

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**





KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce

Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : / /

Tezin Savunma Tarihi : / /

Tez Danışmanı :

Trabzon

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında
Bekir Buğra UYAR Tarafından Hazırlanan**

**EMG İŞARETLERİNİN KABLOSUZ AKTARIMI VE OTOMATİK SINIFLANDIRILMASI:
GÖZ KIRPMA UYGULAMASI**




başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 30 / 10 / 2019 gün ve 1825 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç Dr. Önder AYDEMİR

Üye : Doç .Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ÖZTÜRK


.....

.....

.....

Prof. Dr. Asim KADIOĞLU

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında bilinçli göz kırpma hareketleri esnasında göz kapaklarının çevresinde bulunan kaslardan alınan yüzey EMG sinyallerinin kablosuz iletimi ve alıcı kısımda sol göz veya sağ gözden hangisinde aktivite olduğunun tespit edilmesi hakkında bilgiler sunulmuştur.

Tez çalışmasının planlama, araştırma ve gerçekleştirme süreçleri boyunca engin bilgi ve tecrübelerini sabırla ve güler yüzle paylaşan tez danışmanım sayın Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ÖZTÜRK'e çok teşekkür ederim.

Ayrıca bugünlere gelmemde karşılığı asla ödenemeyecek en büyük pay sahibi olan annem ve babama, çalışmalarım boyunca maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen ve hayatım boyunca da esirgemeyeceğini bildiğim eşim Selin UYAR'a, deneylerin yapılma aşamasında her türlü yardımlarıyla kıymetli mesai arkadaşlarım Arda ÜSTÜBİOĞLU ve Fatih ÇAKIR'a çok teşekkür ederim.

Bekir Buğra UYAR

Trabzon 2020

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “EMG İşaretlerinin Kablosuz Aktarımı ve Otomatik Sınıflandırılması: Göz Kırpma Uygulaması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ÖZTÜRK‘ün sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim.12/02/2020

Bekir Buğra UYAR

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VII
SUMMARY.....	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ.....	X
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XI
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	2
1.2. Kas Mimarisine Genel Bakış.....	4
1.3. EMG Sinyali.....	5
1.3.1. Fizyolojik ve Anatomik Zemin.....	7
1.3.2. Tarihi Gelişim.....	9
1.3.3. Elektriksel Gürültü ve EMG Sinyalini Etkileyen Faktörler.....	10
1.4. EMG Sinyal Algılama.....	12
1.5. EMG Sinyal Ayrıştırma.....	14
1.6. EMG Sinyal İşleme.....	15
1.6.1. Zaman Alanı Analizi	16
1.6.1.1. Doğrultma.....	16
1.6.1.2. Hareketli Ortalama	16
1.6.1.3. Doğrusal Zarf EMG	17
1.6.1.3.1. Tümüleşik EMG	17
1.6.1.3.2. Ortalama Karekök	17
1.6.2. Dalgacık Analizi.....	18
1.6.3. Zaman – Frekans Yaklaşımı.....	20
1.7. EMG Elektrot Seçimi	22
1.7.1. İğne Elektrotlar	23
1.7.2. İnce Tel Elektrotlar	23

1.7.3.	Yüzey EMG Elektrotları	24
1.7.3.1.	Jelli Yüzey EMG Elektrotları	24
1.7.3.2.	Kuru Yüzey Elektrotlar	25
1.7.4.	Yüzey EMG Elektrotları Kategorileri	26
1.7.4.1.	Pasif EMG Elektrotları	26
1.7.4.2.	Aktif EMG Elektrotları	26
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	28
2.1.	Verici Ünite.....	29
2.1.1.	Yüzey Elektrotlarının Yerleşimi.....	29
2.1.2.	Yükselteç ve Filtreleme: Olimex EMG Genişletme Kartı.....	31
2.1.3.	Mikroişlemci: Arduino Uno.....	35
2.1.3.1.	Arduino Yazılımında Yapılan İşlemler.....	37
2.1.4.	HC-05 Bluetooth Modülü.....	38
2.2.	Alıcı Ünite.....	40
2.2.1.	LattePanda Mikro-Bilgisayar.....	40
2.2.2.	MATLAB Yazılımı ile Yapılan İşlemler.....	41
3.	SONUÇLAR.....	45
4.	ÖNERİLER.....	54
5.	KAYNAKLAR.....	55
6.	EKLER.....	61
ÖZGEÇMİŞ		

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

EMG İŞARETLERİNİN KABLOSUZ AKTARIMI VE OTOMATİK SINIFLANDIRILMASI: GÖZ KIRPMA UYGULAMASI

Bekir Buğra UYAR

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ÖZTÜRK
2020, 54 Sayfa, 14 Ek Sayfa

EMG sinyali kasların kasılmasının sonucunda oluşan elektriksel aktivasyonun ölçülmesi işlemidir.

Bu çalışmada bilinçli göz kırpma hareketleri esnasında göz kapaklarının çevresindeki kaslardan (orbicularis oculi) elde edilen yüzey EMG sinyallerinin gerçek zamanlı kablosuz aktarımı gerçekleştirilip, alıcı üniteye sol göz ve sağ gözden elde edilen işaretlerden faydalanılarak göz kırpma hareketlerinin tespiti otomatik olarak gerçekleştirilmiştir. Belirlenen özneliklere göre verinin otomatik olarak sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Böylelikle sol veya sağ gözden hangisinde aktivite olduğunun otomatik ve gerçek zamanlı olarak algılanması sağlanmıştır. Kablosuz iletimin tercih edilmesinin sebebi, EMG aktivitesinin taşınabilir bir ünite ile izlenmesinin sağlanmasıdır. Böylelikle engelli bireylere olabildiğince hareket serbestliği kazandırılabilir.

Ayrıca, yüzey EMG ölçümünde genel uygulama işaret elde edilecek her bir kas dokusu için bir elektrot grubu kullanımı iken, bu çalışmada tek bir elektrot grubu kullanılarak sol ve sağ göz kapaklarının çevresindeki kaslardan ayrı ayrı işaretler alınması sağlanmıştır. Gerçekleştirilen sistem ve yazılım ile tek kanallı olarak alınan işaretlerden sağ ve sol göz kırpma hareketleri başarılı bir şekilde tespit edilebilmiştir.

Anahtar Kelimeler: EMG, Kablosuz iletim, Sınıflandırma, Göz kırpma

Master Thesis

SUMMARY

WIRELESS TRANSMISSION AND AUTOMATIC CLASSIFICATION OF EMG SIGNALS: VOLUNTARY EYE WINKING APPLICATION

Bekir Buğra UYAR

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical and Electronics Engineering Graduate Program
Supervisor: Assistant Professor Mehmet ÖZTÜRK
2020, 54 Pages, 14 Appendix Page

The EMG signal is the process of measuring the electrical activation resulting from muscles contraction.

In this study, real-time wireless transmission of surface EMG signals obtained from the muscles around the eyelids (orbicularis oculi) during voluntary blinking movements was performed and the automatic detection of winking action in the receiving unit was performed by using the signals obtained from the left eye and right eye. The automatic classification of the data according to the specified features was performed. Thus, it is aimed for automatic detection of which of the left or right eye is active. Wireless transmission is preferred because it is possible to monitor EMG activity with a portable unit.

In addition, while the general application of surface EMG measurement was the use of one electrode group for each muscle tissue where the signal would be obtained, this study aimed to obtain separate signals from the muscles around the left and right eyelids using only a single electrode group. With the system and software realized, right and left winking actions can be detected successfully from single-channel signals.

Key Words: EMG, Wireless transmission, Classification, Eye winking

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1. Bir Motor Ünitesi bir motor nöron dan ve uyardığı tüm kas liflerinden oluşur.....	3
Şekil 2. Kaslar ve Mimarileri.....	5
Şekil 3. EMG sinyali ve MÜAP'lerin ayrıştırılması.....	9
Şekil 4. Meksika şapkası dalgacık ve tipik tek kutuplu MÜAP şeklinin karşılaştırılması...19	
Şekil 5. Deneysel prosedürün blok diyagramı.....	20
Şekil 6. İğne EMG elektrodu.....	23
Şekil 7. İnce tel elektrodu.....	24
Şekil 8. Jelli EMG elektrotları.....	25
Şekil 9. Yeniden kullanılabilir bar elektrot (kuru yüzey elektrotlarına bir örnek).....	26
Şekil 10. Delsys 2.1 aktif EMG elektrotları.....	27
Şekil 11. Kurulan sistemin genel blok diyagramı.....	28
Şekil 12. Kurulan sisteme ait fotoğraf.....	29
Şekil 13. Yüz ifadesi kaslarının ön ve yan görünüşleri.....	30
Şekil 14. Yüzey elektrotlarının yerleşimi.....	31
Şekil 15. Olimex EMG genişletme kartı üst görünüş.....	32
Şekil 16. Olimex EMG genişletme kartı alt görünüş.....	33
Şekil 17. Olimex EMG genişletme kartı elektrot giriş bağlantısı.....	34
Şekil 18. Olimex EMG genişletme kartı filtreleme diyagramı	35
Şekil 19. Arduino Uno.....	37
Şekil 20. HC – 05 Bluetooth modülü.....	38
Şekil 21. LattePanda tek-kart mikrobilgisayar.....	40
Şekil 22. Örnek sol (a) ve örnek sağ (b) göz kırpma sinyalleri.....	46
Şekil 23. Örnek bir göz kırpma serisi.....	47
Şekil 24. Kişi 1 sol göz kırpma örneği 1.....	49
Şekil 25. Kişi 1 sol göz kırpma örneği 2.....	49
Şekil 25. Kişi 1 sağ göz kırpma örneği 1.....	50
Şekil 26. Kişi 1 sağ göz kırpma örneği 2.....	51

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. 3 temel EMG tespit yönteminin karşılaştırması.....	14
Tablo 2. Olimex EMG genişletme kartı bacak bağlantıları.....	33
Tablo 3. Arduino Uno teknik özellikler.....	36
Tablo 4. Veri paket yapısı.....	38
Tablo 5. Bluetooth modülü bacak bağlantıları.....	39
Tablo 6. Kişi 1'in sol göz kırpmalarına ait istatistikler.....	48
Tablo 7. Kişi 1'in sağ göz kırpmalarına ait istatistikler.....	50
Tablo 8. Maksimum genlik değerlerinin en küçükleri	51
Tablo 9. Minimum genlik değerlerinin en büyükleri	52
Tablo 10. Maksimum genişlik	52
Tablo 11. Yedi deneğin kendilerine özgü sinyal algılama parametreleri	53

SEMBOLLER DİZİNİ

- Ag: Gümüş
AgCl: Gümüş klorür
AP: Aksiyon Potansiyeli
dB: desibel
DD: dalgacık Dönüşümü
DF: Dalgacık Fonksiyonu
DTSA: Dinamik Tekrarlı Sinir Ağları
EKG: Elektrokardiyografi
EMG: Elektromiyografi
g: gram
GA: Genetik Algoritma
HFD: Hızlı Fourier Dönüşümü
Hz: Hertz
KZFD: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
LMS: En Küçük Ortalama Kare
ms: milisaniye
MSS: Merkezi Sinir Sistemi
MÜAP: Motor Ünitesi Aksiyon Potansiyelleri
mV: Milivolt
Pd: Tespit olasılığı
sEMG: YüzeY Elektromiyografisi
SNR: Sinyal/gürültü Oranı
TBA: Temel Bileşenler Analizi
TMÜ: Tekli Motor Ünitesi
WVD: Wigner-Ville Dağılımı
YSA: Yapay Sinir Ağları

1. GENEL BİLGİLER

Son yıllarda geliştirilen teknolojik ürünlerin işlevselliği ve uygulanabilirliği giderek daha iyi hale getirilmiştir. Bununla birlikte, engelli insanlar için birçok teknolojik ürünün kullanımı çok zordur, hatta bazı teknolojik ürünlerin engelli insanlar tarafından kullanımı neredeyse hiç mümkün değildir. Bu nedenle, insan gözü hareketini ve göz kırpmalarını algılamak için görüntü işleme veya fizyolojik sinyalleri kullanan yöntemler önerilmiştir [1–3]. Bu yöntemler fiziksel ve zihinsel engelliler için çeşitli bilgisayar arayüzlerinin geliştirilmesinde uygulanmıştır. Birincisi göz hareketlerine dayalı bir kontrol yöntemidir ve “göz izleme sistemi” veya “göz faresi” olarak da adlandırılır [4-10]. Göz kırpma tespitine dayanan diğer yöntem ise, göz kırpma hareketlerini kullanarak özel bir arayüz ile iletişim kurmak ve yazılımları kontrol etmek için kullanılır [11–14]. Ayrıca istemli göz kırpma hareketlerine dayalı tekerlekli sandalye kontrolü de gerçekleştirilmiştir [15]. EMG kontrollü pnömatik eyleyicili insansı endüstriyel kol tasarımı gibi uygulamalar da mevcuttur [16]. Bunun yanı sıra EMG işaretlerinin kablosuz algılayıcı ağlar ile bina içerisinde farklı bir noktaya kablosuz olarak iletilerek bilgisayar ekranında görüntülenmesi gibi örnekler de mevcuttur [17].

Göz kırpma hareketine dayalı çalışmalara örnek olarak; Noronha vd istemli göz kırpmalarını ayırt edebilen, göz kırpmalar ile robotik bir eylemi tetiklemek için düşük gecikmeli tetikleme oluşturan binoküler göz izleme teknolojisini önermişlerdir [18].

Prasad vd kullanıcıya yüksek doğruluk ve daha fazla konfor sunan karakter seçimi için göz kırpma kullanan EMG tabanlı bir tasarım önermişlerdir [19].

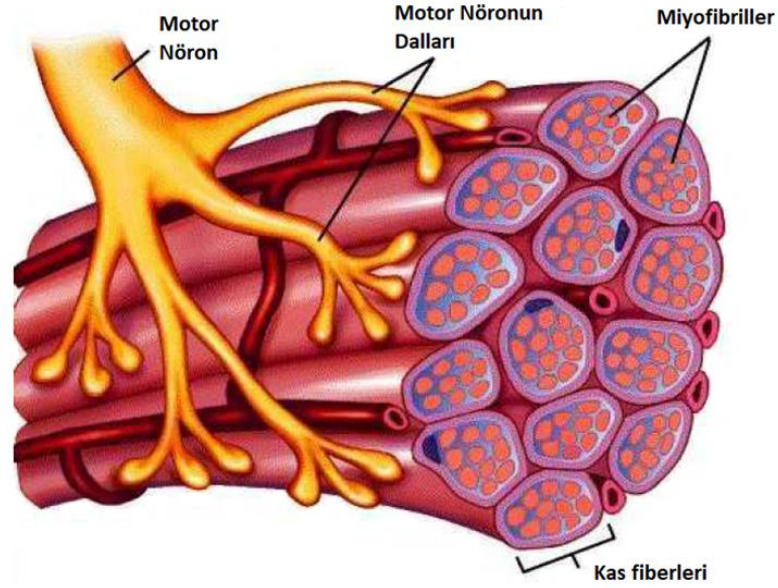
Her ne kadar engelliler tarafından test edilen ürünler ile çeşitli yardımcı araçlar geliştirilse de, bunların bazıları yeterince yaygın değildir. Örneğin, göz izleme sisteminin ayarlama sürecinin hem sağlıklı insanlar hem de engelliler için kullanımı zordur ve maliyeti yüksektir. Bu çalışmada, kullanım kolaylığı sağlayan ve düşük maliyetli bir sistem tasarlanarak, göz kırpma kontrolü yöntemine dayanan bir sistem önerilmiştir. Bu sistem özellikle ciddi fiziksel engelliler ve motor nöron hastalıkları veya şiddetli beyin felci olan kişiler için tasarlanmıştır.

