

T.C.
BOZOK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Yüksek Lisans Tezi

GÖMÜLÜ SİSTEMLER KULLANILARAK DC
MOTOR MİLİNİN KONTROLÜNÜN
GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

Hande YÜKSEL

Tez Danışmanı
Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN

Yozgat 2018



T.C.
BOZOK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Yüksek Lisans Tezi

GÖMÜLÜ SİSTEMLER KULLANILARAK DC
MOTOR MİLİNİN KONTROLÜNÜN
GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

Hande YÜKSEL

Tez Danışmanı
Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN

Yozgat 2018

ÖNSÖZ

Çalışmalarım esnasında bana her türlü akademik destek ve yardımı sağlayan danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN'e, tüm Bozok Üniversitesi Mühendislik hocalarıma, desteklerini hayatım boyunca hiçbir zaman eksik etmeyen yanımda olduklarını hep hissettiren aileme ve arkadaşlarıma, yüksek lisans süresinde edindiğim ve bu süreçte hep yanımda olan arkadaşım Ayşe TUNCEL'e teşekkür ederim.

Hande YÜKSEL
YOZGAT, Şubat 2018

ŞUBAT-2018
T.C.
BOZOK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

TEZ ONAYI

Enstitümüzün Elektrik-Elektronik Anabilim Dalı 70111514015 numaralı öğrencisi Hande YÜKSEL'in hazırladığı "Gömülü Sistemler Kullanılarak DC Motor Milinin Kontrolünün Gerçekleştirilmesi" başlıklı ~~Doktora~~ Yüksek Lisans tezi ile ilgili Tez Savunma Sınavı, Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği uyarınca 28/02/2018 Çarşamba günü saat 15:00'da yapılmış, tezin onayına oy birliği / oy çokluğu ile karar verilmiştir.

Başkan : Prof. Dr. Feyzullah TEMURTAŞ

Üye : Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN

Üye : Yrd. Doç. Dr. Murat Alparslan GÜNGÖR

ONAY:

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulu'nun 22.02/2018 tarih ve 16-2 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

22.02/2018
Prof. Dr. Fuat KÖKSAL
Müdür
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	III
TEZ ONAY SAYFASI.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
ABSTRACT.....	VIII
TABLolar LİSTESİ.....	IX
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	X
KISALTMALAR LİSTESİ.....	XI
1. GİRİŞ	1
2. ELEKTROMİYOGRAM İŞARETİNİN FİZYOLOJİSİ.....	3
2.1 Kaslarının Yapısı ve Çalışma Şekli.....	4
2.2. Kas Çeşitleri.....	4
2.3. Kas Kasılma Mekanizması	6
2.4. Motor Ünite.....	7
2.5. Motor Hareketi	8
2.6. Kaslarda Servo Mekanizma	9
2.7. Kas Hareketi Esnasında Üretilen Gerilim	10
2.8. Kas Kasılmasının Esnasında Oluşan Gerilim.....	10
3. EMG İŞARETLERİNİN ÖLÇÜLMESİ, İŞLENMESİ VE ÖZNETELİKLERİNİN ÇIKARILMASI.....	13
3.1. EMG Sinyalinin Kaydedilmesi ve Ölçülmesi	13
3.2. EMG Sinyalinin Özellikleri	15
3.3. EMG Sinyallerinin İşlenmesi ve Özniteliklerinin Çıkarılması	17
3.4. EMG Sinyalinin Ön İşleme Safhası	18
3.4.1. Örneklemeye.....	18
3.4.2. Doğrultma	18
3.4.3. Doğrultulmuş Sinyalin Yumuşatılması.....	19
3.4.4. Sinyalin Pencereleme Ayırıştırılması.....	19
3.5. Öznitelik Çıkarımı.....	19
3.5.1. Sinyalin Enerjisi	20
3.5.2. Sinyalin Maximum Değeri.....	20

4. EMG SİNYALLERİNİN SINIFLANDIRILMASI	21
4.1. Yapay Sinir Ağları Sınıflandırma Algoritması.....	21
4.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları	22
4.1.3. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	22
4.1.4. Yapay Sinir Ağının Yapısı	23
4.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi.....	25
4.3. Bulanık Mantık Sınıflandırıcılar	26
5. UYGULAMA VE GRAFİKSEL SONUÇLAR	28
5.1. EMG Sinyallerinin Alınması.....	28
5.2. EMG Sinyallerinin İşlenmesi	28
5.3. Tasarlanan YSA ve Bulanık Mantık Sınıflandırıcı Sistemi	30
5.4. Sistemin Çalışması	34
6. ÇIKARIM VE YORUMLAR.....	36
KAYNAKLAR	37
EKLER.....	41
EK.1	41

GÖMÜLÜ SİSTEMLER KULLANILARAK DC MOTOR MİLİNİN KONTROLÜNÜN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

Hande YÜKSEL

**Bozok Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi**

2018

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN

ÖZET

Bilimsel ve endüstriyel olarak biyomedikal sinyallerin işlenmesi uygulamaları popüler bir alan kazanmış durumdadır, bu sinyaller içinden en popüler kullanılanı ise EMG (Elektromiyografi) sinyalleridir. Bu sinyaller sinir ve kas sinyallerinin elektriksel potansiyelleridir. Bu sinyaller kullanılarak birçok alanda uygulama ve çalışma mevcuttur. Bu çalışmalarda EMG sinyallerinin genliklerinin düşük ve gürültülü olmasından dolayı bazı ön işlemlerden geçirilip literatürde önerilen öznelik çıkarım yöntemleri uygulanarak kullanılır. Sınıflandırma yöntemleri kullanılarak ise doğruluğu artırılır.

Bu çalışmada da EMG sinyalleri tek koldan el açma ve el kapama hareketleri olarak alınıp işlenip, YSA (Yapay Sinir Ağları) ve bulanık mantık sınıflandırma yöntemleriyle sınıflandırıldı. Sınıflandırılan sinyaller bilgisayar vasıtası ile bir silecek mekanizmasına aktarıldı ve mekanizmanın el açma-el kapama hareketleriyle çalışması kontrol edildi.

Bu tez çalışması altı bölümden oluşmaktadır. İlk bölümde tezin amacı, konusu ve literatür özeti yer almaktadır. İkinci bölümde elektromiyogram işaretinin fizyolojisi tanıtılmıştır. Üçüncü bölümde EMG işaretlerinin kaydedilmesi, işlenmesi ve özneliklerinin çıkarılması, dördüncü bölümde EMG sinyallerinin sınıflandırılması ve son olarak sonuç ve yorumlara yer verilmiştir.

Anahtar Kelimeler: EMG, Motor Kontrolü, Sınıflandırma

PERFORMING CONTROL OF THE DC MOTOR SHAFT USING EMBEDDED SYSTEMS

Hande YÜKSEL

Bozok University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical-Electronics

Master of Science Thesis

2018

Thesis Supervisor: Assistant Prof. Dr. Onursal ÇETİN

ABSTRACT

Processing biomedical signals applications as scientific and industrial have popular domain, most popular signals are EMG signals. These signals are electrical potentials of nerve and muscle signals. There are applications and studies at many fields by using these signals. At these studies doing some preprocessing and using by applying attribute extraction methods as proposing in the literature because EMG signals's amplitude being low and noisy. The accuracy is increased by using classification methods.

In this study, processes EMG signals as hand opening and hand closing at single handed, classified with Artificial Neural Networks (ANN) and fuzzy logic classification methods. The categorized signals transferred to the wiper mechanism by computer and checked operation of the mechanism by hand opening and hand closing movements.

This thesis consist six parts. In the first part, there are purpose of the thesis, topic of the thesis and literature summary. In the second part, introduced physiology of electromyogram sign. Third part including EMG signs of saving, processing and doing feature extraction. Fourth part including classification of the EMG signals. Last part including results and comments.

Key words: EMG, Motor Control, Classification

TABLULAR LİSTESİ

Tablo 5.1: Hareket sınıfı.....	31
Tablo 5.2: YSA giriş ve çıkış parametreleri.....	32
Tablo 5.3: Hareketlerin ayrı zamanlarda deneme sayısı ile gösterdiği performansları.....	34
Tablo 5.4: Sınıflandırıcıların başarı oranları analizi.....	34



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1:	Çizgili kaslarda bantlar [7,12,13].....	5
Şekil 2.2:	Kas çeşitleri [7,8].....	6
Şekil 2.3:	Kas kasılması [8,13].....	6
Şekil 2.4:	Motor ünite artışı ile kasılma şiddeti [7].....	8
Şekil 2.5:	Kaslarda servo mekanizma [8,11,13].....	9
Şekil 2.6:	Sağlıklı bir dorsal interossus kasının kasılma anlarındaki kuvvetine göre üretilen potansiyeller [7,8,13].....	11
Şekil 2.7:	Bir motor ünitesinin iletimi ile EMG işaretinin oluşması [10]...11	
Şekil 2.8:	EMG işaretlerinin yüzey elektrotlarla kaydedilmesi [7].....	12
Şekil 2.9:	Kasın kasılma evresi [12,13].....	12
Şekil 3.1:	EMG elektrot çeşitleri.....	13
Şekil 3.2:	Farklı kas konumlarında elektrotların sinyal üzerine etkisi [8]...14	
Şekil 3.3:	El ve alt kolun ön yüzündeki kas anatomisi [14].....	15
Şekil 3.4:	El ve alt kolun arka yüzündeki kas anatomisi [14].....	15
Şekil 3.5:	EMG sinyaline için frekans spektrumu [8,12].....	16
Şekil 3.6:	EMG sinyalinin tipik genlik karakteristiği [8,12].....	16
Şekil 3.7:	EMG sinyalinin ön hazırlık evresi blok diyagramı [7].....	18
Şekil 4.1:	Biyolojik sinir hücresi [22].....	24
Şekil 4.2:	Yapay sinir hücresi [22].....	24
Şekil 5.1:	Elektrotların yerleşim biçimi.....	28
Şekil 5.2:	Ham EMG sinyali scope çıktısı.....	28
Şekil 5.3:	Doğrultulan sinyal scope çıktısı.....	29
Şekil 5.4:	Filtrelenmiş sinyal scope çıktısı.....	29
Şekil 5.5:	Pencerelenmiş sinyal scope çıktısı.....	30
Şekil 5.6:	Sistemin enerjisi (1) ve maksimum değeri (2) scope çıktısı.....	30
Şekil 5.7:	Bulanık çıkarım kuralları.....	33
Şekil 5.8:	Bulanık sonuç.....	33
Şekil 5.9:	Sistem çalışma mekanizması; el kapama/çalışma(1), el açma/durma(2).....	35

KISALTMALAR LİSTESİ

EMG	: Elektromiyografi
YSA	: Yapay Sinir Ağı
DD	: Dalgacık Dönüşümü
ATP	: Adenozin Trifosfat
GKM	: Gauss Karışım Modeli
DVM	: Destek Vektör Makineleri
KNN	: K-En Yakın Komşu
LDA	: Lineer Diskriminant Analizi
PCA	: Sinyallerin Temel Bileşen Analizi

1. GİRİŞ

EMG (Elektromiyografi), vücutta oluşan elektrokimyasal olaylar sonucu oluşan kasın kasılması veya istirahat durumu ile meydana çıkan biyopotansiyel işaretlerdir. İstemli çalışan çizgili kas hareketler elektriksel uyarıların sinirlerle beyin ve kas arasındaki iletişimi ile oluşur. EMG işaretleri bize kasın kasılma şiddeti ve hızı hakkında bilgi verir. Kas elektriksel uyarı ile kasıldığı gibi aynı zamanda kasılmalar da bir elektriksel sinyal meydana getirir. Bu sinyaller vücuda yerleştirilen çeşitli elektrotlar yardımı ile ölçülebilir [1].

EMG işaretleri rasgele bir işaret olup biyomedikal sinyal incelemelerinde en yaygın ve popüler olarak kullanılanıdır. EMG içerik açısından birçok sistemi kapsadığından geniş spektrumlu bir alanda kullanılmaktadır. Günümüzde en çok kullanıldığı alan tanı ve tedavidir. Fakat çalışmalar birçok teknolojik alanda kullanılabileceğini ve kolaylık sağlayacağını göstermiştir [1, 2].

Son zamanlarda yapılan çalışmalar ağırlıklı olarak insan vücudunu anlama ve yorumlama üzerinedir. İnsan makine ilişkisi oluşturmak artık daha ileri bir boyut kazanmaktadır. İnsan vücudundan alınan verilerle bunlar mümkün kılınmıştır. Özellikle EMG işaretlerini anlama ve geliştirme üzerine çalışmalar hız kazanmaktadır [3].

Bu konudaki öncü çalışmalar yapan bilim insanlarından bazıları da Carlo De Luca ve arkadaşlarıdır. De Luca ve arkadaşları kasın fizyolojisi ve ölçülmesi konularında birçok çalışmaya anlam kazandırmıştır. De Luca deneklerden aldığı çeşitli kas sinyallerini DD (Dalgacık Dönüşümü) ve YSA (Yapay Sinir Ağı) yöntemleriyle sınıflandırarak sonuçlandırmıştır. yüzey elektrotlarla 9 erkek ve 2 kadın deneğin EMG sinyallerini kaydetmiştir. Denekler 11 farklı el hareketini yapmıştır. Alınan bu EMG sinyalleri önce DD (Dalgacık Dönüşümü) ile işlemiş, daha sonra YSA (Yapay Sinir Ağları) ile sınıflandırmışlardır [4].

