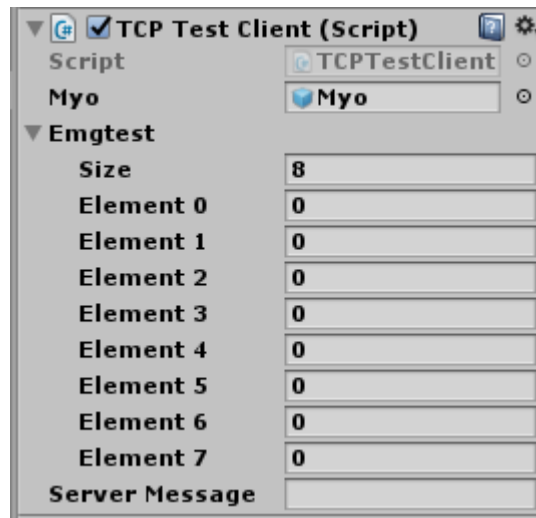
Hata parametreleri en iyi çıkan 2 gizli katmanlı 15x10 gizli nöronlu ağda her hareket için alınıp filtrelenmiş 15'er adet test datası işlenmiş Tablo 3.4'teki sonuçlar elde edilmiştir. Test verileri eğitim için uygun pencere ile tek tek ayarlandığı için %100 doğruluk elde edildiği görülmüştür.

		Beklenen Hareket						
		El Açma	Yumruk	Ekstansiyon	Fleksiyon	Ulnar Deviasyon	Radial Deviasyon	El Serbest
Test sonucunda elde edilen hareket	El Açma	%100	0	0	0	0	0	0
	Yumruk	0	%100	0	0	0	0	0
	Ekstansiyon	0	0	%100	0	0	0	0
	Fleksiyon	0	0	0	%100	0	0	0
	Ulnar Deviasyon	0	0	0	0	%100	0	0
	Radial Deviasyon	0	0	0	0	0	%100	0
	El Serbest	0	0	0	0	0	0	%100

Tablo 3.4. 7 Hareket için Test sonuçları.

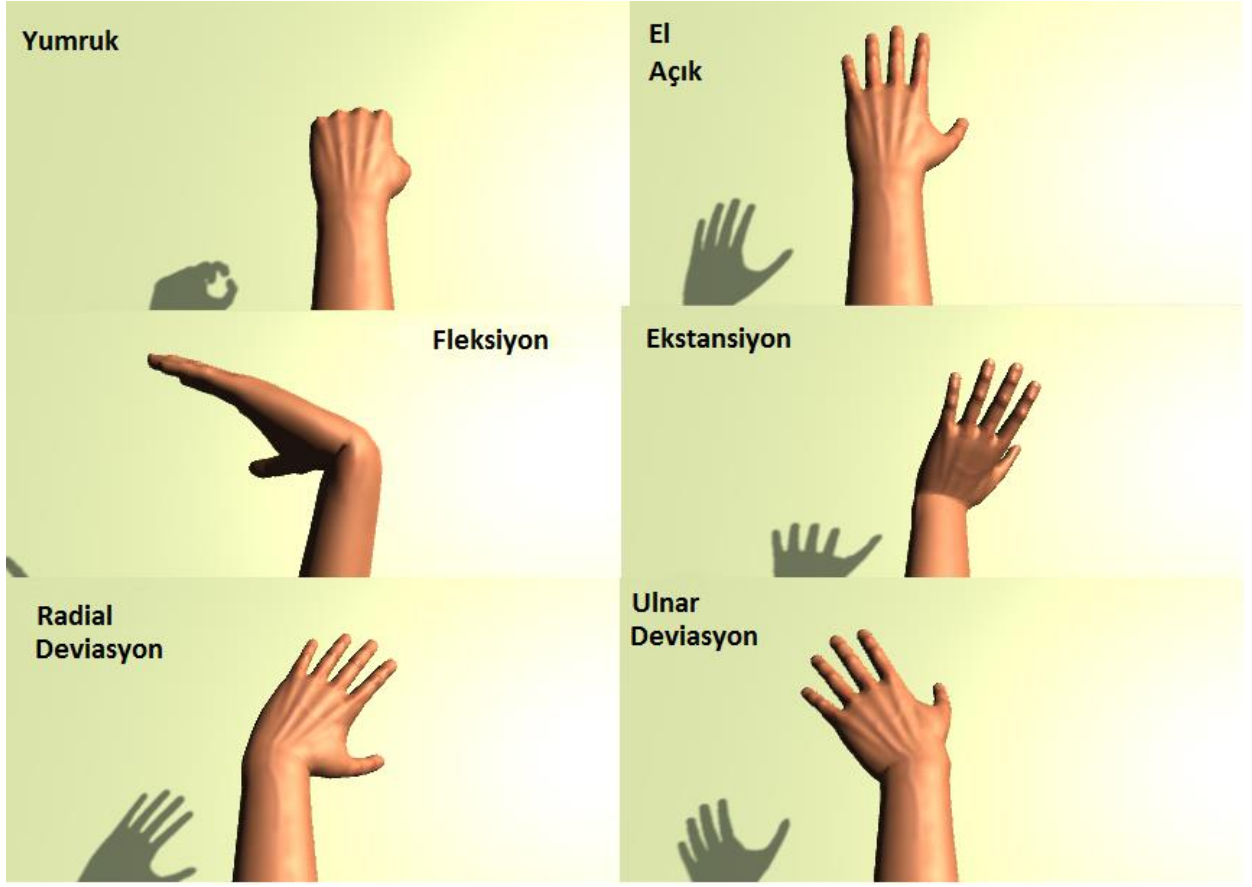
3.4. Unity ortamında verilerin alınması ve değerlendirilmesi

