KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÖN KOL KAS KUVVETLERİNİN EMG SİNYALLERİ İLE BELİRLENMESİ VE YAPAY SİNİR AĞLARIYLA TAHMİNİ

ÇAĞATAY TAŞDEMİRCİ

KOCAELİ 2018

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÖN KOL KAS KUVVETLERİNİN EMG SİNYALLERİ İLE BEİRLENMESİ VE YAPAY SİNİR AĞLARIYLA TAHMİNİ

ÇAĞATAY TAŞDEMİRCİ

Prof. Dr. Yasin KİŞİOĞLU
Danışman, Kocaeli Üniversitesi .....

Doç. Dr. Arif ÖZKAN
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniversitesi .....

Doç. Dr. Hüdayim BAŞAK
Jüri Üyesi, Gazi Üniversitesi .....

Tezin Savunulduğu Tarih: 08.01.2018

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Tez çalışmamda benden desteğini esirgemeyen, çalışmalarıma yön veren, bana güvenen ve yüreklendiren danışmanım Prof. Dr. Yasin KİŞİOĞLU'na sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Akademik çalışmalarım sırasında, birçok aşamada beni destekleyen ve yardımcı olan abim Arş. Gör. Erkutay TAŞDEMİRCİ ve görüşleri ile çalışmalarıma katkıda bulunan, karşılaştığım her zorlukta desteğini ve zamanını esirgemeyen Arş. Gör. Talip ÇELİK'e teşekkür ediyorum.

Hayatımın her aşamasında sıkıntılarımı ve mutluluklarımı paylaşan, benden desteğini esirgemeyen sevgili babam Özgen TAŞDEMİRCİ, annem Gülay TAŞDEMİRCİ ve kardeşim Işılay TAŞDEMİRCİ'ye teşekkürlerimi borç bilirim.

Aralık – 2018 Çağatay TAŞDEMİRCİ

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR i
İÇİNDEKİLER ii
ŞEKİLLER DİZİNİ iii
TABLOLAR DİZİNİ iv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ v
ÖZET vi
ABSTRACT vii
GİRİŞ 1
1. GENEL BİLGİLER 4
1.1. Kas Fizyolojisi 4
1.2. Kas Çeşitleri 4
1.3. Çizgili Kasların Yapısı 5
1.4. İnsan Kolunun Anatomisi 7
1.4.1. Biceps brachii kasının tanımı 7
1.4.2. Biceps brachii kasının işlevi 8
1.4.3. Triceps brachii kasının tanımı 9
1.4.4. Triceps brachii kasının işlevi 9
1.4.5. Ön kol ön (palmar) yüzündeki superficila kaslar 10
1.5. Kasların Kasılması 10
1.6. Motor Ünite ve Motor Hareketleri 11
1.7. Kaslarda Servo Mekanizması 12
1.8. Kasların Elektriksel Aktivasyonu 13
2. EMG SİNYALİNİN TEMAL KAVRAMLARI 16
2.1. Elektromiyogram İşareti 16
2.2. EMG Ölçüm İşlemi 18
2.3. Yüzey Elektrotları ile EMG Ölçümü ve Sinyal Kalitesi 20
3. BİYOMEDİKAL SİNYALLERİN İŞLENMESİ 22
3.1. Rasgele İşaretlerin İşlenmesi 24
3.2. Fourier Dönüşümü 25
4. YAPAY SİNİR AĞLARI 26
4.1. Yapay Sinir Ağı Modeli 29
4.2. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması 30
4.3. Yapay Sinir Ağının Eğitilmesi 32
5. YÖNTEM 35
6. BULGULAR VE TARTIŞMA 41
7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 52
KAYNAKLAR 54
KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER 58
ÖZGEÇMİŞ 59

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Makro Kas Yapısı 6
Şekil 1.2. Kasın Bant Yapısı 6
Şekil 1.3. Biceps Brachii Kası 8
Şekil 1.4. Triceps Brachii Kası 9
Şekil 1.5. Kaslarda Servo Mekanizması 12
Şekil 1.6. Kasların Elektriksel Tek Bir Uyarımdaki Elektriksel Cevabı 14
Şekil 2.1. EMG Sinyali Örneği 17
Şekil 2.2. Farklı EMG Elektrotları 18
Şekil 3.1. İşaretlerin Sınıflandırılması 23
Şekil 3.2. Biyomedikal Sinyalin Fourier Serisi Kullanılarak Bileşenlerine Ayrılması 25
Şekil 4.1. Sinir Hücresinin Şematik Yapısı 26
Şekil 4.2. Yapay Sinir Hücre Yapısı 28
Şekil 4.3. Yapay Sinir Ağı Modeli 29
Şekil 5.1. Ölçüm Esnasında Elektrotların Konumu 35
Şekil 5.2. EMG Ölçümleri Kayıt Pozisyonu 36
Şekil 5.3. Ön Kol Çevre Ölçümü 37
Şekil 5.4. Ön Kol Uzunluk Ölçümü 37
Şekil 5.5. Tan-Sigmoid Transfer Fonksiyonu 39
Şekil 5.6. Çalışmada Kullanılan Matlab Nntool Parametreleri 40
Şekil 6.1. Katılımcı 1 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 43
Şekil 6.2. Katılımcı 2 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 43
Şekil 6.3. Katılımcı 3 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 44
Şekil 6.4. Katılımcı 4 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 44
Şekil 6.5. Katılımcı 5 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 45
Şekil 6.6. Katılımcı 6 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 45
Şekil 6.7. Katılımcı 7 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 46
Şekil 6.8. Katılımcı 8 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 46
Şekil 6.9. Katılımcı 9 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 47
Şekil 6.10. Katılımcı 10 için EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 47
Şekil 6.11. Katılımcıların EMG Sinyali-Kuvvet Grafiği 48
Şekil 6.12. Öz Kol Uzunluk-Çevre Oranı ile Hazırlanan Yapay Sinir Ağındaki Tahmin Sonuçları 49
Şekil 6.13. YSA Tahmin Grafiği 50

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 1.1. Kas Tipleri ve Özellikleri 5
Tablo 6.1. Katılımcıların Ölçüm Sonuçları 41

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

ms	:	Mili Saniye
hz	:	Frekans (Hertz)
mV	:	Mili Volt
kHz	:	Kilo Hertz
kgf	:	Kilo Gram Kuvvet
kg	:	Kilo Gram
m	:	Metre
CO_2	:	Karbon Di Oksit
H_2O	:	Dİ Hidrojen Mono Oksit (Su)
Na^+	:	Sodyum İyonu
K^+	:	Potasyum İyonu
C	:	Karbon
Ca	:	Kalsiyum

Kısaltmalar

AC	:	Alternatif Akım
BKİ	:	Beden Kütle İndeksi
DC	:	Doğru Akım
EMG	:	Elektromiyografi
FD	:	Fourier Dönüşümü
IEEE	:	The Institute of Electrical and Electronics Engineers (Elektrik ve Elektronik Mühendisleri Enstitüsü)
min	:	Minimum
max	:	Maksimum
YSA	:	Yapay Sinir Ağı

ÖN KOL KASKUVVETLERİNİN EMG SİNYALLERİ İLE BELİRLENMESİ VE YAPAY SİNİR AĞLARIYLA TAHMİNİ

ÖZET

Kas kuvvetlerini insan vücuduna hasar vermeden, doğrudan ölçmek mümkün olmadığı için bu kuvvetlerin belirlenmesinde yardımcı ölçüm ve yöntemlere gereksinim vardır.

Bu çalışmada elin kavraması esnasında ön kol kaslarında oluşan kuvvet analiz edilmeye çalışılmıştır. Bunun için farklı katılımcıların ön kol flexor kaslarından EMG ve ön kol antropometrik ölçümleri alınmış, elde edilen ham veriler analiz edilerek kavrama kuvveti ve EMG sinyalleri arasındaki ilişki, ön kol antropometrik ölçümlerinden de faydalanarak incelenmiştir.

Kavrama kuvveti ve EMG sinyalleri arasındaki ilişkinin maksimum kasılmanın %20 - %80 aralığında lineer olduğu, maksimum kasılma yüzdelerinin EMG sinyali ile analizi ve tahmininde önkolun antropometrik ölçümlerinin büyük fayda ve tahmin kolaylığı sağladığı, görülmüştür.

Elde edilen sonuçların kontrolü için bir yapay sinir ağı kullanılmış, %15'luk bir hata ile önkolun antropometrik ölçümlerinden, kavrama kuvveti ve EMG sinyalleri arasındaki ilişkinin tahmin edilebileceği görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Biyomekanik, El Kavrama kuvveti, EMG Sinyali, Kas Kuvvetleri.

DETERMINING FRONT ARM MUSCULAR STRENGTHS WITH EMG SIGNALS AND ESTIMATING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

It is not possible to measure muscle strength directly without harming the human body, therefore additional measures and methods are needed to determine these forces.

In this study, the forces which created in the forearm muscles was tried to be analyzed. For this purpose, from different subjects, forearm flexor muscles EMG signal and forearm anthropometric measurements were taken then raw signals were analyzed to understand relation between grip strength and EMG signals.

Analysis and estimation of maximal contraction percentages via EMG signal showed that forearm anthropometric measurements provided great benefit and predictability, and there is a linear change between grip strength and EMG signals in the range of 20% to 80% of the maximal contraction.

An artificial neural network was used to check the results obtained, and an anthropometric measurement of the forearm with an error of 15% revealed that the relationship between grip strength and EMG signals could be predicted.

Key words: Biomechanics, EMG signals, Grip Strength, Muscle forces.

GİRİŞ

Biyosistemlerin analiz ve çözümlenmesinde mühendislik bilimlerinden fazlaca yararlanılmaktadır. Engelli veya benzer rahatsızlıklara sahip kişilerin kullanımı için ürünler geliştirmek, engellerinin nedenlerinin belirlenebilmesi, aynı zamanda yaralanmaların engellenebilmesi için kas, kemik, eklem doku gibi yapıların iyi incelenmesi ve kuvvet analizi yapılarak mekanik yapının modellenebilmesi gerekmektedir. Bu nedenle biyolojik sistemlerin biçim ve işlevlerini mühendislik yöntemlerle inceleyen bilim dalı olarak Biyomekanik doğmuştur.

Biyomekanik çalışmalardaki en büyük zorluklardan biri kaslara binen ve kasların ürettiği kuvvetlerin bilinmesidir. Kuvvet ve kas kasılması arasındaki ilişki kaslardaki kasılmanın ölçümünün zorluğundan dolayı kesin olarak kurulamamaktadır. Bu belirsizliğin ortadan kaldırılabilmesi için kaslardaki kasılma ile kasların uyguladığı kuvvet ilişkilendirilmelidir [1]. Kaslarda meydana gelen kasılma ve bu esnada kaslardaki elektriksel potansiyel değişimi (EMG ölçümleri), farklı kişilerde ve farklı zamanda yapılan ölçümlerde değişiklik gösterebilir. EMG sinyalinde meydana gelen bu değişikliğin, ön kol hacmi, ön kol uzunluğu, ön kol çevre ölçümü ve el boyutları ile yaş, beden kütle indeksi (BKİ), cinsiyet, boy uzunluğu gibi sebeplerle kişiden kişiye değişiklik gösterdiği belirtilmiştir [2]. Yapılan çalışmalar, el kavrama kuvvetinin üst ekstremite kas kuvveti ile korele olmasının yanı sıra genel vücut kas kuvveti ve pulmoner kas kuvveti ile ilişkili olduğunu göstermiştir [3-5]. EMG ölçümlerini etkileyen bu faktörleri sadeleştirmek için ölçümler benzer fiziksel özelikteki kişiler üzerinde yapılmalıdır. Bu sayede ölçüm farklılıklarını yorumlamak daha kolay olacaktır.

Bu çalışma EMG sinyalini etkileyen en büyük faktör olan kaslardaki kasılmaya katılan lif sayısı ve lif kalınlıkları üzerine yoğunlaşmaktadır. Bu nedenle çalışmada yaş, boy, cinsiyet, vücut yağ oranı gibi değişkenler sabit tutulmaya çalışılmış, bu sayede ön kol ölçümlerindeki değişikliğin büyük ölçüde kaslardaki lif sayısına bağlı olması amaçlanmıştır [5,6].

EMG sinyalleri kasların kasılması esnasında oluşan biyopotansiyel sinyallerdir. Bunların kaynağı, vücutta meydana gelen çeşitli elektrokimyasal olaylardır. EMG sinyalleri vücuttan elektrotlar yardımı ile algılanırlar ve kullanılan elektroda göre değişik adlarla anılırlar ve bu sinyallerin kuvvetlendirilmesi ve takip edilebilir hale getirilmesi gerekir. EMG sinyalleri kasa içerisine iğne elektrot saplanarak ya da kas üzerine yapıştırılan yüzey elektrotlar ile saptanabilir [7]. İğne elektrot teknikleri bölgesel olmayan, iğnenin batırıldığı küçük bir alanla ilgili daha geniş ve genel bilgiler verirken yüzeysel elektrotlar ile istenilen bölgeden daha geniş ve genel bilgiler elde edilebilmektedir [8].

Genel olarak bir motor ünitesi (kas lifi) gibi az sayıdaki lifler üzerinden net potansiyel değişiminin ölçülmesi amaçlandığında iğne elektrotlarla, birçok motor üniteden oluşan toplam potansiyel farkın ölçümünün gerektiği durumlarda da yüzey elektrotları kullanılır. Dolayısıyla yüzeydeki kaslarda yapılacak ölçümlerde ve hedeflenen ölçüm kası oluşturan liflerin ürettiği toplam potansiyel ise yüzeysel elektrot kullanılmalıdır [7].

Yüzeysel EMG ölçümlerinde, EMG işaretlerinin karakteristiğinde oluşan kayıpları en aza indirmek ve bu ölçümlerin standardizasyonu için birtakım standartlar belirlenmiştir. 1995 yılında bir grup araştırmacının önderliği ve Avrupa Birliğinin katkılarıyla elektrot, elektrot yerleşimi ve işaret işleme tekniklerinin belirlendiği İnvazif Olmayan Kaslar İçin Yüzeysel EMG Değerlendirmesi (Surface EMG For Noninvasive Assesment Muscles - SENIAM) projesi hazırlanmış ve 1996 yılında yürürlüğe girmiştir. SENIAM'ın amacı; bu konularda çalışan laboratuvarların başarılarını kabul edilebilir bir seviyeye getirmektir.

EMG sinyali-kuvvet ilişkilendirmesi çalışmalarının sonuçları büyük ölçüde, sayısal işaret işleme yöntemlerinden geçirilerek Yapay Sinir Ağı (YSA) eğitimde kullanılmaktadır [9, 10, 11]. Bunun en belirgin sebebi EMG sinyalleri değişken ve ölçülmesi zor sinyaller olduğundan, doğrudan formüle edilmesi zordur. Ancak belli yaklaşımlar ve farklı parametrelerin sabit tutulması ile tahmin edilebilir. Kas kuvvetlerinin tahmin edilebilmesi için deney sonuçları alınan ölçümler ile bir Yapay Sinir Ağı eğitilmeli ve eğitimde kullanılmayan farklı değerler ile YSA kontrol edilmelidir. Buradaki amaç yapay sinir ağının doğruluğundan çok, deney verileri

üzerinde belirli çıkarımlar yapılmasıdır. Bu aşamada en önemli faktör eğitim algoritmasıdır ve izometrik kas EMG ölçümlerinde geri yayılımlı ileri beslemeli öğrenme metodu tercih edilmektedir [12].

Bu çalışmada önkol kaslarından ölçülen EMG sinyali ile elin kavraması esnasında önkol kaslarının uyguladığı kuvvet ilişkilendirilmiştir. Yapılan ölçümler sonucunda kas momentleri ve kas kuvvetlerini tahmin edilmeye çalışılmış, önkolun antropometrik ölçümlerinin EMG verisine ihtiyaç duyulmadan kasın uyguladığı kuvvetin tahmininde büyük kolaylık sağlayacağı YSA sonuçları ile gösterilmiştir.

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Kas Fizyolojisi

Kas hücreleri kimyasal enerjiyi mekanik enerjiye çeviren özelleşmiş hücrelerdir. Kaslar hareket açığa çıkarma, ısı üretimi ve postürün sağlanmasında görev alırlar. Kasların kontraktilite (kasılabilme), eksitabilite (uyarılabilme), estensibilite (uzayabilme, gerilebilme), elastisite (normal boyuna dönebilme) özellikleri vardır. Kaslar vücut kütlesinin %40'ını oluşturmaktadır [4]. Kas hücreleri kimyasal, elektriksel ve mekanik olarak uyarılabilirler. Hücre zarı boyunca yayılan aksiyon potansiyeli oluşturabilirler.

1.2. Kas Çeşitleri

Kaslar tıpta, yapılarına ve çalışmalarına göre olmak üzere iki gurupta sınıflandırılabilir. Literatürdeki yaygın kullanılan sınıflandırma çeşidi yapılarına göre sınıflandırmadır. Kaslar çalışma şekillerine göre, istemli çalışan kaslar ve istem dışı çalışan kaslar olmak üzere iki sınıf da incelenir. İstemli çalışan kaslar, iskelet kasları olarak tanımlanırlar. Bunun nedeni iskelet kasları yapmak istediğimiz fiziksel hareketleri yerine getirmek ile görevli olmalarıdır. İstem dışı çalışan kaslara ise düz kaslar ve kalp kası sayılabilir. Bunun nedeni bir canlının kalp atış hızını istemli olarak değiştiremeyeceği, yediklerini sindirme veya öğütme işini de kontrol edemeyeceği sayılabilir [4].

Yapılarına göre incelendiğinde; Düz kaslar, Çizgili kaslar ve Kalp kası olmak üzere 3 grupta toplayabiliriz. Tablo 1.1.'de kas tipleri ve özellikleri gösterilmiştir.

Tablo 1.1 Kas tipleri ve özellikleri [4]

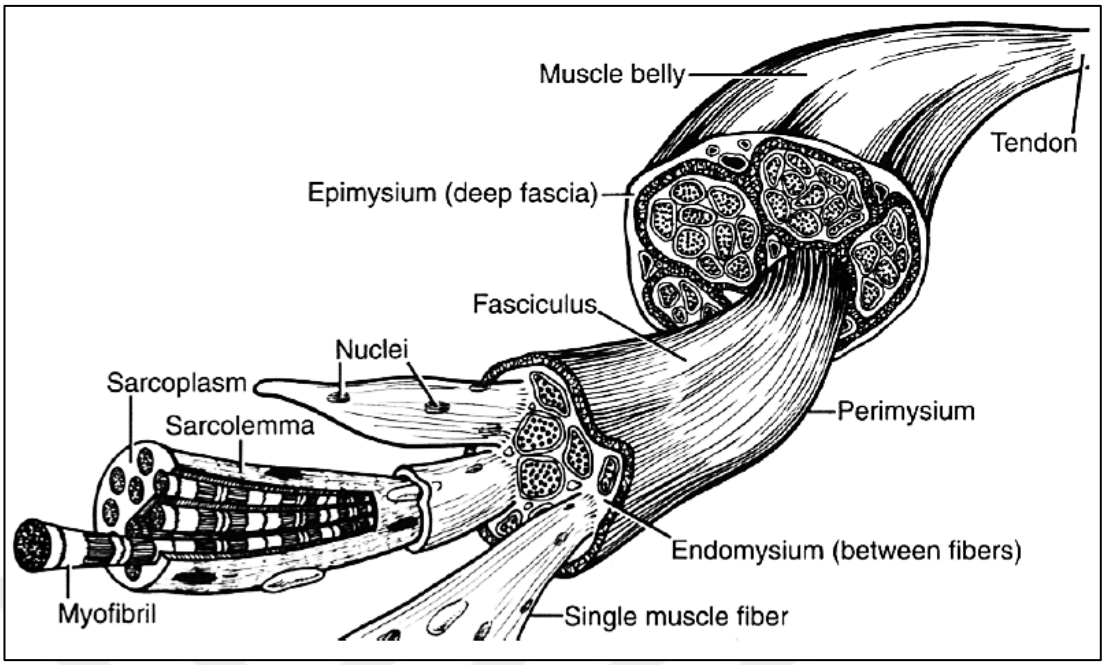
KAS TİPİ	BULUNDUĞU YER	KASILMA ŞEKLİ	LİF TİPİ	ÇİZGİLENME ŞEKLİ	GÖREVİ
Çizgili Kas	İskelete yapışan kaslar	İstemli	Uzun silindirik	Belirgin enine çizgilenme	-İskeletin hareketi -Postürün sağlanması -Isı Üretimi
Düz Kas	-Sindirim, solunum, üreme ve üriner sistemin içi boş organlarının duvarları -Kan damarları	İstemsiz	İğcik Şeklinde	Çizgilenme yok	İç organlarda ve damarlarda harekete yol açar.
Kalp Kası	Kalp	İstemsiz	Kısa Dallanmış	Çizgilenmiş	Kalbin kan pompalanmasını sağlar

Çizgili kaslar istemli çalışırlar. Hızlı kasılır, gevşer ve çabuk yorulurlar. Somatik sinir sistemi tarafından inerve edilirler. İskelete tutunurlar. Mikroskopta enine çizgilenme gösterirler.