Mahdi ve çalışma arkadaşları yüzey elektrotları ile aldıkları EMG sinyallerini temel bileşen analizi (PCA) yöntemi ile önce sinyalin boyutunu azaltmış daha sonra Bulanık sınıflayıcı ile sınıflandırmışlardır. Ziheng ve çalışma arkadaşları yüzey elektrotlarla ön koldan EMG sinyallerini almışlardır. Aldıkları EMG işaretlerinin güç

spektrumu katsayılarını ve Bayes istatistiksel algoritmasını çıkarmışlardır. Elde ettikleri bu bilgiler ile sınıflandırma işlemi yapmışlar ve % 84 oranında başarı elde etmişlerdir. Khezri ve çalışma arkadaşları 6 el hareketi için toplam 600 adet EMG işaretini yüzey elektrotlarla kaydetmişlerdir. Daha sonra aldıkları bu EMG sinyallerini DD ile işlemişlerdir. YSA ve Bulanık Mantık algoritmalarından oluşturdukları hibrid bir sınıflandırıcı kullanarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirmişlerdir. Zhao ve çalışma arkadaşları 6 el hareketi için farklı 3 kas grubundan yüzey elektrotları kullanarak 3 kanallı EMG cihazı ile aldıkları EMG işaretlerini kullanarak DD ile işleyerek YSA ile sınıflandırmaya çalışmışlardır [5].

Bu konuda yapılan tez ve çalışmalar genel olarak Ali Akay'ın yaptığı tez çalışmasında kas aktiviteleri sonucunda oluşan Elektromiyografi (EMG) sinyalleri kullanılarak model bir aracı kontrol edebilecek parametreler üretilmiştir. Sınıflandırma aşamasında Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanılmıştır. YSA ile yapılan sınıflandırma işlemlerinde bir elektrottan alınan tek bir özellik, bir elektrottan alınan yedi özellik, üç elektrottan alınan aynı ve tek özellik, üç elektrottan alınan sinyallerin çıkarılan tüm özellikleri YSA girişi olarak uygulanmış ve sonuçlar gözlemlenmiştir. EMG sinyalleri çeşitli cihaz kontrollerinde kullanılmaktadır. Ancak EMG temelli çalışmalarda oluşturulan sistemin gerçek zamanlı çalışması gerekmektedir. Öznitelik çıkarım sonucu için ise hesaplanan genlik ve frekans esas alınmaktadır [6].

Literatürde yer alan EMG ile kontrol çalışmaları genellikle sınıflandırıcı başarısı testi, öznitelik testi ve protez üzerinedir. Bu tez çalışmasında EMG işaretlerinin başka alanlarda da kullanılabileceği gösterilmiştir.

2. ELEKTROMİYOGRAF İŞARETİNİN FİZYOLOJİSİ

İnsan vücudu sistemlerden oluşmaktadır, sistemlerin yapısını temelde hücreler oluşturmaktadır. Bu hücrelerden bazıları uyarılabilen hücrelerdir, bunlar; sinir hücreleri, kas hücreleri, bazı endokrin (hipofiz, pankreas beta adacık hücreleri, adrenal bez medulla hücreleri) bez hücreleri, bağışıklık sistemine ait bazı hücreler (makrofaj ve nötrofiller), üreme sistemine ait bazı hücrelerdir. Kas ve sinir hücrelerinde biyoelektriksel potansiyeller meydana gelmesinin sebebi bazı elektrokimyasal olayların oluşmasıdır. Kasın kasılması ile meydana gelen biyopotansiyel sinyaller EMG sinyalleri olarak adlandırılır. Uyarı sonucu omurilikten gelen cevabın motor sinir uçlarına ulaşması ile oluşan impulslar EMG sinyallerini oluşturur. Sinir ve kas hücreleri bir uyarı olmadığı durumlarda bile bir potansiyele sahiptir buna “dinlenme potansiyeli” o haldeki hücreye de “polarize hücre” adı verilmektedir. Bu hücreler uyarıldığında ise “aksiyon potansiyeli” denen bir potansiyel oluşur [8,9]. Sinirsel yolla iletilen aksiyon potansiyeli kas hareketlerinin meydana gelmesini sağlar.

Kas hareketleri ile oluşan aksiyon potansiyeli Elektromiyografi yöntemi ile kaydedilir. Bu işlem için iğne veya yüzey elektrotlar kullanılır. Bu yöntem klinik olarak bazı teşhis ve tedavilerde kullanılabildiği gibi protez teknolojisine de olanak sağlar. Bu potansiyellerin genlik değerleri çok küçüktür bundan dolayı fark kuvvetlendiriciler ile kuvvetlendirilmektedir [8,10].

İç içe biçimde kas yapısındaki lifler hareket kaslarının temel birimi olan motor ünite adı verilen bir üniteye aittir. Motor ünitelerle omurilik ile kas arasında iletimi gerçekleşen aksiyon potansiyellerin iğne elektrotların yardımıyla algılanması, yalnız bir birim motor ünitesinin potansiyel değişimi ölçümünü mümkün kılar. Uyarılan motor sinir lifinin potansiyel değişimi 3-15 ms arasında olduğu ve motor ünitesinin büyüklüğüne göre aksiyon potansiyeli genliği 20-200 mV arasında değişim gösterdiği iğne elektrotlar yardımıyla ölçülmektedir [11-13]. Saniyede 6-30 darbe arasında bir deşarj frekansına sahiptir. Fakat yüzey elektrotlarla yapılan ölçümlerde yalnız bir motor ünitesinin potansiyeli ölçülemez. Yüzeysel olduğundan dolayı daha büyük alandaki aktiviteyi kaydeden bu elektrotlar birçok sinir sinyalini kapsar [11]. Sağlık alanı için hastalık teşhisinde iğne elektrotlar kullanılırken, mühendislik

alanındaki çalışmalarda iğne elektrotların kullanımı akademik etik nedeniyle mümkün olmadığından genellikle yüzey elektrotlar kullanımından faydalanılmaktadır. Yüzeysel EMG sağlık ve biyomedikal alanlar başta olmak üzere birçok çeşitli alanlarda ve teknolojide öncü, temel veya yardımcı eleman olarak kullanılarak bu konuda çeşitli çalışmalar yapılmaktadır.

2.1 Kaslarının Yapısı ve Çalışma Şekli

Kaslar, kasılabilme özellikleriyle hareket sağlama, vücuda şekil verme ve iç organların doğru hareket etmesini sağlama özelliğine sahip yapılardır. 1–50 mm uzunluğunda ve 10–100 µm çapında tüm kas boyunca uzayan lif olarak adlandırılan hücrelerden oluşur. Kaslar kimyasal enerjiyi mekanik enerjiye dönüştürürler ve kas kontraksiyonunun yakıtı ise ATP (Adenozin Trifosfat)'dir. Liflerin uzayıp kısılmasıyla kaslar kasılır. Kasları kan damarları beslerken hareket için gelen uyarı sinyalini de sinirler iletilir. Kasın kasılmasında bazı kimyasal reaksiyonlar ortaya çıkar. Bu reaksiyon; oksijen, glikojen, aktomiyosin proteini ve fosfat gerektirir ve bunlar kasta karşılanmaktadır [8,10,12,13].

2.2. Kas Çeşitleri

Kaslar yapısına ve işlevine göre üç çeşitten oluşmaktadır [9,11,12].

2.2.1. Çizgili (İskelet) Kaslar: İstemli hareket kaslarıdır. iskelet etrafını saran, hareketi sağlayan kaslara iskelet kasları adı verilmektedir. İskelet kası hücresi sarkolemma adı verilen hücre zarı ile sarılmıştır. Çizgili kaslar kasılırken, kasın aktin ve miyozin iplikçikleri birbirine doğru kayar. İskelet kaslarının kontraksiyonu medulla spinalisdeki motor nöron impulslarıyla başlayıp istemli kontrolde. Şekil 1'de iskelet kasının yapısı görülmektedir. Açık renkli bölgeler aktin ipliklerinden oluşur ve I bandı olarak adlandırılır. Koyu renkli bölgeler ise miyozin ipliklerinden oluşur ve A bandı adlandırılır. I bandı ortasında bulunan birleşme noktalarıysa Z çizgisi adı verilir. Z çizgileri arasında sarkomer yer almaktadır ve kasılma birimidir. A bandının orta kısmında bulunan açık renge sahip bölgeyse H bandı olarak adlandırılır. Kasılma evresinde A bandının boyunda sabitlik durumu mevcutken, I bandı kısalır ve H bandı daralıp görünmez hal alır. İki Z çizgisi birbirine yaklaşır ve

kas boyu kısalıp kasılma gerçekleşir. Gevşeme durumunda kas kasılma öncesi durumuna geri döner [8,12,13].

İskelet kaslarının özellikleri:

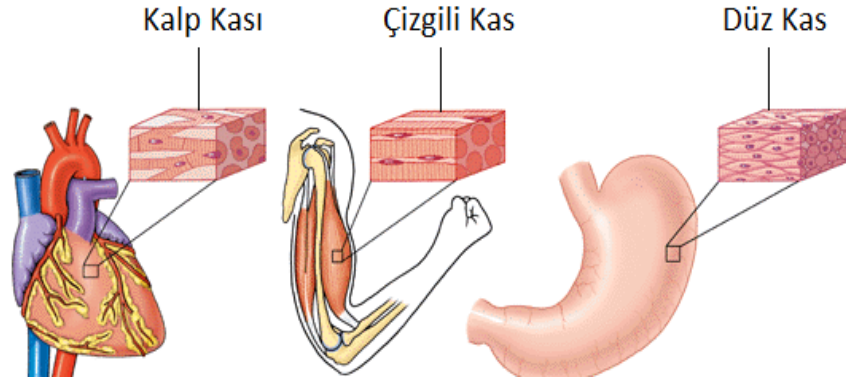
- Kasın bütünü boyunca uyarı sinyali iletilir.
- Kaslarda uyartım ile oluşan kasılma-gevşeme hareketleri sırasında kimyasal enerji mekanik enerjiye dönüştürülür.
- İskelet sistemi ve omurilik için destek görevi görür.
- Hareket, diklik ve şekil sağlar.



Şekil 2.10. Çizgili kaslarda bantlar [7,12,13]

2.2.2. Düz Kaslar: Mekik şeklindedirler. Otonom sinir sisteminin kontrolündedirler ve istem dışı çalışırlar. Omurgalılarda sindirim, solunum, dolaşım, ürogenital ve boşaltım sistemlerinin duvarlarında bulunurlar [10]. Kasılmaları süreç olarak oldukça uzun gerçekleşebilmesiyle birlikte minimum enerji ile uzun süre kasılma hallerini koruyabilen kaslardır. Bu kaslar kısa lif yapılarına sahiptir ve hücre yapıları oval olup soluk renkte ve hücre merkezinde olan bir çekirdekten oluşmaktadır [12,13].

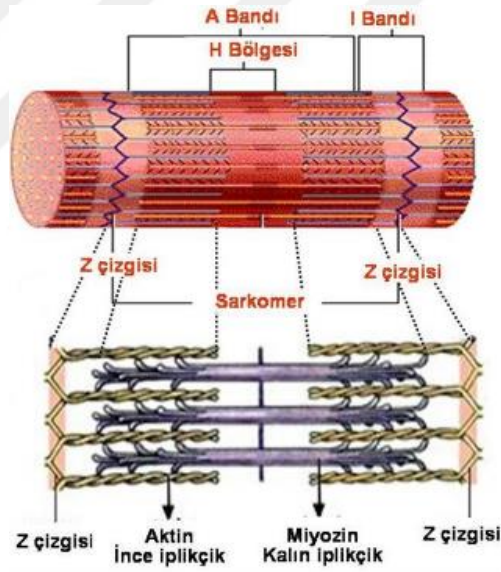
2.2.3. Kalp Kası: Kalp kası yapısal bakımdan çizgili kasa benzer fakat çalışma şekli çizgili kas gibi istemli değildir. Kalp kasları gelişmiş istemsiz kaslardır [11,13]. Bu kaslar sinir sistemi kontrolü ile çalışır. Kalp kaslarının çekirdekleri orta bölümedir ve lifleri çizgili kaslardaki gibi düz şekildedir. Sinirsel bir uyarı olmadan kasılabilme özelliğine sahiptirler. Diğer dokulara göre kalp kası dokusu daha çok oksijen ve enerjiye ihtiyaç duyar [12,13]. Kas çeşitleri Şekil 2.2'de yer almaktadır.



Şekil 2.11. Kas çeşitleri [7,8]

2.3. Kas Kasılma Mekanizması

Şekil 2.3’de kas kasılırken meydana gelenler resmedilmiştir.



Şekil 2.12. Kas kasılması [8,13]

Kaslar dinamik ve statik kasılma olarak iki farklı şekilde kasılırlar. Statik (izometrik) kasılma sırasında kas boyu sabit kalır ve şişer, dinamik (izotonik) kasılma esnasında ise kasın boyu kısalıp, şişme oluşur. İletilen sinirsel bir uyarı sinyali ile kas önce kasılır daha sonra gevşeme oluşur. Kas kasılırken bir takım kimyasal reaksiyonlar meydana gelir, bunlar şöyle özetlenebilir: Kas aktif durum hali aldığı anda glikojen depoları boşaltılıp, oksijen kullanılır ve sonuç olarak karbondioksit ortaya çıkar. Kastaki glikojen pruvik asit olarak parçalanır ve sonucunda yüksek enerji olan ATP

(Adenazin trifosfat) molekülleri meydana çıkar [8]. Pruvik asidin yeniden oksitlenmesiyle sitrik asit döğüsünde (krebs döngüsü) CO₂, H₂O ve yeni ATP molekülleri meydana gelir. Oksijen eksikliği getiren durumlarda ise anaerobik reaksiyon gerçekleşir ve pruvik asitten laktik asit üretilir, enerji oluşturulur. Artan solunum ile temin edilen fazla oksijen, oksijenden kaynaklı açığı kapatır. Laktik asidin bir kısmı oksitlenir, CO₂ ve suyla birlikte enerji oluşur ve bu enerji kullanılarak laktik asidin kalanı glikojene dönüştürülür. Kasın aktivitesi esnasında üretilmiş olan enerjinin bir bölümü mekanik enerjiye dönüştürülürken bir bölümü de ısı enerjisine dönüştürülür [10,11]. Sonuç olarak enerjinin yaklaşık dörtte üç kısmı ısı enerjisi şeklinde kullanılır.