Myo firmasının Unity için geliştirdiği SDK sayesinde Bluetooth alıcı üzerinden 9 dof konum verisi ve 8 kanal EMG verisi Unity içine aktarılabilmektedir. Unity ortamına MATLAB da eğitilen ağı unity kodlarına çevirmek yerine bölüm 2.3 de anlatılan TCP/IP protokolü ile EMG verileri gerçek zamanlı MATLAB a aktarılmış, MATLAB ortamında değerlendirilerek sonuç tekrar Unity ortamına aktarılmıştır. Bu sayede geliştirme aşamasında hızlı uyum amaçlanmıştır.



Şekil 3.8. Unity inspector üzerinde MATLAB a gönderilen veriler ve gelen cevap ekranı.

MATLAB'dan gelen sonuç verilerine göre Şekil 3.9 deki 6 hareketi canlandırmak için uygun kod yazılmıştır.



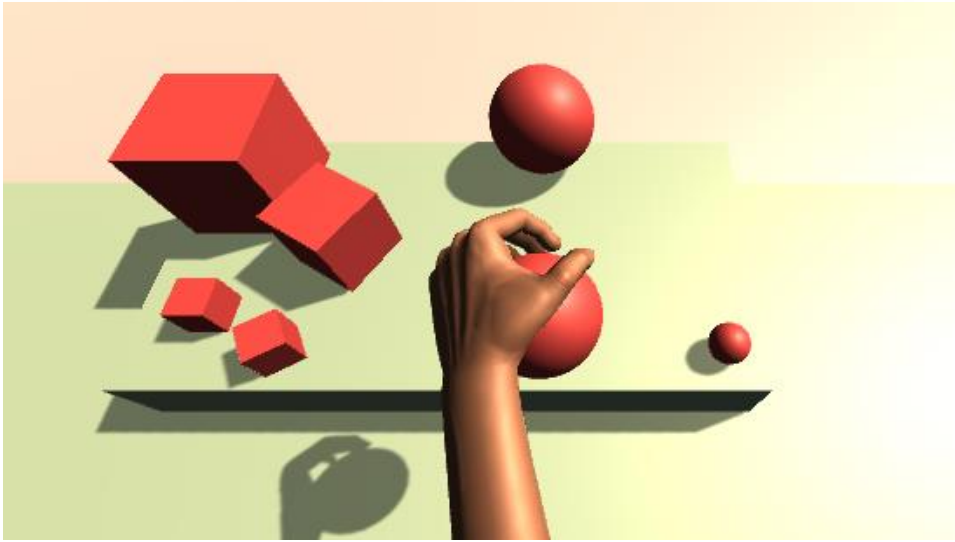
Şekil 3.9. Unity ortamında canlandırılan hareketler.