1.3. Çizgili Kasların Yapısı

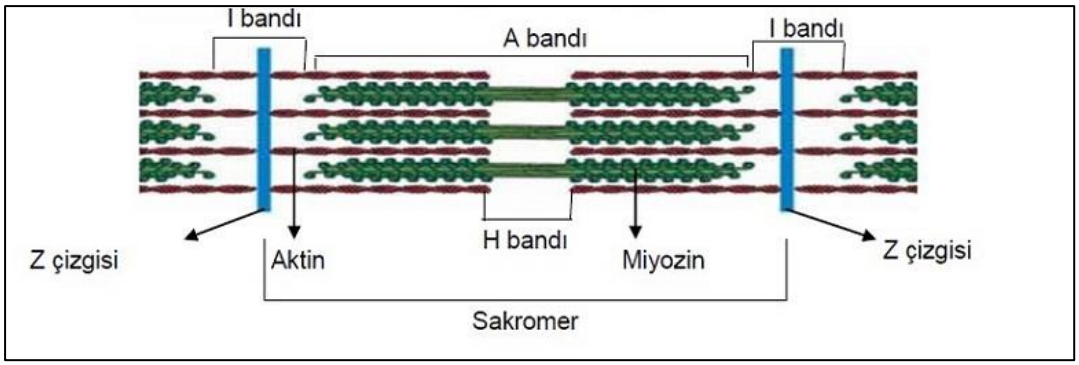
Kas dokuları miyofibril adı verilen daha küçük liflerden oluşur. Miyofibriller ise miyofilamentlerden oluşur. Miyofilamentler ince ve kalın uzantılardır. Myofilamentler kasılabilen proteinler olan Aktin, Myozin, Tropomiyozin ve Troponinden (Troponin I, Troponin T, Troponin C) meydana gelir [2].

Basit olarak kasların yapısı Şekil 1.1'de görülmektedir. Kas gövdesi, demet demet bir yapıya sahiptir. En büyük demet fascicles ve her bir fascicle kas fiber demetidir. Kas demetlerini çevreleyen yapıya epimsium, fascicleları çevreleyen yapıya perimysium ve fiberleri çevreleyen yapıya ise endomsium denir [2].



Şekil 1.1. Makro kas yapısı [2]

Çizgili kaslar istemli hareketi meydana getiren kaslarıdır. Mikroskop altında incelendiğinde açık ve koyu renkli bantlardan oluştuğu gözlenmiştir. Koyu olan batlara "A", açık olan bantlara "I" bandı denir. A bandının ortasında açık "H" bandı ve I bandının ortasında koyu "Z" bandı vardır. Şekil1.2'de bantların şekli verilmiştir. Z bantları arasındaki bölge kasılma anında daralır [3].



Şekil 1.2. Kasın bant yapısı [3]

Hareket esnasında A bandı sabit kalır H ve I bantları ise daralır. Kasın proteinin actomyosinin myosin bileşeni A'da barınır. Actin ise Z bandında başlayıp H bandında sonlanır.

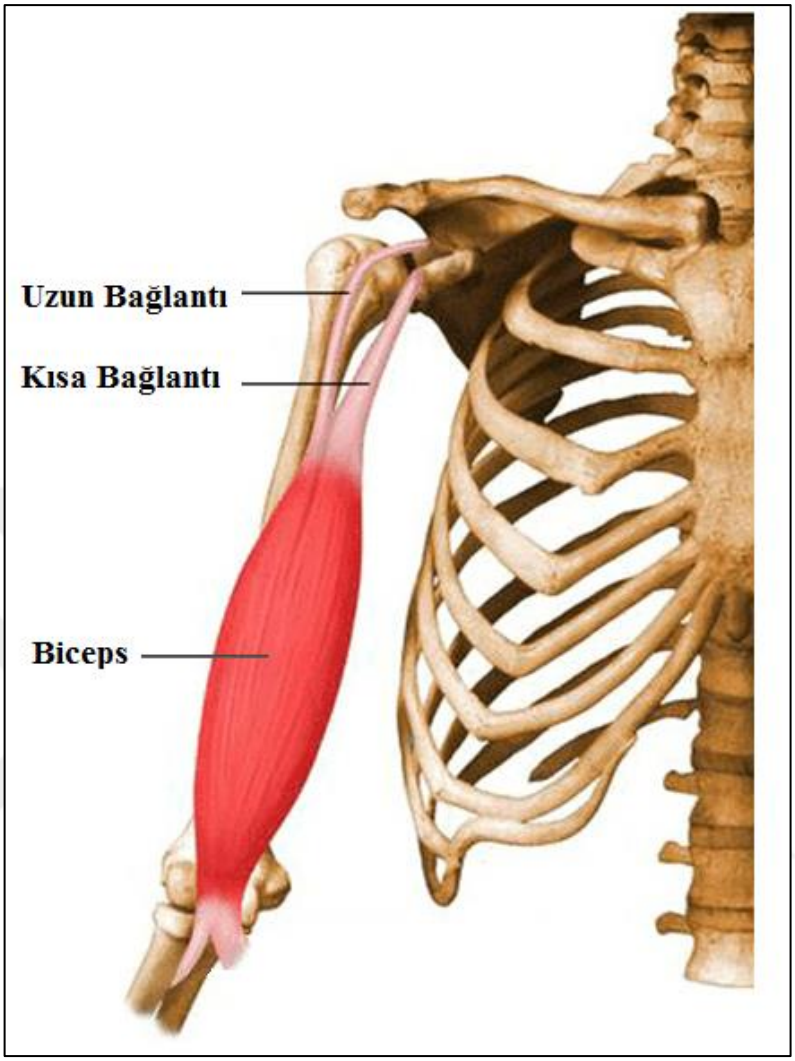
1.4. İnsan Kolunun Anatomisi

Bedenimizde çeşitli hareketlerin ve işlerin yapılmasında önemli bir rolü bulunan kol, iki bölüm halinde değerlendirilir. Omuz ekleminden dirseğe kadar uzanan kısım kol, dirsekten el bileğine kadar giden kısma ön kol denilir. Genellikle kol kavramı bu iki bölümün tamamına kullanılır. Kol bölümünde humerus denilen tek kemik bulunur. Ön kol bölümünde ise, radius ve ulna olarak çift kemik bulunur. Kolun aşağıya, yukarıya, içe, dışa yani çeşitli yönlere hareketini omuz mafsalıyla, bölgedeki kaslar destekler. Kolda dört farklı kas bulunur. Bunların arasındaki en önemli kas iki başlı olan pazu kasıdır. Bunun vazifesi ön kolun bükülmesini sağlamaktır. Ön kol extansiyon ve fleksiyon, içe ve dışa dönüş hareketlerini dirsek yardımıyla, koldan başlayarak, ön kolda biten kaslar aracılığıyla yapar. Ön kolda 18 adet kas bulunur. El ve parmakların hareketleri bu kaslar yardımıyla sağlanır [4, 8].

Fleksiyon hareketinde rol alan kaslara fleksor kaslar denmektedir. Fleksör kasının kasılmasıyla eklem ekseni boyunca bükülme meydana gelir ve kasılı bulunan bölge vücuda yaklaşır. Bu hareketin sonunda fleksör kası gevşer ve ektensör kası kasılmaya başlar. Yine ayne eklem ekseni çevresinde uzuv bu sefer doğal pozisyonuna dönmeye başlar. Örnek olarak, üst ön kol kaslarından biceps fleksör, üst arka kol kaslarından triceps ise ekstensör kaslarıdır. Dirsek burulduğunda önce biceps kası kasılır. Daha sonra biceps kası gevşemeye başlar ve dirsekteki düzelme için triceps kası kasılmaya başlar. Bu tip zıt yönlü hareket edern kas çiftleri, agonist-antagonist kas çiftleri olarak adlandırılır. Agonist kas hareketi gerçekleştirirken, antagonist kas ise agonist kasın zıt yönüne doğru bir kasılma gerçekleştirir [10].

1.4.1. Biceps brachii kasının tanımı

Bicaps kası çift başlıdır, iki noktadan başlayarak tek noktada sonlanır. Çift başı da kürek kemiğinden başlar, bir başı kürek kemiği doğrultusundan, diğer başı omuzumuz ile kol arasındaki eklemin üstünden başlayarak kolun ön yüzünü boyunca ilerleyerek başparmak yönündeki ön kol kemiği başlarında sonlanır. Şekil 1.3'de Biceps Brachii Kası görülmektedir.



Şekil 1.3. Biceps brachii kası [4]

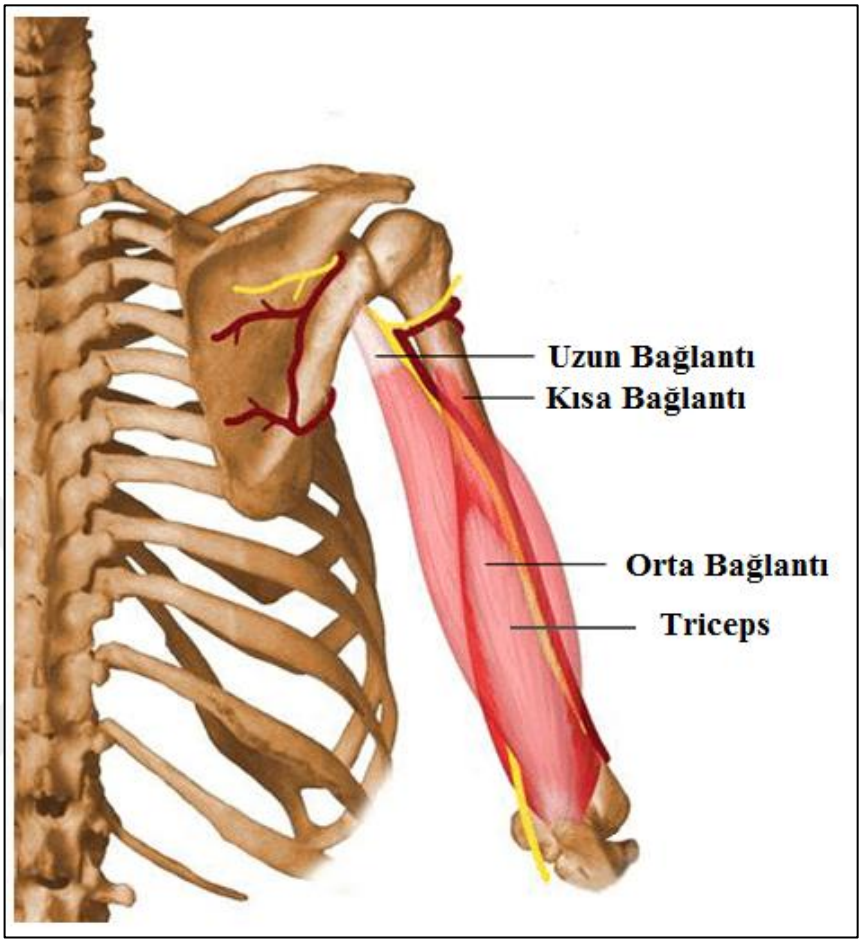
1.4.2. Biceps brachii kasının işlevi

Uzun ve kısa bağlantılar:

- Dirsek fleksiyonunda görev alır
- Ön kolun aktif olarak supinasyonunu sağlar
- Pasif şekilde omuz fleksyonunda görevlidirler.

Sadece uzun bağlantılar ise, deltoid kasının aktivitesi sırasında kol kemiğinin dengelenmesini sağlamaktadır.

1.4.3. Triceps brachii kasının tanımı



Şekil 1.4. Triceps brachii kası [4]

Triceps kası, kolun arka kısmında yayılı durumda bulunur ve ektansiyon hareketinin oluşturulmasını sağlar. Kol kemiğine üç noktadan bağlanır, büyük bir kastır. Triceps kasında uzun bağlantı kürek kemiğine, kısa ve orta bağlantı ise pazı kemiğine uzanmaktadır. Şekil 1.4'de Triceps Brachii Kası görülmektedir.

1.4.4. Triceps brachii kasının işlevi

Triceps Brachii kası:

- Dirsek ekstansiyonunda görev alır,
- Ekstansiyon hareketinn sürekliliğini sağlar,
- Omuz ekstansiyon ve addüksiyon hareketinde ise yardımcı olarak rol oynamaktadır.

1.4.5. Ön kol (palmar) ön yüzündeki superficial kaslar

Caput ulnae: Ulna'nın processus coronoideus'undan başlamaktadır. Radiusun dış tarafında yer alan tuberositas pronatoria'nın ortakısmında bitmektedir. Sinir kısmına da nervus medianus adı verilir. Ön kol kasının görevi ele pronasyon hareketi sağlamaktır. Ön kolun fleksiyon hareketine yardımcı olmaktadır.

Flexor Carpi Radialis kası Musculus pronator teres'in iç kısmında yer almaktadır. Epicondylus medialis'ten başlayarak 2. ve 3. metarcp'ın tabanında yer alır. Sinir kısmına da nervus medianus adı verilir. Görevi ise, el bileğine fleksiyon ve radial abduksiyon hareketine destek olur.

Palmaris Longus**:** Musculus flexor carpi radialis'in iç kısmında bulunur. Epicondylus medialis'ten aponeurosis palmaris'e uzanarak yer alır. Sinir kısmınada yine nervus medianus adı verilir. Görevi ise el bileğine fleksiyon hareketi sağlamaktır. Aponeurosis palmaris'i germektedir. Sinir kısmına nervus medianus adı verilir [13].

1.5. Kasların Kasılması

Kasların kasılması için kas liflerinin uyarılması gerekmektedir. Gerekli uyarı motor sinirler aracılığı ile taşınır. Kas, elektrik akımı gibi bir uyarıya da cevap vermektedir. Kas dinamik ve statik olarak iki şekilde kasılır. Statik kasılma boyunun değişmeyip, yalnızca şişmesi şeklinde, dinamik kasılma ise hem şişip hem de boyunun kısalması şeklinde olabilir.

Kaslarda meydana gelen kimyasal kasılma şu şekilde özetlenebilir. Kas aktif durumdayken öncelikle kastaki glikojen depoları boşaltılır, oksijen harcanarak karbondioksit açığa çıkarılır. Kaslarda ki glikojen pruvik aside kadar parçalanır ve yüksek enerjili ATP (Adenazin trifosfat) molekülleri aracılığıyla depolanmış olan enerji ortaya çıkar. Pruvik asidin tekrardan oksitlenmesi ile de sitrik asit, CO_2 ve H_2O yanı sıra yeni ATP molekülleri de oluşur. Oksijenin yetersiz olması durumunda da pruvik asitten anaerobik tepkimesi ile laktik asit oluşur ve enerji açığa çıkarılır.

Kasılmalar ardından yükselerek devam eden solunum ile alınan fazla oksijen, oksijen kaslardaki açığı kapatır. Kaslarda biriken laktik asidin 1/5'i oksitlenerek CO_2 ve H_2O ile enerji açığa çıkar ve bu enerji laktik asidin geri kalan kısmının glikojene

dönüşümünde harcanır. Kasın aktif olarak çalıştığı zaman üretilen enerji mekanik enerjiye ve ısı enerjisine dönüşür. Kasların enerji verimliliği %25 civarıdır. Dolayısıyla kaslarda ki enerjinin çoğu ısı enerjisi olarak kaybolur. Motor sinirlerin kas lifine ulaştığı noktaya motor uç plakları adı verilir. Motor sinirinden motor uç plakalarına bilgi geldiğinde acetylchaline salgılanarak kas uyarılır. Bazı düzgün kaslar ise kimyasal haber ileticisi olarak noradrenaline kullanırlar [14].

1.6. Motor Ünite ve Motor Hareketi

Motor üniteler kas fonksiyonlarının biyolojik ünitesi bilinmektedir. Bir motor ünitesi, merkezi sinir sisteminden başlayıp motor uç plakalarına ilerleyen bir motor sinirine sahiptir. Uç plakalarının her biri bir kas lifi ile eşleşir ve onların uyarılması sonucu bulundukları kas lifleri de uyarılmış olur.

Motor ünitelerinin sayısı vücudun farklı bölgelerindeki kaslar için farklılık gösterir. Çoğunlukla kas büyüdükçe motor ünitelerinin sayısı da artış gösterir. Motor ünitesinin büyüklüğü (aynı sinir lifi tarafından uyarılan kas liflerinin adedi) farklı kaslar için birbirinden farklı olmaktadır. Vücutta bir motor ünitesinde 25 ila 2000 kas lifi bulunduğu söylenir. Bir motor ünitesinde üretilen kuvvet, 0,1 – 250 gram arasında değişebilir. Aynı üniteyi oluşturan lifler bir arada değil aynı zamanda da birçok ünitenin lifleri ile de girişim (etkileşim) halindedirler [15].

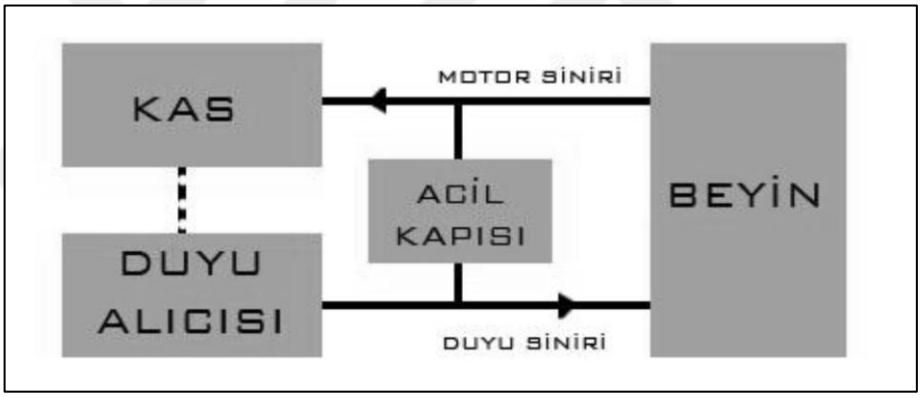
Vücudun motor sinir sistemi, iç ve dış istekler ile sınırlama durumlarının çok geniş farklılıklarıyla baş etmek zorundadır. Bu farklılıklar; dışarıya uygulanacak kuvvetin güçlü ve hassas bir şekilde ayarlanması, dik duruş ve birçok el kol hareketleri ile sağlanmaktadır.

Motor sinirleri yapı olarak sinir hücrelerinden oluşur, bu sayede her bir motor sinir hücresi yalnızca polarize veya depolarize durumunda bulunabilir ve motor uç 24 plakalarına iki seviyeli (var yok) bir bilgi gönderir. Böylece her bir kas lifi de ya dinlenme durumunda (gevşek) veya uyarılmış (gergin) haldedir. Normal kas hareketlerinin özellikleri, hareketinin yumuşaklığı, devamlılığı ve hassasiyeti olarak bilinir. Bu özellikler, herhangi bir kasın birçok motor ünitesinden meydana gelmesinden kaynaklanır. Fakat ufak bir kas hareketi arzu edilirse, yalnızca bir motor ünitesi harekete geçer.

Kas hareketlerindeki artış ile birden fazla motor ünitesi aktive olur, tümünün aktif olduğu anda, kas hareketleri maksimum seviyededir. Bu sayede kas hareketlerinde büyük ölçüde düzgünlük oluşur. Hareket düzgünlüğündeki bir diğer etken de birim zamanda uyarılan kas liflerinin sayısının ayarlanmasıdır. Motor üniteler tek seferde yalnızca tek bir kasın kasılmasını tetiklese de birim zamandaki kasılma sayısı (motor uç plakalarınca tetiklenen her birim zaman aralığındaki depolarizasyon ve repolarizasyonların adedi), kas lifleri güçlendirecektir. Bu sayede bir kasın hareketinin düzgünlüğü, hem uyarılan motor ünitelerinin sayısı ve hem de bu motor ünitelerinin uyarılma hızı ile kontrol edilir.

1.7. Kaslarda Servo Mekanizma

Kas hareketini kontrol eden sinir sisteminin basitleştirilmiş blok şeması Şekil 1.5'de gösterilmiştir



Şekil 1.5. Kaslarda servo mekanizması [6]

Kaslarda ki servo sistemi bir kontrol mekanizmasıdır. Bir duyu alıcısı, bir hız veya konum işareti üretir. Bu işaret duyu siniri ile beyne iletilir. Beyin kaslardan gelen bilgi ile kendisindeki depo bilgiyi (hafıza) işleyerek bir hata (kontrol) işareti üretir. Motor sinirler ile kasa gönderilen ve onun hareketini kontrol eden sinyal bu hata sinyalidir [15].

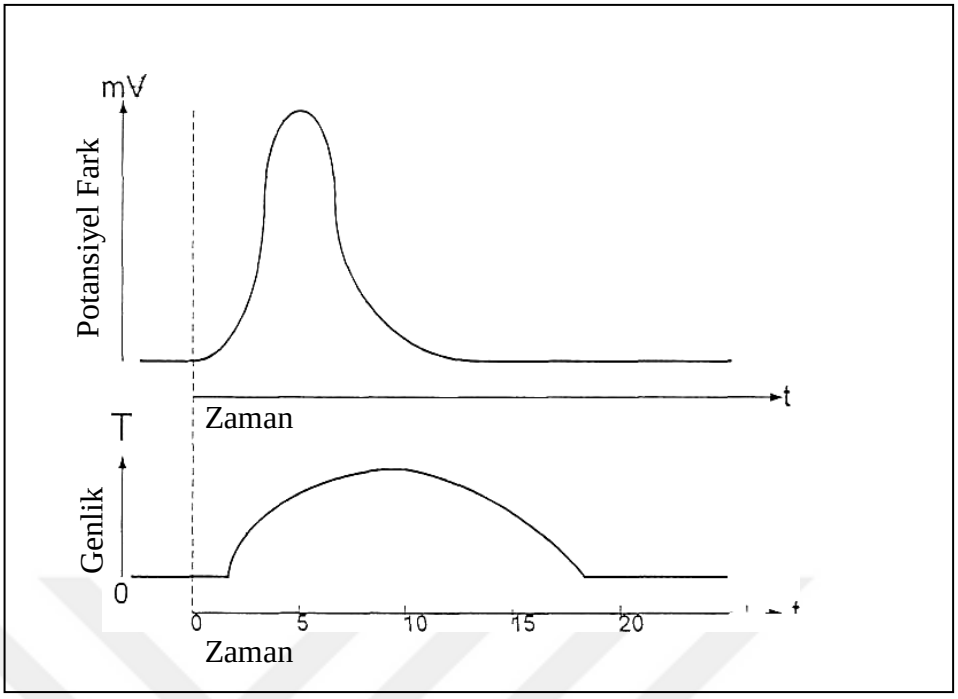
Kaslardaki servo sistemi basit bir örnekle açıklanabilir, örneğin bir insan elini soğuk bir nesneye değdirdiği zaman, parmaklarında ki duyu alıcıları nesnenin sıcaklığını algılar ve bu sinyali beyine gönderir. Beyin gelen sinyalin soğuktan geldiğini anlar (hatırlar) ve kasın harekete geçmesini istemez. Fakat el sıcak bir nesneye temas ettirilirse, beyin duyu sinirleri ile gelen bilgi ile parmağın sıcak bir nesneye deydiğini

anlar. Şayet nesne çok sıcak ise motor sinirleri aracılığı ile beyin sinyal gönderip parmağın sıcak nesne üzerinden çekilmesini sağlar. Nesnenin sıcaklığının algılanması ve beyinin gönderdiği sinyal ile elin nesne üzerinden çekilmesi arasında birkaç yüz ms'lik bir zaman gecikmesi vardır. Bu gecikme daha ziyade şahsın o sıcak cisme gösterdiği ilgi ile de ilgilidir. Eğer el çok sıcak bir cisim ile temas ettirilirse bir refleks cevap üretilerek 150 ms civarında bir sürede elin nesne üzerinden kaldırılması sağlanır, bu durumda acil çıkış kapısı beyin kontrolünü köprülemiş olur. Acil çıkış kapısı olarak adlandırılan bu durum, normal durumda ortaya çıkmaz. Acil çıkış kapısı genellikle omurilikte bulunur. Refleks cevabın ortaya çıkması için duyu alıcılarından kuvvetli bir sinyal algılanmalıdır. Bu gibi durumlarda acil çıkış kapısı beyin fonksiyonunu bloke ederek kasın hızlı hareket etmesini yani refleks oluşmasını sağlar. Refleks cevaplar bedenin tehlikelere karşı korunmasını sağlar.