1.1. Giriş

Elektromiyografi (EMG), iskelet kaslarından kaynaklanan elektrik sinyallerinin tespiti, analizi ve kullanımı ile ilgilenen bir konudur [20]. Miyoelektrik sinyal olarak da bilinen kas aktivasyonu sırasında üretilen elektrik sinyali, iyonların kas zarları boyunca değişimi ile üretilen ve elektrotların yardımıyla tespit edilen küçük elektrik akımlarından elde edilir. Elektromiyografi, insan vücudunun kaslarının ürettiği elektriksel aktiviteyi değerlendirmek ve kaydetmek için kullanılır. EMG sinyalini elde ettiğimiz cihaz elektromiyograf, elde edilen sonuç elektromiyogram olarak bilinir [21].

İnsan vücudu bir doğa harikasıdır. İnsan vücudunun işleyişi ilginç ve etkileyici bir aktivitedir. İnsan vücudunun hareketi beyin, sinir sistemi ve kasların uyumu ile mümkün olur. Bu bütünleşme beynin gövde ve uzuv eklemlerini kontrol etmek için yerçekimine karşı koymak ve vücudu asgari miktarda enerji harcaması ile iletirmek için gereken güçleri üretmek için 28 ana kas ile iyi organize edilmiş çabası ile mümkündür [22]. İnsan vücudunun hareketi, beyin ile koordineli olarak kaslar aracılığıyla mümkündür. Kaslar ne zaman belirli bir aktivite için harekete geçirilecek ise, beyin Merkezi Sinir Sistemi (MSS) üzerinden uyarma sinyalleri gönderir. Kaslar, “Motor Üniteleri” olarak adlandırılan gruplar halinde sinir sistemine bağlanır. Bir motor ünitesi, motor nöron ve kas liflerinin bulunduğu birleşme noktasıdır. Motor Ünitesinin bir tasviri Şekil 1'de verilmiştir. Motor ünitesi etkinleştirildiğinde, bir ‘Motor Ünitesi Aksiyon Potansiyeli’ (MÜAP) üretir [23]. Merkezi Sinir Sisteminden gelen aktivasyon, kasın kuvvet oluşturması gerektiği sürece sürekli tekrarlanır. Bu devam eden aktivasyon, motor ünitesi hareket potansiyeli dizileri üretir. Eş zamanlı olarak aktif motor birimlerinden gelen diziler, sonuçta ortaya çıkan EMG sinyalini üretmek için üst üste binerler.

Motor Ünite



Şekil 1. Bir Motor Ünitesi bir motor nörondan ve uyardığı tüm kas liflerinden oluşur [24].

İnsan vücudunun belirli bir hareketinde bir grup kas aktive olur. Kasılan kasların sayısı, vücudun dahil olduğu aktiviteye bağlıdır. Örneğin bir çakıl taşı gibi küçük bir ağırlığın kaldırılmasında daha az miktarda, 6 kg ağırlığında ağır bir kütlenin kaldırılmasında ise daha fazla kas aktive olacaktır. Teknik açıdan bakıldığında, daha fazla kuvvet üretilmesi gerektiğinde, Merkezi Sinir Sisteminden uyarılma artar, daha fazla motor ünitesi devreye girer ve tüm motor ünitelerinin ateşleme hızı artar ve tüm bunlar yüksek EMG sinyal genliği ile sonuçlanır [23,25].

Elektromiyografi, güç üretmemize, hareketler oluşturmamıza ve etrafımızdaki dünyayla etkileşime girebileceğimiz sayısız başka işlevler yapmamıza olanak tanır. Elektromiyografi, yıllar içinde çok çeşitli uygulamaları geliştirilen bir biyoelektrik görüntüleme yöntemidir. Klinik olarak, elektromiyografi nörolojik bozukluklar için tanı aracı olarak kullanılmaktadır. Nöromusküler hastalıklar, bel ağrısı ve motor kontrol bozuklukları olan hastaların değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır [26]. Fizyolojik ve biyomekanik araştırmaların dışında, uygulamalı araştırma, fizyoterapi, rehabilitasyon, spor hekimliği ve eğitim, biyo-geribildirim ve ergonomi araştırmalarında bir değerlendirme aracı olarak geliştirilmiştir [27].

Yakın geçmişte EMG kendine, amputasyonu olan hastaların rehabilitasyonunda robot protezi gibi kullanım alanları da buldu. EMG, vücudun farklı hareketlerini algılamanın ve sınıflandırmanın doğal bir yoludur. Bunu sağladığı için değerli bir araç olduğu ortaya konmuştur. Çok serbestlik dereceli bir robotik mekanizma insanın herhangi bir uzvunun hareketini etkili bir şekilde taklit edebilir [27]. Elektronik ve mikrodenetleyici teknolojilerindeki son gelişmeler robotik mekanizmalar için gelişmiş kontrol seçeneklerine olanak sağlamıştır. Robotik protezlerde mikroişlemci teknolojisinin en önemli avantajlarından biri, gelişmiş EMG filtreleme algoritmalarıdır.

1.2. Kas Mimarisine Genel Bakış

Kas mimarileri kuvvet oluşum eksenine göre kas liflerinin düzenlenmelerine göre sınıflandırılır. İskelet kasları, düzenlenmelerinin yanı sıra etkinlikleri ve makroskobik düzeyde çarpıcı organizasyonu belirgin biçimde ortadadır. İskelet kasının fonksiyonel özellikleri mimarisine derin bir biçimde bağlıdır [28].

Aşağıdaki gibi tartışılan çeşitli kas lifi düzenlemeleri vardır:

1. Kas kuvveti oluşturucu eksene paralel uzanan lifli kaslara paralel, iğsi veya boyuna düzenlenmiş kaslar denir. Bu tür kaslara örnek olarak *biceps brachii* (biceps kası) ve *sartorius* (kasık kası) verilebilir.

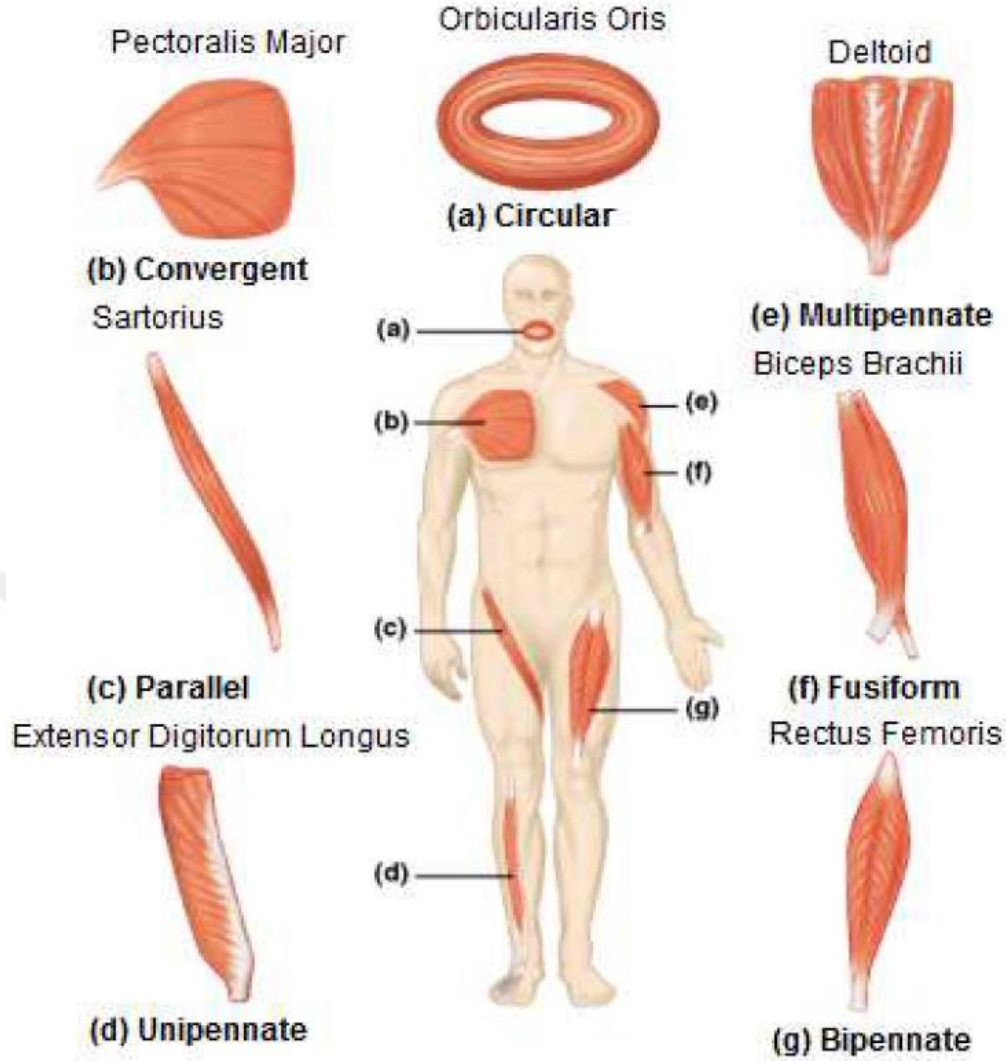
2. Kuvveti oluşturan eksene göre tek bir açıyla yönlendirilmiş fiberleri olan kaslar, tek kutuplu kaslar olarak adlandırılır. Tek kutuplu kas örneği, *extensor digitorum longus*'tur.

3. Kasların çoğu bu kategoriye girer ve çok tabakalı kaslar olarak adlandırılır. Lif ve kuvvet üretici eksen arasındaki açı genellikle 0° ile 30° arasında değişir. Kaslar birden fazla açıda yönlendirilmiştir. Örnekler bipennat olan *rectus femoris* ve multifenat olan *deltoid*'dir.

4. Kapalı bir şekil oluşturacak şekilde bir açıklığı çevreleyen kaslar, dairesel kaslar olarak bilinir. Bu tür kaslara örnek *orbicularis oris*'dir (ağız kası).

5. Kasılma kuvvetini en üst düzeye çıkarmak için liflerinin eklem üzerinde birleştiği kaslar, yakınsak kaslar olarak bilinir. Örneğin, büyük *pektoralis*.

Bu kas düzenlemelerinin ayrıntılı bir tasviri, Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. Kaslar ve Mimarileri [29]

Bu tez çalışmasında konu alınan göz kapaklarının çevresindeki (orbicularis oculis) kaslar da dairesel kaslar olarak bilinir.

1.3. EMG Sinyali

Biyomedikal sinyal, ilgilenilen bir fiziksel değişkeni temsil eden, herhangi bir organdan alınan kolektif bir elektrik sinyali anlamına gelir. Bu sinyal normalde zamanın bir fonksiyonudur ve genliği, frekansı ve fazı ile tanımlanabilir. EMG sinyali, nöromüsküler aktiviteleri temsil eden kasılma sırasında kaslarda üretilen elektrik akımlarını ölçen biyomedikal bir sinyaldir. Kasılma/gevşeme gibi kas aktivitelerini sinir sistemi kontrol eder.

Bu nedenle, EMG sinyali sinir sistemi tarafından kontrol edilen ve kasların anatomik ve fizyolojik özelliklerine bağlı olan karmaşık bir sinyaldir. EMG sinyali, farklı dokulardan geçerken içerisine gürültü de karışır. Ayrıca, EMG dedektörü, özellikle de cildin yüzeyindeyse, farklı sinyallerin etkileşimini oluşturabilecek bir zamanda farklı motor birimlerinden gelen sinyalleri toplar. EMG sinyallerinin güçlü ve ileri metodolojilerle tespiti biyomedikal mühendisliğinde giderek önemli bir gereklilik haline gelmektedir [30].

EMG sinyal analizine ilginin asıl nedeni klinik tanı ve biyomedikal uygulamalardır. Motor sakatlığın yönetimi ve rehabilitasyonu alanı, önemli uygulama alanlarından biri olarak kabul edilmektedir. EMG sinyallerinde Motor Ünitesi Aksiyon Potansiyellerinin (MÜAP) şekilleri ve yanma hızları, nöromüsküler bozuklukların teşhisi için önemli bir bilgi kaynağı sağlar. EMG sinyal analizinde, uygun algoritmalar ve yöntemler yardımıyla, sinyalin doğası ve özellikleri doğru bir şekilde anlaşılabilir. Böylece EMG sinyali ile ilgili uygulamalar için donanım uygulamaları yapılabilir. Şimdiye kadar, alanda daha iyi algoritmalar geliştirmek, mevcut metodolojileri yükseltmek, gürültüyü azaltmak için algılama tekniklerini geliştirmek ve doğru EMG sinyalleri elde etmek için araştırmalar yapılmıştır. Protez el kontrolü ve insan-makine etkileşimi gibi bazı alanlar için birkaç donanım uygulaması yapılmıştır. EMG sinyalleri analizinin asıl sorunlarını sınıflandırmak ve kabul edilen ölçümleri doğrulamak için araştırmalar yapılması oldukça önemlidir [30].

EMG kayıt teknolojisi nispeten yenidir. Yüzey elektromiyografi (sEMG, kas sinyallerini incelemek için özel bir teknik) sinyalinde mevcut sapmaların tespitinde ve karakterizasyonunda hala sınırlamalar vardır. Bunlar; normalliğin türetilmesi nedeniyle kesin bilgi elde edilmesi, fazın tahmini [31,32]. Geleneksel sistem yapılandırma algoritmaları çeşitli sınırlamalara ve önemli hesaplama karmaşıklığına sahiptir ve birçoğu yüksek değişkenlik göstermektedir [32]. İşaret işleme ve matematiksel modellemelerdeki son gelişmeler, gelişmiş EMG algılama ve analiz teknikleri geliştirmeyi pratik hale getirmiştir. Matematiksel modeller; dalgacık dönüşümü, zaman-frekans yaklaşımları, Fourier dönüşümü, Wigner-Ville Dağılımı (WVD), istatistiksel ölçütler ve yüksek dereceli istatistikleri içerir. Sinyal tanımaya yönelik yapay zeka yaklaşımları Yapay Sinir Ağları (YSA), dinamik tekrarlı sinir ağlarını (DTSA) ve bulanık mantık sistemini içerir. Genetik Algoritma (GA) da EMG girişlerinin istenen el hareketlerine eşlenmesi için evrimleşebilir donanım çipinde uygulanmıştır [30].