Test verileri ile yapılan simülasyon da %100 başarı sağlanmasına rağmen canlı veri akışında başarı oranının Tablo 3.5 de görülebileceği üzere düştüğü görülmüştür. Özellikle Radial Deviasyon hareketinde başarı oranı çok düşük çıkmıştır. Buna sebep olarak test verilerinin tek tipte alınmasının sebep olduğu düşünülebilir.

		Beklenen Hareket						
		El Açma	Yumruk	Ekstansiyon	Fleksiyon	Ulnar Deviasyon	Radial Deviasyon	El Serbest
Test sonucunda elde edilen hareket	El Açma	%90	0	0	0	0	0	0
	Yumruk	%5	85%	%10	%10	%10	%15	0
	Ekstansiyon	%5	%15	%90	0	0	%80	0
	Fleksiyon	0	0	0	%90	0	0	0
	Ulnar Deviasyon	0	0	0	0	%90	%0	0
	Radial Deviasyon	0	0	0	0	0	%5	0
	El Serbest	0	0	0	0	0	0	%100

Tablo 3.5. 7 Hareket sürekli veri için test sonuçları.

Ayrıca Unity bir oyun programı olduğu için gerçek hayatta olduğu gibi bir nesneyi tutma çevirme atma gibi hareketler canlandırılabilir. Şekil 3.10 da bir nesnenin tutulabildiği ve hareket ettirilebildiği görülmektedir. Top tutma ve atma küpleri yer değiştirme üst üste yığma gibi işlemlerde başarı sağlanmıştır.



Şekil 3.10. Unity ortamında el modelinin bir nesneyi tutuşu.

4. SONUÇ

Bu tez çalışmasında bilek hareketleri sonucunda ortaya çıkan ve ön koldan alınan elektromiyogram (EMG) sinyalleri ile sanal ortamda MATLAB yardımı ile rehabilitasyon uygulaması geliştirilmesi amaçlanmıştır. MATLAB ortamında seçilen 7 bilek hareketi için EMG sinyallerinin sınıflandırılması ve el hareket bilgilerinin Unity sanal ortamına aktarılması gerçekleştirilmiştir. Bu yapılan çalışma ile el uzuvlarında hasar oluşmuş fizik tedavi ihtiyacı olan hastalar için sanal ortamda düşük maliyetli rehabilitasyon yapılabilecek bir model sunulmuştur.

EMG sinyalleri Myo armband denilen akıllı kol bandı ile denek üzerinden elde edilmiştir. Denekten elde edilen ham EMG sinyalleri üzerinde sinyal işleme aşamaları gerçekleştirilerek, zaman ve frekans alanındaki özellikler kullanılarak özellik vektörleri oluşturulmuştur. EMG sinyallerini sınıflandırma işlemi için Yapay Sinir Ağları (Multi Layer Perceptron) yöntemi kullanılmıştır. MLP ağında gizli katmandaki nöron sayısı ve gizli katman sayısı değiştirilerek yapılan sınıflandırma işleminin performansını artırılmaya çalışılmıştır.

Yapılan çalışmalar incelendiğinde fizik tedavi merkezlerinin ve fizik tedavi uzmanlarının yoğunluğunu azaltmak amacıyla sistemler tasarlandığı görülmektedir. Tasarlanan sistem sayesinde hasta evde veya işte bilgisayarını kullanarak fizik tedavi uzmanının istediği hareketleri tekrarlayarak başarı oranını görebilecektir.

İlerleyen aşamalarda Unity üzerindeki kurgular değiştirilerek eğlenceli oyunlar oluşturulabilir bireyin tedavi sürecini kolay atlatılması sağlanabilir. Daha fazla denekten daha çok sayıda örnek toplanarak daha doğruluğu yüksek sistemler üretilebilir.