1.8. Kasların Elektriksel Aktivasyonu

Kaslar, beyin tarafından üretilen ve motor sinirler aracılığı ile iletilen veya dışarıdan oluşturulan bir uyartım ile kasılırlar. Beyin tarafından üretilen sinyaller, bedende şahsın isteği üzerine istemli olarak oluşturulur. Dışarıdan üretilen uyartımlar ise, tedavi amacı ile ya da farklı dış etkenlerle vücuda harici bir kaynaktan uygulanan sinyallerdir. Harici uygulanacak bu sinyaller ve bu sinyallere karşılık kasta oluşan cevap (kasılma) Şekil 1.6 ’de görülmektedir.

Şekil 1.6’da görüldüğü gibi, uyartı verildiğinde kasta ani bir tepki gözlenmez. Yani uyarı ve tepki arasında bir zaman gecikmesi söz konusudur. Bu gecikme süresine “Latent periyodu” denir. Latent periyodunun ardında kasılma ve gevşeme işlevleri oluşmaktadır.



Şekil 1.6. Kasların elektriksel tek bir uyarımdaki elektriksel cevabı [9]

Latent periyodu haricinde başka bir önemli noktada, kasa uygulanacak olan sinyaller arasında bulunması zorunlu olan zaman gecikmeleridir. Şayet kas tamamen kasılma veya tamamen gevşeme işlemlerini gerçekleştirmeden devamlı olarak yeni uyartımlar ile uyarılacak olursa, kasta kararsızlık meydana gelir. Buna, "Tam olamayan Tetanus" adı verilir. Belli bir değere kadar bu durum sürer ve o değerden sonra artık bağımsız sarsılar birbirinden ayırt edilemez hale gelir. Bu duruma ise "Tam Tetanus" adı verilir [16].

Kasa uygulanan uyartıların ardından oluşan kasılma ve gevşeme işlemleri belirli bir sıra ve düzen içersinde yürümektedir. Kasılma işlemi adımları;

- Motor nöronların uyarılması
- Motor son plaktan asetilkolin salınması
- Asetilkolinin nikotinik asetilkolin reseptörlerine bağlanması
- Son plak zarında Na^+ ve K^+ geçirgenliğinde artma
- Son plak potansiyellerinin oluşması
- Kas lifilerin de aksiyon potansiyellerinin oluşması
- De polarizasyonun T tübülileri boyunca yayılması
- Ca^{+2}'nun sarkoplazmik retikulumun terminal sisternasından salınıp kalın ve ince filamentlere difüzyonu

- Ca^{+2}'nun troponin C'ye bağlanıp aktin üzerindeki miyozin bağlanma bölgelerini açması
- Aktin ve miyozin arasındaki çapraz köprülerin kurulması ve ince filamentlerin kalın filamentler üzerinde kayması
- Gevşeme
- Ca^{+2}'nun sarkoplazmik retikuluma geri pompalanması
- Ca^{+2}'nun troponinden ayrılması
- Aktin ve miyozin arasındaki etkileşimin durması şeklinde olur.

2. EMG SİNYALİNİN TEMEL KAVRAMLARI

2.1. Elektromiyogram İşareti

Elektromiyogram (EMG), kasın kasılması sonucu ortaya çıkan biyopotansiyel işaretlerdir (sinyallerdir). Elektromiyogram sinyallerinin ana kaynağı vücutta meydana gelen birtakım elektrokimyasal olaylardır. İstemli kas hareketleri (çizgili kas kasılmaları), beyinde oluşturulan aksiyon potansiyellerinin sinirler aracılığı ile kaslara iletilmesi sonucu bu sinyaller ortaya çıkar.

Çizgili kaslar fonksiyonel olarak motor ünitelerden oluşur. Gevşek kas demetleri motor ünitesinin bileşenleri boyunca uzanır. Çeşitli motor ünitelerinin lifleri iç içe olacak şekilde bulunur. İğne elektrotlarla ölçülen ve tek bir motor ünitesinin uyarılmasıyla oluşan uyarılmanın hücre dışı potansiyel değişimi 3–15 ms arasında ve motor ünitesinin büyüklüğüne göre genliği 20–2000 mV civarındadır. Deşarj frekansı genel olarak her saniye 6–30 darbe olacak şekilde düşünülebilir [17, 18, 19].

EMG kayıtları tutulurken bölgesel kas potansiyel ölçümlerinde yüzey elektrotlar kullanılırken, kas içine doğrudan girilmesi gereken uygulamalarda ise iğne elektrotlar kullanılmalıdır. Ayrıca iletim hızının ve süresinin önemli olduğu (sinir sıkışması kontrolü gibi durumlarda) iğne elektrotlar tercih edilir. Yüzey elektrotların kullanımındaki en büyük kolaylık ise kullanımının acısız ve kolay olmasıdır.

Vücut potansiyel sinyalleri gözlemlenmesi zor zayıf sinyallerdir. Bu nedenle bu sinyallerin kuvvetlendirilmesi gerekir. EMG sinyallerinin kuvvetlendirilmesinde fark kuvvetlendiricilerden faydalanılır.

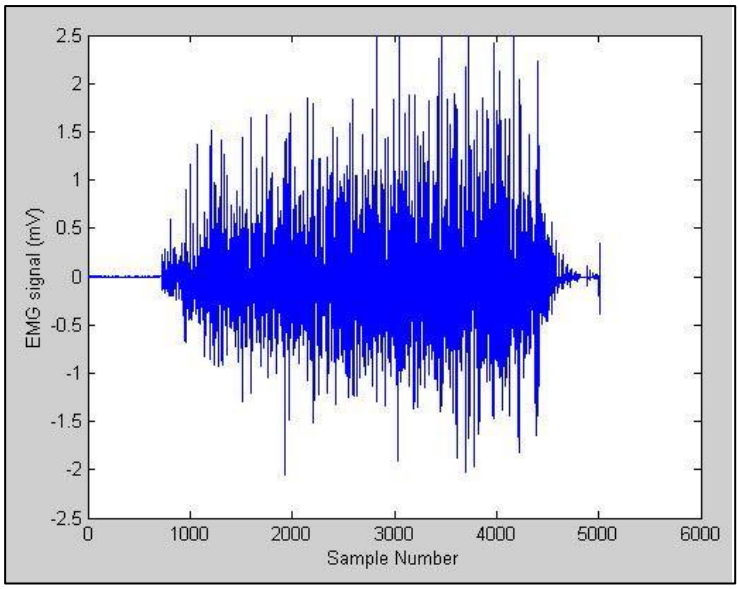
EMG işareti kasların ürettiği güce, elektrotların pozisyonu, deri iyon dengesi (yüzeysel elektrot kullanımında) gibi faktörlere bağlıdır. Tek kas lifine uygulanan iğne elektrot ile sadece o life ait sinyaller ölçülür iken, yüzey elektrotlarla yapılan ölçümlerde elektrotların yerleştirildiği bölgedeki kas grubunun potansiyellerinin ortalaması ölçülecektir. Bununla birlikte yüzeydeki kasların faaliyeti alttan gelen bilgiyi maskelediğinden yüzey elektrotların sadece yüzeydeki kasların

incelenmesinde kullanılması uygundur. Tek kutuplu (monopolar), çift kutuplu (bipolar) ve çok kutuplu (multipolar) şekillerde geliştirilmiş batırma(iğne) tipi elektrotlar genellikle derinlerdeki kasların veya tek bir motor ünitesinin elektromiyogramının ölçülmesinde kullanılırlar [19, 20].

Kaslardaki elektriksel aktivitelerin kayıtlamak (EMG sinyallerini) kaslardaki kasılıp gevşemeleri saptamak, kas içinde kendiliğinden oluşan aksiyon potansiyellerinin veya motor ünite tahribatlarının oluştuğu yerlerde gönüllü katılımlar ile ateşlenen kasların potansiyellerini hoparlör ve osiloskop vasıtasıyla göstermek ya da sinir uyarısı ile kasların kasılması ile meydana gelen sinirlerdeki elektriksel aktiviteleri kayıtlamak için kullanılan enstrümana Elektromiyogram denir [7].

Elektromiyogram özellikle, sinir-kas durumları, sinir tahriplerinin büyüklüğü, sinir-kas işlevleri, refleks cevapları ve benzeri durumlarla ilgili çalışmalarda kolaylık sağlayan bir cihazdır.

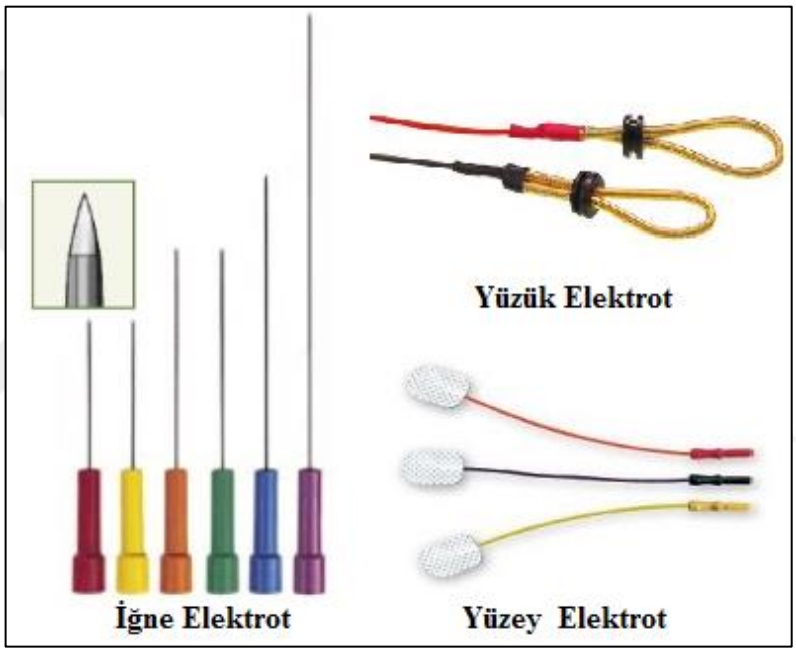
Elektromiyogram sinyalleri günümüzde kas-sinir hastalıkları teşhisi gibi klinik uygulamalarda, uzuv kesilmelerinde kesik yere takılan protez uzuvların miyoelektriksel kontrollerinde kaynak işaret olarak kullanılmaktadır. Protez uzuv uygulamalarında, kesilmiş ya da tahrip olmuş kasların uyarılmasında görevli sinirlerden ölçülen EMG sinyalleri ile kişiye özel tasarlanmış mekanik uzuv uyarılarak hareket sağlanır. Tipik bir EMG işareti Şekil 2.1'de gösterilmektedir.



Şekil 2.1. EMG sinyali örneği [9]

2.2. EMG Ölçüm İşlemi

İlk zamanlarda (yüzeysel elektrotlar kullanılmaya başlanmadan önce) kaslarda meydana gelen sorunların tanısı için EMG incelemelerinde iğne elektrotları kullanılırdı. Bu yüzden EMG ölçüm işlemi iğne EMG'si olarak da adlandırılırdı. Yüzey elektrotları kullanılmaya başlanmasıyla EMG ölçümü daha kolay hale geldi. İğne elektrotla alınan ölçümler daha doğru ve net sonuçlar vermesine rağmen uygulamanın zorluğu ve hastaya acı vermesi kayıt alma işlemlerini zora sokmaktaydı. Farklı EMG elektrotları Şekil 2.2'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Farklı EMG elektrotları [11]

İğne elektrot ile alınan EMG ölçümlerinde genellikle konsantrik iğneler kullanılır. Bu iğneler enjektör iğnelerinin içine yerleştirilen çok ince bir telden oluşmaktadır. Cihaza bağlı bu iğneler ilk görüldüğünde vücuda elektrik sinyali verileceği korkusu uyandırır. Fakat iğne EMG incelemesinde herhangi bir elektriksel uyarı verilmez. Yalnız kaslardaki mevcut potansiyel aktiviteler kaydedilir gerekli görüldüğü durumda ise harici başka bir kaynak ile uyarı verilir. İncelenmek istenilen kasa iğne elektrotun ucu doğrudan olarak yerleştirilir. İğne elektrotun yerleştirildiği kas lifinde o kasın kasılması için beyin tarafından oluşturulan uyarıların meydana getirdiği Motor Ünite Aksiyon Potansiyelleri (MUAP'lar) veya diğer elektriksel aktiviteler güçlü amplifikatörler sayesinde kuvvetlendirilerek cihazın ekranından izlenir hale

getirilirler. Görsel incelemenin yanı sıra aynı sinyaller hoparlör sayesinde duyulur hale getirilerek incelemeyi yapan doktorun değerlendirmesini kolaylaştırır [20, 21, 22].

Yüzeysel elektrotların kullanılacağı durumlarda ise elektrotların bağlanacağı yüzey asetonlu pamukla silinmeli, deri üzerinden iletkenliği önleyecek maddeler uzaklaştırmalıdır. Yüzey temizlendikten sonra elektrot çiftine iletken jel uygulanır ve ölçüm yapılacak bölgeye elektrotlar yerleştirilir (günümüzde tek kullanımlık jelli elektrotlar da mevcuttur). EMG işaretleri cihaz içerinde güçlü kuvvetlendiriciler tarafından yükseltilir. Kuvvetlendirilen EMG işaretleri aynı zamanda istenmeyen DC bileşenler içerir. Bu bileşenleri yok etmek için blok frekansı 20 Hz olan yüksek geçiren filtre kullanılmalıdır. Ayrıca şebeke frekansı olan ve istenmeyen 50 Hz'lik gürültülerini engellemek için 50 Hz blok filtre kullanılmalıdır. Filtreleme sonucu temiz bir AC sinyal değerinin elde edilmesi için sinyalin ortalama değerinin alınması gerekir. Bu amaçla ilk önce sinyal tam dalga doğrultucudan ve alçak geçiren filtreden geçirilmelidir. Elde edilen bu işareti ham EMG sinyalinin ortalama değerinin alınmış ve temizlenmiş şeklidir. Artık bu temiz sinyal AC/DC dönüştürücüden geçirilerek bilgisayar ortamında incelenebilir haldedir. Klinik nörofizyolojik çalışmalarda, EMG işaretlerinin doğru, uygun ve hızlı değerlendirilmesi gerekmektedir. Uygun filtreleme ve AC/DC örnekleme oranı işaretin gürültüden arındırılması için gereklidir [23, 24, 25].

EMG işaretinin minimal örnekleme frekansına karar vermek ve frekans bileşenlerini tanımlamak için örnekleme teoremi prensiplerinden faydalanılır. Orijinal dalga formunu yeniden yapılandırmak amacıyla karmaşık hesaplama teknikler kullanıldığında, işaretin en yüksek frekans bileşenin iki katının hemen üzerinde örnekleme frekansı yeterli olacaktır. Klinik EMG çalışmaların doğruluğu için örnekleme frekansının işaretin frekansının en az 4 katından fazla olması gerekir. Yapılacak çalışmalarda örnekleme frekansı 5 kHz olarak alınması uygun görülmüştür [25, 26].

Kayıt süresi uzun tutulmamalıdır. Bunun en büyük nedeni kaslarda yorulma ve titreme oluşacağından sinyal kalitesi büyük ölçüde düşecektir. EMG kayıtları, laboratuvar odasında ölçülecek kas rahat ve kasılmasız bir pozisyonda iken alınmaya

başlanmalıdır. Ölçümler arası kaslar dinlendirilmeli ve farklı zamanlarda alınacak ölçümlerde farklılıklar olacağı göz önünde bulundurulmalı, bu nedenle aynı deneysel ölçüm farklı zamanlarda tekrarlanmalıdır. Kasların uzama kısalmasının olacağı durumlarda özellikle yüzeysel elektrotların konumlarının değişeceği göz önüne alınmalıdır, ayrıca benzer durumda iğne elektrotların ölçüm yapılan kişiye acı vereceği de unutulmamalıdır.

2.3. Yüzey Elektrotları ile EMG Ölçümü ve Sinyal Kalitesi

EMG ölçümünde yüzeysel elektrotlar kullanılması ölçümlerin daha acısız ve hızlı alınmasını sağlar. Fakat sinyalin doğruluğu, dikkatli ölçümler alınması ve uygun kayıt teknikleri ile mümkündür.

EMG sinyali kaydedilirken, sinyalin doğruluğunu etkileyen en önemli unsurlardan biri gürültüdür. Gürültü, EMG sinyalindeki istenmeyen elektriksel sinyaller olarak tanımlanabilir ve çok farklı kaynaklardan meydana gelebilir. Örneğin her elektronik cihaz elektriksel (çoğunlukla manyetik) gürültü yayar. Bu gürültünün frekansı binlerce Hz'e ulaşabilir. Gürültü tamamen engellenemez fakat akıllı devreler (filtreler), sinyal iletim sistemleri ve yüksek kaliteli cihazlar kullanılarak minimuma indirilebilir [27].

Gürültüyü gerçek sinyalden ayrıştırmak için kullanılacak filtre yöntemleri, sinyalin karakteristiğinin tam olarak bilinmesiyle mümkündür. Dolayısıyla sinyalin karakteristiğini bozabilecek filtreleme ve düzeltme işlemlerinden kaçınılmalıdır. EMG sinyalleri 0-10 mV arası değişim gösterir rasgele dağılım karakterindedir, Gauss dağılımı ile formüle edilebilir. Sinyalin anlamlı enerji aralığı 0-500 Hz değerlerindedir. 0-150 Hz aralığı sinyalin genliğinin en yüksek olduğu frekans değerleridir [28].

EMG sinyali ölçümü alınırken izlenilen yolun doğruluğunun tespiti için uyulması gereken 5 temel nokta vardır [11].

1. EMG sinyali maksimum doğrulukta belirlenip kaydedildi mi?
- Elektrotların boyutu, düzeni ve elektriksel karakteristikleri nelerdir?
2. EMG sinyali nasıl analiz edilmeli?
- Sinyalin başlangıç ve bitiş zamanları nasıl belirlendi?

- Frekans spektrumu parametreleri nelerdir?
- EMG sinyali genliği ölçülürken dikkat edilen parametreler nelerdir?

3. Belirlenen EMG sinyali hangi bölgeden kaynaklandı?

- Yan ses oluştu mu?
- Elektrotlar düzgün yerleştirildi mi?
- Kas yüzeyi ve elektrot yüzeyi arasındaki yağ tabakası kalınlığı.

4. EMG sinyali amaçlanan analiz için yeterince durağan mı?

- Ölçüm sırasında kasın boyu değişti mi?
- Motor ünitelerin aktivasyon modellerinde değişiklik oldu mu?

5. Ölçülen kuvvet hangi bölgeden kaynaklandı?

- Kasılma sırasındaki komşu kaslar hangileriydi?
- Kasılmanın motor kontrol özellikleri sabit miydi?
- Kuvvet kasın tamamı tarafından homojen olarak üretildi mi?

Sağlıklı bir EMG sinyali analizi için bu faktörlerin dikkatle incelenmesi gerekmektedir.

3. BİYOMEDİKAL SİNYALİNİN İŞLENMESİ

EMG sinyallerinin sınıflandırılarak karakterize edilebilmesi için birçok sinyal işleme metodu kullanılmalıdır. Bunun başlıca nedeni EMG sinyallerinin son derece karmaşık bir yapıya sahip olmasıdır. Bu amaçla uygulanan yöntemlerin başında tümleşik doğrulama ve ortalama doğrulama yöntemlerini sayabiliriz [26], bu yöntemlerin kullanılmasındaki ana hedef sinyalleri daha anlaşılır ve kolay analiz edilebilir hale getirilmesidir. Fakat bu yöntemler kullanılırken dikkat edilmesi gereken en büyük etmen ana sinyalin bozulmamasını sağlamaktır.