Kaslar sinir sistemi vasıtasıyla gelen miyelinli sinir lifleriyle uyarılırlar. Bu motor nöronlar ile kas lifleri arasındaki bağlantıya motor uç plak adı verilir. Sinir hücresinden gelen impuls motor uç plağa geldiği esnada sinir hücresi nörotransmitter (acetylcholine, noradrenaline..) olarak adlandırılan kimyasalları kas hücresine bırakır. Bu kimyasal sarkolemmadaki ligand kapılı sodyum kanallarını açılmasına ve hücre içine sodyum girmesini sağlayarak hücrede bir elektriksel değişim oluşturur ve böylece kas hücresi uyarılır. Uyarılan hücre depoladığı kalsiyum iyonlarını serbest bırakır. Serbest kalan kalsiyum iyonları ATP yıkımına sebep olarak miyozin ipliklerinin aktin iplikleri üzerinde kaymasını sağlar. Böylece kas kasılması gerçekleşmiş olur.

Kalp kası, kasılmak için gerekli olan enerjisini yağdan sağladığından kanda bulunan glikoz oranına etki etmez. Düz kaslar sardığı organda kasılarak fonksiyon sağlar. Bu durum peristaltik hareket olarak adlandırılır [9,13].

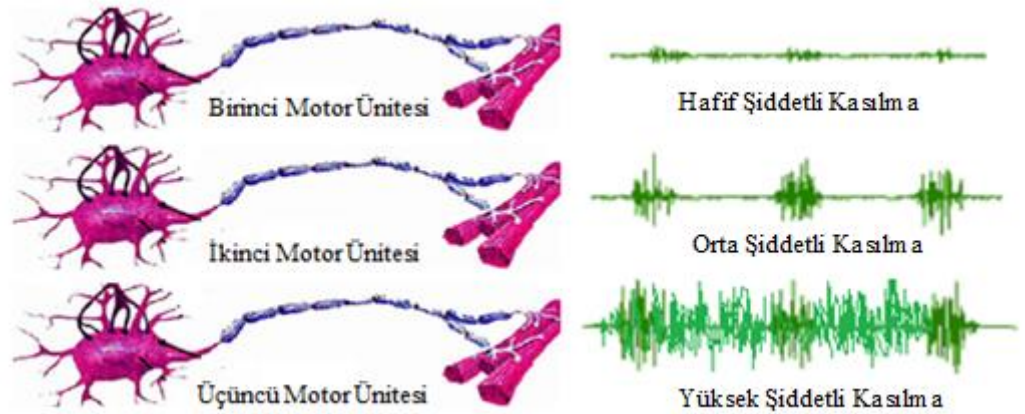
2.4. Motor Ünite

Medulla spinalisteki motor sinirler kas liflerinin kasılmasını sağlayan sinirsel uyarıtıyı alır ve motor uç plaklarına iletilmesini sağlar. Bu uç plaklara bağlı olan kas lifleri böylece uyarılır [10]. Motor nöronlar ve nöronun innerve ettiği kas lifleri grubundan oluşan kas fonksiyonunun ünitesine motor ünite adı verilir. Her motor ünitesayısı açısından vücudun değişik bölgelerindeki kaslara özel olarak farklıdır. Çoğunlukla kas hacminin büyük olması motor ünite sayısının daha fazla olması

anlamına gelir. İnsanlarda sadece bir motor ünitesinde 3 ile 2000 arası kas lifi bulunabilmektedir. [8,9,12,13].

2.5. Motor Hareketi

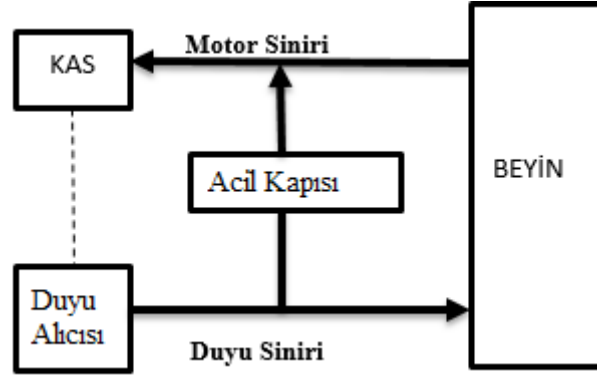
Motor sinirler, yapısal olarak nöronlardan oluşmaktadır. Motor sinirler motor uç plakalarına bir uyarı gönderir. Bu uyarı “ya hep ya hiç” yasasına göre iletim başlatır. Bu yasaya göre bir iletim oluşması için eşik değer üstü bir uyarı gereklidir, uyarı ya iletilir ya da eşik değer altında kalmıştır ve uyarılmaz. Sonuç olarak her sinir polarize ya da depolarize durumda olabilir [8,12]. Kas birçok motor ünitesinden oluştuğundan hareketi ile, hareketin yumuşak, devamlı olması ve hassasiyet özelliklerini taşır. Kas hareketinin büyüklüğüyle orantılı olacak miktarda motor ünitesi aktiftir. Kas hareketindeki büyüme, daha çok motor ünitesinin faaliyete geçerek aktifleşmesine sebep olduğu durumda kasın hareketi daha üst seviyeye çıkar. Bu durumda ise gerçekleştirilen harekette düzgünlüğe yaklaşılmış olur [10]. Hareket düzgünlüğü, Şekil 2.4’de görüldüğü gibi birim zamanda innerve edilen kas liflerinin sayısı ile sağlanır. Bir motor ünitesi bir kasılma gösterebilse de birim zamanda gerçekleşen kasılma miktarı kas liflerinin gücünün artmasına sebep olacaktır. Sonuç olarak herhangi bir kasın hareket düzgünlüğünün sağlanması, innerve edilen motor ünitelerin sayısı ve bu motor ünitelerin uyarılma hızına bağlı gerçekleşir [11,12].



Şekil 2.13. Motor ünite artışı ile kasılma şiddeti [7]

2.6. Kaslarda Servo Mekanizma

Kas hareketleri için kontrol edilen sinir sisteminin temel alınan blok şeması Şekil 2.5.'te gösterildiği gibidir. Bu blok şeması sistemi aynı zamanda bir servo mekanizma kontrolü sistemidir.



Şekil 2.14. Kaslarda servo mekanizma [8,11,13]

Duyu alıcısı, konum işareti veya hız işareti üretip bu işareti duyu sinirleri vasıtasıyla beyine iletilmesini sağlar. Beyin ise var olan bilgi ile gelen bilgiyi karşılaştırıp bir kontrol işareti üretir ve motor sinirlerle kasa iletilen bu işaret ile beyin kasa kontrol eder. Bu sistem çalışması temel bir örnekle açıklanabilir. Bir insan parmağıyla bir cisme dokunduğunda duyu alıcıları sıcaklığı algılayıp beyine iletir. Eğer cismin sıcaklığı düşük ise beyin tehlike algılamadığından kasa hareket sinyali göndermez fakat sıcaklık yüksek ise beyin bu durumu tehlike olarak görür ve motor sinirlerle duyu alıcısına hareket etme sinyali gönderir, kas hareket eder ve kişi elini çeker. Duyu alıcılarının cismin sıcak olduğunu algılamaları ile parmağın cisimden uzaklaştırılması işlemleri arasında birkaç yüz ms'lik bir zaman gecikmesi mevcuttur. Basitçe parmağın çok sıcak bir cisme dokundurulduğunu düşünelim. Parmak yaklaşık 150ms gibi bir sürede cisimden uzaklaştırılır. Bu bir refleks cevaptır [8,11].

Çoğunlukla omurilikte bulunan acil çıkış kapısı (Şekil 2.5) olan refleks cevap olaya dahil değilken, kuvvetli bir işaret alınması durumlarında meydana çıkar. Böylece vücudun ani tehlikelere karşı korunması için acil çıkış kapısı motor-duyu siniri arasında köprü oluşturarak kas cevabını hızlandırmış olur [8].

2.7. Kas Hareketi Esnasında Üretilen Gerilim

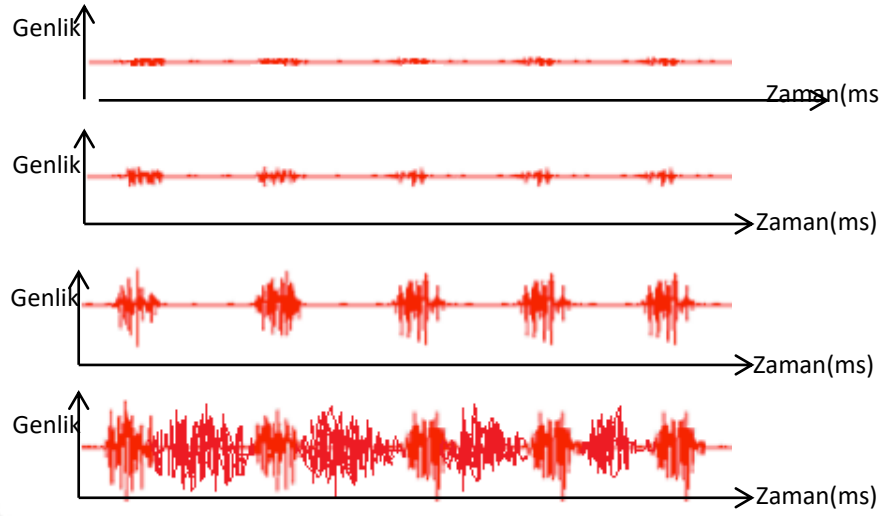
Bir duyu alıcısı uyarıldığında, sinir yolu boyunca ardı sıra iletilen aksiyon potansiyeli meydana gelir. Bu iletim beyine ulaşır ve cevap motor uç plakalarının polarizasyonu ile oluşan yeni aksiyon potansiyeli şeklinde kasa sinirler yoluyla iletilir. Depolarizasyon evresi gerçekleşir ve kas hücresi dinlenme durumuna geçer, kas kısalır [10,11,12].

Kasların ve sinirlerin çok küçük genlikli potansiyellerini ölçmek laboratuvar koşullarında zor işlemlerle nadir olarak yapılmaktadır. Genel anlamda bir motor ünitesinin potansiyel değişiminin ölçümü iğne elektrotlar ile yapılırken, birden fazla motor ünitesinin meydana getirdiği toplam potansiyelin ölçümü ise yüzey elektrotlarıyla yapılır. Bir mikroelettrotu hücrenin içine yerleştirdiğimizi varsayarsak, hücrenin faaliyetlerinin 1 ms'den az olduğu gözlemlenir. Fakat iğne elektrotların bir hücrenin yakınına yerleştirildiğini düşünürsek, ölçüm çevre hücrelerden gelen değişimlerden de etkilenir [10,12].

Aynı motor ünitesi içinde olan kas lifleri neredeyse aynı anda uyarılmasına rağmen, bu hücrelerin depolarize olma süreleri birbirinden farklılık gösterir. Ek olarak kas liflerine gelen sinir uzantılarının uzunluk farklılıkları açısından bir motor ünitesindeki durum değişiminin süresi 2 ile 5 ms arasında gösterir. Asenkron olan bu hal, kas hareket düzgünlüğü açısından faydadır [7,8,12].

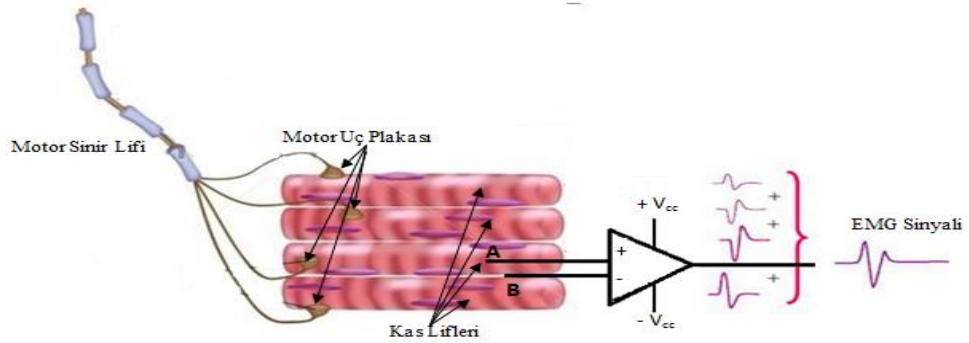
2.8. Kas Kasılmasının Esnasında Oluşan Gerilim

Hastalık ya da yorgunluk gibi etkenler bir motor ünitesinden alınmış olan EMG işaretinin şeklini değiştirir. Bazı periferik nöropati durumlarında kas kısmen de olsa sinirsel uyarıyı alamaz. Bu sinirler kendilerini yenileyebilseler bile sağlıklı sinirlere göre daha yavaşlırlar. Şekil 2.7'de sağlıklı bir interosseus dorsalis kasının farklı kasılma durumlarında ürettiği motor ünite potansiyelleri yer almaktadır. Az şiddetli kasılmalarda tek bir motor ünitesi ayırt edici olabilirken daha kuvvetli şiddetteki kasılmalarda birçok motor ünite faaliyetleri üst üste bindiğinden ayırt edilemez. Kas aktivitesi arttıkça yeni motor üniteler devreye katılır [7,10,12].