Dalgacık dönüşümü EMG gibi durağan olmayan sinyallere çok uygundur. Donanımda WVD kullanan zaman-frekans yaklaşımı, biyolojik geri bildirim durumlarında belirli motor

ünitesi eğitimi için kullanılabilir gerçek zamanlı bir enstrümana izin verebilir. Yüksek dereceli istatistikler rastgele zaman serilerine uygulanan benzersiz özelliklerinden dolayı EMG sinyalini, analiz etmek için kullanılabilir. İkiz spektrum veya üçüncü dereceden spektrum, Gauss gürültüsünü baskılama avantajına sahiptir [30].

1.3.1. Fizyolojik ve Anatomik Zemin

EMG, kasların elektriksel sinyallerinin incelenmesidir. EMG bazen miyoelektrik aktivite olarak da adlandırılır. Kas dokusu, sinirler gibi elektriksel potansiyelleri iletir ve bu elektriksel sinyallere kas hareket potansiyeli denir. Yüzey EMG, bu kas aksiyon potansiyellerinde mevcut olan bilgiyi kaydetme yöntemidir. EMG sinyalini alırken ve kaydederken, sinyalin kalitesini etkileyen iki ana konu vardır. Birincisi, sinyal-gürültü oranıdır. Bu, EMG sinyallerindeki enerjinin gürültünün enerjisine oranıdır. Genel olarak, gürültü istenen EMG sinyalinin bir parçası olmayan elektrik sinyalleri olarak tanımlanır. Diğeri ise sinyalin bozulmasıdır (distorsiyon), yani EMG sinyalindeki herhangi bir frekans bileşeninin diğeri frekans bileşenlerine göre katkısının değişimidir [30]. Kas sinyalini almak için iki tip elektrot kullanılır: yüzey elektrotları (non-invasive) ve kas dokusu içerisine gömülü iğne (invasive) elektrotlar. EMG doğrudan cilde monte edilmiş elektrotlardan elde edilmek istendiğinde, sinyal cildin altındaki kaslarda meydana gelen tüm kas lifi hareket potansiyellerinin bir bileşimi olarak elde edilir. Bu aksiyon potansiyelleri rastgele aralıklarla meydana gelir. Dolayısıyla herhangi bir anda, EMG sinyali pozitif veya negatif voltaj değerinde olabilir. Bireysel kas lifi aksiyon potansiyelleri bazen doğrudan kas içine yerleştirilmiş tel veya iğne elektrotları kullanılarak elde edilebilir. Bir cilt yüzey elektrotu (non-invaziv) veya kas içine yerleştirilmiş bir iğne elektrotu (invaziv) ile tespit edilebilen motor ünitesi aksiyon potansiyeli (MÜAP); elektrodun yerleştirildiği bölgedeki tüm kas liflerinin hareket potansiyellerinin bir kombinasyonu gibi düşünülebilir [2]. EMG sinyalinin basit bir modeli denklem 1'de gösterilmiştir.

$$x(n) = \sum_{r=0}^{N-1} h(r)e(n-r) + w(n) \quad (1)$$

Burada $x(n)$ modellenen EMG sinyalini, $h(r)$ MÜAP, $e(n)$ işlenen nokta, $w(n)$ sıfır ortalamalı toplamsal beyaz Gauss gürültü, r etkinleşen motor ünitelerinin sayısı ve n motor ünite ateşleme sayısıdır [33].

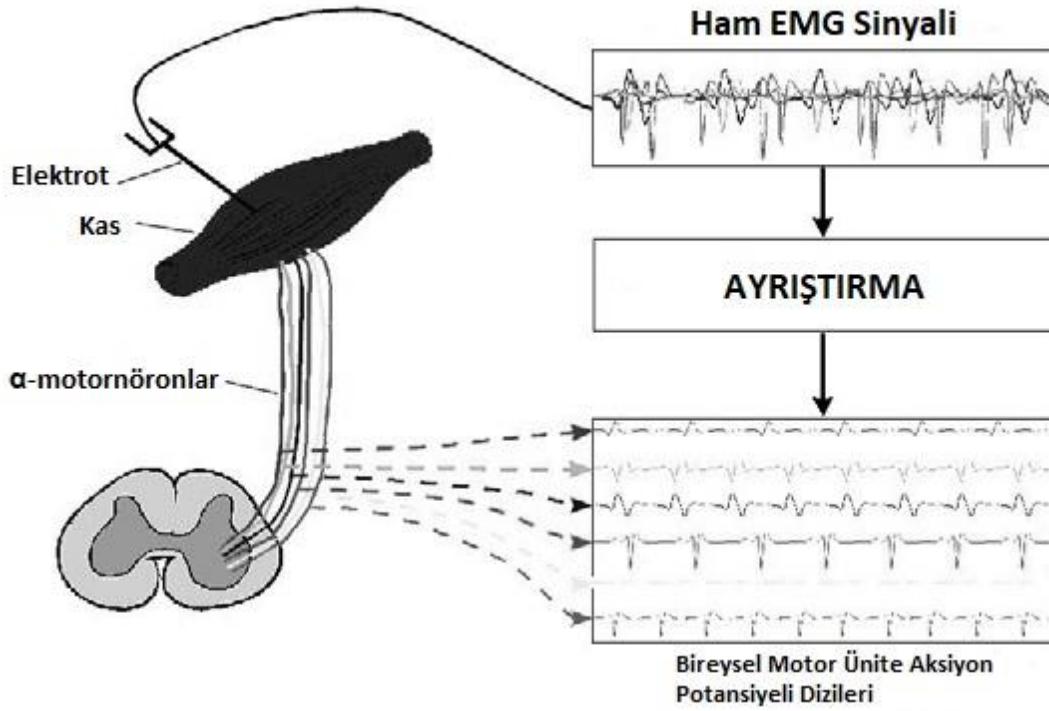
Sinyal elektrot ile alınır ve yükseltilir. Tipik olarak, bir fark yükseltici ilk aşama yükseltici olarak kullanılır. Sonrasında ilave yükseltme aşamaları devam edebilir. Görüntülemeyen veya kaydedilmeden evvel, sinyal düşük frekanslı veya yüksek frekanslı gürültüyü veya diğer olası bozucu etkileri ortadan kaldırmak için işlenebilir. Sonuç olarak, EMG genliğini belirtmek için sinyal sıklıkla rektifiye edilir ve bazı formatlarda ortalaması alınır.

Sinir sistemi vücudun hem kontrol hem de iletişim sistemidir. Bu sistem, hızlı ve spesifik elektrik sinyalleri ile vücudun farklı bölümleriyle iletişim kuran nöron adı verilen çok sayıda uyarılabilir ve birbirlerine bağlı hücrelerden oluşur. Sinir sistemi üç ana bölümden oluşur: beyin, omurilik ve çevresel sinirler. Nöronlar, sinir sisteminin temel yapısal birimidir ve büyüklük ve şekil bakımından oldukça farklılık gösterebilir. Nöronlar vücudun bir bölgesinden diğerine sinir uyarıları şeklinde mesajlar ileten oldukça uzmanlaşmış hücrelerdir.

Bir kas, kasılma ve gevşeme yeteneğine sahip özel hücre demetlerinden oluşur. Bu uzmanlaşmış hücrelerin ilk fonksiyonu kuvvet uygulama, hareket etme, konuşma, yazma veya diğer ifade biçimleri ile iletişim kurma işlevlerini gerçekleştirmektir. Kas dokusu uzayabilme ve esneme kabiliyetlerine sahiptir. Ayrıca uyarıları alma ve cevap verme yetenekleri vardır ve kısalıp kasılabilirler. Kas dokusunun dört temel işlevi vardır: hareket üretmek, vücutta madde taşımak, vücudun dengesini sağlamak ve ısı üretmek. Temel yapıları, kasılma özellikleri ve kontrol mekanizmalarına göre üç tür kas dokusu tanımlanabilir: (i) iskelet kası, (ii) düz kas ve (iii) kalp kası. EMG, iskelet kası çalışmalarına uygulanır. İskelet kası dokusu kemiğe yapışıktır ve iskeleti desteklemek, hareket ettirmek için kasılır. İskelet kası kasılması, nöronlardaki impulslarla başlatılır ve genellikle istemli olarak kontrol edilir. İskelet kası lifleri kasılabilmeleri için yeterli miktarda nöron içerirler. Bu özel nöron tipine “motor nöron” denir ve kas dokusuna çok yakın bir konumda bulunur, ancak kas ile fiziksel olarak bağlantılı değildir. Bir motor nöron genellikle birçok kas lifine uyarı sağlar [30].

Bir bütün olarak insan vücudu elektriksel olarak nötrdür; aynı sayıda pozitif ve negatif yüke sahiptir. Ancak hücrenin, içindeki ve dışındaki sıvılar arasında bir potansiyel fark vardır. Nörondan gelen bir uyarıya cevaben, bir kas lifi, sinyal yüzeyi boyunca ilerlerken ve fiber aniden hareket ederken depolarize olur. İyonların hareketi ile birlikte bu depolarizasyon, her kas lifi etrafında bir elektrik alanı oluşturur. Bir EMG sinyali, sinirsel uyarıya kas cevabını gösteren Motor Ünitesi Aksiyon Potansiyeli (MÜAP) dizisidir. EMG

sinyali doğada rastgele görülür ve genellikle MÜAP'ın filtre, dürtü sürecinin nöron dürtüleri olduğu bir Poisson modeli olarak modellenebilir. Şekil 3'te EMG sinyalinin elde edilmesi ve MÜAP'lerin ayrıştırılması süreçleri gösterilmiştir [30].



Şekil 3. EMG sinyali ve MÜAP'lerin ayrıştırılması [30].

1.3.2. Tarihi Gelişim

Elektromiyogram tekniğinin geliştirilme çalışmaları 1666 yılında Francesco Redi'nin belgelendirmesi ile başlamıştır. Belge elektrikli yılan balığının (*electrophorus electricus*) aşırı derecede uzmanlaşmış kaslarının elektrik ürettiğini belirtir [33]. 1773 yılında Walsh, elektrikli yılan balığının kas dokusunun bir elektrik kıvılcımı yaratabileceğini gösterdi [30]. 1792 yılında Aloysii Galvani'nin "*De Viribus Electricitatis in Motu Musculari Commentarius*" isimli yayınında elektriğin kas kasılmalarını başlatacağı gösterilmiştir [33]. 1849 yılında Dubios-Raymond istemli kas kasılmaları sırasında elektriksel aktivitenin kaydedilebileceğini keşfetmiştir [30]. Marey 1890'da bu aktiviteyi ilk defa kaydetmiştir ve EMG terimini de burada sunmuştur [34]. Gasser ve Erlanger 1922'de kaslardan elde edilen elektrik sinyallerini göstermek için bir osiloskop kullandılar [30]. Myoelektrik sinyalin

stokastik yapısı nedeniyle gözleminden yalnızca kaba bilgi edinilebilir. 1930'lerden 1950'lere kadar sürekli gelişen elektromiyografi sinyallerini alma yeteneği ile beraber araştırmacılar kasları araştırmak için artık daha ileri seviye elektrotları daha geniş bir şekilde kullanmaya başlamışlardır [32]. Daha belirli bozuklukların tedavisi için yüzey elektromiyogramının klinik kullanımı 1960'larda başlamıştır. Hardyck ve araştırmacıları 1966 yılında yüzey elektromiyogramının ilk uygulayıcıları olmuşlardır [30]. 1980'lerin başında Cram ve Steger, bir elektromiyogram algılama aparatı kullanarak çeşitli kasları taramak için klinik bir yöntem geliştirdi [34].

1980'lerin ortasına kadar elektrotlardaki entegrasyon tekniklerinin, gerekli küçük ve hafif enstrümantasyon ve amplifikatörlerin seri üretimine izin verecek kadar gelişmiş olduğu söylenemez. 1980'lerin başında istenen mikrovoltlar mertebesinde küçük gerilimler üretebilen kablolar ortaya çıktı. Son 15 yıldaki araştırmalar yüzey elektromiyogramın kayıt özellikleri hakkında daha iyi bir fikir edinmemize izin vermiştir. Derin kaslarda kas içi (*intramuscular*) elektrotların kullanılmasına rağmen son yıllarda yüzey elektromiyografi daha fazla kullanılmaktadır [35].

EMG tekniğinin pek çok uygulama alanı vardır; nörolojik ve nöromusküler problemlerin tanısında klinik olarak kullanılır. Tanısal olarak yürüyüş laboratuvarları ve biyogeribildirim veya ergonomik değerlendirme kullanımı konusunda kullanılır. EMG, biyomekanik, motor kontrol, nöromusküler fizyoloji, hareket bozuklukları, postüral kontrol ve fizik tedavi de dahil olmak üzere birçok araştırma laboratuvarında kullanılır.

1.3.3. Elektriksel Gürültü ve EMG Sinyalini Etkileyen Faktörler

Kuvvetlendirilmeden önce EMG sinyalinin genliği 0-10 mV (+5'ten -5'e)'tur. EMG sinyaline farklı dokulardan geçerken gürültü eklenir. Elektriksel gürültünün karakteristiğini anlamak çok önemlidir. EMG sinyallerini etkileyebilecek elektriksel gürültüler şu şekilde sınıflandırılabilir [30]:

a-) Elektronik cihazların doğal gürültüsü: Her elektronik cihaz gürültü üretir. Bu gürültü 0 Hz'ten birkaç bin Hz'e kadar bileşenler içerirler. Bu gürültü ortadan kaldırılamaz; ancak yüksek kaliteli elektronik bileşenlerin kullanılmasıyla azaltılabilir.

b-) Ortam gürültüsü: Bu gürültü radyo ve televizyon yayını, elektrik güç kabloları, ampuller, flüoresan lambalar gibi elektromanyetik radyasyon yayan kaynaklardan kaynaklanır. Aslında, herhangi bir elektromanyetik cihaz gürültü üretir. Vücudumuzun

yüzeyleri sürekli olarak elektrik-manyetik radyasyonla kaplanmıştır ve dünya yüzeyinde buna maruz kalmaktan kaçınmak neredeyse olanaksızdır. Ortam gürültüsü için ana sorun, güç kaynaklarından gelen 50 Hz (veya 60 Hz) radyasyondur. Ortam gürültüsü, EMG sinyaline göre 1-3 kat büyükte bir genliğe sahip olabilir.

c-) Hareket artefaktları: Bunun iki kaynağı vardır; biri elektrotun tespit yüzeyi ile cilt arasındaki arayüzden, diğeri ise elektrodu amplifikatöre bağlayan kablonun hareketinden kaynaklanır. Bu sebeplerin her ikisi de elektronik devrelerin uygun bir şekilde tasarlanmasıyla ortadan kaldırılabılır. Her iki gürültü kaynağının elektrik sinyalleri enerjilerinin çoğu 0 ila 20 Hz frekans aralığında yer alır.

d-) Sinyalin kendi kararsızlığı: EMG sinyalinin genliği, yarı rastgeledir. Özellikle 0 ila 20 Hz arasındaki frekans bileşenleri kararsızdır, çünkü çoğu durumda bu frekans bölgesinde ateşlenen motor birimlerinin atış hızının yarı-rastgele doğasından etkilenirler. Sinyalin bu bileşenlerinin kararsız doğası nedeniyle, gürültü olarak düşünülmeli ve uygun şekilde filtrelenerek sinyalden çıkarılmalıdır.