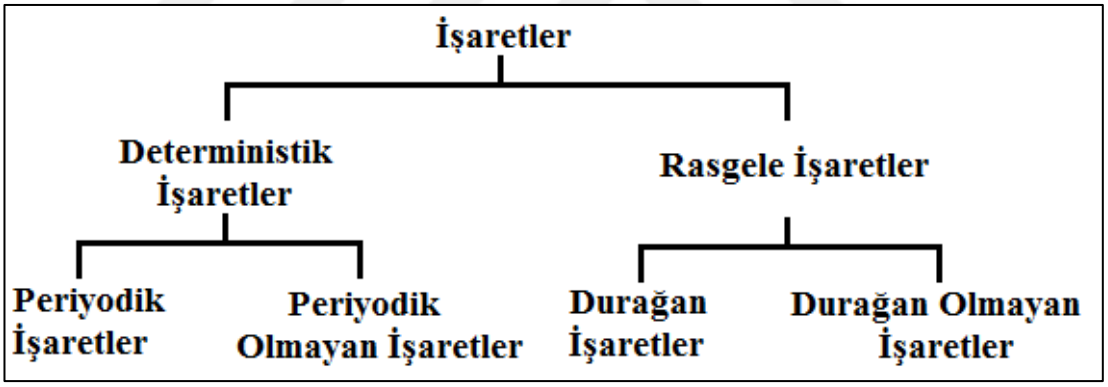
İnsan bedeninde oluşan elektrokimyasal sinyallere biyolojik sinyaller denir. Biyolojik sinyal, zamana göre değişen ya da değişmeyen, bilgi taşıyan büyüklüklerdir. Bu işaretler, bazen doğrudan orijinal bilgi kaynağından üretilir bu gibi durumlarda kaynağın yapısı veya işleyişi hakkında bilgi edinmek için işarete bakmak yeterli olabilir. Bazı durumlarda ise, edinilen işaret doğrudan aranan bilgiyi vermeyebilir bu gibi durumda ise işaret üzerinde aranan bilgiye ulaşmak için birtakım işlemlerde bulunmak gerekir [27, 28].

İhtiyaç durumunda biyolojik işaretin belirli bir görüntüleme ortamına (bilgisayar ortamı gibi) taşınması ya da işaretin kayıtlarının tutulması gerekebilir. Bazen ise biyolojik işaretin teşhis kolaylığı sağlaması amacıyla işlenmesi gerekebilir. Bütün bu durumlarda görülmek istenen işaretin elde edilebilmesi için ham sinyalim amaca en uygun hale getirilmesi yani işaretin işlenmesi gerekmektedir. Bu gibi durumlar sebebiyle biyomedikal işaret işleme, tıp elektroniği ve biyoelektrik işaretlerin izlenmesinin gerektiği tüm durumlarda büyük önem kazanmıştır.

Bu amaçlarla algılanan ham işaretin değerlendirilebilir ve anlaşılır hale getirilmesi için bir takım işlemler gerekmektedir. İşaretten anlamlı bilginin eldesi ve gürültünün çıkarmak için çeşitli işaret işleme yöntemlerine ihtiyaç vardır. Biyolojik işaretler, toplam veya çarpım şeklinde gürültü ile iç içe şekildedir. Amaca uygun anlamlı bilgi, ana işaretin bir bölümünü oluşturur, geri kalan anlamsız kısımlar da gürültü olarak sınıflandırılır. İşaretlerin incelenmesi esnasında tüm gereksiz, anlamsız ve amaçlanan

işaret dışında kalan işaretler gürültü olarak sınıflandırılır ve ham işaretten bu gürültünün ayrıştırılması gerekir [28].

Biyomedikal işaret işleme esnasında, gerekli işaret işleme yöntemlerinin seçilebilmesi için işlenecek olan işaretin karakteristiğinin bilinmesi gerekir. İşaretler deterministik ve rasgele işaretler olmak üzere ikiye ayrılır. Deterministik işaretler aynı giriş değerlerinde her zaman aynı çıkış değerlerini veren belirgin ve açık matematiksel bağıntılardır. Deterministik işaretler, zamana veya frekansa bağlı birer fonksiyon şeklinde olup sonlu sayıda terim barındırırlar. Rasgele işaretler, tam olarak matematiksel bağıntılarla kesin olarak ifade edilemeyen fakat olasılıkları ve istatistiksel ortalamaları ile belirlenebilen işaretlerdir. Pratikte sinyalleri deterministik ve rasgele işaretler olarak kesin çizgilerle ayırmak mümkün değildir. İncelenen işaret zaman zaman deterministik olabileceği gibi zaman zaman da rasgele olabilir. Yinede sinyalleri nu iki grupla incelemek mümkündür. Biyomedikal işaretlerin sınıflandırılması Şekil 3.1'de gösterilmiştir.



Şekil 3.1. İşaretlerin sınıflandırılması [27]

Deterministik işaretler periyodik ve periyodik olmayan işaretler olarak sınıflandırılabilir. Periyodik olan deterministik işaretler, değişken her t değeri için x(t)=x(t+T) bağıntısı sağlayan işaretlerdir. Burada T, işaretin periyodudur. Periyodik işaretler, bir periyotluk aralıkta tüm işareti temsil etmesi sayesinde işaret işleme ve işareti tanımlama yönleriyle kolaylıkla şekillendirilebilirler. Frekans domeninde ise periyodik işaretler Fourier serileri ile temsil edilirler ki, bu domende temel frekans ve harmonik bileşenler söz konusu olur. Periyodik olmayan deterministik işaretler ise yaklaşık periyodik ve süreksiz işaretler olmak üzere iki kısma incelenebilir.

Random (rasgele) işaretler, işlemesi çok daha zor olan işaretlerdir. Bir rastgele işaret, rastgele değişen bir sürecin fonksiyonudur, belli aralıklarla tekrar edebileceği gibi bir daha tekrarlanmayada bilir. Bu rasgele fonksiyonların oluşturduğu işaret topluluğuna ensamble denir. Rasgele işaret, birleşik olasılık yoğunluk fonksiyonu ile belirlenir. Rasgele işaretler, durağan (stationary) ve durağan olmayan (nonstationary) işaretler diye iki alt grupta incelenebilir. Durağan süreçlerde istatistiksel özellikler zamanla değişmez. Durağan olmayan süreç işlemesi en zor işlenen süreçtir ve bu yüzden hatalı olduğu bilindiği halde rasgele süreç gibi kabul edilerek çözüme gidilir.

İşaretleri aynı zamanda devamlı ve ayrık işaretler olarak da incelemek mümkündür. Genel olarak, devamlı (sürekli) işaretler, zaman içinde herhangi bir anda tanımlanabilirler. Bu işaretlere uygun işaret işleme metotları; Fourier ve Laplace dönüşümleri ve diğer analog metotlardır. Ayrık işaretler ise, sürekli işaretlerin zaman içinde örneklenmiş ve genlik olarak kuantalanmış halleridirler. Tabiatı itibariyle ayrık olan işaretlere Z dönüşümü, ayrık Fourier dönüşümü (FD) gibi ayrık işaret işleme metotları uygulanır.

3.1. Rasgele İşaretlerin İşlenmesi

EMG işaretleri tabiatı itibariyle; diğer elektriksel kökenli biyolojik işaretler gibi rasgele işaretler olduğundan, bu işaretlerin işlenmesinde rasgele işaret işleme teknikleri kullanılmaktadır. Rasgele işaretler durağan ve durağan olmayan işaretler sınıflaması altında değerlendirilerek çözüme gidilmektedir.

Durağan işaretlerin analizinde, birçok çalışmada şu iki bakış açısıyla çözüme gidilmiştir. Birincisi; kullanılan parametrelerin istatistiksel dağılıma sahip olduğu varsayılmıştır. Bu model optimizasyon temelli her sınıflamanın(ölçümler ve eğitim seti) koşullu olasılığını hesaplamak için kullanılır. Birinci modelin kullanımında Monte Carlo metodu ve Markov serileri gibi ağır sayısal yöntemlerin kullanılmasına ihtiyaç duyulmuştur.

Durağan olmayan işaretler için doğru olan modelin seçimi çok zordur ve bu durum istatistiksel işaret işleme, zaman-frekans veya zaman-ölçek temelli gibi yeni yaklaşımların geliştirilmesine sebep olmuştur.

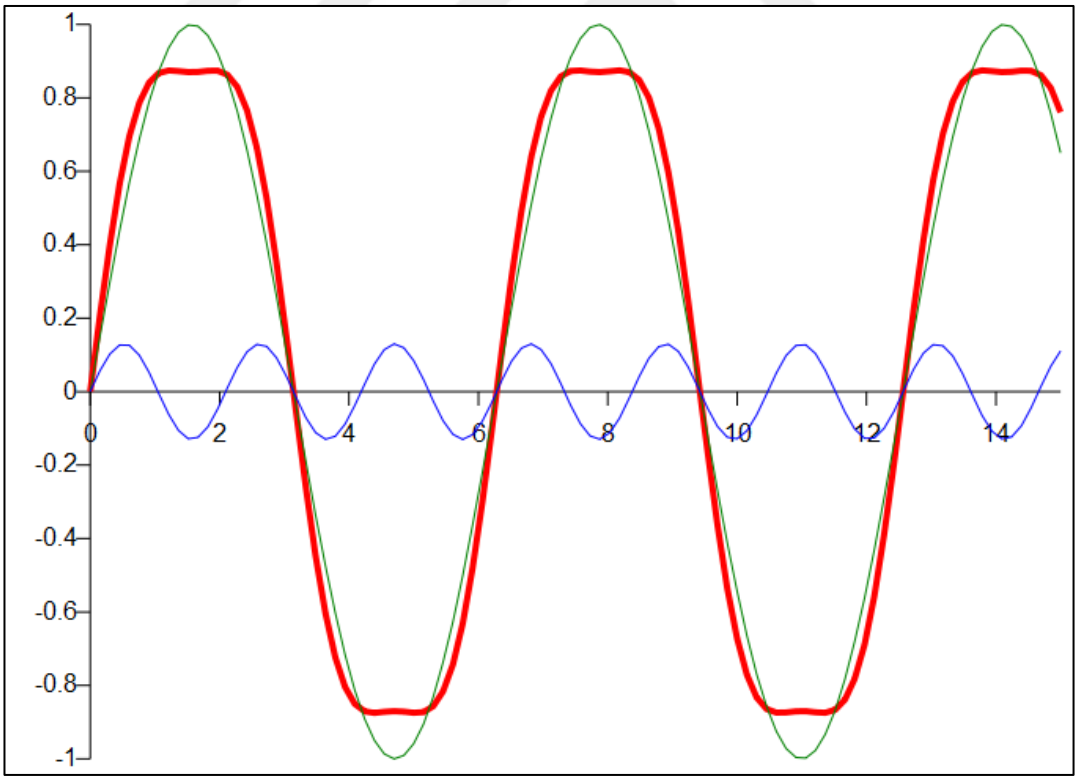
3.2. Fourier Dönüşümü

Sinüzoidal sinyaller Sayısal sinyal işleme alanında özel bir önem taşır. Bunun nedeni, herhangi bir sürekli sinyalin sonsuz sayıdaki sinüzoidal sinyallerin toplamı olarak ifade edilebilmesidir. Fourier serisinin temel ifadesi Denklem (3.1) de gösterildiği gibidir [28].

$$x(t) = A + \sum_{n=1}^{\infty} [B_n \cos(f_n.t) + C_n \sin(f_n.t)]$$
$$x(t) = A + B_1 \cos(f_1.t) + C_1 \sin(f_1.t) + B_2 \cos(f_2.t) + C_2 \sin(f_2.t)... \quad (3.1)$$

Denklemde A sinyalin sahip olabileceği DC bileşeni, B_n ve C_n her kosinüslü ve sinüslü terimin genliklerini, f_n ise frekansları göstermektedir.

Biyomedikal sinyallerin sonlu sayıdaki sinüzoidal bileşenlere ayrılması Şekil 3.2'de bir örnekle gösterilmektedir.

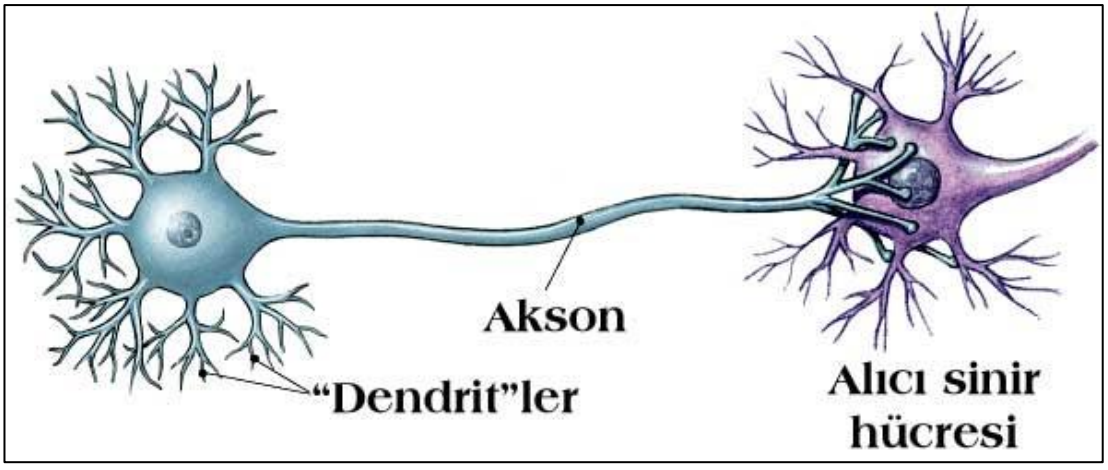


Şekil 3.2. Biyomedikal sinyalin sinüzoidal bileşenlere ayrılması [28]

4. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)

Yapay Sinir Ağları (YSA), öğrenme, yeni bilgiler elde edebilme, keşfedebilme gibi insan beyninin özelliklerinin dışarıdan müdahale olmaksızın kendiliğinden geliştirilmesinin amaçlandığı sistemlerdir. YSA'nın bu özellikleri yerine getirebilmesi için insanlar tarafından oluşturulan örnekleri kullanarak olayları öğrenmesi, bunun sonucu olarak çevreden gelen olaylara karşı tepkiler üretebilmesi mümkündür. İnsan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme, optimizasyon gibi konularda başarılı bir şekilde uygulanmaktadır. YSA'lar değişen durumlar için elde ettikleri bilgiler ışığında kendi deneyimleri oluşturur ve daha sonra benzer durumlar ile karşılaştığında benzer kararları verirler [25, 29].

YSA'lar birçok probleme çözüm üretebilecek değişik şekillerde tanımlanabilir. Bu nedenle YSA'lar birbirine bağlı ve paralel olarak çalışabilen yapay sinir hücrelerinden oluşmaktadır. Bu yapay sinir hücreleri birbirlerine işlem elemanları ile bağlanır ve her bağlantının bir değerinin bulunduğu kabul edilir. YSA'lar işlem elemanlarının birbirlerine bağlanmaları sonucu oluşturulan yapılardır. YSA'ların oluşturulmasında biyolojik sinir sistemi esas alınmıştır [30]. Biyolojik sinir hücresi yapısı Şekil 4.1'de verilmiştir.



Şekil 4.1. Sinir hücresinin şematik yapısı [30]

YSA'ların çalışma prensiplerinin daha iyi anlaşılabilmesi için sinir hücresini oluşturan yapıların görevlerinin bilinmesi gerekir. Sinir hücresini oluşturan yapılar ve görevleri şu şekildedir.

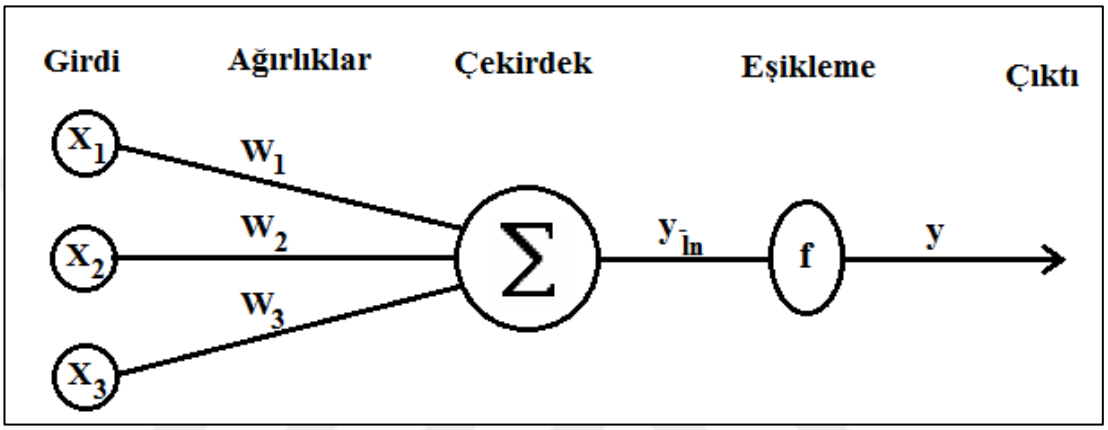
Dendritin görevi diğer sinir hücrelerinden iletilen sinyalleri, sinir hücresinin çekirdeğine ulaştırmaktır. Bu yapı basit gibi görünse de dendritlerin görevleri daha karmaşıktır. Hücrenin çekirdeği ile her bir dendrit arasında farklı bir iletişim vardır. Bu nedenle bazı dendritlerin etkileşimde ağırlıklı (dominand) pay sahibi, diğerlerinin ise pasif (resesif) olduğu gözlenmektedir. Bu da dışarıdan alınan sinyallerde seçicilik gibi önemli bir olguların sinir hücresi tarafından gerçekleştirilmesi anlamına gelmektedir.

Soma, dendritler yoluyla iletilen tüm sinyalleri alarak toplayan merkez olarak bilinir. Hücre çekirdeği (nükleus) olarak da adlandırılan yapılardır. Hücre çekirdeğinden gelen toplam sinyali diğer sinir hücrelerine göndermek üzere, bilgiyi aksona iletmektedir.

Akson, hücre çekirdeğinden aldığı toplam bilgiyi bir sonraki sinir hücresine iletmekle görevlidir. Fakat akson bu toplam sinyalin ön işlemden geçirilmeden diğer sinir hücresine aktarılmasına engel olmaktadır. Çünkü akson ucunda sinapsis denilen birimlere bilgiyi iletir.

Sinapsis: Aksondan gelen toplam bilgi ön işlemden geçirildikten sonra diğer sinir hücrelerinin dendritlerine sinapsis aracılığı ile iletilir. Sinapsisin ön işlem ile yapmış olduğu görev çok önemlidir. Çünkü işlem gelen toplam sinyalin, belli bir eşik değerine göre değiştirilmesinden sorumludur. Bu sayede toplam sinyal olduğu gibi değil de, belli bir aralığa indirilerek diğer sinir hücrelerine iletilir. Bu açıdan da, her gelen toplam sinyal ve dendrite iletilen sinyal arasında bir korelasyon (ilişki) oluşur. Buradan yola çıkılarak "öğrenme" işleminin sinapsislerde gerçekleştiği fikri ortaya atılmış ve bu hipotez, günümüz yapay sinir ağı dünyası için teori haline dönüşmüştür. Yapay sinir ağı modelleri üzerinde "öğrenme" bu teoriye dayanılarak, sinapsisler ve dendritler arasinda yer alan ağırlık katsayılarının güncellenmesi olarak algılanmaktadır [31].

Sekil 4.2.'de görünen yapay sinir hücresinin dendritleri x_n ve her bir dendritin ağırlık katsayısı (önemlilik derecesi) w_n ile belirtilmiştir. Böylece x_n girdi sinyallerini, w_n ise o sinyallerin ağırlık katsayılarının değerlerini taşımaktadır. Çekirdek ise tüm girdi sinyallerinin ağırlıklı toplamlarını elde etmektedir. Tüm bu toplam sinyal y_{in} ile gösterilmiş ve sinapsise eşiklenme fonksiyonuna girdi olarak yönlendirilmiştir. Sinapsis üzerindeki eşikleme fonksiyonundan çıkan sonuç sinyali y ile belirtilmiş ve diğer hücreye beslenmek üzere yönlendirilmiştir [31].



Şekil 4.2. Yapay sinir hücre yapısı [31]

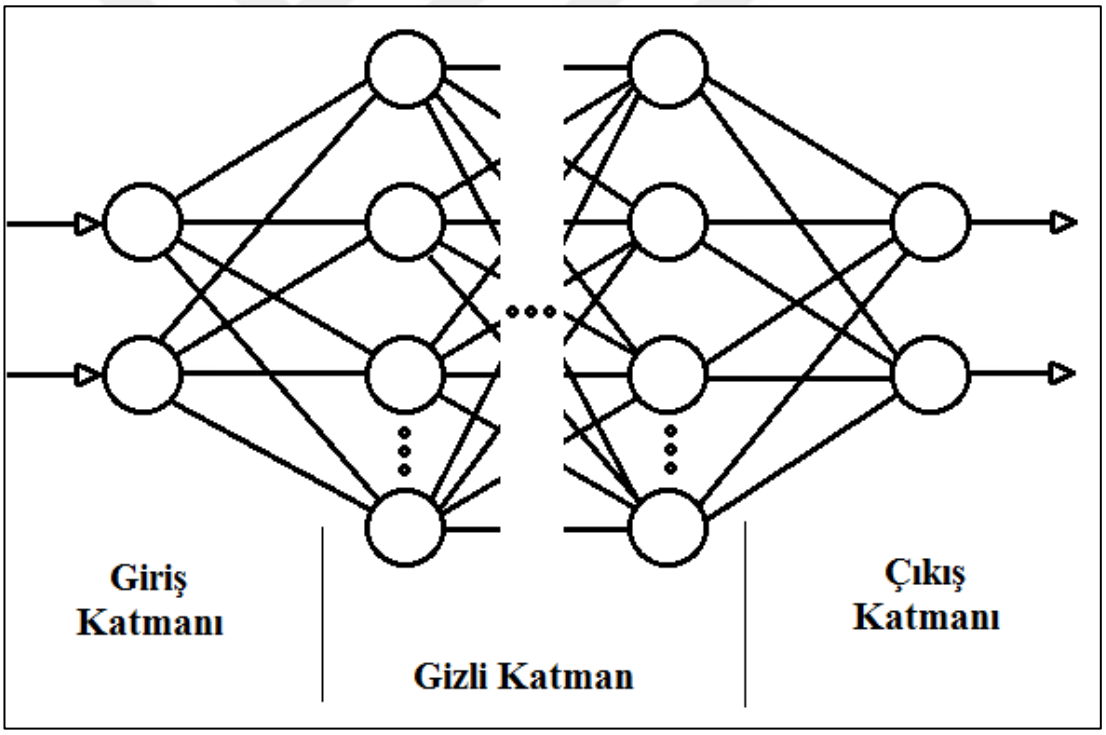
Yapay sinir hücresinin görevi kısaca, x_n girdi örüntüsüne karşılık y çıktısı sinyalini oluşturmak ve bu sinyali diğer hücrelere iletmektir. Her x_n ile y arasındaki bağlantıyı temsil eden w_n ağırlıkları, her yeni girdi örüntüsü ve çıktı sinyaline göre tekrar ayarlanır. Bu ayarlama süreci öğrenme olarak adlandırılır. Öğrenmenin tamamlandığının belirtilebilmesi için; girdi örüntüleri, w_n ağırlıklarındaki değişim stabilize hale geçmelidir. Stabilizasyon (durağanlık) sağlandığı zaman hücre öğrenmesini tamamlamıştır [32, 33, 34].