KAYNAKLAR

- [1] Aslan, A., Aslan, İ., Ozmeric, A., Atay, T., Colaoglu, A., Konya, M.N., (2013), “Acil El Yaralanmalarında Deneyimlerimiz :5 Yıllık Verilerin Epidemiyolojik Değerlendirilmesi ” TSK Koruyucu Hekimlik Bülteni, Vol 12, (4).
- [2] Epstein, D., Mason, A., Manca, A.,(2008), “The Hospital Costs Of Care For Stroke In Nine European Countries“, Health Economics, Vol. 17, Pp S21-S31.
- [3] Bae, J., Kim, Y., Moon, I., (2012), “Wearable Hand Rehabilitation Robot Capable Of Hand Function Assistance In Stroke Survivors” The Fourth IEEE RAS/EMBS International Conference On Biomedical Robotics And Biomechatronics Roma, Italy. June 24-27,
- [4] Thorsen, R., Spadone, R., Ferrarin, M., (2001), "A Pilot Study Of Myoelectrically Controlled FES Of Upper Extremity," IEEE Trans. Neural Systems And Rehabilitation Engineering, Vol. 9, No. 2, Pp.161-168.
- [5] Denève, A., Moughamir, S., Afilal, L., Zaytoon, J., (2008) “Control System Design Of A 3-DOF Upper Limbs Rehabilitation Robot”, Computer Methods And Programs In Biomedicine 89 202-214.
- [6] Dicicco, M., Lucas, L., Matsuoka, Y.,(2004), “Strategies For An EMG-Controlled Orthotic Exoskeleton For The Hand” Presented At IEEE International Conference On Robotics And Automation, New Orleans, USA
- [7] Kawasaki, H., Kimura, H., Ito, S., Nishimoto, Y., Hayashi, H., Sakaeda, H., (2006) “Hand Rehabilitation Support System Based On Self Motion-Control”, World Automation Congress (WAC), Budapest, Hungary
- [8] Da Silva Cameirao, M., Et Al., Virtual Reality Based Rehabilitation Speeds Up Functional Recovery Of The Upper Extremities After Stroke: A Randomized Controlled Pilot Study In The Acute Phase Of Stroke Using The Rehabilitation Gaming System. Restor Neurol Neurosci, 2011. 29(5): P. 287-98.

- [9] MAUREEN K. HOLDEN, P.D., Virtual Environments For Motor Rehabilitation: Review. *CYBERPSYCHOLOGY & BEHAVIOR*, 2005. 8(3): P. 187-211.
- [10] M. Haris, P. Chakraborty, and B. V. Rao, "EMG signal based finger movement recognition for prosthetic hand control," in *Communication, Control and Intelligent Systems (CCIS)*, 2015. IEEE, 2015, pp. 194–198.
- [11] L Weiss, J. Weiss, and J. Silver, "Easy EMG", Elsevier, 2016.
- [12] J. Rodriguez, A. Malanda, & J. Navallas, "EMG modeling", INTECH Open Access Publisher, 2012.
- [13] Redi, F. 1671. *Esperienze Intorno a Diverse Cose Naturali E Particolarmente Intorno a Quelle Che Ci Son Portate Dall'indie*. Florence: All'insegna della Nave.
- [14] Wu, C. H. (1984) *Electric Fish and the Discovery of Animal Electricity: The Mystery of the Electric Fish Motivated Research into Electricity and Was Instrumental in the Emergence of Electrophysiology*. *American Scientist*, 72, 598-607.
- [15] Galvani, L. (1954) *Commentary on the Effects of Electricity on Muscular Motion*. Burndy Library.
- [16] Whatmore, G. B.; Kohli, D. R. (1974) *The Physiopathology and Treatment of Functional Disorders: Including Anxiety States and Depression and the Role of Biofeedback Training*. Grune & Stratton.
- [17] Basmajian, J. V. (1963) *Control and Training of Individual Motor Units*. Science.
- [18] Green, E. E.; Walters, E. D.; Green, A. M.; Murphy, G. (1969) *Feedback Technique for Deep Relaxation*. *Psychophysiology*, 6, 371-377.
- [19] Jiang, C.-F.; Kuo, S.-L. (2007) *A Comparative Study of Wavelet Denoising of Surface Electromyographic Signals*. *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, 1868-1871.
- [20] Andrade, A. O.; Nasuto, S.; Kyberd, P.; Sweeney-Reed, C. M.; Van Kanijn, F. (2006) *EMG Signal Filtering Based on Empirical Mode Decomposition*. *Biomedical Signal Processing and Control*, 1, 44-55.
- [21] Li, Z.-N.; Luo, Z.-z. (2007) *Spatial Correlation Filtering Based on Wavelet Transformation Application to EMG De-Noising*. *Dianzi Xuebao(Acta Electronica Sinica)*, 35, 1414-1418.
- [22] Phinyomark, A.; Limsakul, C.; Phukpattaranont, P. (2010) *Optimal Wavelet Functions in Wavelet Denoising for Multifunction Myoelectric Control*. *ECTI*