EMG sinyalini esas olarak etkileyen faktörler de sınıflandırılabilir. Bu tür bir sınıflandırma, EMG sinyal analizi algoritmalarının optimize edilebileceği ve donanımların kararlı bir şekilde tasarlanabileceği şekilde ayarlanmıştır. EMG sinyalini etkileyen faktörler üç temel kategoriye ayrılır [30]:

a-) Nedensel Faktörler: Bu, sinyaller üzerindeki doğrudan etkidir. İki sınıfa ayrılabilir:

1-) Harici: Bunun nedeni elektrot yapısı ve yerleşimidir. Algılama yüzeyinin alanı, elektrotun şekli, elektrot algılama yüzeyi arasındaki mesafe, kasın motor noktalarına göre elektrotun konumu, kasın yan kenarına göre kas yüzeyindeki kas elektrotunun konumu gibi faktörler, algılama yüzeylerinin kas liflerine göre yönlendirmesi EMG sinyali üzerindeki esas olarak etkili olan faktörlerdir.

2-) Dahili: Fizyolojik, anatomik, biyokimyasal faktörler, aktif motor ünitelerinin sayısı, lif tipi bileşimi, kan akışı, lif çapı, aktif liflerin derinliği ve konumu ve kas yüzeyi ile elektrot arasındaki doku miktarı gibi etkenlerdir.

b-) Ara Faktörler: Bir veya daha fazla nedensel faktörden etkilenen fiziksel ve fizyolojik fenomenlerdir. Bunun arkasındaki nedenler, elektrotun bant geçiren filtreleme yönleri, tespit hacmi, tespit edilen EMG sinyalinde aksiyon potansiyellerinin süperpozisyonu, kas lif zarı boyunca tek başına ilerleyen aksiyon potansiyelinin iletim hızı olabilir. Yakındaki kaslardan gelen parazitler de ara faktörlere neden olabilir.

c-) Deterministik Faktörler: Bunlar Ara Faktörler tarafından etkilenir. Aktif motor birimlerinin sayısı, motorun ateşlenme hızı ve kas lifleri arasındaki mekanik etkileşim EMG sinyalindeki ve kaydedilen kuvvetteki bilgiler üzerinde doğrudan bir etkiye sahiptir. Motor ünitesi aksiyon potansiyelinin genliği, süresi ve şekli de neden olabilir.

EMG sinyalinin kalitesinin en üst düzeye çıkarılması aşağıdaki yollarla yapılabilir [30]:

1-) Sinyal/gürültü oranı (SNR), mümkün olan en yüksek miktarda EMG sinyal bilgisini ve asgari miktarda gürültü içermelidir.

2-) Gereksiz filtreleme yapılmaması, sinyal tepe noktalarının bozulmaması ve çentik filtrelerin tavsiye edilmemesi nedeniyle EMG sinyalinin bozulması mümkün olduğu kadar az olmalıdır.

EMG sinyal işleme sırasında, sadece pozitif değerler analiz edilir. Yarım dalga doğrultma yapıldığında, tüm negatif veriler atılır ve pozitif veriler korunur. Her veri noktasının mutlak değeri, tam dalga düzeltme sırasında kullanılır. Genellikle doğrultma için, tam dalga doğrultma tercih edilir.

1.4. EMG Sinyal Algılama

Yüzey EMG'de ayırık olayların kesin tespiti (hızlı motor tepkisinin başlamasıyla ilişkili aktivite modelindeki faz değişimi gibi) motor sisteminin analizinde önemli bir konudur. Kasın açılma ve kapanma zamanını tespit etmek için çeşitli yöntemler önerilmiştir.

EMG sinyallerinden motor ile ilgili olayları çözmek için en yaygın yöntem, eğitimli gözlemciler tarafından görsel muayenedir [30]. EMG sinyalini sabit bir eşikle karşılaştıran “tek eşikli yöntem”, kas kasılma aktivitesinin başlangıç zamanını belirleyen en sezgisel ve yaygın bilgisayar tabanlı yöntemdir [36]. Bu teknik, doğrultulmuş ham sinyallerin ve değeri arka plan gürültüsünün ortalama gücüne bağlı olan bir genlik eşliğinin karşılaştırılmasına dayanır [37]. Yöntem, görsel inceleme ile ilgili bazı sorunların çözümünde yararlı olabilir. Bununla birlikte, bu tür bir yaklaşım genellikle tatmin edici değildir, çünkü ölçülen sonuçlar eşik seçimine büyük ölçüde bağlıdır. Bu tür bir yöntem oldukça sezgisel olan ve kullanıcının algılama ve yanlış alarm olasılıklarını bağımsız olarak ayarlamasına izin vermeyen ölçütlere dayanır. “Tek eşikli yöntemde”, P_{dk} saptama olasılığı ile bir gürültü örneğinin γ eşik değerinin üzerinde olduğu P_γ olasılığı arasındaki ilişki denklem 2’de verilmektedir.

$$P_{dk} = \exp\left(\frac{\ln(P_d)}{1+10^{\frac{SNR}{10}}}\right) \quad (2)$$

1984'te Winter [38] bu yaklaşımın genellikle tatmin edici olmadığını, çünkü eşik seçimine kuvvetle bağlı olduğunu gözlemlemiştir. Bu sorunların üstesinden gelmek için Bornato [39] 1998'de "çift eşikli tespit" yöntemini tanıttı. Çift eşikli yöntem tek eşikli yönteme göre daha yüksek tespit olasılığı sağladığı için daha üstündür. Çift eşikli detektörler, tek eşikten daha yüksek bir serbestlik derecesiyle kullanıcının yanlış alarm (gerçekten herhangi bir tetikleme olmamasına rağmen varmış gibi algılama) ile algılama olasılığı arasındaki bağlantıyı kabul etmesini sağlar. Kullanıcı, detektörü farklı optimum kriterlere göre ayarlayabilir, böylece performanslarını her özel sinyalin ve uygulamanın özelliklerine göre uyarlayabilir [39].

İsteğe bağlı dinamik kasılmalar sırasında kaydedilen yüzey EMG sinyali, kas aktivitesi tarafından modüle edilen ve bağımsız sıfır ortalamalı toplamsal Gauss gürültüsü $n(t) \in N(0, \sigma_n)$ tarafından bozulan sıfır ortalamalı bir Gauss süreci $s(t) \in N(0, \sigma_s)$ olarak düşünülebilir. Tespit olasılığı P_d ise, o zaman çift eşikli yöntem denklem 3'teki gibi bulunabilir.

$$P_d = \sum_{k=r_0}^m \binom{m}{k} P_{dk}^k (1 - P_{dk})^{m-k} \quad (3)$$

Çift eşikli detektörün davranışı şu iki parametrelerle iyileştirilir: eşik r_0 ve gözlem penceresinin uzunluğu, m . Bu parametrelerin değerleri, yanlış alarm olasılığının değerini en aza indirmek ve her belirli sinyal-gürültü oranı (SNR) için P_d 'yi maksimize etmek için seçilir [39]. 2004 yılında, Lanyi ve Adler [40], Bornato tarafından önerilen çift eşikli yöntemin, sinyalin beyazlatılmasını gerektiren, karmaşık ve hesaplama açısından pahalı olduğunu bulmuştur. Aynı zamanda çok hassas değildir. Lanyi ve Adler [40], daha düşük hesaplama maliyeti ile daha hassas, istikrarlı ve verimli olan çift eşik yöntemine dayanan yeni bir algoritma önerdi. Özel uygulamalar için, algılamadaki hassasiyetin yanı sıra, algoritmanın hızı da önemli bir husus olabilir. Yüksek işlem süresi olan algoritmalar çevrimiçi tespit için uygun değildir. Bornato ve arkadaşlarının [39] yönteminin bir dezavantajı P_{fa} sabitlendiğinde tespit olasılığı maksimumdur, dolayısıyla ikinci eşik 1'e eşit seçilmesi gerekir. İkinci eşik algılama sırasında sabittir, bu da çift eşikli detektörün gerçekte tek eşikli detektör haline geldiği anlamına gelir. Bu yöntem önceden gerekli olan sinyal beyazlatma

aşamasını gerektirmez. Beyazlatma işlemi çok fazla hesaplama süresi alır. Ayrıca, beyazlatma işlemi sinyalin doğru algılanma olasılığını azaltır. Bu özellik, algılamanın etkinleştirme aralığının bir bölümünü kaçırmaya neden olur. Lanyi ve Adler [40] tarafından önerilen yöntemler, hızlı ve daha güvenilir bir kas açma/kapama tespiti sağlar. Tablo 1, 2003 yılında Merlo ve Farina [41] tarafından yapılan araştırma çalışmalarına dayanarak, farklı tespit yöntemlerinin karşılaştırmasını göstermektedir.

Tablo 1. 3 temel EMG tespit yönteminin karşılaştırması

Yöntem	SNR (dB)								Yorum
	2		4		6		8		
	Bias (ms)	Std (ms)	Bias (ms)	Std (ms)	Bias (ms)	Std (ms)	Bias (ms)	Std (ms)	
Geliştirilmiş yöntem[41]	-39	26	-22	25	-12	22	-3	17	En iyi
Çift eşikli yöntem[39]	41	58	21	69	12	47	0	53	İyi
Tek eşikli yöntem[41]	55	154	67	147	62	135	72	139	Kötü

1.5. EMG Sinyal Ayrıştırma

EMG sinyalleri, çoklu motor ünitelerinin faaliyetlerinin üst üste binmesidir. Kas ve sinir kontrolü ile ilgili mekanizmaları ortaya çıkarmak için EMG sinyalini ayrıştırmak gerekir. Bunun için çeşitli teknikler geliştirilmiştir.

EMG sinyalinin ayrışması dalgacık spektrumu eşleştirmesi ve dalgacık katsayılarının temel bileşen analizi ile yapılmıştır. Jianjung ve ark. [42] çalışmalarına göre, özellikle güçlü bir kas kasılması sırasında, aynı anda birden fazla tekli motor ünitesi (TMÜ) potansiyeli kaydedilecektir. 1997'de TMÜ potansiyellerini sınıflandırmak ve EMG sinyallerini bileşen TMÜ potansiyellerine ayırmak için dalgacık dönüşümü kullanan bir teknik geliştirdiler. Bu tekniğin ayırt edici özelliği; dalgacık alanından, TMÜ potansiyellerinin dalga biçimi benzerliğini ölçmesidir. Bu teknik dalgacık alanındaki spektrum eşleşmesine dayanıyordu.

Spektrum eşleştirme tekniğinin, düşük frekans taban çizgisi kayması veya yüksek frekans gürültüsü tarafından girişim tetiklendiğinde, dalga biçimi eşleştirme tekniklerinden daha etkili olduğu düşünülmektedir. Çok üniteli EMG sinyal ayrışması için geliştirilen teknik dört ayrı prosedürden oluşur: sinyali gürültüden arındırma prosedürü, ani yükseliş saptama prosedürü, ani yükseliş sınıflandırma prosedürü ve ani yükseliş ayırma prosedürü. Daniel ve ark. [43] çalışmalarına göre, sadece düşük frekans bantlarının dalgacık katsayıları, daha yüksek bantlara göre, aksiyon potansiyeli (AP) karakterizasyonunun ayrımında daha önemlidir. Bu kavram ampirik olarak tasarlanmış öznel bir kavramdır. Rie Yamada ve arkadaşlarının deneysel sonuçları [44] 2003 yılında MÜAP'ın sınıflandırılmasında dikkate alınmayan yüksek frekanslı bileşenlerin de önemli olduğunu göstermiştir. Özellik seçiminde öznel kriterin üstesinden gelmek için dalgacık katsayıları için temel bileşenler analizini (TBA) kullanarak başka bir yöntem önerdiler. Ayrıştırma algoritması dört işleme aşamasından oluşur: bölütleme, dalgacık dönüşümü, TBA ve kümeleme. Bu yöntemin avantajı, manuel katsayı seçimi gerektirmemesi ve tüm frekans bilgisini hesaba katmasıdır.

Yüksek mertebedeki logaritmik momentlerin doğrusal olmayan en küçük ortalama kare (LMS) optimizasyonunu kullanan EMG sinyali ayrıştırma yöntemi, 2002 yılında Plevin ve Zazula [45] tarafından önerilmiştir. Bu yöntem, değerleri doğrusal olmayan denklem sistemlerinin katsayıları olarak girilen üçüncü dereceden logaritmik momentlere dayanmaktadır. Sistem doğrusal olmayan LMS optimizasyonu ile çözülür. Bu teknik için, EMG sinyalinin çeşitli MÜAP uygulamalarını tanımlayabildiği için çoklu giriş çoklu çıkış modeli kullanılmıştır.

Ruan vd NinaPro veritabanı 2'de 49 insan hareketinin sınıflandırılması için evrişimli sinir ağı ve dalgacık paket ayrışımı önermiştir. Aynı veri kümesine sahip diğer çalışmalardaki sonuçlarla karşılaştırıldığında, doğruluğu %12.06 artırmışlardır [46].

1.6. EMG Sinyal İşleme

Ham EMG sinyali içerdiği bilgileri kullanışsız bir biçimde sunar. Bu bilgi ancak nicemlenebiliyorsa kullanışlıdır. Doğru ve gerçek EMG sinyalini elde etmek için ham EMG sinyaline çeşitli sinyal işleme yöntemleri uygulanır. Bu bölüm, EMG sinyal işlemede kullanılan çeşitli yöntemler hakkında bir inceleme sunar.

1.6.1. Zaman Alanı Analizi

1.6.1.1. Doğrultma

EMG analizi için hem tam dalga hem de yarım dalga doğrultma yapılabilir, ancak analiz için tüm sinyal enerjisi korunduğu için tam dalga doğrultma tercih edilir [47]. Bu adımda, tam dalga doğrultması, tüm negatif genlikler pozitif genliklere dönüştürülerek uygulanır, negatif ani yükselmeler zaman ekseninin pozitif tarafına “yukarı” taşınır. Bu, EMG sinyalinin mutlak değerini almakla aynıdır;

$$x_2(t) = |x_1(t)| \quad (4)$$

Burada, $x_1(t)$ filtrelenmiş sinyal, $x_2(t)$ doğrultulmuş sinyaldir.

1.6.1.2. Hareketli Ortalama

Bir zaman penceresine bağlı olarak, kayan pencere tekniği kullanılarak belirli bir miktar verinin ortalaması alınır. Bu, genlik davranışı tahmini için bir araç olarak kullanılır. Seçilen sinyal bölgesinin altındaki alanla ilgili bilgilerle ilgilidir ve kasılma seviyelerini belirlemek için kullanılır [48].

$$x_2(t) = \frac{\left(\sum_{j=0}^{M-1} x_1(t+j)\right)}{M} \quad (5)$$

Burada, $x_1(t)$ giriş sinyali, $x_2(t)$ çıkış sinyali ve M hareketli ortalama kullanılan nokta sayısıdır. Pencerenin genişliği deneysel olarak belirlenir ve kullanıcı tarafından seçilen örnekleme oranına göre değiştirilir. Bir sinyalin rasgele değişen değerlerinin ortalaması alınarak, daha büyük dalgalanmalar sinyalden çıkarılır, böylece analog yumuşatma işlemiyle aynı sonuçlara ulaşılır [49].