Yapay sinir ağları, görevi yukarıdaki biçimde belirtilen yapay sinir hücrelerinin birleşiminden oluşan katmanlı yapının tümü olarak nitelendirilir. Böylece "m" adet yapay sinir hücresinin katmanlı yapısıyla yapay sinir ağı modeli kurulmuş olunmaktadır.

4.1. Yapay Sinir Ağı Modeli

YSA'lar yapay sinir hücrelerinin birbirine bağlanmasıyla oluşan yapılardır. YSA modellerinde 3 tip katman bulunur. Bu katmanlar; giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanıdır [35].

Giriş katmanında giriş veri grupları ağa sunulur. Burada veri işlenmeden bir sonraki katman olan gizli katmana geçer. Gizli katman ağın temel işlevini gören katmandır. Bazı uygulamalarda birden fazla katman bulunabilir, gizli katman sayısı ağ tasarımcısının kontrolündedir ve onun tecrübesiyle şekillenir. Katmanlarda kullanılan hücre sayısı arttıkça, sonucun hassasiyeti de artmaktadır. Çıkış katmanı sinir ağının en uç katmanıdır. Gizli katmandan aldığı veriyi ağın kullandığı fonksiyonla işleyerek sonucu verir [36]. Şekil 4.3'de yapay sinir ağı modeli verilmiştir.



Şekil 4.3. Yapay sinir ağı modeli [35]

Gizli katman aktivasyon fonksiyonu ve çıkış katman aktivasyon fonksiyonu sigmoid transfer fonksiyonu olarak seçilmiş ve ağ yapısı oluşturulmuştur. Bu fonksiyonlar Denklem (4.1) ve (4.2)'de verilmiştir. [37].

$$y_j^{(l)}(n) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j^{(l)}(n))} \tag{4.1}$$

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_{i=1}^{p} w_{ji}^{(l)} y_i^{(l-i)}(n) \tag{4.2}$$

Fonksiyonlarda belirtilen $v_j^{(l)}(n)$ l katmanındaki j. hücre için basit lineer toplam, $y_j^{(l)}(n)$ n. iterasyonda $(l-i)$. Katmanda ki j. hücrenin çıkış sinyali ve $w_{ji}^{(l)}$ ise $(l-i)$. katmanın i. hücresinin ağırlık fonksiyonunu vermektedir.

4.2. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları işleyiş olarak benzer olmalarına rağmen herhangi bir tasarım ve işleyiş standardı bulunmamaktadır. Yapay sinir ağlarındaki başlıca farklılıklar nöron dizilimleri, nöronların ağırlıkları ve düzenleme için yapılan hesaplamalardır. Bunlar göz önüne alındığında yapay sinir ağlarını üç ayrı dalda incelenebilir.

Yapay sinir ağları nöronlarının birbirlerine bağlanış şekline göre geri ve ileri beslemeli yapay sinir ağları olarak ikiye ayrılır.

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: İleri beslemeli ağlarda nöronlar girişten çıkışa doğru düzenli katmanlar şeklindedir. Bir katmandan sadece kendinden sonraki katmanlara bağ bulunmaktadır. Yapay sinir ağına gelen bilgiler giriş katmanına daha sonra sırasıyla ara katmanlardan ve çıkış katmanından işlenerek geçer ve daha sonra dış dünyaya çıkar.

Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ileri beslemeli olanların aksine bir hücrenin çıktısı sadece kendinden sonra gelen hücrenin katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir hücreye de girdi olarak bağlanabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan dinamik bir davranış göstermektedir [37, 38].

Geri besleme özelliğini kazandıran bağlantıların bağlanış şekline göre geri aynı yapay sinir ağıyla farklı davranışta ve yapıda geri beslemeli yapay sinir ağları elde edilebilir.

Yapay sinir ağlarının verilen girdilere göre çıktı üretebilmesinin yolu ağın öğrenebilmesidir. Bu öğrenme işleminin de birden fazla yöntemi vardır. Yapay sinir ağları öğrenme algoritmalarına göre danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme olarak üçe ayrılır [39].

Danışmanlı Öğrenme: Danışmanlı öğrenme sırasında ağa verilen giriş değerleri için çıktı değerleri de verilir. Ağ verilen girdiler için istenen çıkışları oluşturabilmek için kendi ağırlıklarını günceller. Ağın çıktıları ile beklenen çıktılar arasındaki hata hesaplanarak ağın yeni ağırlıkları bu hata payına göre düzenlenir. Hata payı hesaplanırken ağın bütün çıktıları ile beklenen çıktıları arasındaki fark hesaplanır ve bu farka göre her hücreye düşen hata payı bulunur. Daha sonra her hücrenin kendine gelen ağırlıkları günceller.

Danışmansız Öğrenme: Danışmasız öğrenmede ağa öğrenme sırasında sadece örnek girdiler verilmektedir. Herhangi bir beklenen çıktı bilgisi verilmez. Girişte verilen bilgilere göre ağ her bir örneği kendi arasında sınıflandıracak şekilde kendi kurallarını oluşturur. Ağ bağlantı ağırlıklarını aynı özellikte olan dokuları ayırabilecek şekilde düzenleyerek öğrenme işlemini tamamlar [32, 36].

Takviyeli Öğrenme: Bu öğrenme yaklaşımında ağın her iterasyonu sonucunda elde ettiği sonucun iyi veya kötü olup olmadığına dair bir bilgi verilir. Ağ bu bilgilere göre kendini yeniden düzenler. Bu sayede ağ herhangi bir girdi dizisiyle hem öğrenerek hem de sonuç çıkararak işlemeye devam eder. Örneğin satranç oynayan bir yapay sinir ağı yaptığı hamlenin iyi veya kötü olduğunu anlık olarak ayırt edememesine rağmen yine de hamleyi yapar. Eğer oyun sonuna geldiğinde program oyunu kazandıysa yaptığı hamlelerin iyi olduğunu varsayacaktır ve bundan sonraki oyunlarında benzer hamleleri iyi olarak değerlendirerek oynayacaktır.

Yapay sinir ağları öğrenme zamanına göre de statik ve dinamik öğrenme olarak ikiye ayrılır.

Statik Öğrenme: Statik öğrenme kuralıyla çalışan yapay sinir ağları kullanmadan önce eğitilmektedir. Eğitim tamamlandıktan sonra ağı istenilen şekilde kullanılabilinir. Ancak bu kullanım sırasında ağın üzerindeki ağırlıklarda herhangi bir değişiklik olmaz.

Dinamik Öğrenme: Dinamik öğrenme kuralı ise yapay sinir ağlarının çalıştığı süre boyunca öğrenmesini öngörerek tasarlanmıştır. Yapay sinir eğitim aşaması bittikten sonra da daha sonraki kullanımlarında çıkışların onaylanmasına göre ağırlıklarını değiştirerek çalışmaya devam eder [36].

4.3. Yapay Sinir Ağının Eğitilmesi

Beyin insanın doğumuyla gelişmeye başlar ve çevresine duyarlıdır. Çevresindeki değişimleri duyu organlarıyla algılar, bu değişimleri ve durumları yorumlar, sonuç olarak da bu bilgileri diğer davranışların şekillenmesinde kullanır. Beyin zamanla devamlı kendini geliştirir ve deneyim kazanır. Olaylar karşısında vereceği tepkiyi genellikle bilmektedir. Yalnız daha önce karşılaşmadığı durumlar karşısında yine tecrübesizdir. Örneğin beyin doğumla beraber ışığı yadırgar ve bu duruma alışmaya çalışır. Işık beyin için öğrenilmiş bir olgu haline geldiğinde bu duruma vereceği tepkiyi bilir fakat bu durumda da karanlık onun için bir bilinmeyen olur ve kendini karanlık konusunda eğitmesi gerekir.

Yapay sinir ağı oluşturulurken amaç beyin fonksiyonlarını ve öğrenmesini taklit etmektir. Yapay sinir ağlarının eğitim sürecinde de dış ortamdan bilgiler alınır, aktivasyon fonksiyonundan geçirilen bilgiler için bir tepki çıkışı üretilir. Üretilen çıkış deneyim sonucu verilen çıkışla karşılaştırılarak hata bulunur. Çeşitli öğrenme yöntemleri ile hata minimize edilip gerçek çıkışa yaklaşılmaya çalışılır. Bu süreç boyunca gelişen yapay sinir ağının ağırlıklarıdır. Bu ağırlıkların belirlenmesi yapay sinir ağının öğrenmesi anlamına gelir. Ağırlıklar her döngüde yenilenerek sonuca ulaşılmaya çalışılır. Doğru sonuca ulaşmanın veya yaklaşmanın ölçüsü de dışarıdan sağlanan bir değerdir. Şayet yapay sinir ağı algıladığı giriş ve elde ettiği çıkış çiftleriyle amaca ulaşmış ise ağırlık değerleri saklanır. Ağırlıkların sürekli yenilenerek istenilen sonuca ulaşılana kadar geçen zamana öğrenme adı verilir [36].

Yapay sinir ağı öğrendikten sonra daha önce verilmeyen girişler verilip, sinir ağı çıkışıyla gerçek çıkış yaklaşımı incelenir. Eğer yeni verilen örneklere de doğru yaklaşıyorsa sinir ağı işi öğrenmiş demektir. Yalnız dikkat edilmesi gereken en önemli durum sinir ağına verilen örnek sayısı optimum değerden fazla olur ise sinir ağı durumu öğrenmez tam aksine o durumu ezberlemiş demektir. Genelde eldeki örneklerin %80 ağa verilip ağ eğitilir. Daha sonra kalan %20'lik kısım verilip ağın davranışı incelenir. Böylece ağın testi yapılmış olur.

Yapay Sinir Ağı Eğitim Aşamaları Şu Şekilde Olmalıdır;

1. Örneklerin toplanması: Eğitilecek sinir ağının öğrenmesi için daha önce gerçekleşmiş olaylar hakkında örneklerin bulunması gerekir. Toplanan bu örnekler ağın eğitilmesi için (eğitim seti) kullanılacağı gibi, ağın testi için de (test seti) kullanılacaktır. Toplanan eğitim verileri ağa tek tek tanıtılarak ağın olayı öğrenmesi sağlanır. Ağ olayı öğrendiği düşünüldükten sonra test setindeki veriler ağa gösterilerek ağın cevabı ölçülür. Daha önce karşılaşmadığı veriler karşısındaki ağın cevabındaki başarısı ağın iyi öğrenip öğrenmediğini ortaya koyar.
2. Ağın topolojik yapısının belirlenmelidir: Öğrenilmesi istenen olay için oluşturulacak olan ağın topolojik yapısı belirlenir. Ağ sisteminde kaç adet girdi ünitesi, kaç adet ara katman ve her ara katman için kaçar tane süreç elemanı kaçar tane çıktı elemanı olması gerektiği bu adımda belirlenmektedir.
3. Öğrenme parametrelerinin belirlenmesi: Ağın öğrenme katsayısı, süreç elemanlarının toplama ve aktivasyon fonksiyonları, momentum katsayısı gibi parametreler bu adımda belirlenmektedir.
4. Ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanması: Proses elemanlarını birbirlerine bağlayan ağırlık değerlerinin ve eşik değer ünitesinin ağırlıklarının başlangıç değerlerinin atanması yapılır. Başlangıç genellikle rasgele değerler atanır. Daha sonra ağ uygun değerleri öğrenme sırasında kendisi belirler.
5. Öğrenme setinden örneklerin seçilmesi ve ağa gösterilmesi: Bu aşamada artık ağ eğitilmeye başlamıştır. Ağın öğrenmeye başlaması ve öğrenme kuralına uygun olarak ağırlıkları değiştirmesi için ağa örnekler belirli bir düzeneğe göre gösterilir.
6. Öğrenme sırasında ileri hesaplamaların yapılması: Sunulan girdi için ağın çıktı değerleri hesaplanır.

7. Gerçekleşen çıktının beklenen çıktı ile karşılaştırılması: Bu adımda ağın ürettiği çıkışın hata durumu değerlendirilir.
8. Ağırlıkların değiştirilmesi: Ağın eğitim sonuçlarına bakarak oluşan hataların azalması için geri hesaplama yöntemi uygulanarak ağırlıkların değiştirilmesi yapılır.
9. Öğrenmenin tamamlanması: İleri beslemeli sinir ağı öğrenmeyi tamamlayıncaya, dolayısıyla ağın verdiği sonuçlar ile beklenen sonuçlar arasındaki hataların kabul edilir düzeyde olduğu düşünüldüğü noktadır [36].

Ağın kendisine gösterilen girdi örneği için beklenen çıktıyı üretmesini sağlayacak ağırlık değerleri başlangıçta rastgele atanmakta ve ağa örnekler gösterildikçe ağırlıklar değiştirilerek istenen değerlere ulaşması sağlanmaktadır. İstenen ağırlık değerlerinin ne olduğu bilinmemektedir. Bu nedenle YSA'nın davranışlarını yorumlamak ve açıklamak mümkün olmaz. [37]

Bazı durumlarda ağın takıldığı yer hata düzeyinin üstünde kalabilir. Bu durumda ağın olayı öğrenmesi için bazı değişiklikler yapılarak yeniden eğitilmesi gerekir. Bunlar; başlangıç değerlerinde, ağ topolojisinde veya ağın parametrelerinde değişiklikler yapılabilir. Ağa sunulan verilerin gösterimi ve örneklerin formülasyonu değiştirilerek yeni örnek seti oluşturulabilir. Öğrenme setindeki örneklerin sayısı artırılabilir veya azaltılabilir [38].

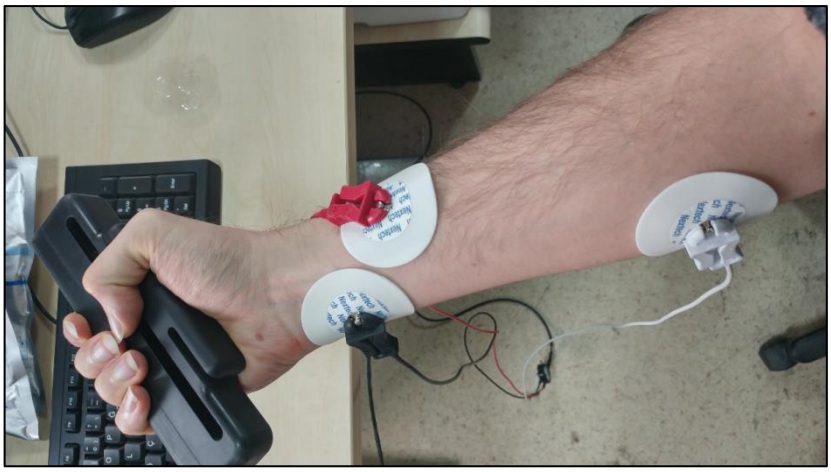
Ağın öğrenmesinin gösterilmesinin en güzel yolu hata grafiğini çizmektir. Her iterasyonda oluşan hatanın grafiği çizilirse hatanın zaman içinde düştüğü gözlenebilir. Belirli bir iterasyondan sonra hatanın daha fazla azalmayacağı görülür. Bu ağın öğrenmesinin durduğu ve daha iyi bir sonuç bulunamayacağı anlamına gelir [34, 35, 36].

5. YÖNTEM

Deneyler 3 aşamada gerçekleştirilmiştir. Öncelikle katılımcıların ön kol kaslarından EMG sinyali ölçümleri alınmıştır. Alınan ham EMG verileri sinyal işleme aşamalarından geçirilmiştir. Aynı zamanda her katılımcıdan ön kol çevre ve uzunluk ölçümleri alınmış, "ön kol uzunluk – çevre oranı" tanımlanmıştır. Son aşamada hesaplanan oranlar, EMG verileri ve ön kolun oluşturduğu kuvvet arasında bağlantı kurulabilmesi için bir yapay sinir ağı eğitilmiştir, kullanılan YSA'da giriş 2 katmanlı, birinci katman 8, ikinci katman 5 ve çıkış tek katmanlıdır. Yapay sinir ağı modellenmesinde MATLAB kullanılmıştır (nntool).

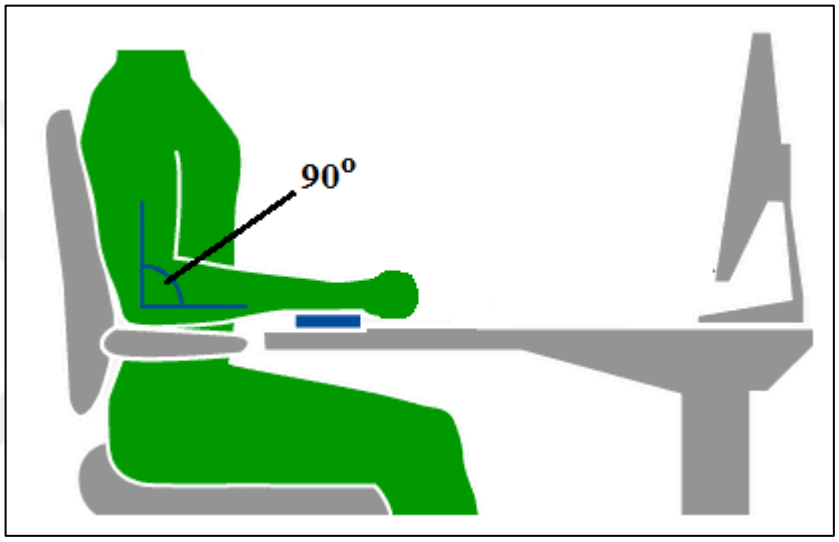
EMG sinyalinin ölçümü esnasında sinyali etkileyen faktörlerin minimuma indirilebilmesi için benzer özelliklerdeki gönüllü 10 katılımcı seçilmiştir. Çalışma öncesi her katılımcı bilgilendirilmiş ve onayı alınmıştır. Katılımcılar 25-30 yaş arası, 1,75-1,80 m boylarında ve 70-80 kg ağırlığında erkeklerden oluşturularak, boy, kilo, yaş ve cinsiyet faktörlerinin etkisi minimuma indirilmeye çalışılmıştır. Bu sayede ön kol ölçümlerindeki farklılığın büyük ölçüde kaslardaki lif yapısından kaynaklanması sağlanmıştır.

Elektrotlar kasın merkezine ve tendonuna yapıştırılmış, kuvvet ölçümleri strain gage vasıtası ile alınmıştır. Elektrotların konumları Şekil 5.1'de görülmektedir.



Şekil 5.1. Ölçüm esnasında elektrotların konumu

Kayıt pozisyonunda; vücut dik olacak şekilde, ön kol yere paralel ve dirsek 90^0 olacak şekilde tutulmuştur. Kayıt pozisyonu Şekil 5.2'de gösterilmiştir. Her bir gönüllüden 12'şer kayıt alınmıştır, kayıt hataları ve çevre faktörleri göz önünde bulundurularak alınan ölçümler incelenmiş ve sonuçlar oluşturulurken bu kayıtların 10'ar tanesinin ortalaması alınmıştır. Kaslarda yorulma titreme meydana gelebileceği için ölçümlerde farklı kuvvetlere ilişkin EMG sinyalleri 5'er saniye süre ile alınmış ve her ölçüm arasında 20 saniye dinlenme sağlatılmıştır. Bu yöntemle ölçümlerin birbirinden bağımsızlığı sağlatılmaya çalışılmıştır.



Şekil 5.2. EMG ölçümleri kayıt pozisyonu

Ön kol uzunluk ölçümü, dirsek 90^0 fleksiyonda olacak şekilde olecranon ile styloid process arası mesafe ölçülerek [39], ön kol çevre ölçümü ise dirsek 90^0 fleksiyonda, on kol supinasyonda iken olecranonun 12 cm distalinden basınç uygulanmadan mezura ile ölçülerek değerlendirilmiştir [40]. Ön kol ölçümleri Şekil 5.3 ve 5.4'de gösterilmiştir.



Şekil 5.3. Ön kol çevre ölçümü



Şekil 5.4. Ön kol uzunluk ölçümü

EMG sinyali ölçümlerinde, ilk aşamada kasın ürettiği maksimum kavrama kuvveti strain gage aracılığıyla kaydedilmiştir. Ardından katılımcılara maksimum kavrama kuvvetlerinin %5'lik diliminde değerlerinde kuvvetler uygulatılmış ve o andaki EMG sinyali sinyalleri kaydedilmiştir. EMG sinyalleri 50-500 Hz bant aralığı geçiren filtre ile filtrelenmiş, bu sayede EMG sinyali 50 Hz şebeke frekansı ve diğer gürültülerden arındırılmıştır, ayrıca tekrarlanmayan anlık kasılmalarda ölçüm dışı tutulmuştur.