Şekil 2.15. Sağlıklı bir dorsal interossus kasının kasılma anlarındaki kuvvetine göre üretilen potansiyeller [7,8,13]

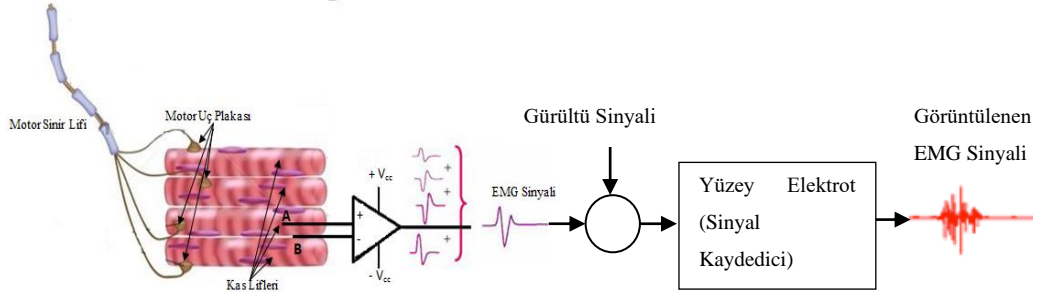
Bir hücrenin içerisine bir mikro elektrot yerleştirerek yapılan ölçümde gözlemlenen aksiyon potansiyeli unipolar (tek kutuplu) bir dalga şekline sahip olacaktır. Bir EMG işaretinin genliği, kas fiberlerinin çapı, deteksiyon noktası ile kas fiberi arasında oluşan mesafe ve EMG elektrotlarının filtreleme durumu ile orantılı olarak değişirken süresi, kas fiberlerinin iletim hızı ile ters orantılı değişim gösterir. Şekil 2.8'de bir motor ünitesinin iletim halinde meydana gelen EMG işareti ve bileşenleri ifade edilmiştir [7,10,11].



Şekil 2.16. Bir motor ünitesinin iletimi ile EMG işaretinin oluşması [10]

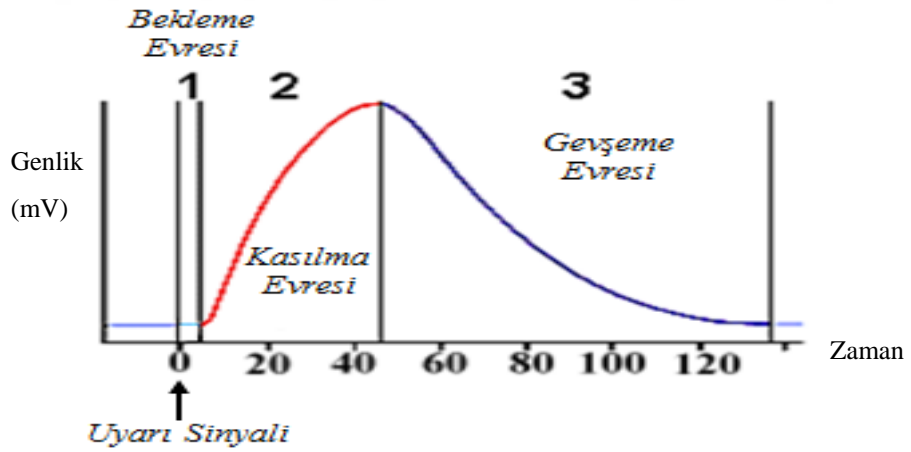
Bir bölgedeki kas üzerindeki deriyte elektrotlar yerleştirilerek o bölgedeki kas fiberlerinin aktive olmasından kaynaklanan işaretlerin toplamı gözlemlenebilir.

Yüzey elektrotlar yardımı ile ölçülen bir EMG işaret sinyali Şekil 2.9'da temel olarak şematize edilmiştir. Kas aktivitesinin artması daha fazla motor ünitenin devreye girmesi demektir ve bu durum girişim modelidir [12].



Şekil 2.17. EMG işaretlerinin yüzey elektrotlarla kaydedilmesi [7]

Bir kasa sinirsel uyarının iletilmesi ile kasın aktive olup kasılması arasında geçen süreye gecikme süresi olarak bilinir. Bu süre Şekil 2.10'da verilmiştir. Bir kasın uyarılıp kasılması durumuna kas seğirmesi adı verilir ve bu seğirmenin süresi kas özelliğine bağlı değişir [8,12].



Şekil 2.18. Kasın kasılma evresi [12,13]

3. EMG İŞARETLERİNİN ÖLÇÜLMESİ, İŞLENMESİ VE ÖZNİTELİKLERİNİN ÇIKARILMASI

3.1. EMG Sinyalinin Kaydedilmesi ve Ölçülmesi

EMG işaretlerinin ölçülmesinde temelde yüzey elektrotlar veya iğne elektrotlar kullanılır. Deri yüzeyine yakın olan kas grubundaki ölçümler için yüzey elektrotlar kullanılırken, özelleşmiş olarak bir kastaki motor sinirlerden doğruca yapılan ölçümlerde iğne elektrot kullanılır.

Yüzey elektrotlar geniş bir kas bölgesindeki elektriksel aktiviteyi alır ve bilgi edinilen alan motor ünite grubunu kapsar. Deri yüzeyine yakın kasların daha derinlerdeki kasları maskeleyip engellemesi bu bölge için yüzey elektrot kullanımına engeldir.

İğne elektrotlar uzmanlar tarafından klinik teşhislerde kullanılır. Şekil 3.1’de EMG elektrot tipleri belirtilmiştir [7].



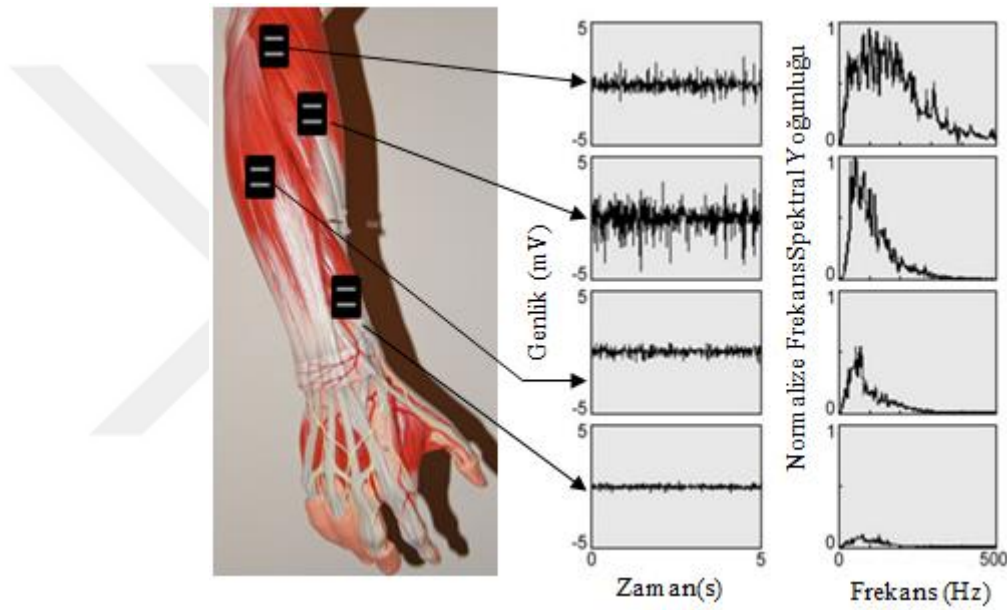
Şekil 3.8. EMG elektrot çeşitleri

Fazla sayıda motor ünitelerin oluşturduğu aksiyon potansiyellerinin birbirine karışması, bir kas grubunun aktivasyonunun başka bir kas grubunun aktivasyonunu maskelemesine neden olur. Bu durum girişim olayı olarak adlandırılır. Kasılma şiddetinin artması motor ünitelerin artması demektir veba durumda aynı sürede uyarılan kas lifleri birbirini söndürebilir ya da kuvvetlendirebilir [8,9].

EMG ölçümü yapılmadan önce yüzey elektrotların yerleştirileceği bölge alkollü bir pamuk ile dezenfekte edilmeli, kalıntılardan arındırılmalıdır. Ölçümün doğru şekilde yapılabilmesi için elektrotların deriye temas eden yüzeyleri özel bir iletken ile kaplanmıştır. EMG sinyalleri birçok etkenden etkilenebilmesi açısından hassastır ve

bu yüzden ölçümler dikkatli şekilde yapılmalıdır. Ayrıca kullanılan elektrotların da EMG sinyallerine etki ettiği göz önünde bulundurulmalıdır.

EMG sinyali kaydedilirken, girişim (karışma) durumunun ortaya çıkmasını engellemek için elektrot yüzeyinin olabildiğince küçük tutulması sağlıklı ölçümler açısından önemlidir. Yüze yerleştirilen elektrotların kasa temas bölgesinin doğru ayarlanamaması yan ses (crosstalk) olarak adlandırılan gürültüye sebep olur. Bundan dolayı elektrotlar ölçülmek istenen kasın yüzeyinin tam ortasına doğru şekilde konumlandırılmalıdır [8].



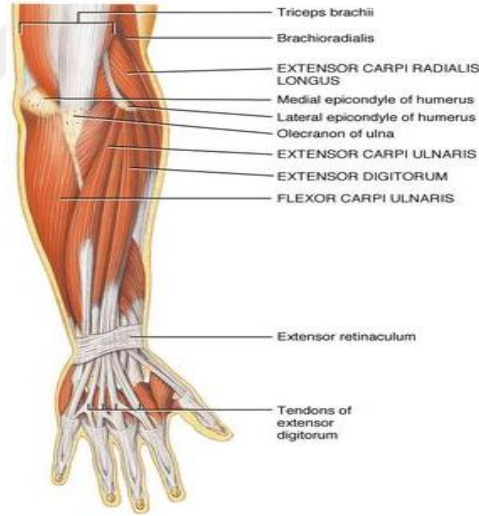
Şekil 3.9. Farklı kas konumlarında elektrotların sinyal üzerine etkisi [8]

Şekil 3.2’de, bir kasın farklı konumlarından alınan işaretlerin genliklerinin farklılık gösterdiği belirtilmiştir ve bu şekilde de gösterildiği gibi elektrotlar ölçülmek istenen kasın merkezi dışına konumlandırıldığından EMG sinyalleri, merkeze yerleştirilenlerin sinyallerine oranla daha küçük genlikli olarak kaydedilmiştir. Benzer şekilde, frekans spektrumunda da bu durum gözlemlenmektedir.

Elektrotlar kas yüzeyine Seniam (surface EMG for non-invasive assessment of muscles) protokolüne göre yerleştirilir. Şekil 3.3 ve Şekil 3.4’te Seniam protokolüne göre bir kolda sinyallerin ölçülmesi için elektrotların konumlandırılabilceği bölgeler için anatomisi açıkça verilmiştir [14].



Şekil 3.10. El ve alt kolun ön yüzündeki kas anatomisi [14]

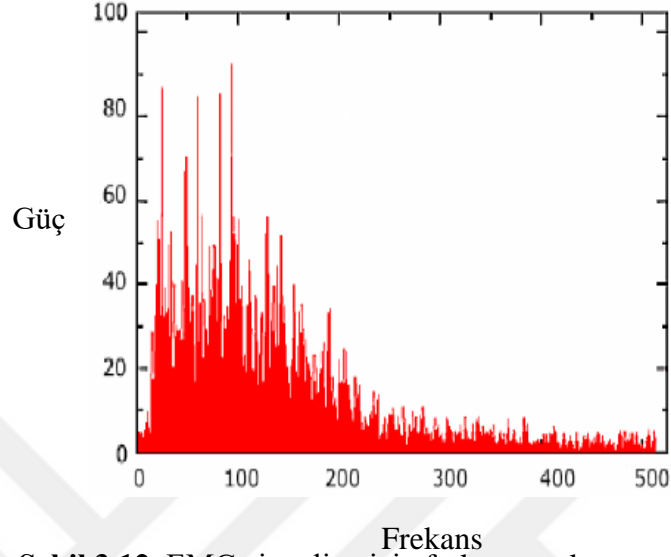


Şekil 3.11. El ve alt kolun arka yüzündeki kas anatomisi [14]

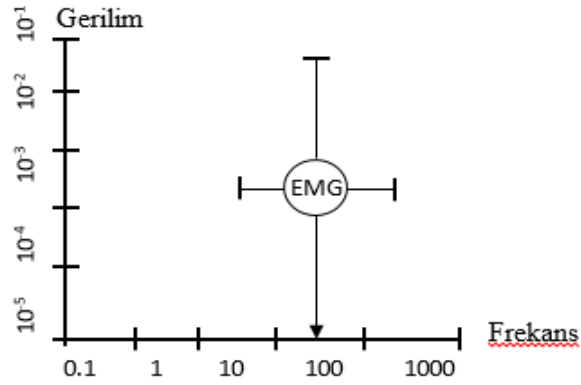
3.2. EMG Sinyalinin Özellikleri

EMG sinyalleri stokastik (rastlantısal) bir özelliktedir. Tanım fonksiyonu Gaussian dağılım fonksiyonudur. Bu sinyallerin genlikleri 0 mV ile 10 mV arasında değişim gösterir. Şekil 3.5’de EMG sinyaline ait frekans-güç spektrumu, Şekil 3.6’da ise EMG sinyali için tipik genlik karakteristiği verilmiştir [8,12]. Kullanılabilir olan sinyal enerjisi 50 Hz ile 500 Hz frekans aralığında olsa da asıl baskın enerji 50 Hz ile

150 Hz arasında deęişim gösterir ve bu sinyaller, elektriksel gürültü seviyesinin üzerinde bir enerjiyi taşırlar [7,10].



Şekil 3.12. EMG sinyaline için frekans spektrumu [8,12]



Şekil 3.13. EMG sinyalinin tipik genlik karakteristięi [8,12]

EMG sinyalleri, sinyal enerjisinin gürültü enerjisine oranı ve sinyalin karakteristięini deęiştiren farklı frekans bileşenlerinin katılması durumlarından etkilenir ve bozular. EMG sinyalinde ölçülmek istenen dışındaki bütün elektriksel sinyaller gürültüdür. Bu gürültü sinyalleri çeşitli sebeplerden kaynaklanmaktadır, bunlar [8]:

- *Kullanılan elektronik devre elemanları:* Her elektronik cihaz elemanı belli bir elektriksel gürültü oluşturur, bu gürültünün frekans bileşen deęerleri kHz seviyelerine kadar deęişebilir. Bu gürültü yok edilemez fakat kullanılan elemanların kaliteli ve yapılan devre tasarımının iyi olması ile azaltılabilir.