1.6.1.3. Doğrusal Zarf EMG

Bu, ardından alçak geçiren Butterworth filtresi gelen iki adımlı bir sinyal doğrultma sürecidir. Aktivasyonun başlangıcını belirlemek için kullanılır [48]. Spastik kaslarda kas aktivitesinin başlangıcı, etkilenen hastalar ile asemptomatik kişiler arasında karşılaştırma yapılmasını sağlar [50].

$$x(t) = \frac{\left(\sum_{t-T_w/2}^{t+T_w/2} y(t) \right)}{N_w} \quad (6)$$

Burada, $x(t)$ çıkış sinyali, T_w pencere genişliği (s), N_w nokta sayısı, $y(t)$ alçak geçiren Butterworth filtresi ile filtrelenmiş sinyali göstermektedir.

1.6.1.3.1. Tümüleşik EMG

Tümüleşik EMG, toplam kas eforunun en iyi ölçülerinden biridir ve EMG ilişkilerini ölçmek için önemli bir özelliktir [48]. Aşağıdaki eşitlikte görüldüğü gibi sinyalin integrali alınarak elde edilir.

$$x_i(t) = \int_{t_1}^{t_2} x(t) dt \quad (7)$$

Burada $x_i(t)$ entegre edilmiş sinyal, $x(t)$ doğrultulmuş sinyaldir. Bu formül, bir sinyalin veya eğrinin altındaki alanı elde eden bir hesaplama aracıdır [49].

1.6.1.3.2. Ortalama Karekök

Etkin değer EMG olarak da adlandırılır. Karekök hesaplamasına dayanır ve sinyalin ortalama gücünü gösterir [51].

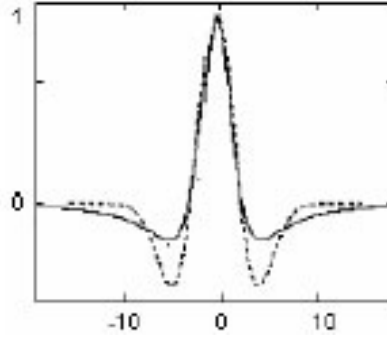
$$x_r(t) = \sqrt{\frac{1}{T_2-T_1} \int_{T_1}^{T_2} x(t)^2} \quad (8)$$

Burada $x_r(t)$ sinyalin etkin deęerini, $x(t)$ doęrultulmuř sinyali, T_1 ve T_2 zaman aralıęını gstermektedir.

1.6.2. Dalgacık Analizi

Gemiřte hem zaman hem de frekans uzayı yaklařımları denenmiřtir [52,53]. Dalgacık dnřümü (DD), duraęan olmayan ve hızlı geici sinyallerin yerel analizi iin etkili bir matematiksel aratır. Dalgacık dnřümünün temel zelliklerinden biri, ayrı bir zaman filtre kmesi vasıtasıyla uygulanabilmesidir. Dalgacıkların Fourier dnřümleri DD filtreleri olarak adlandırılır. DD, EMG sinyallerinin sınıflandırılması iin oldukça uygun bir yntemdir.

Guglielminotti ve Merletti, dalgacık analizinin MAP'ın řekliyle eřleřecek řekilde seilmesi durumunda ortaya ıkan DD'nin zaman lekli dzlemde mmkn olan en iyi enerji lokalizasyonunu saęladığını teorik olarak ortaya koydu [52]. 1997'de, Laterza ve Olmo, zellikle ok bileřenli sinyallerle uęrařırken nemli olan DD'nin doęrusal olma, oklu-öznrlk gsterimi saęlama gibi avantajlarıyla dięer zaman frekansı temsillerine bir alternatif olduęunu bulmuřtur [53]. Belirli kořullar altında, EMG sinyali, tek bir prototipin leklendirilmiř gecikmeli versiyonlarının toplamı olarak dřnlebilir. Guglielminotti'nin teorisine dayanarak, Laterza ve Olmo MAP řeklini eřleřtirmek iin dalgacık analizini kullandılar [53]. Tek kutuplu olarak kaydedilmiř bir sinyal iin ve 1946'da Gabor tarafından sunulan bazı hipotezler altında, tipik MAP řekli bir Gauss daęılımının ikinci dereceden trevi olarak deęerlendirilebilir. Sonuta, aslında bir Gauss daęılımının ikinci dereceden trevi olarak bilinen Meksika řapkası dalgacık kullanılması nerildi. Meksika řapkası dalgacık ve tipik tek kutuplu MAP řekli arasındaki karřılařtırma, řekil 4'te gsterilmiřtir.



Şekil 4. Meksika şapkası dalgacık (kesikli çizgi) ve tipik tek kutuplu MÜAP şeklinin karşılaştırılması

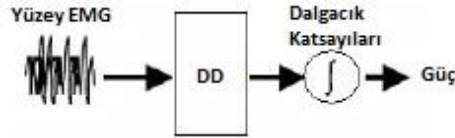
Araştırmaya dayanarak, Laterza ve Olmo [53], DD'nin ilave beyaz gürültü varlığında MUAP tespiti için özellikle yararlı olduğu sonucuna varmıştır. Bu durumda gürültü, kullanılan dalgacıktan bağımsız olarak tüm zamana yayılmıştır. Bu önerinin [53] dezavantajı, Meksika şapka dalgacıklarının MÜAP şekline tam olarak uymamasıydı. Bunun için, mükemmel bir eşleşme yapılırsa, elde edilen sonuçların daha da iyileşme göstermesi muhtemeldir. 1998'de, İsmail ve Asfour, EMG sinyalinin frekans spektrumunu belirlemek için kullanılan en yaygın yöntemin, hızlı ve kısa zamanlı Fourier dönüşümleri (HFD ve KZFD) olduğunu söyledi [54]. Ancak, bu dönüşüm yöntemlerinin en büyük dezavantajının, sinyalin durağan varsayılması olduğu sonucuna vardılar. Fakat, EMG sinyalleri durağan değildir.

1999'da Pattichis, DD'nin farklı çözünürlük seviyelerinde sinyalleri analiz etmek için de kullanılabileceğini keşfetti [55]. Teoriye göre, sinyallerin farklı çözünürlük seviyelerinde analiz edilmesi, çoklu çözünürlük analizi olarak bilinir. Dalgacık katsayıları ve zaman-frekans düzlemi arasındaki ilişkiyi analiz ettiler. Dalgacık dönüşümü algoritması ayrıştırma aşaması ve yeniden yapılanma aşamalarından oluşur. Pattichis, DD'nin her bir aşamasındaki katsayıların, orijinal sinyale fonksiyonel yaklaşım oluşturmak için nasıl kullanılabileceğini kısaca açıklamaktadır. Sinyal örnekleri $x_0, x_1, x_2 \dots$ verildiğinde, karşılık gelen sürekli zaman sinyali denklem 9 ile verilir:

$$f^0(t) = \sum_k x_k \Phi(t - k) \quad (9)$$

Burada $\Phi(t-k)$ ölçekleme fonksiyonu olarak adlandırılır. Bu, sinyal örneklerinin sürekli sinyalin ağırlıklı ortalamaları olduğunu varsayar.

Yine 2003 yılında Kumar [56], DD'nin, “dalgacık fonksiyonu” (DF) olarak adlandırılan bir temel fonksiyona göre sinyali çeşitli çoklu çözünürlük bileşenine parçaladığını söyleyen benzer bir öneriyle geldi. Dalgacık fonksiyonu, zaman alanı yüzey EMG sinyali ile iki boyutlu bir çapraz korelasyon gerçekleştiren zamanda hem genişletilir hem de çevrilir. Bu yöntem, durağan olmayan bir sinyal içindeki kısa bir zaman bileşenini tespit etmek ve karakterize etmek için kullanılan matematiksel bir araç olarak görülebilir. Sinyalin zaman-frekans değişimi ile ilgili bilgi sağlayan bir tekniktir. Kumar ve diğ. ayrıca, nispeten kısa zaman pencereci Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü'nün (KZFD) zamanla spektral değişimi takip etmeye çalışabileceği, ancak durağan olmayan sinyal için en uygun zaman veya frekans çözünürlüğünü benimsemediği sonucuna varmıştır. [56] 'da, çeşitli DF'ler ile DD kullanılarak yüzey EMG ayrıştırılmış, güç dönüşümü uzayının çıktısı hesaplanmış ve yüzey EMG'de en iyi kontrast sağlayan DF seçiminde karar verme parametresi olarak kullanılmıştır. Araştırma faaliyetlerinin bir sonucu olarak, yüzey EMG ve dalgacık dönüşümleri kullanarak, sadece 8 ve 9 seviyelerinde (10 seviyeden) sinyalin sym4 veya sym5 dalgacık ayrıştırmasını belirleyerek kas yorgunluğu (kas yetersizliği) durumunun belirlenmesinin mümkün olduğu söylenebilir. Şekil 3 deneysel prosedürü gösterir.



Şekil 5. Deneysel prosedürün blok diyagramı

1.6.3. Zaman – Frekans Yaklaşımı

Kaydedilmiş EMG sinyallerinden nicel bilgi edinme girişimleri, sinyal, zamanın fonksiyonu olarak (zaman uzayında) gösterildiğinde kapsamlı bir şekilde araştırılmıştır. Cohen sınıf dönüşümü, Wigner-Ville dağılımı (WVD) ve Choi-Williams dağılımı EMG sinyal işlemede kullanılan zaman-frekans yaklaşımlarından bazılarıdır. Piper, geçen yüzyılın başında (1912) sürekli kas kasılması sırasında yüzey miyoelektrik sinyalinin spektral

bileşenlerinin düşük frekanslara doğru sıkıştırıldığını gösterdi [57]. Bu olguyu düzenleyen mekanizmalar sadece son yirmi yıl boyunca belirginleşti. Dinamik kasılmalar altında yüzey EMG kaydedildiğinde, sinyalin frekans içeriği zaman içinde sürekli değiştiği için durağan varsayımı tutmaz. Yüzeydeki miyoelektrik sinyalin zamanla değişimi yavaş veya hızlı olarak sınıflandırılabilir. Yavaş değişimler çoğunlukla kas yorgunluğunun elektriksel tezahürlerine neden olan metabolitlerin birikmesinden kaynaklanmaktadır. Hızlı değişimler esas olarak görevin biyomekaniği ile ilgilidir. Kas kuvvetindeki değişiklikler, sinyalin frekans içeriğinde bir değişikliğe neden olur.

Cohen tarafından 1995 yılında önerilen Cohen sınıf dönüşümü, özellikle biyomedikal sinyal işlemede büyük ilgi görmüştür [58]. Sınıf zaman-frekans gösterimi özellikle, durağan olmayan stokastik sürecin gerçekleşmesi olarak modellenebilen, dinamik kasılmalar sırasında kaydedilen yüzey miyoelektrik sinyallerini analiz etmede uygundur. Martin ve Flandrin [59], Amin [60] ve Syeed ve Jones'un [61] önceki çalışmaları, herhangi bir Cohen sınıfı zaman-frekans spektrumunun $S(t,f)$ denklem 10'daki gibi yazılabileceğini göstermiştir:

$$s(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} E\{x(t' + \tau/2)x^*(t - \tau/2)\}g(\theta, \tau)e^{-j2\pi\theta(t'-t)}e^{-j2\pi f\tau}d\theta dt' d\tau \quad (10)$$

Burada $E\{\}$ beklenti operatörü, $x(t)$ incelenmekte olan stokastik sürecin gerçekleşmesi, $x^*(t)$ karmaşık eşlenik, ve $g(\theta, \tau)$ dönüşümün çekirdeğidir.

1995 yılında Cohen, aynı zamanda, $g(\theta, \tau) = 1$ seçildiğinde, elde edilen dağılımın, Wigner-Ville dağılımı olarak adlandırıldığını da ortaya koydu [58]. WVD, tek bir bileşen tarafından oluşturulan sinyalleri analiz etmek için en uygundur. Bununla birlikte, çok bileşenli sinyallere uygulama için uygun değildir, çünkü dönüşümün bilineerliği parazit terimlerin oluşmasına neden olur. Syeed ve Jones [61], denklem 5'te sunulan formülasyonun, dinamik kasılmalar esnasında kaydedilen yüzeysel miyoelektrik sinyallerin işlenmesinde olduğu gibi, analiz edilen stokastik sürecin gerçekleşmesi durumunda da kullanılabileceğini göstermiştir.

WVD, frekansı zamanın bir fonksiyonu olarak gösterebilen ve böylece EMG sinyalinde bulunan tüm mevcut bilgileri kullanan bir zaman-frekans yaklaşımıdır. EMG sinyali çoğu zaman yarı-durağan olarak kabul edilebilse de, aktarılan ve yalnızca WVD ile ayırt edilebilen önemli bilgiler hala vardır. Ricamoto 1992'de WVD'nin motor ünitesinin frekans aralıklarını görüntülemek için kullanılabileceğini keşfetti [62]. İyileşme örüntülerini

kas zor görevleri yerine getirirken göstermek mümkündür. Wigner-Ville dağılımı denklem 11'de verilmiştir:

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (11)$$

Burada $x(t)$ ve $x^*(t)$ sırasıyla sinyal ve karmaşık eşleniğini göstermektedir.

WVD uygulanmasının dijital bilgisayarlar kullanarak yapılması ayrık bir form gerektirir. Bu, ayrık zaman ve ayrık frekans gösterimi üreten hızlı Fourier dönüşümünün (HFD) kullanılmasını sağlar. Zaman-frekans dağılımın yaygın bir tipi Kısa-Zaman Fourier Dönüşümüdür (KZFD). Davies ve Reisman'a göre, KZFD dağılımının en büyük zorluğu, zaman-frekans dağılımları için istenen dört önemli özelliği sağlamamasıdır [63]. Bunlardan ikisi zaman ve frekans marjinaleri, diğer ikisi ise zaman ve frekans desteğidir. Ayrıca, WVD tarafından üretilen bileşik yoğunluk spektrumunun çok gürültülü olduğunu ancak çok iyi lokalizasyon özellikleri gösterdiğini ve genellikle sinyalin anlık frekansı çevresinde yoğunlaştığını belirtmişlerdir. 1993'te önerilen Choi-Williams yöntemi, azaltılmış girişim dağılımının bir örneğidir [64]. Davies ve Reisman, Choi-Williams dağılımının zaman-frekans dağılımı için istenen tüm özellikleri karşılamamasına rağmen, çok önemli bir özellik olan girişimi azalttığını bulmuşlardır. KZFD, marjinal özellikleri karşılamaz. Bu faktör, KZFD dağılımının bir zaman dilimi alındığında, o andaki güç yoğunluğu spektrumuna eşit olmadığı anlamına gelir. Aynı durum dağılımın bir frekans dilimi için de geçerlidir. Zaman destek özelliği yerine getirilmemiştir, çünkü sinyal başlamadan önce veya bittikten sonra dağılım mutlaka sıfır değildir. Zaman-frekans teknikleri çok temiz bir sinyal gerektirir. Başka birçok zaman-frekans dağılımı vardır. Davies ve Reisman [63], KZFD ve Wigner-Ville dağılımlarını seçmiştir, çünkü geçmişte yaygın olarak kullanılmışlardır. Araştırmalarına göre, KZFD, spektrumun sıkışmasını kas yorgunluğu olarak gösteriyor. WVD'nin çapraz terimleri vardır ve bu nedenle frekans bileşenlerinin yorulma ile değişiminin kesin bir temsili değildir.