Transactions on Electrical Eng., Electronics, and Communications.–ECTI, 8, 43-52.

[23] Güler, N. F.; Koçer, S. (2005) Classification of EMG Signals Using Pca and Fft. Journal of Medical Systems, 29, 241-250.

[24] Staudenmann, D.; Kingma, I.; Daffertshofer, A.; Stegeman, D. F.; van Dieën, J. H. (2006) Improving EMG-Based Muscle Force Estimation by Using a High-Density EMG Grid and Principal Component Analysis. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 53, 712-719.

[25] Naik, G. R.; Kumar, D. K.; Singh, V. P.; Palaniswami, M. (2006) Hand Gestures for Hci Using Ica of EMG. Proceedings of the HCSNet workshop on Use of vision in human-computer interaction-Volume 56, 67-72.

[26] Cao, L.; Chua, K.; Chong, W.; Lee, H.; Gu, Q. (2003) A Comparison of Pca, Kpca and Ica for Dimensionality Reduction in Support Vector Machine. Neurocomputing, 55, 321-336.

[27] Boostani, R.; Moradi, M. H. (2003) Evaluation of the Forearm EMG Signal Features for the Control of a Prosthetic Hand. Physiological measurement, 24, 309.

[28] Phinyomark, A.; Limsakul, C.; Phukpattaranont, P. (2009) A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition. Arxiv preprint arXiv:0912.3973.

[29] Chan, F. H.; Yang, Y.-S.; Lam, F.; Zhang, Y.-T.; Parker, P. A. (2000) Fuzzy EMG Classification for Prosthesis Control. Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 8, 305-311.

[30] Hudgins, B.; Parker, P.; Scott, R. N. (1993) A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 40, 82-94.

[31] Krysztoforski, K.; Wolczowski, A.; Bedzinski, R.; Helt, K. (2004) Recognition of Palm Finger Movements on the Basis of EMG Signals with Application of Wavelets. Task Quarterly, 8, 269-280.

[32] Chan, A. D.; Englehart, K. B. (2005) Continuous Myoelectric Control for Powered Prostheses Using Hidden Markov Models. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 52, 121-124.

[33] Lucas, M.-F.; Gaufriau, A.; Pascual, S.; Doncarli, C.; Farina, D. (2008) Multi-Channel Surface EMG Classification Using Support Vector Machines and Signal-Based Wavelet Optimization. Biomedical Signal Processing and Control, 3, 169-174.