- *Çevresel kaynaklı gürültü:* Radyo ve televizyon yayınları, elektrik-güç kabloları, floresan lambalar vb. elektromanyetik radyasyon kaynaklı gürültülerdir. Temelde, her elektromanyetik cihaz gürültü üretir ve vücudumuz elektromanyetik radyasyona maruz kalır. Çevresel gürültünün baskın frekansı yaklaşık 50 Hz dolaylarında olup, genliğiye EMG sinyalinin genliğine oranla 1-3 katı fazladır.
- *Hareket:* Hareketiyle meydana gelen bu gürültü iki sebepten kaynaklanır. Bunlar; elektrot ile temas ettiği deri yüzeyi arasındaki bağlantıdaki kaymalar ve elektrotu yükselticiye bağlayan kablodaki hareketlerdir. Frekans aralığı 0 Hz ile 20 Hz arasında değişen bu gürültüler uygun devre tasarımlarıyla eleminize edilebilir.
- *Sinyalin kararsızlığı:* EMG sinyalleri stokastik yapılarından dolayı, 0 ile 20 Hz arasında kararsız frekans bileşenleri gösterir. Bu aralık sinyalden çıkarılmalıdır.

3.3. EMG Sinyallerinin İşlenmesi ve Özniteliklerinin Çıkarılması

İnsan vücudunda beyin, sinir, kas vb. sistemlerin faaliyeti sonucu olan, elektrokimyasal olaylar ile meydana gelen aksiyon potansiyelinin oluşturduğu işaretler biyoelektriksel işaretler olarak isimlendirilirler. İşaret, bilgi taşıyan ve zamana bağlı değişebilen büyüklük olup, orijinal bilgi kaynağından direkt üretilmesi sayesinde kaynağın yapısı ve işleyişi hakkında bilgi verir. Fakat işaretin direkt istenilen bilgiyi vermediği bazı farklı durumlar da mevcuttur. Bu durumlarda bu işaretin bazı ön işlemlerden geçirilmesi gerekir. Bazı durumlarda ise işaretin bir görüntüleme ortamına taşınması ya da bir hafızaya kaydedilmesi gerekli olabilir. Bu sebeplerden dolayı ham işaret istenilene yönelik hale getirilmesi gerekir [8].

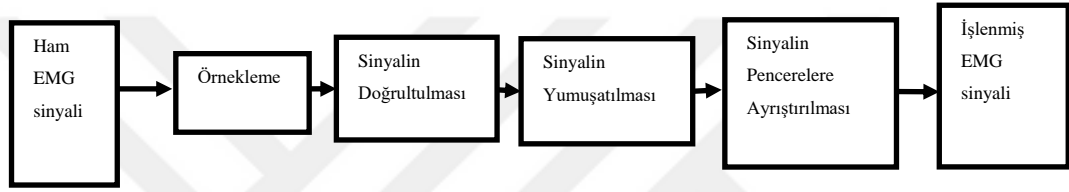
Bir sinyalde istenilen bilgilerin elde edilmesi amacıyla kullanılan tekniklere sinyal işleme adı verilir. Ham olan işaretin yorumlanabilir duruma getirilmesi bir takım işlem dizini gerektirmektedir. İşaretten istenen bilgi çeşitli işaret işleme yöntemleri ile çıkarılır. Anlamalı olan bilgi, işarettaki toplam veya çarpım şeklindeki gürültüler çıkarıldıktan sonra kalandır. İşaretlerin analizi yapılırken tüm bozucu olan ve temel işaret dışında kalan gürültülerden ayrışma yapılmalıdır [8,11].

Biyomedikal sinyallerde ise en uygun işaret işleme yöntemlerinden geçirilebilmesi için bu sinyalin karakteristiği bilinmelidir. EMG işareti yapı açısından düzensiz bir sinyal olduğundan karakter kazandırılabilmesi ve sınıflandırılma işlemleri

uygulanabilmesi için bir takım sinyal işleme yöntemleri uygulanmaktadır. EMG işaretleri rastgele işaretler olması sebebiyle rastgele işaret işleme yöntemleriyle işlenir [11].

3.4. EMG Sinyalinin Ön İşleme Safhası

EMG sinyallerinin özneliklerinin doğru şekilde çıkarılabilmesi için öncelikle sinyallerin karakterinden gelen gürültülerin asıl olan bilgi sinyalinden ayrıştırılması şarttır. Bu doğrultuda işlenmemiş olan EMG sinyaline ön işleme işlemleri uygulanarak ham veri Şekil 3.7’de de gösterildiği gibi işlenir.



Şekil 3.14. EMG sinyalinin ön hazırlık evresi blok diyagramı [7]

3.4.1. Örnekleme

Sinyaller, bilgisayarlar tarafından sayısal diziye dönüştürülür, bu analog (sayısal) sinyalin dijital sinyale çevrilmesi durumu analogdan dijitale çevrim olarak adlandırılır. Bilgisayar algoritmalarının desteği ile EMG işaretlerinin analizleri yapılır, bu işlemin temeli ise bu sayısal diziler ile ifade edilen algoritmalarıdır. Analog sinyallerin genlikleri gerilim aralığı boyunca sürekli değişim gösterir. Bu değişken analog sinyalin dijital sinyale çevrilmesi belirli zaman noktalarında sinyalin genliğini anlamlandıran bir sayı dizisi oluşturur ve bu sayı dizisine dijital sinyal, bu işlemde geçen analog sinyale de örneklenmiş sinyal denir [10,15].

Bu tez çalışmasında kullanılan EMG gerilim sinyalleri kayıt cihazının örnekleme periyodu olan 0,001 örnekleme periyodu ile örneklenecek bir sayı dizisine çevrilmiştir.

3.4.2. Doğrultma

Bir sinyalin, negatif kısımlarının atılması (half wave rectification) veya sinyalin bütünüyle mutlak değerinin alınması (full wave rectification) işlemleri uygulanarak

sadece pozitif kısımlarının değerlendirilmeye alınması doğrultma işlemidir. Sinyalin negatif ve pozitif değerleri ortalama (DC bileşeni) alınması açısından doğrultma işlemini gerektirmektedir. Doğrultmada sinyalin tüm enerjisini korumak adına genellikle sinyalin bütünüyle mutlak değeri alınır [11,16]. Sinyalin enerjisinin korunması için tam dalga doğrultma yöntemi uygulanmıştır [8,11]. Yönteme ilişkin ifade Denklem (3.1)'de verildiği gibidir.

$$x_{\text{doğrultma}} = |x(t)| \quad (3.1)$$

3.4.3. Doğrultulmuş Sinyalin Yumuşatılması

Rastgele bir yapıda olan doğrultulmuş sinyal, anlamlı bir nitelik çıkarılması için yumuşatılması gerekir [10,11]. Sinyal yumuşatma işleminde işaretteki yüksek frekans bileşenleri bant geçiren filtre (50-500 Hz) tasarlanıp filtrelenerek gürültüden arındırılmıştır.

3.4.4. Sinyalin Pencereleme Ayrıştırılması

Öznitelik hesaplamalarından önce EMG sinyallerine komşu yöntemi ile pencereleme (çerçeveleme) işlemi uygulanır. Pencereleme işlemi Englehart [17,18]'in çalışmalarında hesapladığı optimum çerçeveleme değerleri ($R = 256$, $r = 32$ ms) baz alınmıştır.

3.5. Öznitelik Çıkarımı

Öznitelik çıkarımı, belli bir karakteristik özelliğe sahip olan biyoelektriksel sinyallerin bütün bir bilgi olarak değil, bilgiyi asıl oluşturan vasıfların çıkartılıp sistemleştirilmesi ile yapılır [19]. Bu tez çalışmasında EMG sinyalinin özniteliklerinin çıkarılması işlemi literatürde geniş yer alan iki yöntem ile yapılmıştır.

3.5.1. Sinyalin Enerjisi

Bir $m(t)$ sinyalinin enerjisinin matematiksel ifadesi;

$$E = \int_{t_i}^{t_j} |m(t)| dt \quad (3.2)$$

şeklindedir [9,10]. Denklemden t_j ve t_i , sinyalin integrasyonun alt ve üst zaman limitlerini ve denklem bu zaman aralığında olan sinyalin eğrisinin mutlak değerinin altındaki alanı ifade etmektedir.

3.5.2. Sinyalin Maximum Değeri

Pencerelenmiş paketlerden her birindeki örneklenen sinyallerden en büyük değerde olanı sinyalin maksimum değeridir.

4. EMG SİNYALLERİNİN SINIFLANDIRILMASI

Temelde EMG sinyalleri sırası ile ön işleme ve normalizasyon, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma işlemleri ile anlamlandırılır. Literatürde yer alan çalışmalar, benzer ön işleme adımları izlendiği göstermektedir. Oysa öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma işlemleri için birçok farklı ele alışlar ve yöntemler çalışılmıştır. Çalışmalarda öznitelik çıkarımı işleminde birden fazla öznitelik değeri çıkarılıp, sınıflandırma başarısı yüzdesini arttırmak için Bulanık Mantık, YSA, GKM (Gauss Karışım Modeli), DVM (Destek Vektör Makineleri), KNN (K-En Yakın Komşu), LDA (Lineer Diskriminant Analizi) vb. sınıflandırma yöntemleri uygulanarak sonuçların karşılaştırılmaları yapılmıştır [8,11, 20,21].

Çeşitli gürültü, titreşim veya kasta meydana gelen yorgunluk gibi etkenler EMG işaretlerinin alınması esnasında sinyal genliğinde değişime sebep olur ve bu durumdan öznitelik vektörleri olumsuz yönde etkilenir. Aynı ayrı farklı kişilerden aynı kas grubuna ait sinyaller alındığı durumlarda bile sinyal genlikleri birbirinden oldukça farklı çıkar. Bu tez çalışmasında, EMG sinyalindeki bu değişiklikler normalizasyon ve ön işleme işlemleri uygulanarak en aza indirilmeye çalışılmıştır. Ayrıca işlem kolaylığı sağlaması açısından sinyalin ortalaması sıfır olarak alınmıştır.

4.1. Yapay Sinir Ağları Sınıflandırma Algoritması

Dünyanın en karmaşık makinası olan insan beyni sayısal hesaplamaları birkaç dakikada yaparken, idrak gerektiren işlemleri çok kısa bir sürede gerçekleştirmektedir. İnsan beynini taklit eden bilgisayarlar sayısal işlemleri kolaylıkla kısa sürede çözümlerken, idrak ve deneyimlerle kazanılan bilgiyi işlemede yetersizdir. Bundan dolayı günümüzde bilgisayarların bu insan beynine ait özelliğe sahip olması adına bilgisayar sistemleri geliştirilmiştir ve bu sistemler YSA (Yapay Sinir Ağı) olarak adlandırılmıştır [22,23].

YSA insan beynini model aldığından öncelikle yapılan çalışmalarda beyin yapı taşı olan sinir hücresi ve sinir iletim mekanizması modellenmeleri yer almaktadır. YSA bir bilgi işleme sistemi olup, ağırlıklı bağlantılarla birbirine bağlanan ve kendi belleklerine sahip işlem elemanlarından oluşur.

Yapılan çalışmalarla geliştirilen bu sistemlerle paralel olarak yapay sinir ağları çeşitli birçok alanda kullanılmaktadır. Fakat işlem hızı nano saniye seviyelerinde olsa da YSA insan beyninden hala uzaktadır [22,23].

Yapay sinir ağları yeni nesil bilgi işleme sistemi olup insan beyninin bazı organizasyon ilkelerine benzeyen özellikleri kullanırlar. Bu açıdan fizyolojik olarak insan beyni üzerinde yapılan çalışmalar ışık tutmaktadır.

4.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının avantajları ve dezavantajları aşağıda sıralanmıştır [22].

Avantajları:

- İlk olarak YSA öğrenebilme yeteneğine sahip olup, uyarılabilir ve esneyebilir.
- Öğrenim kabiliyetine sahip olan YSA öğretim materyali değiştirilerek eğitilebilir.
- Farklı öğrenme algoritmaları kullanabilir.
- Matematiksel modele ihtiyaç duymaz.
- Lineer olmayan problem çözümünde kullanılabilir.
- Çevrimiçi yapısından dolayı kendi kendine öğrenme eğitilme özelliğine sahiptir.
- Örüntü tamamlayabilme özelliği sayesinde hata toleransına sahiptir.

Dezavantajları:

- Sistemin çalışmasının analiz edilememesinden kaynaklı öğrenme başarısızlıklar oluşabilir.
- Sistemin kendi içinde ne olduğu bilinemez.
- Farklı sistemlere uyarılması zordur.
- Kural tabanı kullanımı olmadığından ağ seçimi tasarımcının deneyimlerine bağlıdır.
- Nümerik bilgilerle çalışıldığından veriler nümerik verilmelidir.

4.1.3. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları nöron dizilimlerine, nöronların bağlantı şekillerine, öğrenme şekli ve zamanı, ağ mimarisi vb. özelliklerine göre sınıflandırılabilirler [22].

Nöronların bağlantı şekillerine göre YSA'lar ileri ve geri beslemeli ağlar olarak iki gruba ayrılır.

1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Sadece giriş ve çıkış katmanlarından oluşan (ara katmanları olmayan) en basit yapay sinir ağı yapısı ile tek katmanlı, ara katmanları ile çok katmanlı çeşitleri mevcuttur. Bu ağda nöronlar giriş katmanından çıkış katmanına doğru düzenli olarak sıralanmış şekildedir. Bütün katmanlarda yalnızca kendinden sonraki katmana bilgi akışı olur.