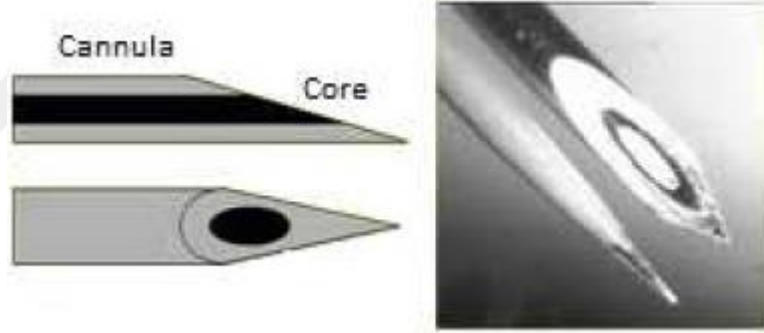
1.7. EMG Elektrot Seçimi

Kaslardaki biyoelektrik aktivite EMG elektrotları yardımıyla tespit edilir. İki ana EMG elektrot tipi vardır: yüzey (veya cilt elektrotları) ve cilt içerisine gömülü elektrotlar. Gömülü elektrotların iki türü daha vardır: iğne ve ince tel elektrotları. Üç elektrot (iğne, ince tel ve

yüzey) aşağıda açıklanmaktadır. Bu üç elektrot arasında, yüzey EMG elektrotları, bu tezin konusu ile ilgili olarak ayrıntılı olarak tartışılacaktır.

1.7.1. İğne Elektrotlar

İğne elektrotları, nöromusküler değerlendirmelerde klinik prosedürlerde yaygın olarak kullanılır. İğne elektrodunun ucu çıplaktır ve tespit yüzeyi olarak kullanılır. Kanül içinde yalıtımlı bir tel bulunur. İğne elektrotları ile elde edilen sinyal kalitesi diğer mevcut tiplere göre daha iyidir. İğne elektrotlarının iki esas avantajı vardır. Birincisi, düşük kuvvetli kasılmalar sırasında bile küçük tespit alanı sayesinde, elektrotun bireysel MÜAP'leri tespit etmesini sağlamasıdır. Diğeri ise, elektrotların kas içine (yerleştirildikten sonra) uygun şekilde yeniden konumlandırılabilmesi ve böylece yeni doku bölgelerinin keşfedilebilmesidir [25]. Bir iğne elektrotu Şekil 6'da gösterilmiştir.



Şekil 6. İğne EMG elektrodu [65]

1.7.2. İnce Tel Elektrotlar

İnce tel elektrotları, küçük çapta, yüksek oranda oksitleyici olmayan, yalıtımlı sert tellerden yapılır. Genellikle platin, gümüş, nikel ve krom alaşımları kullanılır. Tel elektrotları son derece incedir, kolayca yerleştirilip çıkarılabilir ve genellikle test süresince kanülü kas içine yerleştirilmiş iğne elektrotlarından daha az acı vericidir [25]. İnce bir tel elektrotu Şekil 7'de gösterilmiştir.



Şekil 7. İnce tel elektrodu

1.7.3. Yüzey EMG Elektrotları

Yüzey EMG elektrotları, EMG sinyalinin ölçümü ve tespiti için invazif olmayan bir teknik sunar. Bu elektrotların arkasındaki teori, elektrolitik iletkenlik yoluyla tespit yüzeyi ile vücudun cildi arasında kimyasal bir denge oluşturmalarıdır, böylece akım elektrot içine akabilir.

Bu elektrotlar basit ve uygulanması çok kolaydır. İğne ve ince tel elektrotların uygulanması, sıkı bir tıbbi denetim ve sertifikasyon gerektirir. Yüzey EMG elektrotları gömülü iğne elektrotları gibi formaliteler gerektirmez. Yüzey EMG elektrotları, motor hareket çalışmalarında, nöromüsküler kayıtlarda, sporcuların performans değerlendirmelerinde [66] ve çocuklar gibi iğne girişlerine itiraz eden deneklerde kullanım alanı bulmuştur. Bunların yanında, yüzey EMG, fiziksel engelli ve amputé popülasyona yönelik olarak cihaz uzantılarını kontrol etmek amacıyla kas aktivitesini tespit etmek için giderek daha fazla kullanılmaktadır.

Yüzey EMG de bazı sınırlamalar vardır. Bu elektrotlar cilde uygulandığından, genellikle yüzeysel kaslarda kullanılırlar. Diğer kaslardan gelen karışma önemli bir problemdir. Pozisyonları cilt üzerinde sabit tutulmalıdır; aksi takdirde, sinyal bozulur.

Yüzey elektrotları iki tiptedir: kuru elektrotlar ve jelli elektrotlar.

1.7.3.1. Jelli Yüzey EMG Elektrotları

Jelli elektrotlarda cilt ile elektrot arasında elektriksel iletkenliği sağlamak adına elektrolitik bir jel bulunur. Yükseltgenme ve indirgenme reaksiyonları metal elektrot

birleşim yüzeyinde gerçekleşir. Gümüş - gümüş klorür (Ag-AgCl) jelli elektrotların metalik kısmı için en yaygın kullanılan malzemelerdir. AgCl tabakası, elektrolit ve elektrot arasındaki bağlantı boyunca kastaki akımın daha serbest bir şekilde geçmesine izin verir. Bu, eşdeğer metal elektrotlarla (örneğin Ag) karşılaştırıldığında, ölçümde daha az elektriksel gürültü oluşturur. Bu nedenle, Ag-AgCl elektrotları, yüzey EMG uygulamalarının % 80'inden fazlasında kullanılır [66].

Tek kullanımlık jelli EMG elektrotları en yaygın olanıdır; ancak, yeniden kullanılabilir jelli elektrotlar da mevcuttur. Jelli elektrotların kullanımında en uygun sinyal alımının gerçekleştirilebilmesi için epilasyon, uygun jel konsantrasyonu, ter birikiminin önlenmesi gibi özel cilt hazırlıkları ve önlemlerin gerçekleştirilmesi gerekir. Jelli EMG elektrotları Şekil 8'de gösterilmiştir.



Şekil 8. Jelli EMG elektrotları

1.7.3.2. Kuru Yüzey Elektrotlar

Kuru EMG elektrotları cilt ve tespit yüzeyi arasında bir jel arayüzü gerektirmez. Bar elektrotları ve dizi elektrotları kuru elektrot örnekleridir. Bu elektrotlar birden fazla tespit yüzeyi içerebilir. Birçok örnekte, bu elektrotlarda dahili ön-yükselteç de kullanılabilir. Yeniden kullanılabilir bir bar elektrot, Şekil 5'te gösterilmektedir. Kuru elektrotlar genellikle jelli elektrotlara (<1g) kıyasla daha ağırdır (> 20g). Bu artan kütle, elektrot bağlantısında sorunlara neden olabilir; bu nedenle elektrotun cilt ile stabilitesi için bir malzeme gereklidir [66].



Şekil 9. Yeniden kullanılabilir bar elektrot (kuru yüzey elektrotlarına bir örnek)

1.7.4. Yüzey EMG Elektrotları Kategorileri

İki yüzey EMG elektrot kategorisi vardır [25]: Pasif ve aktif EMG elektrotları. Kısaca şöyle açıklanmaktadır:

1.7.4.1. Pasif EMG Elektrotları

Bu elektrotlar, EMG sinyalinin doğru şekilde alınması için kablolar ile harici bir yükselteç devresine bağlanmalıdır. Pasif EMG elektrotları tek kullanımlık veya yeniden kullanılabilir olabilir. Şekil 8 ve Şekil 9'da gösterilen elektrotların her ikisi de pasif yüzey EMG elektrotları sınıfına girer [25].

1.7.4.2. Aktif EMG Elektrotları

Aktif EMG elektrotları, yüzey elektrotları için dahili bir ön yükselteç eki içerir. İğne ve ince tel yüzey elektrot örnekleri de mevcuttur. Ancak aktif elektrotlar genellikle kuru yüzey EMG elektrot tipi için daha yaygındır. Bu elektrotlardaki dahili yüksek empedanslı amplifikatör, önceden yükseltilmiş sinyali devrenin geri kalanına aktarır. Şekil 12, aktif bir EMG elektrodunu gösterir [25].



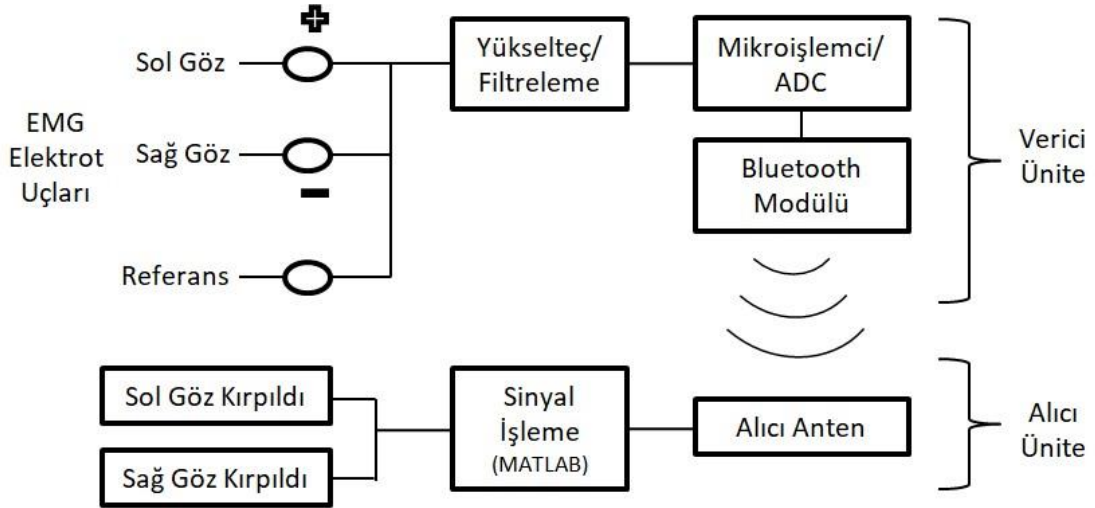
Şekil 10. Delsys 2.1 aktif EMG elektrotları [67]

Bu çalışmada jelli pasif yüzey EMG elektrodu kullanılmıştır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışmasında bilinçli göz kırpmaları esnasında göz kapaklarının çevresindeki kaslardan (*orbicularis oculi*) alınan yüzey EMG sinyallerinin gerçek zamanlı kablosuz aktarımı ve alıcıda sol veya sağ gözden hangisinde aktivite olduğunun algılanması amaçlanmaktadır. Kablosuz iletimin tercih edilmesinin amacı gezgin bir ünite ile EMG aktivitesinin gerçek zamanlı olarak izlenmesini sağlamaktır. Verici ve alıcı ünitelerin her ikisinin de taşınabilir olmaları hedeflenmiştir. Ayrıca, yüzey EMG ölçümünde genel uygulama sinyal alınacak her bir kas dokusu için bir elektrot grubu kullanımı iken, bu çalışmada tek bir elektrot grubu kullanarak sol ve sağ göz kapaklarının çevresindeki kaslardan - iki ayrı kastan - ayrı ayrı sinyaller alınması hedeflenmiştir. Gerçekleştirilen sistem ve yazılım ile tek kanallı olarak alınan sinyallerden sağ ve sol göz kırpma hareketleri başarılı bir şekilde tespit edilebilmiştir.

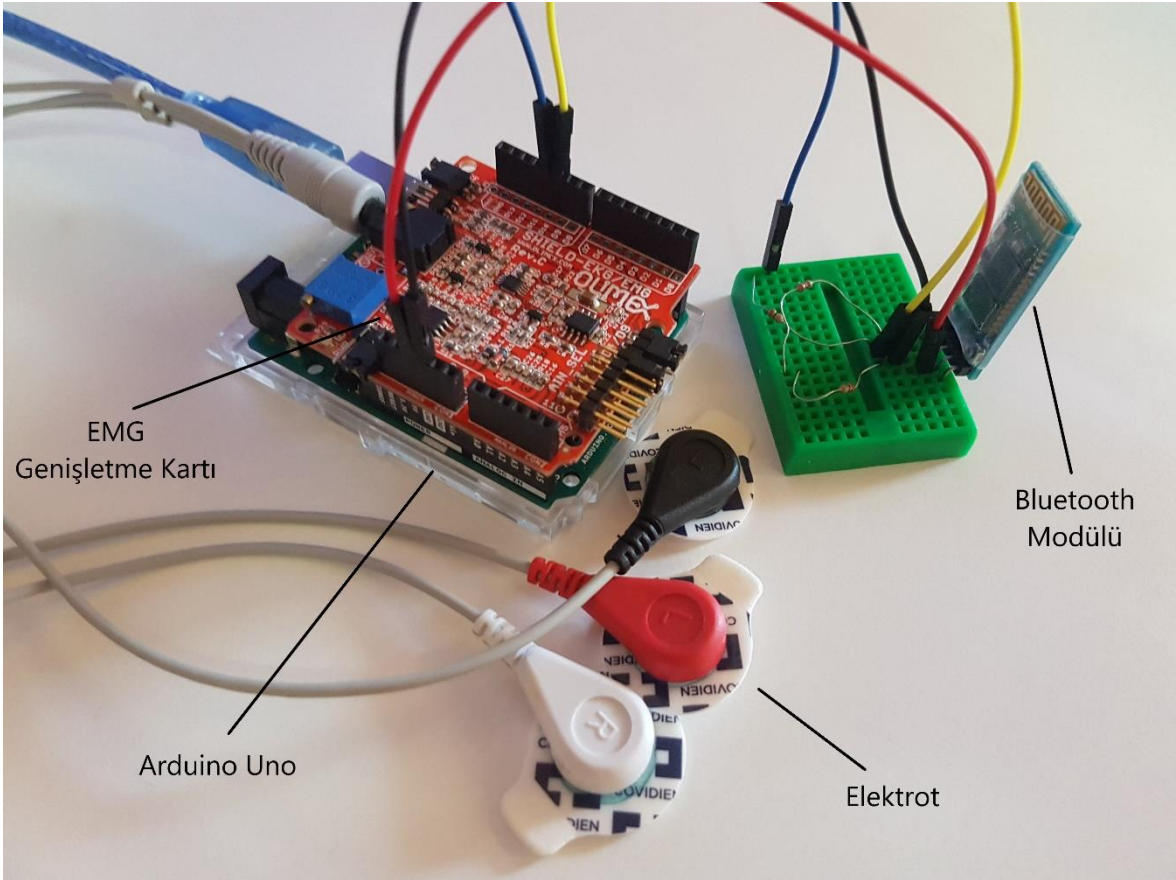
Kurulan sistemin genel bir blok diyagramı Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 11. Kurulan sistemin genel blok diyagramı

2.1. Verici Ünite

Bu çalışmada verici ünitesinde jelli pasif yüzey elektrodu kullanılmıştır. Yükselteç ve filtreleme işlemleri için Olimex EMG/EKG genişletme kartından faydalanılmıştır. Kullanılan mikroişlemci, üzerinde dahili olarak 10 bitlik bir analog sayısal dönüştürücü bulunan Arduino Uno mikrokontrolör kartıdır. Bluetooth haberleşmesi için kablosuz seri haberleşme uygulamaları için tasarlanmış olan HC-05 kartı kullanılmıştır.