Her bir katılımcı için ön kol uzunluk-çevre oranı, EMG sinyali ve kasların ürettiği maksimum kuvvet kaydedilmiştir. Kasların ürettiği kuvvetler kişilere göre farklılık

göstereceğinden tablo ve grafikler hazırlanırken katılımcıların uygulayabildikleri maksimum kuvvet %100 alınmış ve ara değerler maksimum kuvvet referans alınarak hesaplanmıştır. Kastan strain gage aracılığıyla ölçülen kuvvet F ve kastan strain gage aracılığıyla kaydedilen maksimum kuvvet Fmax ise maksimum kasılma yüzdeleri $F_{yüzdemax}$ Denklem (5.1)'de gösterildiği gibi hesaplanır.

$$F_{yüzdemax} = \frac{F \times 100}{F_{max}} \tag{5.1}$$

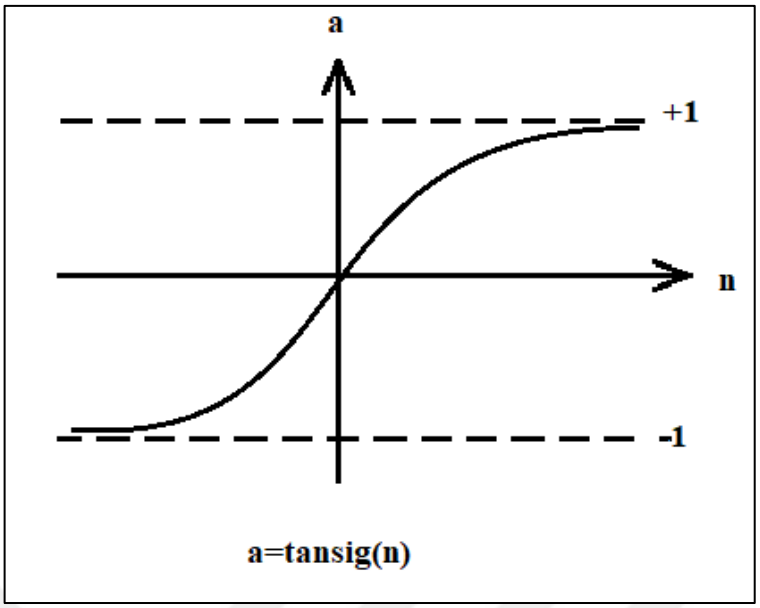
Elde edilen ölçüm sonuçları Denklem (5.2)'deki eşitlikte gösterildiği gibi normalize edilmiş ve YSA eğitiminde kullanılmıştır.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{5.2}$$

Çalışmada kullanılan YSA, giriş katmanı dışında 3 katmandan oluşmaktadır ve birinci katman 8 ikinci katman 5 ve çıkış katmanı tek hücrelidir. Transfer fonksiyonu olarak "Hiperbolik Tanjant Sigmoid Transfer Fonksiyonu" kullanılmıştır. Hiperbolik Tanjant Sigmoid Transfer Fonksiyonu Denklem (5.3)'de gösterilmiştir.

$$a = \text{tansig}(n) = 2/(1 + \exp(-2 \times n)) - 1 \tag{5.3}$$

Denklemde n= -5'de fonksiyon -1'e yaklaşırken n=5'de +1 e yaklaşmaktadır. Bu dağılım Şekil 5.5'de görülmektedir.

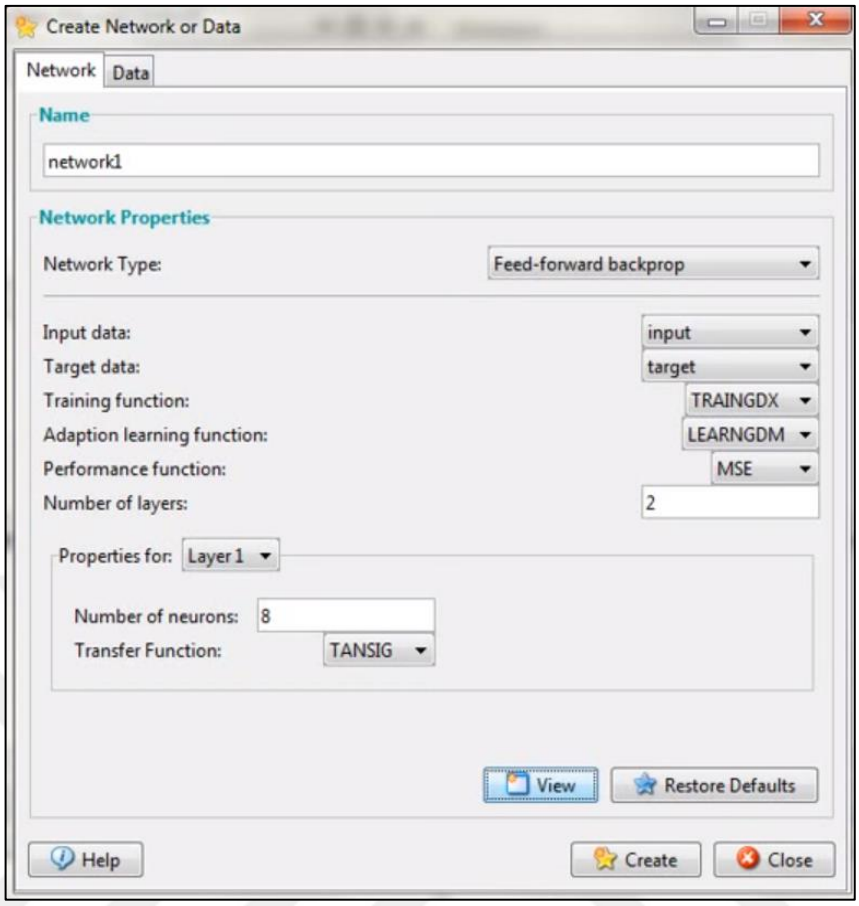


Şekil 5.5. Tan-sigmoid transfer fonksiyonu

Sigmoid transfer fonksiyonu YSA uygulamalarında sıkça kullanılmasının temel sebebi doğrusal olmayışıdır. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu her bir girdi değeri için 1 ile 0 arasında bir değer üretir.

Yapay sinir ağının eğitiminde 100 adet ölçüm değerinin 50'si kullanılmış, kalan 50'sinden sonuçların test edilmesi esnasında faydalanılmıştır. Burada verilerin 50-50 seçilmesinin temel nedeni kullanılan verilerin yaklaşık ölçümler olması, kesin değerler göstermemesidir. Kesin değerlerle çalışılan uygulamalarda (satış rakamları tahmini gibi) verilerin %70'i eğitimde, %30'si test te kullanılmaktadır. Sonrasında çapraz doğrulama yapmak için eğitim ve testte kullanılan değerler yer değiştirilmiştir. Eğitilen sinir ağı çıkışında, kasların ürettiği ve değeri önceden bilinmeyen kuvvetler elde edilmiş ve doğrulukları test edilmiştir.

Bu çalışmada kullanılan matlab nntool parametreleri Şekil 5.6'de gösterilmiştir. Burada katman sayısı 2, nöron sayısı ilk katman için 8, ikinci katman için 5 seçilmiştir. Transfer fonksiyonu her iki katman içinde Hiperbolik Tanjant Sigmoid Transfer Fonksiyonu (Tansig) seçilmiştir.



Şekil 5.6. Çalışmada kullanılan matlab nntool parametreleri

6. BULGULAR VE TARTIŞMA

Biyomekanik alanında yapılan çalışmalarda kas kuvvetlerinin belirlenebilmesi oldukça büyük önem arz etmektedir. Fakat EMG sinyalinin birçok fizyolojik, anatomik ve teknik faktörlerden etkilenmesi ve kişiler arasında farklılık göstermesi sebebiyle, EMG sinyalleri ve kas kuvvetleri arasındaki ilişkinin kesin olarak belirlenmesi oldukça güç bir çalışmadır. Bu ilişkinin incelenebilmesi için bazı faktörlerin etkisi kontrol edilip uygun kayıt ve sinyal işleme yöntemleri kullanılmalıdır.

Bu çalışma ışığında ön kol uzunluğunun ön kol çevresine oranının kaslardaki kuvvet ve elektriksel sinyal tahmininde fayda sağlayacağı anlaşılmıştır. Tablo 6.1'de katılımcıların ön kol uzunluk-çevre oranları, maksimum EMG sinyali ve kas kuvvetleri görülmektedir.

Tablo 6.1 Katılımcıların ölçüm sonuçları

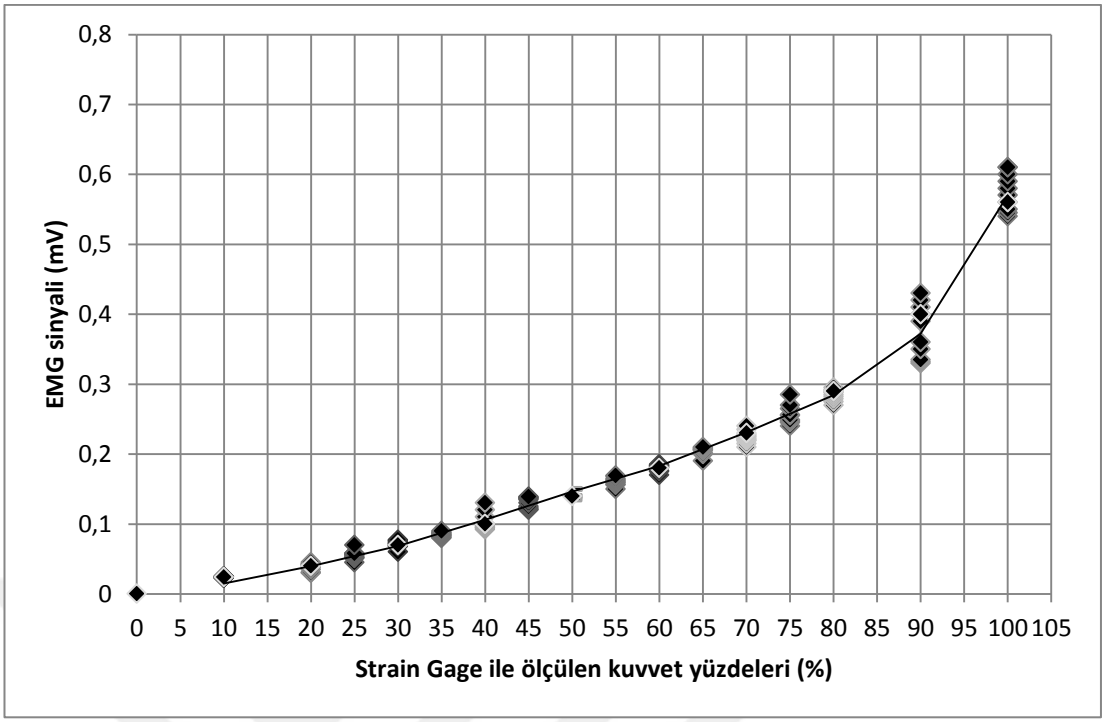
Katılımcı	**Ön Kol Uzunluk-Çevre Oranı**	**Maksimum EMG Sinyali** (mV)	**Maksimum Kuvvet** (kgf)
1.Katılımcı	1,080	0,56	25
2.Katılımcı	1,076	0,58	26
3.Katılımcı	1,060	0,60	27
4.Katılımcı	1,041	0,64	29
5.Katılımcı	1,009	0,67	29
6.Katılımcı	0,991	0,71	31
7.Katılımcı	0,970	0,75	32
8.Katılımcı	0,995	0,79	35
9.Katılımcı	0,935	0,83	38
10.Katılımcı	0,924	0,85	40

Ön kol uzunluk – çevre oranının düşük olması katılımcının kollarındaki kasılmaya katılan kas lifi miktarı ve liflerin büyüklüğü ile açıklanabilir. Bu oranı etkileyebilecek en büyük faktörlerden olan boy ve vücut kitle indeksi değişkenleri

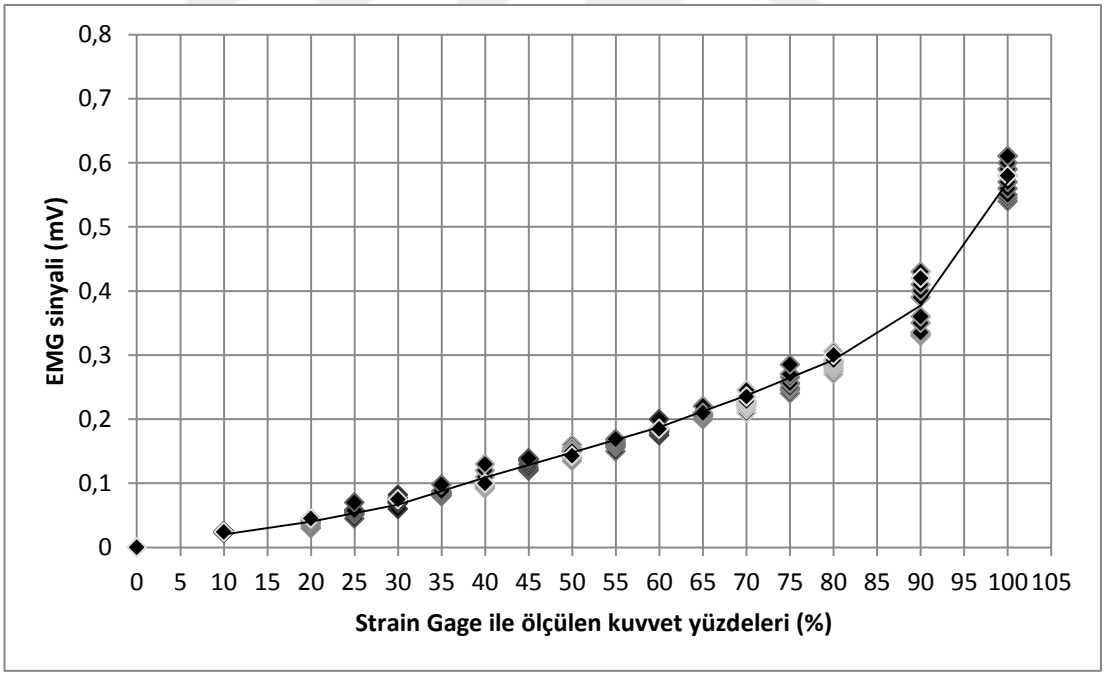
sabit tutulduğundan bu çıkarı yapmak hatalı olmayacaktır. Öte yandan bahsi geçen oranın en küçük olduğu katılımcıda, kasların ürettiği kuvvetin de maksimum çıkması kas liflerinin daha geniş ve kasılmaya daha fazla kas lifinin katıldığının bir diğer göstergesidir.

EMG sinyalini etkileyen diğer tüm değişkenler sabit tutulduğundan, sinyalin ve maksimum kas kuvvetinin katılımcılara göre farklılık göstermesinin nedeninin kaslardaki kasılmaya katılan lif sayısı ve lif büyükleri olarak düşünülebilir. Katılımcılar benzer fiziki özelliklerde (boy, yaş, vücut yağ oranı gibi) seçilmesinden dolayı önkol uzunluk-çevre oranı kaslardaki kas lifi farklılığı ile bağdaştırılabilir. Yüzeysel elektrotlarla alınan EMG sinyalleri, kaslardaki kasılmaya katılan lif sayısı ve lif büyüklüğü ile orantılı olduğundan ön kol uzunluk-çevre oranı (kasılmaya katılan lif sayısı ve lif büyüklüğü arttıkça oran düşer) azaldıkça kasların uygulayabildiği maksimum kuvvet ve maksimum EMG sinyalinde de artış olduğu görülmektedir.

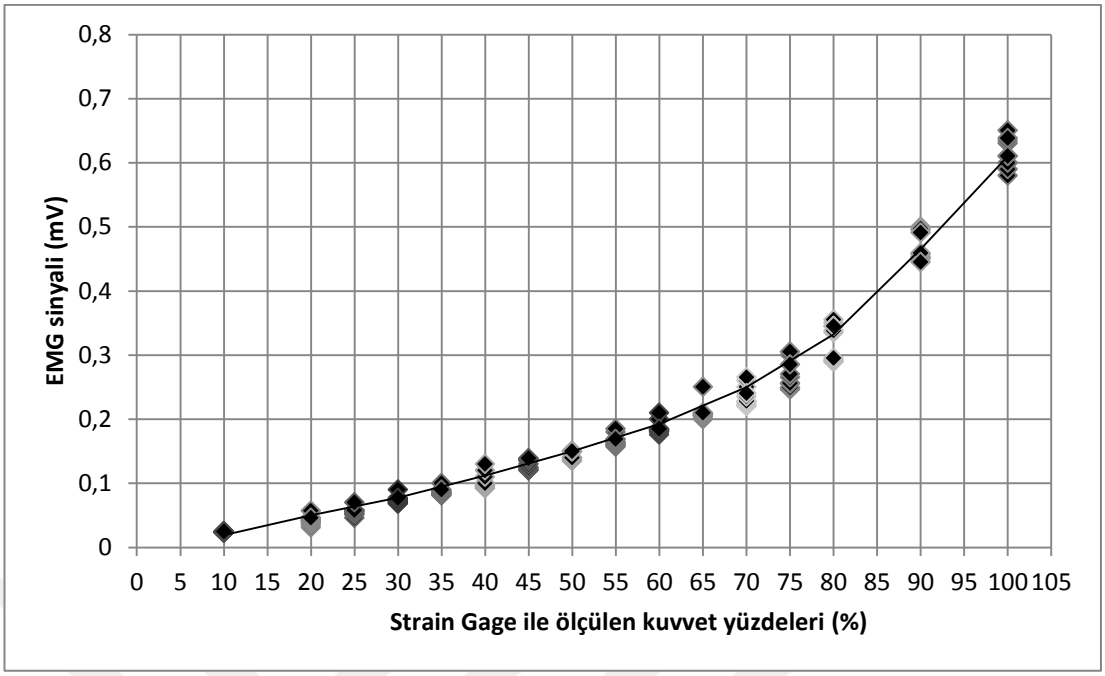
Ölçüm sonuçlarında görüldüğü gibi kaslardan alınan her kuvvet ölçümünde (strain gage'in gösterdiği kuvvet değeri için) elektrotlarla ölçülen EMG sinyali değeri farklılık göstermektedir. Grafiklerde %5'lik değerlerle arttırılan kuvvet için kaslardan ölçülen EMG sinyal değerleri (10 ölçüm alınmıştır, dolayısıyla her kuvvet değerine ait 10 adet EMG sinyal değeri vardır.) gösterilmiş ve her kuvvet değerinde ölçülen EMG değerlerinin ortalamaları alınarak eğriler oluşturulmuştur. EMG sinyallerindeki bu değişkenlik, ölçüm zorluğu ve filtrasyon sonucu oluşan veri kaybıyla açıklanabilir. Şekil 6.1 ve Şekil 6.2'de ön kol–çevre oranı en yüksek katılımcılara (katılımcı 1 ve 2) ait ölçüm sonuçları gösterilmiştir. Bu ölçümlerde maksimum EMG sinyali değer 0,6 mV'un altında kalmaktadır. Şekil 6.3 ve Şekil 6.4'de görülen katılımcı 3 ve katılımcı 4'e ait ölçümlerde en EMG sinyal sapmaları minimumdur. Katılımcı 5 ve 6'ya ait olan ve Şekil 6.5 ve Şekil 6.6'de gösterilen grafiklerde görüldüğü gibi uzunluk–çevre oranı düştükçe maksimum EMG sinyalinde artış görülmeye başlanmıştır. Katılımcılardan ölçülen sinyal değeri yükseldikçe ölçümler daha kolay analiz edilebilir olmaktadır. Şekil 6.7 ve Şekil 6.8 de verilen katılımcı 7 ve 8'e ait grafiklerde ölçülen değerler birbirine daha yakındır. Şekil 6.9 ve Şekil 6.10'daki katılımcı 9 ve 10'a ait ölçümlerde görüldüğü gibi bu çalışmadaki maksimum EMG sinyali 0,9 mV seviyesindedir.