2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Genellikle bu mimari danışmansız öğrenme kurallarının uygulandığı ağlarda kullanılan geri beslemeli yapay sinir ağlarında bir tür geri besleme işlemi gerçekleşir. Geri beslemeli yapay sinir ağlarında, bir hücreden çıkan bilgi sonraki veya önceki katmandaki hücreye iletebildiği gibi aynı zamanda kendi katmanındaki bir hücreye de iletebilir. Bu yapı sisteme doğrusal olmayan bir dinamik kazandırmasıyla birlikte, nöronların bağlantı şekilleri ise ağa farklı davranışlar kazandırır.

YSA'larında istenilen işlemin yapılması ağa bazı öğretim metotları ile kazandırılır. Bu öğretim metotları temelde danışmanlı öğrenme ve danışmansız öğrenme olmak üzere ikiye ayrılır [60].

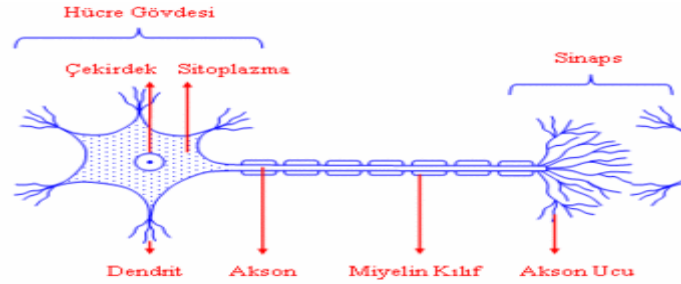
1. Danışmanlı Öğrenme: Bu öğrenmede yapay sinir ağı kullanılmadan önce, hem giriş hem çıkış değerleri verilerek eğitilir. Verilen giriş ve çıkış değerlerine göre ağ kendi ağırlıklarını hesaplar. Ağ giriş bilgisine göre ürettiği çıkışı önceden verilen değer ile karşılaştırarak ağırlıklarının değerlendirilmesi için istediği bilgiyi elde eder ve her hücre için hata payı hesaplar. Bu hesaplama istenilen hata tolerans değerine ulaşılan kadar devam eder.

2. Danışmansız Öğrenme: Bu öğrenmede ise sistemin çıkış hakkında bilgisi yoktur. Bu ağın eğitimi sadece örnek girdi değerleri verilerek yapılır. Danışmansız öğrenme ile eğitilen ağlar istenen ya da hedef çıkış olmadan giriş örneklerine bakarak kendi kurallarını oluşturup ağırlık değerlerini hesaplar.

4.1.4. Yapay Sinir Ağının Yapısı

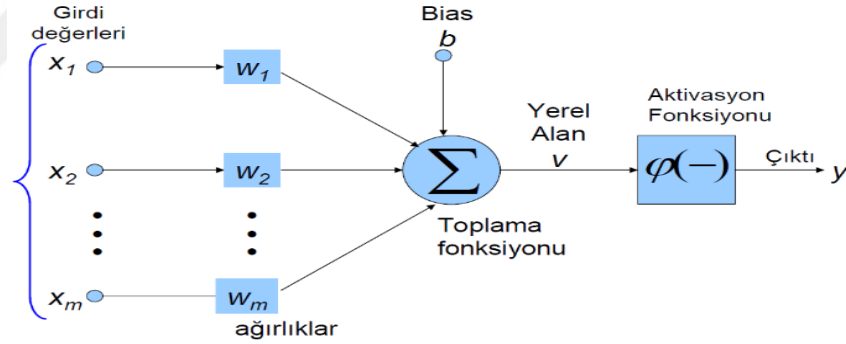
Biyolojik olarak sinir hücresi sinir sisteminin temel yapı taşıdır. Bir sinir hücresi Şekil 4.2'de resmedildiği üzere dendrit, akson, soma ve sinaps temel bileşenlerinden oluşmaktadır. Dendritler sinir hücresine bir başka sinir hücresinden gelen sinyali hücre gövdesindeki çekirdeğe iletir. Çekirdek bu sinyalleri bir araya toplayarak aksona iletir. İletilen sinyaller aksonda işlenip, sinir hücresinin akson ucuna iletilir.

Sinir hücrelerinin birbirleriyle yaptığı bağlantı sinaps olarak adlandırılır ve hücreler arası iletişimi sağlar. İnsan beyinde yaklaşık 10^9 sinir hücresi vardır. [22].



Şekil 4.3. Biyolojik sinir hücresi [22]

Yapay sinir hücresi biyolojik sinir hücresini taklit eder. Şekil 4.3’de görüldüğü gibi bir yapay sinir hücresi girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktılar olmak üzere beş bölümden meydana gelmektedir [22].



Şekil 4.4. Yapay sinir hücresi [22]

Girdiler: Bir yapay sinir hücresine diğer hücrelerden veya dış çevreden gelen verilere girdi adı verilmektedir. Bir nöron genellikle gelişmiş olarak birçok girdiyi alabilir [22].

Ağırlıklar: Yapay sinir hücresi ile alınan girdilerin çıkışa etkisini belirleyen katsayılarıdır. Bir girdi geldiği bağlantının ağırlığı ile çarpılarak iletilir. Ağırlık değerinin küçük olması zayıf bağlantı ya da önemsizlik ifade ederken, büyük olması ise tam tersi olarak güçlü bağlantı veya önemli olduğu anlamına gelir [22].

Toplama Fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu): Girdi değerlerini toplayarak net girdi değeri hesaplar [22]. Toplama fonksiyonlarında istenen işleme en uygun fonksiyonu belirlemek için geliştirilmiş bir yöntem mevcut olmadığından, en uygun fonksiyon tasarımcı tarafından deneme yoluyla belirlenir. Problemin çeşidine bağlı olarak gelen girdinin sayısı ya da değeri çözüm için önemli olabilir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Bu fonksiyon nörona gelen girdiye göre çıkış üretmek için girdi değerini işler. Çoğunlukla nonlineer olan bir fonksiyon seçilip, yapay sinir ağına doğrusal olmama özelliği kazandırılır [22].

Hücrenin Çıktısı: Aktivasyon fonksiyonu sonucu, dış dünyaya iletilmek veya ağ içinde girdi olarak kullanılmak üzere meydana gelen değerlerdir. Çıktılar istenilen miktarda hücreye bağlanabilirken her hücre için yalnızca bir çıktı mevcuttur [7].

4.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

YSA'da biyolojik sinir hücresinde olduğu gibi bilgisayar dünyasında da hücreler arasında sinaps adı veriler bağlantılar mevcuttur ve bu sinapsların ağırlık değerleri eşit olmayıp birbirinden farklıdır. Ağın eğitiminde bu ağırlık farklılıkları kullanılır. İlk olarak dış dünyadan YSA'na alınan girdiler aktivasyon fonksiyonu ile işlenerek çıktı üretir. Çıktılar birbiri ardı sıra kıyaslanıp hata oranı hesaplanır. Bu hata oranı sifira indirgenip istenilen çıkışı elde etmek için belirli birçok öğrenme algoritmaları kullanılır. Böylece güncelleştirilerek değerlerin değerlendirilmesi sonucu etkiler ve ağ eğitilmiş olur. YSA aldığı girdiye karşı istediği çıktıyı elde ettiğinde bulunduğu ağırlık hesaplamasını saklar. YSA eğitildikten sonra ağa farklı girdiler verilir ve ağın çıkışı ile gerçek çıkış yaklaşımı karşılaştırılır. Eğer ağ öğrenmiş ise verilen test örneğine uygun bir yaklaşım sergiler. Fakat bu işlemler yapılırken gereğinde fazla girdi verileri verilmemelidir aksi durumda sinir ağı öğrenmez ezberler. Bundan dolayı örnek verilerin %80'lik kısmı ile ağın eğitimi yapılıp kalan %20'lik kısmı ağın davranışını incelemek için ayrılır.

YSA'nın eğitim safhaları sırasıyla aşağıda maddelerle özetlenmiştir [7]:

1. *Örneklerin toplanması:* Ağın öğrenmesi ve test edilmesi için gerekli örneklerin toplanmasıdır. Öğrenme aşamasın için seçilen örnekler olayı tüm yönleri ile kapsayacak şekilde seçilmeli ve ağa tanıtılmayan bir durum söz konusu olmamalıdır. Eğitim setindeki örnekler öğrenme aşamasında tek tek ağa gönderilerek ağın eğitimi yapılır. Eğitilen ağa test örnekleri gönderilerek

eđitim performansı analiz edilir ve ađın iyi öğrenip öğrenmediđini ortaya konur.

2. *Ađın topolojik yapısının belirlenmesi:* Öğrenilmesi istenen olay için oluşturulacak olan ađın topolojik yapısı yani girdi sayısı, katman sayısı ve katmanlardaki nöron sayısı belirlenir.
3. *Öğrenme parametrelerinin belirlenmesi:* Ađın öğrenme katsayısı, proses elemanlarının toplama ve aktivasyon fonksiyonları, momentum katsayısı gibi parametreler bu adımda belirlenmektedir.
4. *Ađırlıkların başlangıç deđerlerinin atanması:* Proses elemanlarını birbirlerine bađlayan ađırlık deđerlerinin ve eşik deđer ünitesinin ađırlıklarının başlangıç deđerlerinin atanması yapılır. Başlangıçta genellikle rastgele deđerler atanır. Daha sonra öğrenme sırasında bu deđerler ađ tarafından güncellenir.
5. *Öğrenme setinden örneklerin seçilmesi ve ađa gösterilmesi:* Ađın öğrenmeye başlaması ve öğrenme kuralına uygun olarak ađırlıkların deđiřmesi için ađa örnekler belirli bir düzene göre uygulanır.
6. *Öğrenme sırasında ileri hesaplamaların yapılması:* Sunulan girdi için ađın çıktı deđerleri hesaplanır.
7. *Gerçekleşen çıktının beklenen çıktı ile karşılaştırılması:* Ađın ürettiđi hata deđerleri bu adımda hesaplanır.
8. *Ađırlıkların deđiřtirilmesi:* Geri hesaplama yöntemi uygulanarak üretilen hatanın azalması için ađırlıkların deđiřtirilmesi yapılır.
9. *Öğrenmenin tamamlanması:* Hedeflenen çıktılara ulařınca ađ eđitimi sonlanır.

4.3. Bulanık Mantık Sınıflandırıcılar

İnsan beyni kesinlik kazanmamıř bulanık gerçeklerle işlem yapabilmesine karşı, beyin yapısını ve işlevini taklit eden bilgisayarlar kesinlik kazanmıř gerçeklerle işlem yapabilir. Bundan dolayı bazı matematiksel modellemesi oluşturulamayan sistemlerin denetlenmesi için bir mantık sistemi oluşturulmuřtur. Bu sisteme bulanık mantık adı verilir. Her an deđişen durumlara karşı matematiđin gerçek dünyaya uyarlanmasını sađlaması açısından bu sistemler kontrol, denetim ve sınıflandırıcı gibi sistemler için kullanımı yaygınlařmıřtır. Sınıflandırma işlemi uygulanırken bulanık mantık sistemindeki gibi bir veri tabanı, kural tabanı ve çıkarım oluşturulur.

Önceden belirlenen veriler bu sistemle giriş olarak alınıp bulanık çıkarımı yapılarak çıkışı oluşturulur [24,27].

Örnek veri öncelikle çıkarım sisteminde veri tabanı ve kural tabanı kullanılarak bir grup (sınıf) değer çıkışına çevrilip, bununla birlikte bulanıklaştırma ve durulaştırılma işlemleri yapılır. Sınıflandırma sonucunda örneğe karşılık sözsel olarak da ifade edilebilen bir sınıf değeri elde edilir. bu sistemde çıkış değerleri sözsel çıkışlardan oluşabildiğinden Mamdani tipi bulanık kural çeşidi kullanılmaktadır [24.26].



5. UYGULAMA VE GRAFİKSEL SONUÇLAR

5.1. EMG Sinyallerinin Alınması

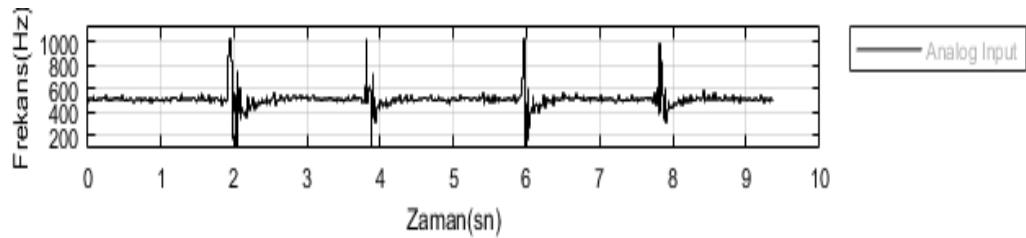
Bu tez çalışmasında EMG sinyalleri ön alt kolun ön yüzünden “SENIAM Protokolü” ile Şekil 5.1’de olduğu gibi yüzeysel elektrotlarla alınmıştır. Bu işlem için Olimex EMG Shield kullanılmıştır. Cihaz Arduino ile tam uyumlu çalışmaktadır ve bir kas grubuna ait bilgi alınabilir. Bu çalışma external modda (real time – gerçek zamanlı) çalışıldığından Arduino Mega (2560) tercih edilmiştir.



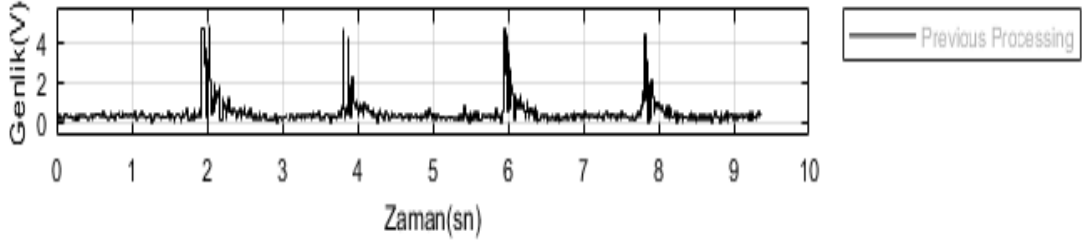
Şekil 5.1. Elektrotların yerleşim biçimi

5.2. EMG Sinyallerinin İşlenmesi

Elektrotlar ile alınan EMG sinyalleri bazı ön işleme işlemlerinden geçirilmiştir. Ham veri Şekil 5.2’de verildiği gibidir. İlk olarak 0-1023 değer arasında olan genlik tasarlanan yükseltici eleman ile 0-10 V arasına taşınmış ve offset değeri 5 V alınıp ortalama değer hesaplaması yapılmıştır. Kas dinlenme durumunda iken kastaki dinlenme potansiyeli o ortalama değer aralığına taşınmıştır. Elde ettiğimiz sinyalin negatif kısımları sinyalin tüm enerjisinin kullanımı için tam dalga doğrultma yapılmıştır. Doğrultulmuş sinyal Şekil 5.3’te verildiği gibidir.