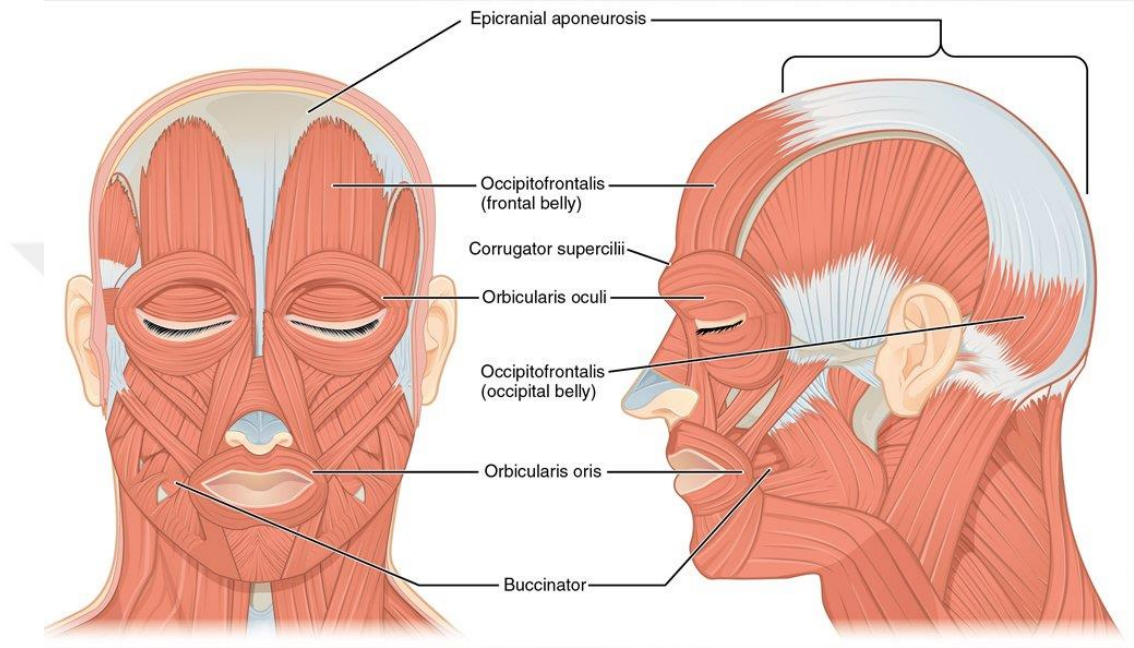
Şekil 12. Kurulan sisteme ait fotoğraf

2.1.1. Yüzey Elektrotlarının Yerleşimi

Yüzey EMG'den en iyi sonuçları almak için EMG sinyalinin alındığı kasları doğru bir şekilde anlamak çok önemlidir. Deri üzerine yerleştirme ayrıca dikkatli bir çalışma ve önceden bir miktar cilt hazırlığı gerektirir.

Kapalı bir şekil oluşturacak şekilde bir açıklığı çevreleyen kaslar, dairesel kaslar olarak bilinir. Şekil 13'te gösterilen göz kapaklarını çevreleyen orbicularis oculi kası da bu türden bir kاستر.

Yüzey EMG elektrotları, kasın uzunlamasına orta çizgisi boyunca motor ünitesi ve kasın tendon birleşim noktası arasında yerleştirilmelidir [68].



Şekil 13. Yüz ifadesi kaslarının ön ve yan görünüşleri [69]

Bu çalışmada kullanılan jelli pasif yüzey elektrodu Şekil 14'te gösterildiği gibi artı (+) elektrot sol gözün üst bölümüne, eksi (-) elektrot sağ gözün üst bölümüne ve referans elektrotu gözlenecek kasla ilgisi olmayan ve istemli göz kırpması anında aktivite olmayacak bir bölgeye yerleştirilmiştir.



Şekil 14. Yüzey elektrotlarının yerleşimi

2.1.2. Yükselteç ve Filtreleme: Olimex EMG Genişletme Kartı

Arduino Uno kartlarına ethernet, çeşitli sensörler, LCD ekran, wifi gibi çeşitli işlevlerin giriş çıkış birimlerinin bağlantısına da izin verecek şekilde eklenebilmesi için çeşitli genişletme kartları bulunur. Bunlardan biri de Olimex'in ürettiği bir EKG/EMG genişletme kartıdır. Arduino Uno mikrokontrolör kartının üzerine takılabilecek şekilde, EMG ve EKG sinyallerini almak için tasarlanmış bir genişletme kartıdır. Bu kart CH1_IN+ / CH1_IN- girişlerine bağlı analog fark sinyalini (kasların ürettiği EMG/EKG biyo potansiyelleri) tek bir veri akışına dönüştürür. Çıkış sinyali analogdur ve sayısal işleme seçeneği sunmak amacıyla istenen örnekleme frekansında sayısal forma dönüştürülebilmektedir. Bu işlem Arduino Uno mikrokontrolör kartında gerçekleştirilmiştir. Olimex EMG genişletme kartının bazı özellikleri aşağıda verilmiştir [70]:

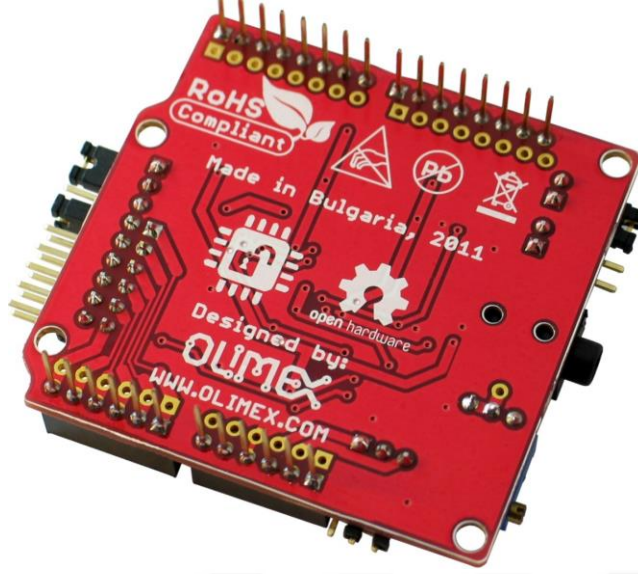
- Elektromiyografi görüntüleme ve veri alma
- Elektrokardiyografi görüntüleme ve veri alma
- 6 kanal oluşturabilecek şekilde üst üste 6 adete kadar kullanım imkanı (Arduino Uno'nun A0'dan A5 pinlerine kadar)

- Kalibrasyon sinyalleri D4/D9 sayısal çıkışlarından üretilir.
- Kalibrasyon için hassas düzeltici potansiyometre
- Pasif ve aktif elektrotlar için uygun giriş konnektörü
- Arduino için 3.3V ve 5V çalışma gerilimlerine uygun

Bir elektrot kablo grubu 3 adet elektrot içerir – iki tanesi veri elektrodu (1 kanal) ve referans elektrodu. Eğer üst üste birden fazla kart takılarak birden fazla kanaldan sinyal alınmak istenirse ilk karta bağlı olan elektrot grubundaki referans elektrodu dışındaki diğer referans elektrotları kullanılmayabilir.



Şekil 15. Olimex EMG genişletme kartı üst görünüş



Şekil 16. Olimex EMG genişletme kartı alt görünüş

Olimex EMG genişletme kartı, takılı bulunduğu karttan beslenir. Bir atlatıcı vasıtasıyla 3.3V veya 5V besleme gerilimlerinden biri kolaylıkla ayarlanabilir. Besleme doğru bir biçimde yapıldığında üzerinde bulunan kırmızı renkli güç gösterge LED'i yanar.

Tablo 2. Olimex EMG genişletme kartı bacak bağlantıları

Pin No	Power CON1	Analog CON2	Dijital CON3	Dijital CON4
1	RST	A0	D0	D8
2	3.3V	A1	D1	D9
3	5V	A2	D2	D10
4	GND	A3	D3	D11
5	GND	A4	D4	D12
6	Vin	A5	D5	D13
7	-	-	D6	GND
8	-	-	D7	AREF

TR1 potansiyometresi kazancın ayarlanmasında kullanılır. Fabrika testleri esnasında kalibre edilmiştir.

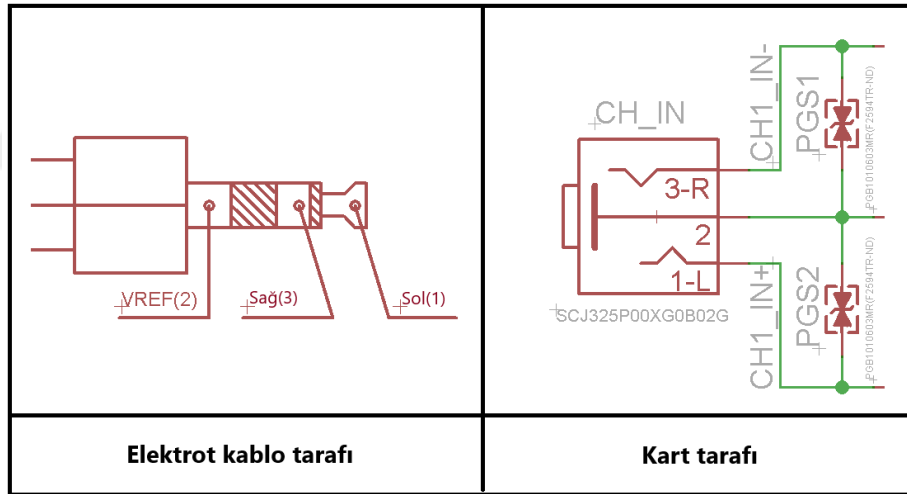
Kart üzerindeki diğer atlatıcılar [70]:

3.3V/5V atlatıcısı: Bu atlatıcı kartın çalışma geriliminin ayarlandığı atlatıcıdır.

REF_E atlatıcısı: Takılacak ana karta göre değişmektedir. Mikrokontrolör kart AREF bacağından gerilim sağlıyorsa bu atlatıcı açık durumda olmalıdır. Eğer AREF bacağından gerilim sağlanmıyorsa kapalı durumda olmalıdır. Tek bir kart kullanılıyorsa bu atlatıcı kapalı konumda olmalıdır. Birden fazla kart üst üste kullanılacaksa ilk kartın REF_E atlatıcısı kapalı, üstteki diğer kartların REF_E atlatıcıları açık konumda olmalıdır.

AIN_SEL atlatıcısı: Bu atlatıcı ile kartın hangi kanalı kullanacağı ayarlanır. Eğer birden fazla kart kullanılacaksa ilk kartın AIN_SEL atlatıcısı 1 konumunda, ikinci kartın AIN_SEL atlatıcısı 3 konumda vd.

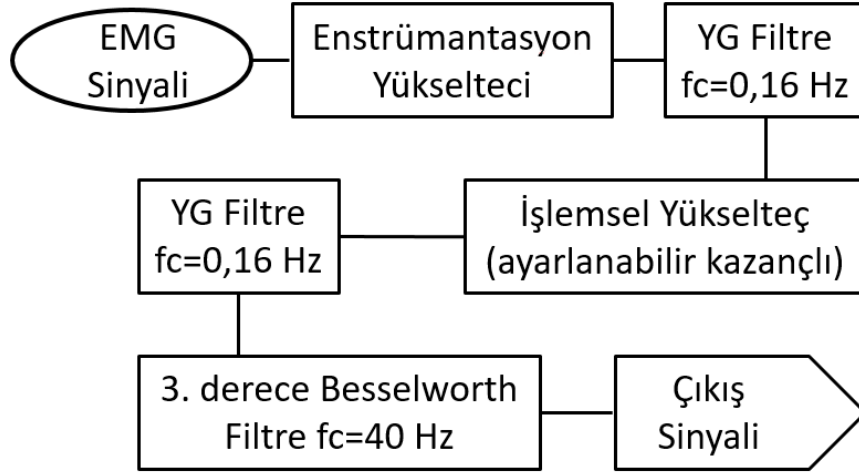
D4/D9 atlatıcısı: D4/D9 bacaklarını kontrol eder. Bazı işlemciler varsayılan olarak D9 bacağı kullanır, bu durumda D4'e geçilmelidir. Bu atlatıcı bu işlemin kolayca yapılmasını sağlar.



Şekil 17. Olimex EMG genişletme kartı elektrot giriş bağlantısı

Olimex EMG genişletme kartı Arduino Uno kartının üzerine tüm bacakları bire bir oturacak şekilde takılmıştır. Elektrodun kablo ucu da kartın girişine takılmıştır. Bu genişletme kartına ait devre şeması EK 1 kısmında verilmiştir.

Şekil 17’de elektrot kablosunun Olimex EMG genişletme kartına takıldığı giriş kısmı görülmektedir. Olimex EMG genişletme kartının filtreleme diyagramı ise Şekil 18’de verilmiştir.