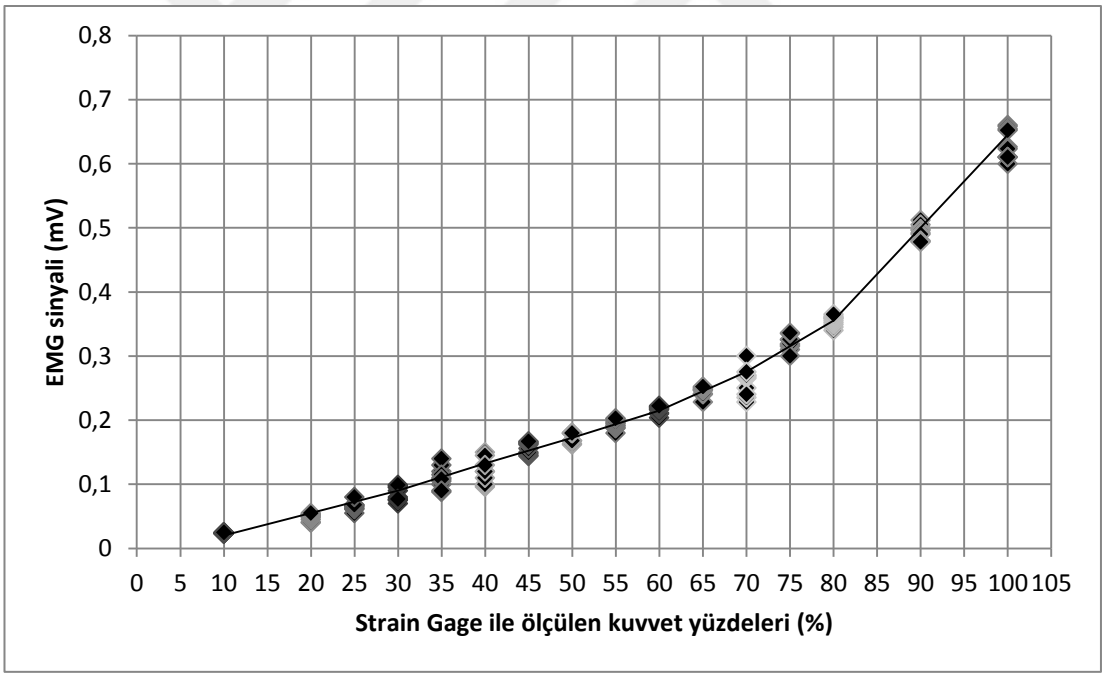
Şekil 6.1. Katılımcı 1 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



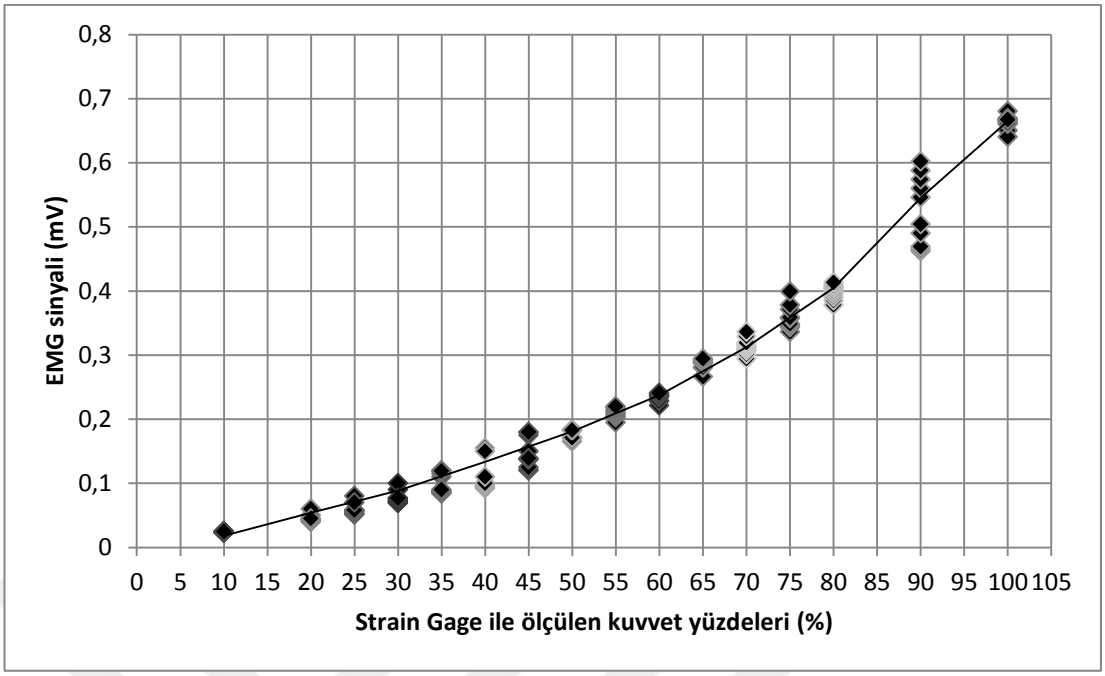
Şekil 6.2. Katılımcı 2 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



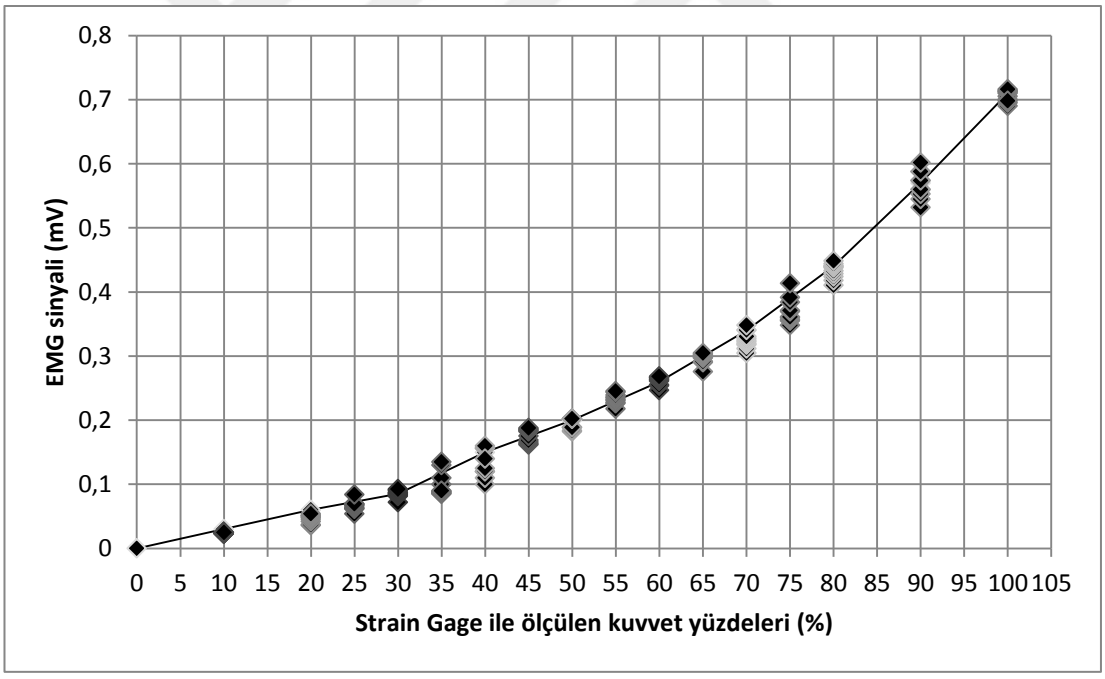
Şekil 6.3. Katılımcı 3 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



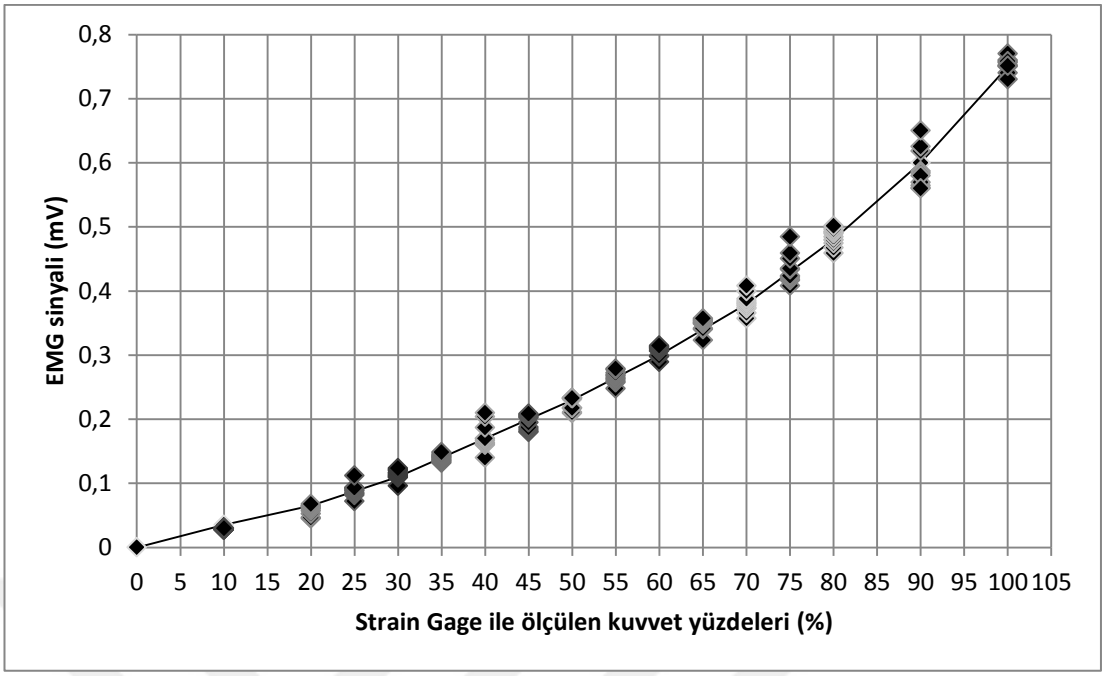
Şekil 6.4. Katılımcı 4 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



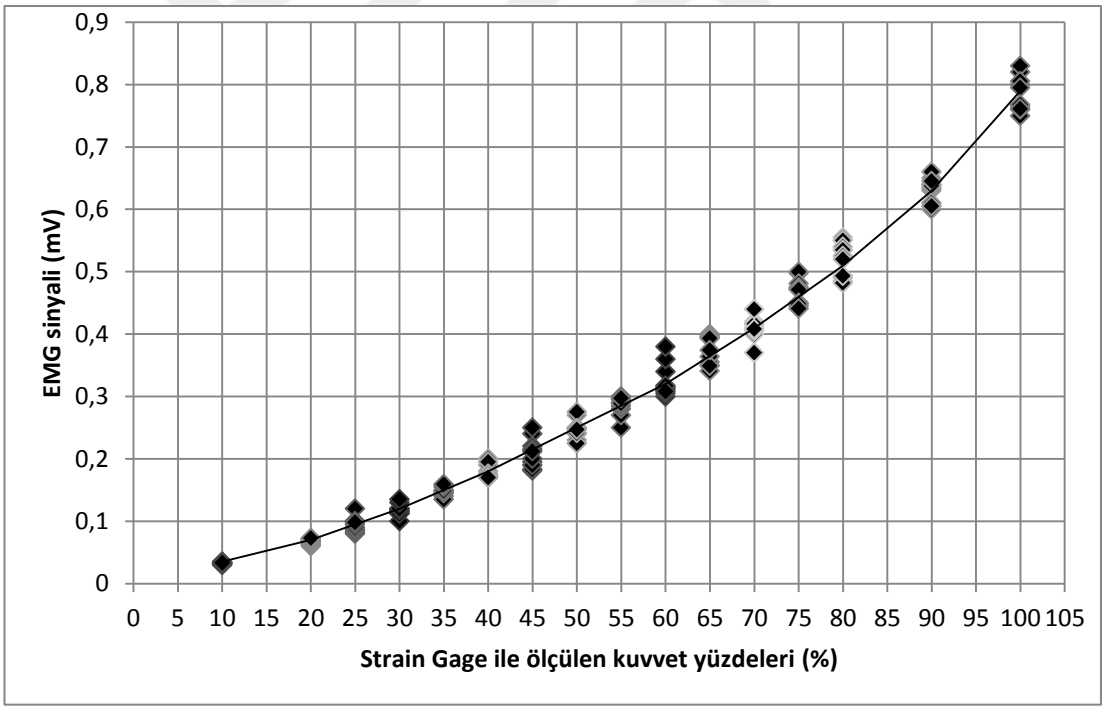
Şekil 6.5. Katılımcı 5 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



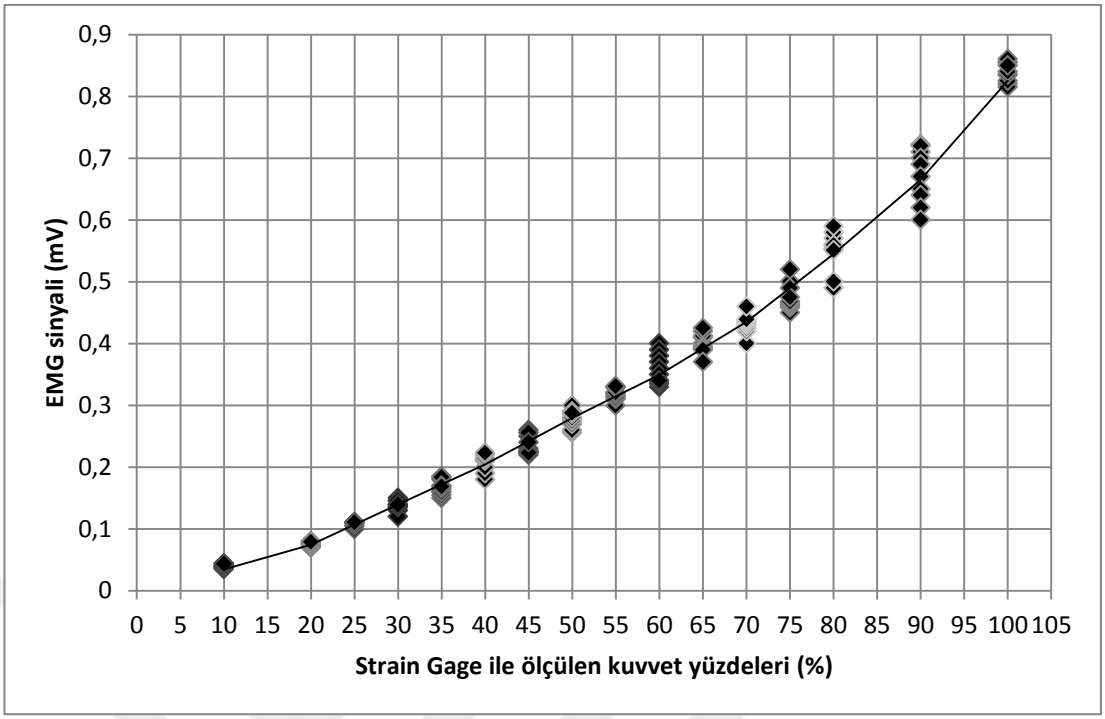
Şekil 6.6. Katılımcı 6 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



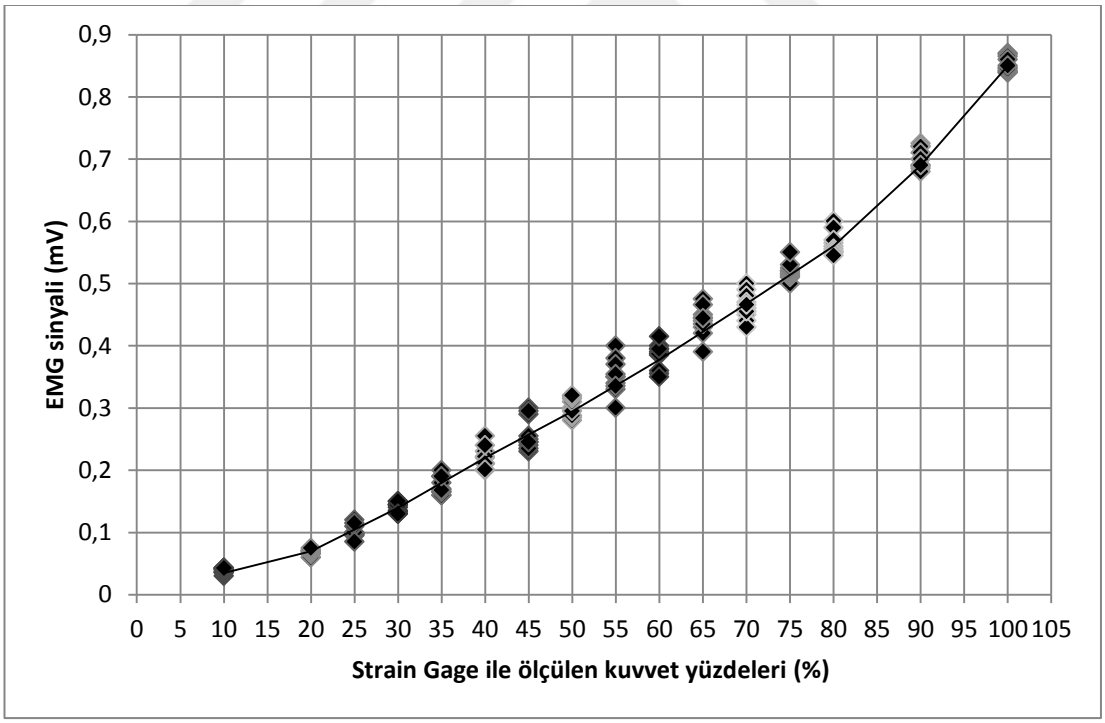
Şekil 6.7. Katılımcı 7 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



Şekil 6.8. Katılımcı 8 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



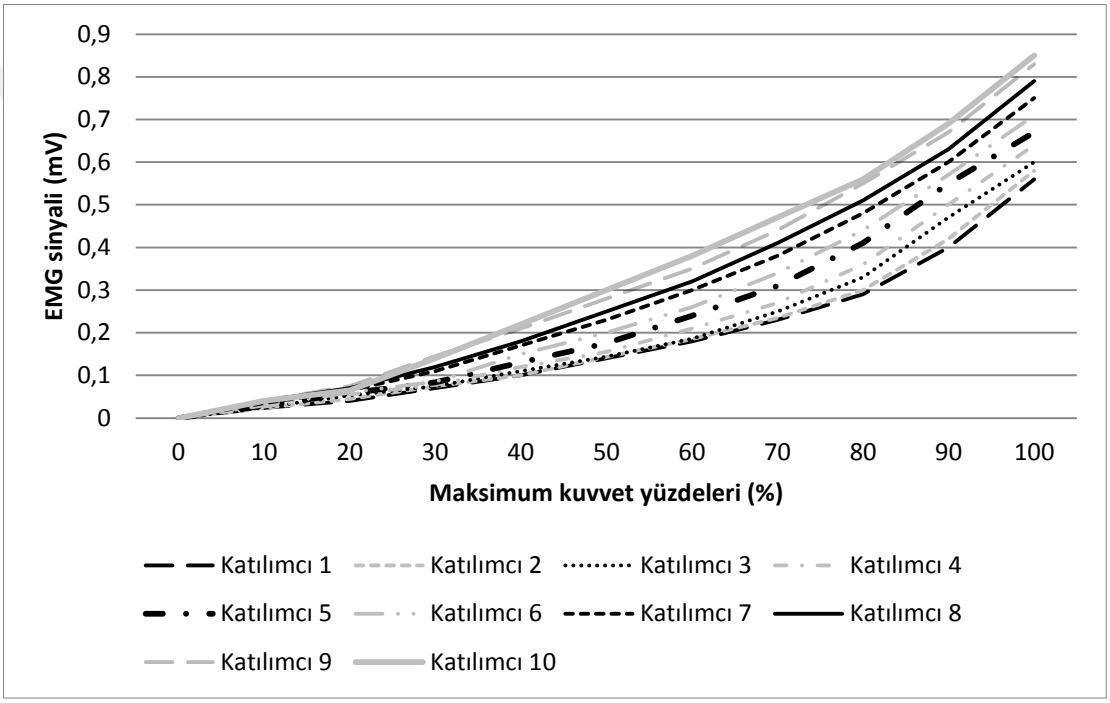
Şekil 6.9. Katılımcı 9 için EMG sinyali-kuvvet grafiği



Şekil 6.10. Katılımcı 10 için EMG sinyali-kuvvet grafiği

EMG sinyali ve kastaki maksimum kasılma yüzdeleri incelendiğinde Şekil 6.11'de de görüldüğü gibi maksimum kasılmanın %20'si ve %80'i arasında olan bölgede, artan kuvvete bağlı sinyalin genlik artışının lineere yakın olduğu görülmüştür.

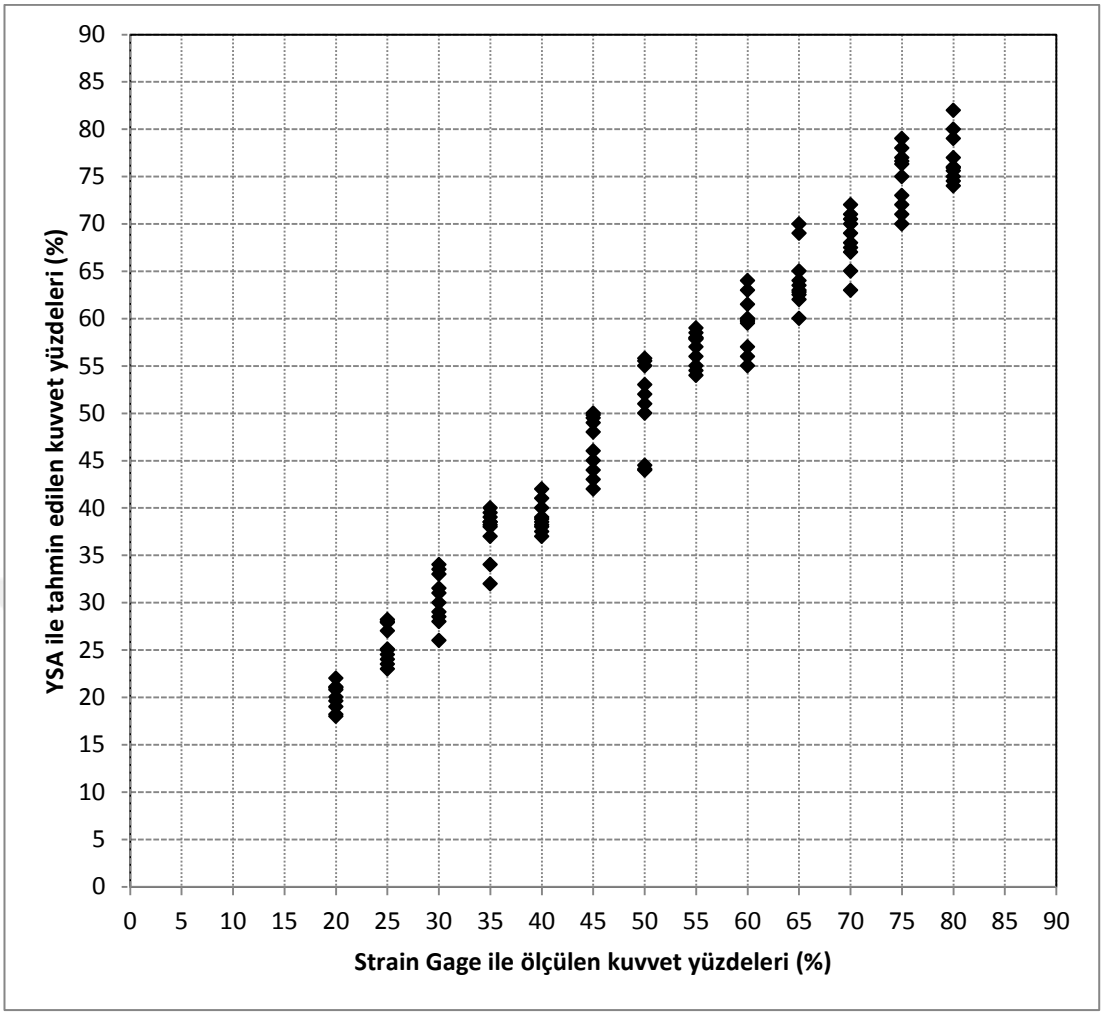
Kasların uyarılmasındaki bir diğer önemli noktada, kasın maksimum kuvvet üretmesi için gerekli olan sinyalin, kasın maksimum kuvvetinin %75'ini üretmesi için gereken kuvvetin iki katına eşit olduğu görülmüştür, dolayısıyla maksimum kasılma potansiyelinin %50 sininde oluşan kuvvetin tasın maksimum kuvvetinin %75'i civarlarında olacağı öngörülebilir. Katılımcıların fizyolojik özellikleri arasındaki en belirgin fark ön kol boyunun ön kol çevresine oranıdır. Bu oranın küçük olması kolun daha kalın, dolayısıyla katılımcının ön kol kaslarının kasılmaya katılan lif sayısının ve lif büyüklüğünün daha fazla olduğu anlamı taşımaktadır.