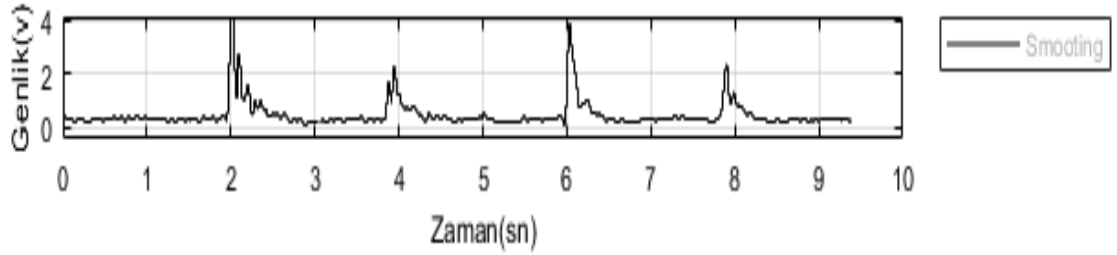


Şekil 5.2. Ham EMG sinyali



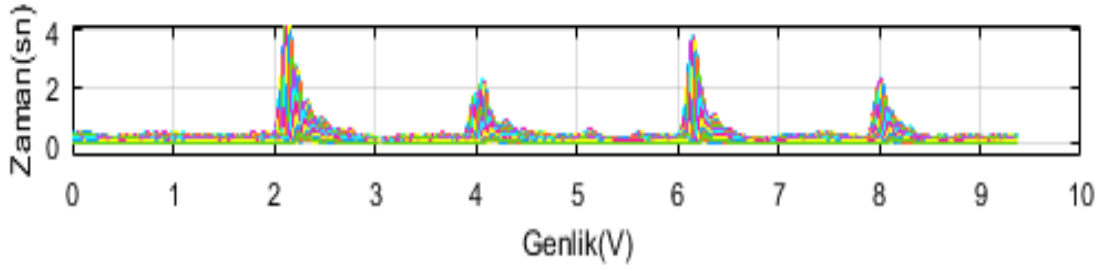
Şekil 5.3. Doğrultulan sinyal

Birçok sinyal gibi EMG sinyalleri de gürültü faktörlerinden etkilenir. Üstelik küçük genlikli biyolojik sinyaller olduğundan oldukça gürültülü bir yapıdadır. Bundan dolayı EMG sinyallerini seçip tüm sinyalin içinden ayırabilmek için alçak geçiren bir filtre tasarlanmıştır. Bu tasarlanan filtre, 0 ile 500 Hz arasında seyreden sinyalimizi asıl istediğimiz 150-500 Hz arasına kısıtlamıştır. Filtrelenen sinyal Şekil 5.4'te ifade edilmiştir.



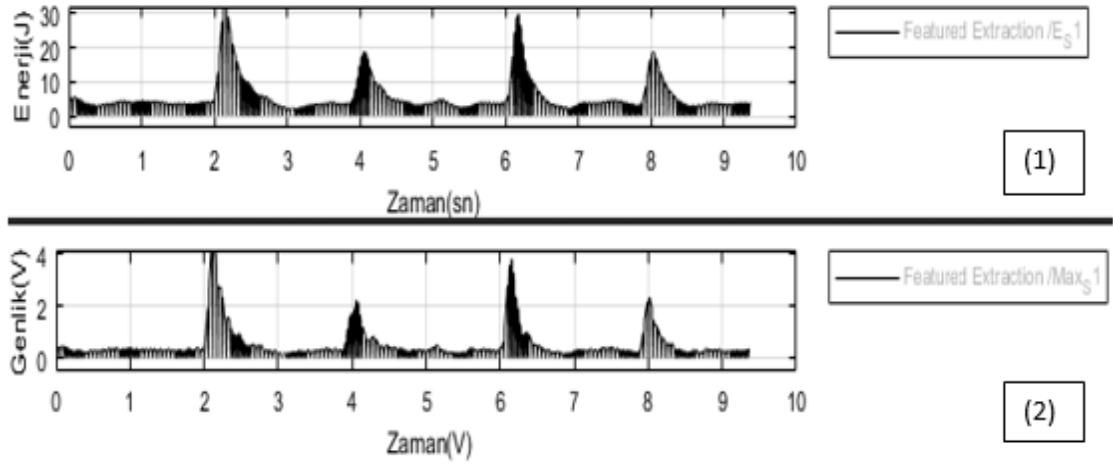
Şekil 5.4. Filtrelenmiş sinyal

Filtrelenmiş durumdaki EMG sinyallerinin sinyal işleminde öz nitelik olarak literatürde yer alan Englehart'ın öznitelik çıkarım yöntemi kullanılmıştır. Englehart en iyi öznitelik sinyalin, 256ms aralıklar ile 32ms kaydırarak taranması sonucu elde edilebileceğini sunmuştur [17,18]. Bu tez sisteminde de sinyal bu yöntem ile paketlenip pencerelere ayrılmıştır. Bu durumda tasarlanan Hamming penceresi örnekleme zamanı düşünülerek 25 örnek barındırmaktadır. Bu sistem Şekil 5.5'teki görüntü ile verilmiştir.



Şekil 5.5. Pencerelemiş 25 sinyal

Pencereyenerek paketlere ayrılan sinyal okunması ve değerlendirilebilmesi için her kanalın enerjisi ve maksimum değeri alınmıştır. Bu sisteme göre algoritma bir paketteki en büyük enerjiyi bulana kadar saymaya devam edip bulunca diğer pakete geçmektedir. Sinyal maksimum enerji dışında birçok maksimuma yakın enerjiye sahip olabilir bu durumda sinyalde sağlıklı sonuç almak istediğimizden bir normalizasyon uygulanmıştır. Sistemin enerjisi ve maksimum değeri Şekil 5.6'da verildiği gibi sonuçlanmıştır.



Şekil 5.6. Sistemin enerjisi (1) ve maksimum değeri (2)

Tüm bu işlemlerin ardından en doğru ve sağlıklı sonuca gidilebilmesi için YSA ve Bulanık Mantık (Fuzzy) sınıflandırıcıları kullanılmıştır.

5.3. Tasarlanan YSA ve Bulanık Mantık Sınıflandırıcı Sistemi

YSA: Bu tez çalışmasında uygulanan YSA 3x2 nöron ile ileri beslemeli sinir ağı türü eğitilmiştir. İterasyon sayısı 2000'dir. Oluşturulan algoritmaya göre iki çıkış sınıfından oluşan sistem sınıf 1'in sınıf 2'den büyük olması durumunda 1. hareket

tipini diğer durumda ise 2. hareket tipini uygulayacak şekilde eğitilmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant sigmoid ve lineer fonksiyonları kullanılmıştır. Kullanılan algoritma :

```
x=YSA_Egitim';
y=YSA_Egitim_Cikis';
net=newff(minmax(x),[3,2],{'tansig','purelin','purelin'},'trainbr');
net.trainParam.show = 5;
net.trainParam.epochs = 2000;
net.trainParam.goal = 1e-6;
[netYSA,tr]=train(net,x,y);
gensim(netYSA,-1)
yt=sim(netYSA,xt); % YSA SINIFLANDIRMA ALGORİTMASI
YSAsinif=yt';
YSA1=YSAsinif(1);
YSA2=YSAsinif(2);
    if (YSA1 > YSA2)
        Harekettip=1;
    else
        Harekettip=0;
    end
```

Sistemin çalışma hareketi olan el kapama ve el açma olarak iki sınıftan oluşmaktadır, bunlar Tablo 5.1.'de gösterildiği gibidir.

Tablo 5.1. Hareket sınıfları

Hareket Sınıfı	İkili Karşılığı
El Kapama (Hareket Tipi 1)	10
El Açma (Hareket Tipi 2)	01

Tasarlanan YSA bir denekten alınan verilerle eğitilip test programı uygulanmıştır. Eğitim verileri Tablo 5.2.'de verildiği gibidir.

Tablo 5.2. YSA giriş ve çıkış parametreleri

YSA GİRİŞ (Enerji)	YSA ÇIKIŞ	
31,41587639	1	0
26,20928383	1	0
26,44285774	1	0
26,46443939	1	0
27,45484734	1	0
28,42359352	1	0
23,52318382	1	0
22,65249252	1	0
25,04466248	1	0
19,16441618	1	0
20,23611533	1	0
22,6614814	1	0
19,30052351	1	0
22,6614814	1	0
14,1757848	0	1
9,949203489	0	1
8,098113483	0	1
7,240979965	0	1
8,811247429	0	1
7,943094576	0	1
8,765327392	0	1
8,99332497	0	1
5,566312643	0	1
5,30887519	0	1
10,24672513	0	1
10,26121983	0	1
11,47178203	0	1
7,509040468	0	1
10,17343564	0	1
8,139618254	0	1

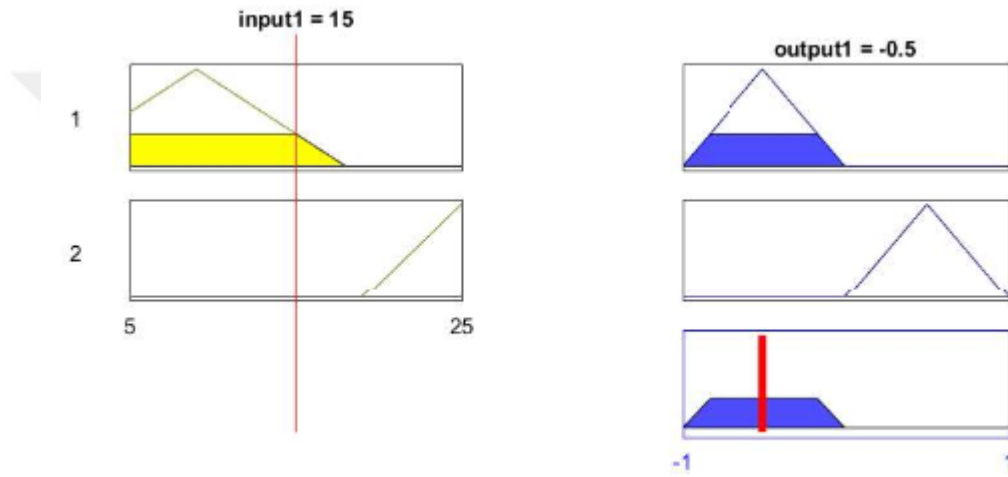
Verilerin %20'lik kısmı ile de YSA test edilmiştir. Test algoritması ise şöyledir:

xt=TestYSA';

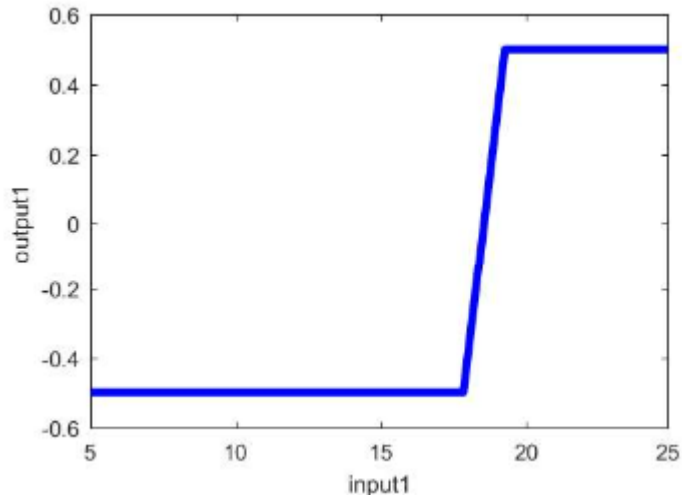
yt=sim(netYSA,xt);

yy=yt';

Bulanık Sınıflayıcı: Tasarlanan bulanık sınıflandırıcı ise Mamdani Min.-Max. tipi bulanık çıkarım ile yapılmıştır. Bu sistem bir giriş ve bir çıkıştan oluşmaktadır ve üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Girişte iki üyelik fonksiyonu verilmiştir, çıkışta ise yine iki üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Durulaştırma işlemi için ağırlık merkezi yöntemi kullanılmıştır. İki kural kullanılmıştır; giriş değeri birinci üyelik fonksiyonu ise birinci üyelik çıkışı, ikinci üyelik fonksiyonu ise ikinci üyelik çıkışı olarak tanımlanmıştır. Giriş değerleri 0.5 ile -0.5 arasında olan girişler verilmiştir. 0.5 hareket 1 ve -0.5 hareket 2 olarak komutlandırılmıştır.



Şekil 5.7. Bulanık çıkarım kuralları



Şekil 5.8. Bulanık sonuç

Tablo 5.3. Hareketlerin ayrı zamanlarda deneme sayısı ile gösterdiği performansları

Hareket Tipi	10 Deneme	20 Deneme	30 Deneme	40 Deneme	50 Deneme	100 Deneme
El Açma	6 başarılı sonuç	13 başarılı sonuç	23 başarılı sonuç	30 başarılı sonuç	39 başarılı sonuç	84 başarılı sonuç
El Kapama	9 başarılı sonuç	18 başarılı sonuç	27 başarılı sonuç	34 başarılı sonuç	43 başarılı sonuç	92 başarılı sonuç

El açma hareketinin performansının düşük olmasının sebebi düşük genlikli enerji olmasından kaynaklanmaktadır.