- [34] Huang, Y.; Englehart, K. B.; Hudgins, B.; Chan, A. D. (2005) A Gaussian Mixture Model Based Classification Scheme for Myoelectric Control of Powered Upper Limb Prostheses. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 52, 1801-1811.
- [35] Baspınar, U.; Varol, H. S.; Senyurek, V. Y. (2013) Performance Comparison of Artificial Neural Network and Gaussian Mixture Model in Classifying Hand Motions by Using SEMG Signals. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 33, 33-45.
- [36] UNITY Başlangıç Eğitimi, <http://ustaderslik.com/pdf/unity-1/> (son erişim tarihi: 02.04.2019).
- [37]Küçükıldız, G., Ocak, H., Şaylı, Ö., ve Karakaya, S., "Engelliler için EMG Tabanlı Kinect Destekli Bir Tekerlekli Sandalyenin Gerçek Zamanlı Kontrolü (Real Time Control of a WheelChair based on EMG and Kinect for the Disabled People)", *Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi (TIPTEKNO) 2015*, 424–427 (2015).
- [38]"Thalmics Myo Armband Web Page", <https://www.myo.com> (2018).
- [39]Abreu, J. G., Teixeira, J. M., Figueiredo, L. S., ve Teichrieb, V., "Evaluating Sign Language Recognition Using the Myo Armband", *Proceedings - 18th Symposium On Virtual And Augmented Reality, SVR 2016*, 64–70 (2016).
- [40]Sathiyarayanan, M. ve Rajan, S., "MYO Armband for physiotherapy healthcare: A case study using gesture recognition application", *2016 8th International Conference On Communication Systems And Networks, COMSNETS 2016*, 1–6 (2016).
- [41]Löfving, V., "Robust control of hand prosthesis using electromyography , accelerometers and gyros", *Faculty Of Engineering, LTH, Lund University Master's Thesis In Biomedical Engineering*, (2017).
- [42]Gonzalo, P. ve A, H. J., "Control of Home Devices based on Hand Gestures", *2015 IEEE 5th International Conference On Consumer Electronics Berlin (ICCE-Berlin)*, 510–514 (2015).
- [43]Sathiyarayanan, M. ve Rajan, S., "MYO Armband for physiotherapy healthcare: A case study using gesture recognition application", *2016 8th International Conference On Communication Systems And Networks, COMSNETS 2016*, 1–6 (2016).
- [44]Néstor Mauricio Caro Sánchez, I. ve Petr Posik, I., "Gesture classification based on electromyography Title of Diploma Thesis: Gesture Classification Based on Electromyography Guidelines", *Czech Technical University In Prague Faculty Of Electrical Engineering DIPLOMA THESIS*, (May): (2016).

- [45]. Yıldırımoglu M., Her Yönüyle İnternetin Altyapısı TCP/IP, Pusula Yayıncılık, İstanbul, 2005.
- [46]Kandemir, G., "Design and Implementation of A Device to Control A Robotic Arm By EMG Signal", Middle East Technical University Electrical And Electronics Engineering The Degree Of Master Of Science, (2013).
- [47]Güvenç, S. A., "Ön Kol Yüzey EMG Sinyallerinin Örüntü Tanıma Tabanlı Analizi Ve Yapay Sinir Ağları İle Sınıflandırılması", Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi, (2014).
- [48]Akay, A., "EMG Sinyalleri Kullanarak Model Bir Araba Kontrolü İçin Parametre Analizi", Karabük Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi, (2015).
- [49]Şenli, K., "EMG (Elektromiyografi) Kontrollü Protez Kol Tasarımı", Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, (2011).
- [50]Motor Neuron and Motor Unit.<http://universe-review.ca/R10-16-ANS04.htm> (30.12.2019).
- [51]Zecca, M.; Micera, S.; Carrozza, M.; Dario, P. (2002) Control of Multifunctional Prosthetic Hands by Processing the Electromyographic Signal. Critical Reviews™ in Biomedical Engineering, 30.
- [52]Ulvi BAŞPINAR, Elektromiyogram Sinyallerinin Sınıflandırılması Ve Bağımsız Bileşen Analizi İle İşlenmesi, "Doktora Tezi" Türkçe, 2014.
- [53]Yousefi, J. ve Hamilton-Wright, A., "Characterizing EMG data using machine-learning tools", Computers In Biology And Medicine, 51: 1–13 (2014).
- [54]Akgün, G., Demetgül, M., ve Kaplanoğlu, E., "EMG Sinyallerinin Öznitelik Çıkarımı ve Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı Algoritması İle Sınıflandırılması", Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, İnönü Üniversitesi, Malatya, (October 2017): (2013).
- [55]Akhmadeev, K., Rampone, E., Yu, T., Aoustin, Y., ve Carpentier, É. Le, "A real-time gesture classification using surface EMG to control a robotics hand", Enoc 2017, 2–4 (2017).
- [56]Reaz, M. B. I., Hussain, M. S., ve Mohd-Yasin, F., "Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and applications", Biological Procedures Online, 8 (1): 11–35 (2006).