Şekil 6.11. Katılımcıların EMS sinyali-kuvvet grafiği

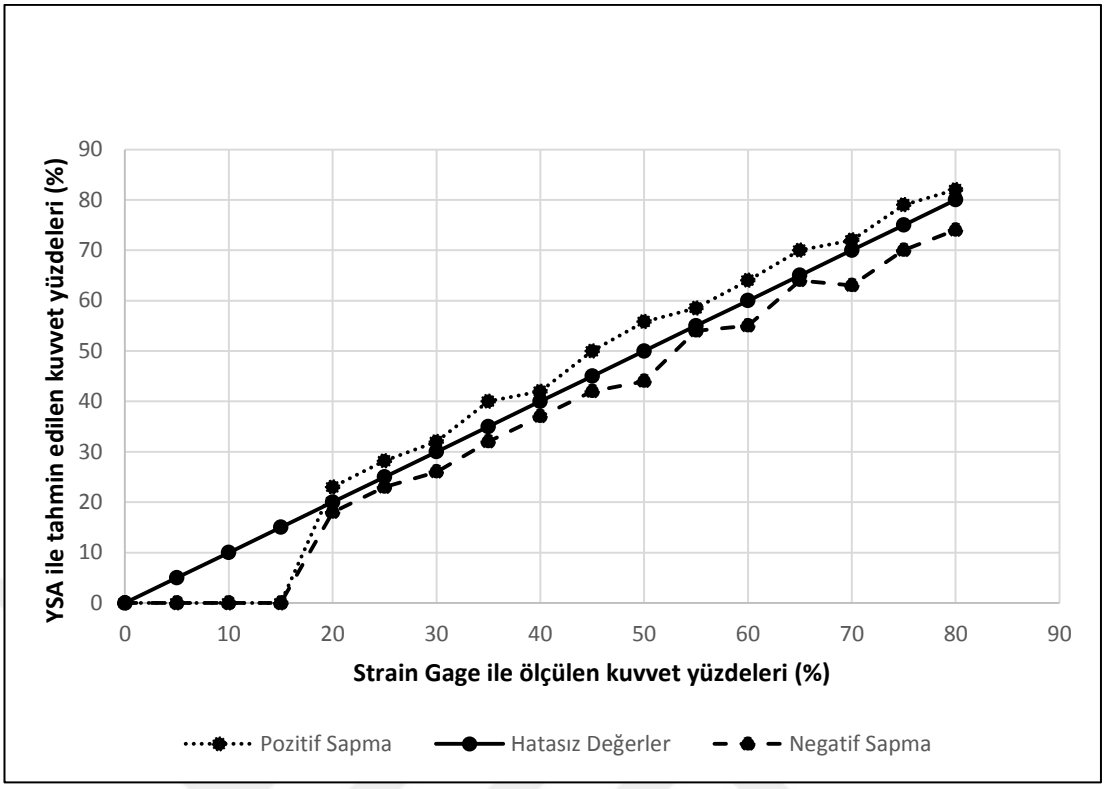
Katılımcıların maksimum, yani %100 kuvvet uyguladıkları andaki EMG sinyali farklılığı, katılımcıların kaslarındaki lif farlılığından kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla kaslarında kasılmaya katılan lif demeti sayısı ve lif kalınlığı fazla olan katılımcıda yüzeysel elektrotun ölçeceği potansiyel fark da yüksek olacaktır.

EMG sinyallerinin öznitelikleri ile eğitilen yapay sinir ağı, test aşamasına kuvvet değerlerinin belirlenmesinde kullanılmıştır. Şekil 6.12'de Ön kol – çevre oranı temel alınarak hazırlanan yapay sinir ağındaki tahmin sonuçları verilmiştir.



Şekil 6.12. Ön kol – çevre oranı ile hazırlanan yapay sinir ağındaki tahmin sonuçları

Kaslardan ölçülen kuvvet oranlarına karşı ön kol uzunluk-çevre oranı ile tahmin edilen kuvvet oranları karşılaştırılmıştır. Tahminler EMG sinyali – Kuvvet ilişkisinin lineer olduğu bölgede yapılmıştır. Yapay sinir ağından toplamda 50 ölçüm alınmış ve bu sonuçlar %0,1 hassasiyetle kaydedilmiştir. Strain gage ile ölçülen kas kuvvetleri ne karşılık gelen YSA'nın tahminlerin %85 oranında doğru sonuç verdiği görülmektedir. YSA'nın Strain Gage ile ölçülen kuvvet değerlerinde tahmin ettiği minimum ve maksimum değerler Şekil 6.13'de gösterilmiştir. Lineer bölge dışına çıkıldıkça ölçüm sonuçlarının kararsızlığı arttığından YSA eğitim sonuçları da farklılık göstermektedir.



Şekil 6.13. YSA tahmin grafiği

EMG sinyalleri ölçümünde yüzeysel elektrot kullanımı sayesinde ölçümlerin daha hızlı ve kolay alınabilmesi sağlanmıştır. Fakat yüzeysel elektrotların yalnızca yüzeydeki kas liflerinden ölçü alabilmesi ve daha derinlerde yer alan kasların uyarı sinyallerinin de gürültü olarak ana sinyali etkilemesi ölçümlerin netliğini bozmaktadır.

Yüzeysel elektrot kullanımındaki bir diğer zorluk da, elektrotların ideal ölçüm için kasın merkezinde bulunması gerektiğidir. Bu nedenle ölçümler esnasında kasların boylarında değişim gözleniyorsa sinyal kalitesi sürekli değişecek buda ölçümleri olumsuz yönde etkileyecektir.

Özellikle protez tasarımı, implant seçimi ve analizi konularında kaslara ve eklemlere binen yüklerin bilinmesi önemlidir. Bu analizlerin kişiler için tek tek yapılabilmesi zor olduğundan daha kolay ölçümlerle yaklaşık tahminlerin yapılabilmesi, çalışmalarda büyük kolaylık sağlayacaktır. Bu çalışma ile önkolun antropometrik ölçümlerinin kastaki lif oranının ve EMG sinyalinin maksimum genliğinin tahmininde dolayısıyla kasların üreteceği maksimum kuvvetin belirlenmesinde büyük kolaylık sağladığı görülmüştür. Ayrıca protez tasarlanırken kullanıcılardan

alınacak ölçümler yardımıyla protezlerin maruz kalacağı kuvvetler de kolaylıkla tahmin edilebilecektir.

Yapılan çalışmalarda önkolun antropometrik ölçümlerinin kaslardaki kuvvetlerle ilişkisi incelenmiş benzer çalışmaların EMG ölçümleri ile desteklenmesi ve cinsiyet faktörünün elimine edilmesi tavsiye edilmiştir [46-49]. Bu çalışma ile cinsiyet faktörü elimine edildiğinde sonuçların daha net olduğu ve EMG sinyalleri ile yapılan ölçümlerin, kasılma kuvveti ve önkol uzunluk-çevre oranı arasındaki ilişkisini desteklediği görülmüştür. Benzer çalışmalar cinsiyet, yaş, vücut kitle indeksi gibi farklı değişkenleri de kullanılarak yapıldığı ve yapay sinir ağının giriş verileri genişletildiği takdirde daha genel bulgular elde edilebileceği öngörülmektedir.

7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Çalışma sonucunda görüldüğü gibi ön kolun antropometrik ölçümlerinin kas kuvvetlerinin tahmininde büyük kolaylık sağladığı görülmüştür. Ön kolun uzunluk çevre oranından yola çıkarak, EMG sinyalinin maksimum genliğinin de tahmin edilebilmesine imkan sağlamıştır. Fizyolojik özellikleri benzer kişiler için yalnızca önkol-çevre oranı kullanılarak kasların uyarma sinyali – kuvvet ilişkisinin %85 doğruluk ile belirlenebileceği görülmüştür.

Yapay sinir ağı eğitimi farklı fizyolojik değerler sabit tutularak tekrarlanabilir. Bu sayede yaş, kilo, cinsiyet ve vücut kitle indeksi gibi değişkenlerin yapay sinir ağı modeli üzerindeki etkisi incelenebilir. Ayrıca farklı değişkenlerin bir arada bulunduğu YSA'ların eğitilmesi, eğitim esnasında daha fazla katılımcı ve örnek kullanılması, EMG sinyali ve Kuvvet arasındaki ilişkinin daha doğru tahmin edilmesine olanak verecektir.

Yüzeysel elektrot kullanımındaki en büyük zorluk hareket esnasında kasların uzama ve kısalmaya bağlı konumlarının değişmesidir. Bu gibi durumlarda yüzeysel elektrotlar tercih edilmemelidir. Ayrıca EMG sinyalinin ölçülmesi esnasındaki çevrede bulunan gürültü kaynaklarına dikkat edilmeli ve sinyalin filtrelenmesi esnasında ana sinyalin kaybedilmemesine hassasiyet gösterilmelidir.

EMG ölçümleri ile eşzamanlı alınacak YSA tahmin verisi gerçek zamanlı değişim tahminleri sunacağından, farklı değişkenlerin incelenmesi esnasında yararlı olacaktır. Bu noktada YSA tahmin süreside göz önüne alınarak oluşabilecek tahmin gecikmeleri değerlendirilmelidir.

Ayrıca yapılan ölçümler sonucunda EMG sinyalleri ile maksimum kasılma yüzdelerinin arasındaki ilişkinin kasılmanın %20-%80 aralığında ki bölgede lineere yakın olduğu belirlenmiştir, bu değişimin bir denklem ile tanımlanabilmesi için katılımcılar arasındaki fizyolojik değişim farklı bir eşitlik ile açıklanmalıdır. Yapılan ölçümlerde tahmin kolaylığından dolayı bu aralığa yoğunluk gösterilmelidir. Kaslar

maksimum kuvvet uyguladığında kaslarda yorulma ve titremeler başlamakta bu sebeple sinyalin stabilitesi büyük oranda bozulmaktadır.

Devam çalışmalarında ve farklı yöntem tercih edilerek yapılacak olan çalışmalarda ön kolun faklı kas gruplarına ait ölçümlerin de alınması YSA giriş verisinin çeşitlenmesine bu sayede daha net verilerin alına bilmesine olanak sağlayacaktır. Kasların ürettiği kuvvetin daha hassas ölçülebileceği metotların geliştirilmesi ve gerçek zamanlı kayıt ve YSA öğrenmesi metotlarının kullanılması daha belirleyici sonuçlar elde edilmesini sağlayacağı öngörülmektedir. Elde edilen sonuçlar bir robot kol uygulaması ile deneysel olarak test edilebilir.

KAYNAKLAR

[1] Strang K., Raff H., Widmaier E., *Vander's Human Physiology*, 10th ed., McGraw-Hill Higher Education, Boston, 2006.

[2] McGinnis P., *Biomechanics of Sport and Exercise*, 3rd ed., Human Kinetics, Illinois, 2013.

[3] Ertan H., Kentel B., Tümer ST., Korkusuz F., Activation patterns in forearm muscles during archery shooting, *Human Movement Science*, 2003, **22**(1), 37-45.

[4] Preedy V., Peters T., *Skeletal muscle pathology diagnosis and management of diseases*, Cambridge University Press, New York, 2002.

[5] http://slideplayer.biz.tr/slide/9229446 (Ziyaret Tarihi: 15 Ocak 2017).

[6] Yazgan E., Korürek M., *Tıp Elektroniği*, İT Ü Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul, 1996.

[7] Khandpur R. S., *Biomedical instrumentation technology and applications*, 1st ed., The McGraw-Hill Companies, New York, 2005.

[8] Ganong W. F., *Tıbbi Fizyoloji*, 17th ed., Barış Yayınevi, Ankara, 1996.

[9] Cerrah A. O., Ertan H., Soylu A. R., Spor Bilimlerinde Elektromiyografi Kullanımı, *Spormetre Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, 2010, **8**(2) 43-49.

[10] Barbero M., Martelli R., Rainoldi A., *Atlas of Muscle Innervation Zones*, 1st ed., Springer - Verlag Italia S.r.l., Milano, 2012.

[11] https://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf (Ziyaret Tarihi: 25 Ocak 2017)

[12] Leca D., The Use of Surface Electromyography in Biomechanics, *Jurnal of applied biomechanic*, 1997, **13** (2) 135-163.

[13] Charles L. E., Burchfiel C. M., Fekedulegn D., Occupational and other risk factors for hand-grip strength: the Honolulu-Asia Aging Study, *Occup Environ Med*, 2006, **63** (12), 820-827.

[14] Mandalidis D., O'Brien M., Relationship between hand grip isometric strength and isokinetic moment data of the shoulder stabilisers. *J Bodywork Mov Ther*, 2010, **14** (1), 19-26.

[15] Verma C., Parlinkh R., Nadkar M., Mehta A., Correlation of Functional Ability of the Hand with Upper Limb Function and Quality of Life in Patients with Rheumatoid Arthritis, *Journal Of Assoc Physicians India*, 2017, **65**(3), 20-04

[16] Jensen R. H., Davy D. T., An investigation of muscle lines of action about the hip: A centroid line approach vs the straight line approach, *Journal of Biomechanics*, 1975, **8**(2), 103-110.

[17] Scheffler C. M., Chumanov E., Numbers K., Heiderscheit B., Electromyography Activity Across Gait and Incline: The Impact of Muscular Activity on Human Morphology, *J. Phys. Anthropol*, 2010, **143**(4), 601-11.

[18] Di Nardo F., Fioretti S., Statistical analysis of surface electromyographic signal for the assessment of rectus femoris modalities of activation during gait, *J. Electromyogr Kinesiol*, 2013, **23**(1), 56–61.

[19] Nymark J. R., Balmer S. J., Melis E. H., Lemaire E. D., Millar S., Electromyographic and kinematic nondisabled gait differences at extremely slow overground and treadmill walking speeds, *J. Rehabil Res Dev*, 2005, **42**(4), 523-34.

[20] Tepe C., Küçük H., Eminoğlu İ., Yüzey Elektromiyogram (yEMG) İşaretinden El Aç-Kapa Hız Bilgisinin Kestirimi, *ELECO 2012 Elektrik - Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, Bursa, Türkiye, 29 Kasım – 1 Aralık 2012.

[21] Taşar B., Kaya T., Gülten A., EMG Tabanlı El Hareketinin Analizi aracılığı İle Robot El Simülatörünün Kontrolü, *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2014, **22**(2), 389-39.

[22] Engin E. Z., Taşan D., Engin M., Çok İşlevli Protez El Kontrolü İçin Önkol Elektromiyografi İşaretlerinin Sınıflandırılması, *Dokuz Eylül Üniversitesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 2015, **17**(49), 35-46.

[23] Masso N., Rey F., Romero D., Gual G., Costa L., German A. Surface electromyography applications in the sport, *Apunts Med Esport*, 2010, **45**(165), 121-130.

[24] Merlo A., Campanini I., Technical Aspects of Surface Electromyography for Clinicians, *The Open Rehabilitation Journal*, 2010, **3**, 98-109.

[25] Dubowsky S. R., Multibody Computational Biomechanical Model Of The Upper Body, Doctoral Thesis, New Brunswick, New Jersey, 2008.

[26] Bogey R. A., Perry J., Gittler A. J., An EMG-to-force processing approach for determining ankle muscle forces during normal human gait, *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.*, 2015, **13**(3), 302-10.

[27] Zhou P., Rymer Z. W., Factors Governing the Form of the Relation Between Muscle Force and the EMG, *Journal of Neurophysiol,* 2004, **92**(5), 2878-2886.

[28] Altınbaş A., Emg Sinyallerinin Kisa Zamanli Fourier Dönüşümü Ve Dalgacik Dönüşümü Kullanarak Analiz Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, Ankara, 2007, 704.3.013.

[29] Civalek Ö., Çatal H. H., Geriye Yayılma Sinir Ağı Kullanılarak Elastik Kirişlerin Eğilme Titreşimlerinin Yaklaşık Hesabı, *DEÜ Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi,* 2004, **6**(1), 1-16.

[30] http://www.kozanbilgi.net/merkezi-sinir-sistemi-yapisi-ve-isleyisi.html (Ziyaret Tarihi: 15 Mayıs 2017).

[31] Kent L. M., Siegler S., Cuez A., Freedman W., Modelling of Muscle Emg to Torque By The Neural Network Model of Backpropagation, *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1990, **12**(3), 1475-1477.

[32] Civalek Ö., Mehmet Ü., Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı, *İMO Teknik Dergi*, 2004, **15**(72), 3171-3190.

[33] Mazumder O., Kundu A. S., EMG Based Multichannel Human Computer Interface for Rehabilitation Training, *8th National Conference on Medical Informatics*, New Delhi, India, 3-5 February 2012.

[34] Güvenç S. A., Demir M., Kol Emg Sinyallerinin Örüntü Tanıma Tabanlı Analizi ve Yapay Sinir Ağları İle Sınıflandırılması, *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2014, **22**, 2209-2212.

[35] Civalek Ö., Çatal H. H., Demirdağ O., Geriye Yayılma Yapay Sinir Ağları ile Düzlem Çerçeve ve Kirişlerin Titreşim Frekanslarının Tahmini, *İMO Teknik Dergi Cilt* , 2002, **13**(3), 2709-2726.

[36] Öztemel E., *Yapay Sinir Ağları*, 3. Basım, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2012.

[37] Liu M. M., Herzog W., Sacelberg M., Dynamic muscle force prediction from EMG, *Journal of Electromyofraphy and Kinesiology*, 1999, **9**(6), 391-400.

[38] Nicolay C. W., Walker A. L., Advances in Physical Ergonomics and Safety *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2005, **35**(7), 605-13.

[39] Anakwe R. E., Huntley J. S., McEachan J. E., Grip strength and forearm circumference in a healthy population, *Journal of Hand Surgery*, 2007, **32**(2), 203-9.

[40] Narin S., Demirbüken İ., Özyürek S., Eraslan U., Dominant El Kavrama Ve Parmak Kavrama Kuvvetinin Önkol Antropometrik Ölçümlerle İlişkisi, *Dokuz Eylül Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi*, 2009, **23**(2), 81-85.

[41] Ertan H., Kentel B., Tümer S. T., Korkusuz F., Activation patterns in forearm muscles during archery shooting, *Human Movement Science*, 2003, **22**(1), 37-45.

[42] Kennedy P. M., Cresswell A. G., The Effect of Muscle Length on Motor Unit Recruitment During Isometric Plantar Flexion in Humans, *Experimental Brain Research*, 2001, **137**(1) 58-64.

[43] Saitou K., Masuda T., Michikami D., Kolima R., Okada M., Innervation Zones of the Upper and Lower Limb Muscles Estimated by Using Multichannel Surface EMG, *Journal of Human Ergol*, 2000, **29**(2), 35-52.

[44] Mayetin U., Küçük S,. Şayli Ö., EMG Kontröllü Mobil Robot Uygulaması, *Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi,* DOI: 10.1109/7374573

[45] Moore K. L., Agur A.M.R, (Çeviri: A. Elhan), *Temel Klinik Anatomi*. 2. Baskı, Güneş Kitabevi, Ankara, 2006.

[46] Yıldırım M., *Resimli Sistematik Anatomi*, Nobel Tıp Kitabevleri, İstanbul, 2013.

[47] Farina D., Gazzoni M., Mertelli R., Assessment of low back muscle fatigue by surface EMG signal, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2003, **13**(4), 319-332.

[48] Heine R., Manal K., Buchanan T. S., Using Hill type muscle models and EMG data in a forward dynamic analysis of joint moment evaluation of critical paraments, *Journal of mechanics in medical and biology*, 2003, **3**(2), 169-186.

[49] Hoozemans M., Dieen J. H. V., Prediction of handgrip forces using surface EMG of forearm muscles, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2005, **15**(4), 358-366.

KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER

[1] **Taşdemirci Ç.**, Kişioğlu Y., Ön Kol Kaslarında Kavrama Esnasında Oluşan Kuvvetin EMG Sinyalleri ile Belirlenmesi ve Analizi, *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 2017, **5**(2), 455-465

ÖZGEÇMİŞ

Çağatay Taşdemirci, 1989 yılında Samsun'da doğdu, ilköğretimini Kocaeli de tamamladı. Merkez Bankası Derince Anadolu Lisesinde lise öğrenimini tamamladıktan sonra 2006 yılında Kocaeli Üniversitesi Elektrik Mühendisliği Bölümüne Başladı ve bir senesi İngilizce hazırlık eğitimi olmak üzere 5 yılın sonunda 2011 yılında üniversiteden mezun oldu. Mezuniyeti ardından Inductotherm Group ve Hyundai Assan Otomotiv gibi firmalarda olmak üzere 3 senelik deneyimin ardından 2015 yılında Kocaeli Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Ana Bilim Dalında yüksek lisans eğitimine başladı. 2016 yılından itibaren aynı bölümde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.