Tablo 5.4. Sınıflandırıcıların başarı oranları analizi

Sınıflandırıcı	Başarı Yüzdeleri
YSA	%92
Bulanık Sınıflayıcı	%96

Tüm bu sınıflandırıcı tasarımlarının sonuçları “D” sabit katsayı ile anahtarlamaya aktarılmıştır. Böylece sistem çalışması Arduino’ya aktarılarak sağlanmıştır.

5.4. Sistemin Çalışması

Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen sistem geliştirilmek üzere uygulanan bir tasarımıdır. Bu uygulamada EMG sinyallerinin karakteristiği, sınıflandırılması ve kullanılabilirliğinin gösterimi amaçlanmış ve uygulanmıştır.

Sistem iki hareket tipi ile çalışmaktadır. Deneğin koluna elektrotlar yerleştirildikten sonra program çalıştırılır. Denek el kapama hareketi yaptığında sisteme bağlı mekanizma çalışmaya başlamaktadır ve el açma hareketi uygulandığında ise sistemdeki mekanizma durmaktadır.

Mekanizma, bir servo motor kullanılarak tasarlanmış basit bir silecek düzeneğidir. Sistem ile ilgili görüntüler şekil 5.9’de verilmiştir.



Şekil 5.9. Sistem çalışma mekanizması; el kapama/çalışma(1), el açma/durma(2)

6. ÇIKARIM VE YORUMLAR

Bu tez çalışmasında EMG işaretleri sınıflandırılarak bir servo motor kontrolü oluşturulmuştur. EMG sinyali deneğin kas durum sinyalini en iyi şekilde alarak ortaya koyar. Bundan dolayı da biyomedikal sinyal işleme uygulamalarında kaynak işaret olarak kullanışlıdır. Bu çalışmada da bu sebeple EMG sinyalleri kullanılmıştır. Kastan gelen bu sinyal düşük genlikli ve gürültülü olduğundan sınıflandırmak için ham veri önce ön işleme işlemlerinden geçirilmiştir ve öznelik çıkarımları yapılmıştır. Bu projede sınıflandırma işlemleri, denek sayısının artması gerçek zamanlı bir işlem için istenmeyen süre uzamasına sebep olduğundan ve ayrıca EMG sinyallerinin kişiye özel ayırt edici bir sinyal olduğu çalışmalarda gözlemlendiğinden bir kişi üzerinden yürütülmüştür. Bir adet motor kullanıldığından bir kanaldan sinyal alınmıştır. Elektrotlar Seniam Protokolüne göre el açma ve el kapama hareketleri için ön iç kolda konumlandırılmıştır. Kastan gelen sinyal 0,001 periyotlarla örneklenmiştir. Bant geçiren filtre ile gürültüler filtrelenmiştir. Filtrelenmiş sinyal Englehart'ın protokolüne göre çerçevelenmiştir. Öznelik çıkarımı için sinyalin enerjisinden ve maksimum değerinden faydalanılmıştır. Sınıflandırma işlemi için literatürde başarı oranı yüksek olan YSA ve bulanık mantık yöntemleri kullanılmıştır. Sınıflandırılmadan alınan on/off sinyal küçük genlikte istenen sonucu vermediği, fakat sınıflandırma işleminden sonra alınan sinyalle başarı ile istenen sonuca gidildiği gözlemlenmiştir. Bu doğrultuda yapılan sınıflandırma işlemlerinden bulanık mantık doğruluk oranına bakıldığında daha doğru bir yanıt oluşturduğundan en iyi sonuç bulanık mantık sınıflandırıcı sistemi ile alınmıştır denilebilir.

Bu çalışma sistemi için FPGA gibi bir gömülü sistem kullanılarak daha net ve uygun sonuçlar almak olasıdır ve bu açıdan geliştirilmesi uygun görülmüştür. Ayrıca diğer sınıflandırıcı sistemler ile de doğruluk oranı artırılabilir. Özellikle protez çalışmalarında bu hususlar dikkate alınmalıdır.

KAYNAKLAR

1. Şahin S., ve ark., Arduino ve LabVIEW Kullanarak EMG Verilerinden Eşik Seviye Belirleme İle Motor Kontrol Düzenegi Tasarımı. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 2017.
2. Dorcas, D.S., Scott, R.N., A three-state myoelectric control. Medical & Biological Engineering & Computing, 4:367-370, 1996.
3. Bottomley, A.H., Working model of myoelectric control. Proceedings Of The International Symposium On The Application Of Automatic Control In Prosthetic Design, Belgrade, Yugoslavia, 37-45, 1962.
4. Du, Y. C., Hu, W. C., Shyu, L. Y., The effect of data reduction by independent component analysis and principal component analysis in hand motion identification. Engineering in Medicine and Biology Society, 26th Annual International Conference of the IEEE, San Francisco, 84- 86, 2004.
5. Kılıç E., Doğan E., EMG Sinyallerinde Gerçek-Zamanlı Öznitelik Çıkarımı, Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 2016.
6. Akay A., EMG Sinyali Kullanarak Model Bir Araba Kontrolü İçin Parametre Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Karabük Üniversitesi, Karabük, 2015.
7. Taşar B., Control of the multifunctional prosthetic hand simulator via EMG signals, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, 2016
8. Şenli K., EMG (Elektromiyografi) Kontrollü Protez Kol Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, 2007.
9. Taşan, D., Protez Denetimi İçin Elektromiyografi (EMG)de Örüntü Tanıma, Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, 2008.
10. Ejderha, H., EMG işaretlerin kullanılarak yorgunluk seviyelerinin neuro-fuzzy ve YSA ile sınıflandırılması, Yüksek Lisans Tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş, 2009.
11. Yazıcı , İ., EMG İşaretlerinin İşlenmesi Ve Sınıflandırılması”, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2008.
12. Webster, John G., Medical Instrumentation, Applications and Design, 1978.
13. Yazgan, E., Korurek, M., Tıp Elektroniği, ISBN975-561-073-1, 1996.
14. SENIAM EMG protokol, <http://www.seniam.org/> (Download date: 2017)

15. De Luca, C.J., The use of Surface Electromyography in Biomechanics, Journal of Applied Biomechanics,1(2), pp.135-163, 1997.
16. De Luca, C.J., Electromiyography. Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation, Jhon Willey Publisher, pp. 98-109, 2006.
17. Englehart, K., Hudgins, B., Parker, P., Stevenson, M., Time-Frequency Representation for Classification of the Transient Myoelectric Signal, Proceedings of the 20th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. ICEMBS Press,1998.
18. Englehart, K., Signal Representation for Classification of the Transient Myoelectric Signal. Doctoral Thesis. University of New Brunswick, Fredericton, New Brunswick, Canada,1998.
19. Mohammadreza A. O.I, Huosheng H., Review: Myoelectric control systems:A survey, Biomedical Signal Processing and Control, 2 pp. 275:294,2007.
20. Engin, E.Z., Taşan, D., Engin, M., Çok işlevli protez el kontrolü için önkol Elektromiyografi işaretlerinin sınıflandırılması, Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen Ve Mühendislik Dergisi, Cilt/Vol.:17, No/Number:1, Sayı/Issue:49, Sayfa/Page:35-46, 2015.
21. Akgün, G., Demetgül, M., Kaplanoğlu, E., EMG Sinyallerinin Öznitelik Çıkarımı ve Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı, Algoritması İle Sınıflandırılması, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, TOK2013, Malatya 26-28 Eylül, 2013.
22. Çayıroğlu, İ., İleri Algoritma Analizi, Yapay Sinir Ağları, Karabük Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Ders Notu, download date:16.12.2016, <http://www.ibrahimcayiroglu.com/dokumanlar/ilerialgoritmaanalizi/ilerialgoritmaaileria-5.hafta-yapaysiniraglari.pdf>
23. Kumaşoğlu, G., Bolat, B., 2011. Yapay Sinir Ağlarıyla Müzikal Tür Tanıma, Elektrik-Elektronik Bilgisayar Sempozyumu (FEEB 2011) Fırat Üniversitesi, 5-7 Ekim, Elazığ.
24. Kaya, E., Genetik Algoritma İle Bulanık Kural Kümesinin Otomatik Olarak Oluşturulmasında Yeni Bir Yaklaşım, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, 2014.

25. Zheng, L., He, X., Classification Techniques in Pattern Recognition, WSCG, Conference Proceedings, ISBN 80-903100-8-7, 2005.
26. Arieta, A. H., Kato, R., Yokoi, H., Wenwei, Y., Development of multi-DOF electromyography prosthetic system using the adaptive joint mechanism, Applied Bionics and Biomechanics, 3, pp.101–112,2006.
27. Zhao, Z., Chen, X., Zhang, X., Yang, J., Tu, Y., Lantz, V., Wang, K., Study on Online Gesture sEMG Recognition, Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues, pp.1257-1265,2007.
28. Du, Y.C., Hu W.C., Shyu, L.Y., The effect of data reduction by independent component analysis and principal component analysis in hand motion identification, Engineering in Medicine and Biology Society, 26th Annual International Conference of the IEEE,2004.
29. Mahdi, K., Mehran, J., A Novel Approach to Recognize Hand Movements Via sEMG Patterns, Engineering in Medicine and Biology Society, 29th Annual International Conference of the IEEE,2007.
30. Zhizeng, L., Xiaoliang, R., Yutao Z., Multi-pattern recognition of the forearm movement based on SEMG, Information Acquisition, Proceedings. International Conference on IEEE, DOI: 10.1109/ICIA.2004.1373391, 21-25 June,2004.
31. Khzari, M., Jahed, M., Sadati, N., Neuro-Fuzzy surface EMGpattern recognition for multifunctional hand prosthesis control, Industrial Electronics, IEEE International Symposium, 2007..
32. Zhao, J., Xie, Z., Jing, L., Cai, H., Hong, L., Hirsinger, G., EMG control for a five-fingered prosthetic hand based on wavelet transform and autoregressive model, International Conference On Mechatronics And Automation, China, 2006.
33. Dođmuş, O., Yılmaz, Ş., Keçecioglu, F., Yılmaz, A., Özer, Z., Tekstil Fabrikası Maketinin Nem ve Sıcaklığının Yapay Sinir Ađı İle Kontrolü, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, TOK2013, Malatya, 26-28 Eylül, 2013.
34. Bayram, S., Kaplan, K., Kuncan, M., Ertunç, H.M., Bilyeli Rulmanlarda Zaman Uzayında İstatistiksel Öznitelik Çıkarımı ve Yapay Sinir Ađları

Metodu ile Hata Boyutunun Kestirimi, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, TOK2013, Malatya,2013.

35. Ötkün, A., Karlık, B., YSA ve Pencere Ortalamaları Kullanılarak Yüz Tanıma Sistemi, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, TOK2013, Malatya, 26-28 Eylül, 2013.



EKLER

EK.1



T.C.
BOZOK ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU

KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU KARARI

TOPLANTI TARİHİ : 25. 01. 2018
TOPLANTI SAYISI : 1
DOSYA KAYIT NUMARASI : 2018-01-27
KARAR NUMARASI : 2018-KAEK-189_2018.01.25_31
ARAŞTIRMA YÜRÜTÜCÜSÜ : Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN
YARDIMCI ARAŞTIRMACILAR : Yrd. Doç. Dr. Mehmet HAMAMCI, Yüksek Lisans Öğrencisi Mühendis Hande YÜKSEL

Üniversitemiz Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği öğretim üyesi Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN'in sorumluluğunda yürütülecek olan **2018-01-27** kayıt numaralı "**Gömülü sistemler kullanılarak DC Motor Milinin Kontrolünün Gerçekleştirilmesi**" başlıklı çalışma dosyası "İlaç ve Biyolojik Ürünlerin Klinik Araştırmaları Hakkında Yönetmelik", "İyi Klinik Uygulamaları Kılavuzu" ve "Bozok Üniversitesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Yönergesi" ne göre değerlendirilmiştir. Çalışmanın etik ve bilimsel açıdan uygun olduğuna oy birliği ile karar verilmiştir.

Yrd. Doç. Dr. Ayça ÇAKMAK (Başkan)

Doç. Dr. Murat KORKMAZ (Üye)

Yrd. Doç. Dr. Yunus KANTEKİN(Üye)

Yrd. Doç. Dr. Muhammet Serdar BAŞÇIL (Üye)

Yrd. Doç. Dr. Rıza ÇITIL (Üye)
(Katılmadı)

Ziraat Yük. Müh. Harun ASLAN (Üye)

Av. Fatih DEMİRCİ (Üye)

ÖZGEÇMİŞ

1991 yılında Malatya’da doğan Hande YÜKSEL, ilkokulunu Malatya İnönü Üniversitesi Kampüs İlköğretim Okulu, orta öğrenimini Elazığ Evren Paşa İlköğretim Okulu ve lise öğrenimini Elazığ Mehmet Koloğlu Anadolu Lisesi’nde tamamlamıştır. 2010 yılında kazandığı Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünü 2014 yılında başarıyla bitirmiştir.

2015 yılında yüksek lisans eğitimine Bozok Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında başlamıştır. Yrd. Doç. Dr. Onursal ÇETİN danışmanlığında hazırladığı “GÖMÜLÜ SİSTEMLER KULLANILARAK DC MOTOR MİLİNİN KONTROLÜNÜN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ” başlıklı teziyle 2018 yılında mezun olmuştur.

2014 yılında yüksek lisans eğitimine Fırat Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Tıp/Biyofizik Anabilim Dalında başlamıştır. Prof. Dr. Mete ÖZCAN danışmanlığında hazırladığı tezi ile devam etmektedir.

İletişim Bilgileri

Adres : Fırat Üniversitesi.

ELAZIĞ

E-posta: handeyuksel11@gmail.com