- [57]K.Englehart, B.Hudgins, Parker, P. A., ve M.Stevenson, "Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations Classification of the Myoelectric Signal using", Medical Engineering & Physics, (Special Issue): (1999).
- [58]Boyalı, A., Hashimoto, N., ve Matsumoto, O., "Hand posture and gesture recognition using MYO armband and spectral collaborative representation based classification", 2015 IEEE 4th Global Conference On Consumer Electronics, GCCE 2015, 200–201 (2016).
- [59]Englehart, K. ve Hudgins, B., "A Robust, Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control", IEEE Transactions On Biomedical Engineering, 50 (7): 848–854 (2003).
- [60] Özdemir, H. M., Biber, E., Öğün, T.,(2004), “Önkol kombine sinir-tendon yaralanmalarında sinir tamiri sonuçlarımız”, Ulus. Travma Derg.,10(1):51-56
- [61] Çetinkale, O., El cerrahisi ders notu-Tendon transferleri ve paralitık ele yaklaşım,<http://194.27.141.99/dosya-depo/ders-notlari/oguzcetinkale/EL%20CERRAH%DDSD%DD.docx>, Erişim Tarihi: 01.11.2015
- [62]Ataker, Y., Ece Cömert, S., Güdemez, E.,(2011), “Fleksör tendon tamiri sonrası rehabilitasyon”, Türkiye Klinikleri J Orthop & Traumatol-Special Topics 4(2), Sayfa: 31-42
- [63] El rehabilitasyonu,<http://fizikon.com/bilgi-bankasi/el-rehabilitasyonu.html>, Erişim Tarihi: 01.10.2015
- [64]Aydemir, K., Yazıcıoğlu, K., (2011), “Üst ekstremitte tendon yaralanmalarının rehabilitasyonu”, Fiziksek Tıp ve Rehabilitasyon Bilimleri Dergisi, özel sayı sayfa 1-6
- [65]Kuran, B., (2011), “Ekstansör tendon yaralanmalarında rehabilitasyon”, Türkiye Klinikleri J Orthop & Traumatol-Special Topics 4(2) Sayfa 66-73
- [66]Hakan Kalaycı, Mikrodalga Transistorların Yapay Sinir Ağları Modellemeleri İçin Optimum Eğitim Veri Mimarisi, “Yüksek Lisans Tezi” Türkçe, 2016.
- [67]Eren Demir, Geniş Çalışma Bölgesi Transistörlerin Tek Bir Çok Katmanlı Algılayıcı İle Modellenmesi,” Yüksek Lisans Tezi” Türkçe, 2017.

[68]Elektrikport, Yapay Sinir Ağları Avantaj ve Dezavantajları

<http://www.elektrikport.com/teknik-kutuphane/yapay-sinir-aglari-avantaj-ve-dezavantajlari/15007> (12.22.2019 son girilme)

[69]Güneş F, Mahouti P, Demir E, “Prediction of Scattering Parameter Characteristics of a Microwave Transistor using Artificial Neural Networks” 2017 Mathematical Methods in Engineering International Symposium, (2017) Çankaya University, Ankara



ÖZGEÇMİŞ

Ebru ALTINKURT

E-mail : ebruoz16@hotmail.com



KİŞİSEL BİLGİLER

Doğum Tarihi 16.04.1989
Medeni Hali Evli

Eğitim Durumu

07.2016- Yüksek Lisans Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Anabilim Dalı

09.2007- 07.2011 Lisans Süleyman Demirel Üniversitesi
Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme
Mühendisliği

09.2003-06.2007 Lise Ayşe Melehat Erkin Anadolu Lisesi
Fen Bilimleri

İŞ DENEYİMİ

Ücretlendirme ve & Faturalama Operasyonları Uzmanı
Vodafone TR
02.2019 - 02.2020 (1 yıl) İstanbul - Türkiye

Erişim Şebekesi & IP CPN, FIXED, PS ve Regülasyon 1. Seviye Uzmanı
Vodafone TR
06.2014 - 02.2019 (4 yıl 7 ay) İstanbul - Türkiye