Şekil 18. Olimex EMG genişletme kartı filtreleme diyagramı

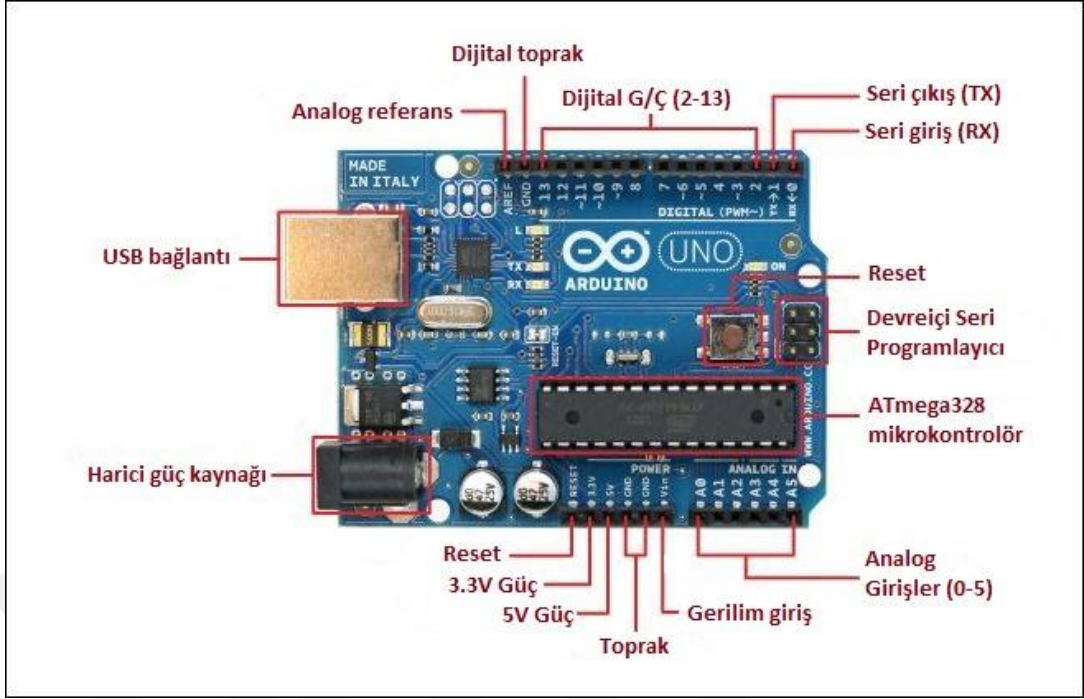
2.1.3. Mikroişlemci: Arduino Uno

Arduino, mikrokontrolör kartları ve yazılım paketinden oluşan bir programlama platformudur. Öğrencilerden mühendislere, her kesimden kullanıcıya hitap edebilmesi için kullanım kolaylığı ön planda tutularak tasarlanmıştır. Kart üzerindeki mini bilgisayar (mikrokontrolör), yazılacak programa göre giriş ve çıkış bağlantılarını kontrol eder. İhtiyaca göre farklı modelleri piyasada kolaylıkla edinilebilir. Bu çalışmada kullandığımız Olimex EMG genişletme kartı ile uyumlu olduğu için Arduino Uno modeli kullanılmıştır. Arduino Uno'nun bazı teknik özellikleri aşağıda verilmiştir [71]:

Tablo 3. Arduino Uno teknik özellikler

Mikrokontrolör	ATmega328P
Çalışma gerilimi	5V
Giriş gerilimi (tavsiye edilen)	7-12V
Giriş gerilimi (limitleri)	6-20V
Dijital G/Ç bacak sayısı	14 (6 tanesi PWM çıkış)
PWM dijital G/Ç bacak sayısı	6
Analog giriş sayısı	6
Her G/Ç bacak DC akımı	20 mA
3.3V bacağı için DC akım	50 mA
Flash bellek	32 KB (ATmega328P)
SRAM	2 KB (ATmega328P)
EEPROM	1 KB (ATmega328P)
Saat hızı	16 MHz
Dahili LED bacak no	13
Uzunluk	68.6 mm
Genişlik	53.4 mm
Ağırlık	25 g

Bu çalışmada Arduino Uno kartının üzerine Olimex EMG genişletme kartı tüm bacakları bire bir oturacak şekilde takılmıştır.



Şekil 19. Arduino Uno

2.1.3.1. Arduino Yazılımında Yapılan İşlemler

Bu çalışmada tek kanal kullanılmıştır. Olimex EMG genişletme kartından alınan EMG sinyali Arduino Uno'nun A0 bağında görülür. Bu yazılımda Olimex EMG genişletme kartından alınan, filtrelerden geçirilip kuvvetlendirilen analog sinyal 128 Hz frekansında örneklenmiştir. Daha sonra örneklenen EMG sinyali Arduino Uno kartında dahili olarak bulunan 10 bitlik analog/dijital dönüştürücü ile sayısal forma dönüştürülmüştür. Arduino Uno 8 bitlik bir işlemci içerdiğinden bu 10 bitlik veriler büyük sonlu (Big Endian-Motorola) formatında ayrılmıştır. Daha sonra iki adet senkronizasyon baytı, bir adet protokol versiyon baytı, 1 adet paket sayıcı baytlarından oluşan üst bilgi eklendikten sonra EMG verisi (TXBuf[4], TXBuf[5]) bluetooth modülüne gönderilmiştir. Veri paket yapısına ait tablo aşağıda sunulmuştur.

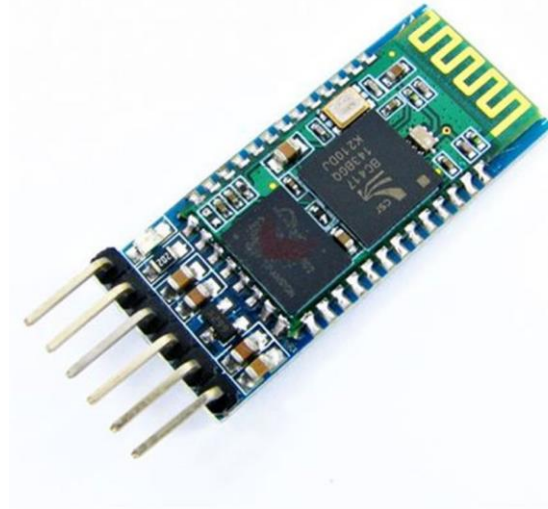
Tablo 4. Veri paket yapısı

Bayt	İçeriği	İlk durum
1	TXBuf[0]	Senkronizasyon 0
2	TXBuf[1]	Senkronizasyon 1
3	TXBuf[2]	Protokol veriyon
4	TXBuf[3]	Paket sayıcı
5	TXBuf[4]	Kanal 1 yüksek bayt
6	TXBuf[5]	Kanal 1 düşük bayt

Arduino kartının içerisine yüklenen yazılım EK 2 kısmında verilmiştir.

2.1.4. Bluetooth Modülü

Bu çalışmada HC-05 bluetooth modülü kullanılmıştır. HC-05 bluetooth modülü, şeffaf kablosuz seri bağlantı kurulumu için tasarlanmış, kullanımı kolay bir Bluetooth SPP (Seri Port Protokolü) modülüdür. Seri port bluetooth modülü Bluetooth V2.0 + EDR (Enhanced Data Rate - Gelişmiş Veri Hızı) 3Mbps modülasyon 2,4GHz radyo alıcı-verici ve ana bant ile donatılmıştır. CMOS teknolojili ve AFH'li (Adaptif Frekans Atlamalı Özelliği) CSR Bluecore 04-Harici tek çipli bluetooth sistemini kullanır.



Şekil 20. HC – 05 Bluetooth modülü

Bu modüle ait bazı donanımsal ve yazılımsal teknik özellikler aşağıda sunulmuştur [72].

- -80 dBm hassasiyet
- +4 dBm'ye kadar RF iletim gücü
- Asenkron Hız: 2.1 MBps/160 KBps
- Senkron Hız: 1 MBps/1 MBps
- Güvenlik: Kimlik Doğrulama ve Şifreleme
- Çalışma Gerilimi: 1.8-5V(Önerilen 3.3V)
- Akım: 50 mA
- Boyutları: 43x16x7mm
- PIO kontrol
- Programlanabilir baud hızı ile UART arayüzü
- Entegre anten
- Varsayılan baud hızı:38400, data biti:8, stop bit:1, parite biti:yok
- Desteklenen baud hızları: 9600, 19200, 38400, 57600, 115200, 230400, 460800
- PIO'dan yükselen bir darbe verildiğinde, cihazın bağlantısı kesilir.
- Varsayılan olarak güç verildiğinde en son eşleştirilen cihazla eşleşme

Uygun devre kurulduktan sonra AT komutları ile HC-05 bluetooth modülünün bazı ayarları konfigüre edilmiştir. Bunlar aygıt ismi, eşleşme için gereken PIN kodu ve baud hızı gibi ayarlardır.

Bluetooth modülünün Arduino Uno kartının üzerinde takılı bulunan Olimex EMG genişletme kartı üzerine bacak bağlantılarını gösteren tablo aşağıda verilmiştir.

Tablo 5. Bluetooth modülü bacak bağlantıları

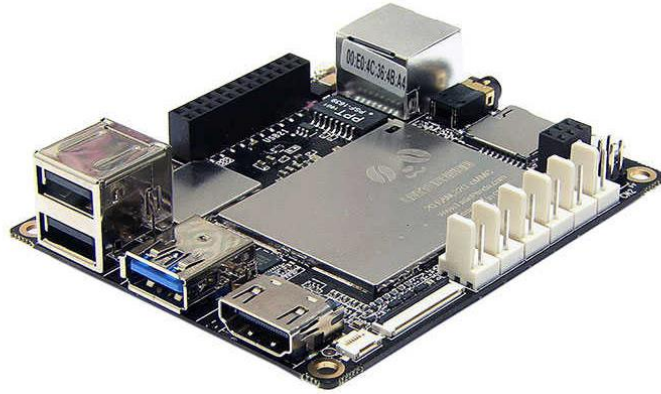
HC-05	Olimex EMG genişletme kartı
EN	Boşta
Vcc	5V
GND	GND
TXD	D10
RXD	D11
STATE	Boşta

2.2. Alıcı Ünite

Bu çalışmada alıcı ünite olarak LattePanda tek-kart mikro-bilgisayarı 4G/64GB modeli kullanılmıştır. Alıcı ünitesinin taşınabilir olması amaçlandığı için bir mini-bilgisayar tercih edilmiştir. Bluetooth bağlantısını desteklemesi ve alıcı ünitesinde sinyal üzerinde MATLAB yazılımı ile işlemler yapılacağı için Windows 10 işletim sistemine sahip LattePanda tek-kart mikro-bilgisayarı uygun görülmüştür.

2.2.1. LattePanda Mikro-bilgisayar

LattePanda, eksiksiz bir Windows 10 işletim sistemli tek-kart mikro-bilgisayardır. Normal bir bilgisayarın sahip olduğu hemen hemen her şeye sahiptir ve aynı özelliklerdeki normal bir bilgisayarın yaptığı her şeyi yapabilir. Şekil 21’de LattePanda mikro-bilgisayara ait bir fotoğraf sunulmuştur.



Şekil 21. LattePanda tek-kart mikrobilgisayar

LattePanda tek-kart mikro-bilgisayarı 4G/64GB modeline ait bazı teknik özellikler aşağıda sunulmuştur [73];

- Intel Cherry Trail Z8350 4 çekirdekli işlemci
- Temel Frekans: 1.44 GHz (1.92 GHz Patlama Frekansı)
- Windows 10 Home Edition işletim sistemi
- RAM Bellek: 4 GB DDR3L
- Depolama kapasitesi: 64 GB

- Grafik işlemci ünitesi: Intel HD Graphics, 12 EUs @200-500Mhz, tek-kanal bellek
- 1 adet USB3.0 girişi
- 2 adet USB 2.0 girişi
- Wi-Fi 802.11n 2.4G
- Bluetooth 4.0
- Dahili Arduino işlemcisi: ATmega32u4 (Arduino Leonardo)
- Video çıkışı: HDMI ve MIPI-DSI
- Dahili dokunmatik panel kaplaması konektörü
- 100 Mbps Ethernet
- 6 adet Intel işlemci giriş/çıkış bacağı
- 20 adet ATmega işlemci giriş/çıkış bacağı
- 6 adet yerçekimi arabirimi konnektörleri
- Besleme: 5V, 2A
- Kart ölçüleri: 88 x 70mm
- Net ağırlık: 55g
- RoHS, FCC ve CE uyumlu

2.2.2. MATLAB Yazılımı ile Yapılan İşlemler

Alıcı ünitesinde Arduino Uno mikrokontrolör kartına bağlı bluetooth modülünden gelen verilerden senkronizasyon baytlarının yardımıyla EMG verilerinin bulunduğu baytlar alınıp birleştirilmiştir (bkz. Tablo.4 Veri paket yapısı).

Arduino Uno mikrokontrolör kartında 10 bitlik bir analog – sayısal dönüştürücü kullanıldığı için EMG sinyal, $2^{10}=1024$ seviyeye (0'dan 1023'e kadar) nicemlenmiştir. Burada EMG sinyalin 0 V seviyesi – kas aktivitesinin olmadığı taban seviyesi – 512 seviyesi ile temsil edilmektedir.

Önce verici ünitesinden gönderilen verilerin doğru bir biçimde alınıp alınmadığının test edilmesi için sinyalin ekranda gerçek zamanlı olarak izlenmesi amaçlanmıştır. Ancak LattePanda mikro-bilgisayarda alınan sinyalin gerçek zamanlı olarak ekrana çizdirilme aşamasında kasılma anlarının ekrana geç yansıdığı, ancak verilerin biriktiği gözlenmiştir. Vericiden verilerin doğru bir şekilde gönderildiğinin test edilmesi için AMD FX 6300 (6 çekirdekli, 3.50 GHz hızında) işlemci ve Windows 10 64 bit işletim sistemine sahip masaüstü bir bilgisayarda verilerin gerçek zamanlı olarak alınabildiği gözlenmiştir.

LattePanda mikro-bilgisayar üzerinde sinyalin gerçek zamanlı olarak ekranda çizdirilememesinin sebebi bu mikro-bilgisayarın grafik işlemci ünitesinin sinyalin gerçek zamanlı olarak ekranda çizdirilme işlemi için yetersiz kalmasıdır. Fakat gelen verilerin birikerek ekrana birikimsel olarak yansması verici ünitesinden gönderilen sinyalin LattePanda mikro-bilgisayar tarafından doğru bir biçimde alındığını göstermiştir.

Bu çalışmada üst ve alt olmak üzere iki genlik eşik değeri kullanılarak göz kırpmaların algılanması amaçlanmıştır. Ancak genlik eşik değerleri kullanılmasının en büyük dezavantajı; elektrotların her çıkarılıp takılışında elde edilen EMG sinyallerinin genlik değerinin değişim göstermesidir. Bunun yanı sıra genlik değerinin kişiden kişiye değişmesi de yine göz önünde bulundurulması gereken önemli bir noktadır.

Yukarıdaki paragrafta değinilen zorlukların üstesinden gelebilmek için her kullanımdan önce genlik eşik değerlerinin yeniden belirlenmesi önerilmiştir. Genlik eşik değerlerinin yeniden belirlenebilmesi için kullanıcıdan elektrotlar takıldıktan sonra on adet sol göz, on adet sağ gözden iki saniyelik bir süre içerisinde bir kez göz kırpmaları istenmiştir.

Elde edilen bu veriler kullanılarak oluşan EMG sinyalinin maksimum genlikleri, minimum genlikleri ve maksimum genlik değeri ile minimum genlik değeri arasında geçen süreler ile ilgili bazı istatistiksel sonuçlar elde edilmiştir.

Bu istatistikler kullanılarak EMG sinyallerinin sol ve sağ göz için maksimum genlik değerlerinde en küçüklerinin taban seviyesinden farklarının ortalamalarının %65'i sinyalin alıcıda algılanmasında üst genlik eşik değeri olarak kullanılacaktır. Üst genlik eşik değerinin (ÜE) hesaplanmasında kullanılan matematiksel ifade aşağıda verilmiştir.

$$\text{ÜE} = B + \left(\frac{|B-V_{1sol}| + |B-V_{1sağ}|}{2} \cdot 0,65 \right) \quad (12)$$

Burada; B sinyalin taban seviyesini (512), V_{1sol} sol gözden alınan on adet göz kırpmasının maksimum genlik değerlerinden minimum olanının değerini, $V_{1sağ}$ ise sağ gözden alınan on adet göz kırpmasının maksimum genlik değerlerinden minimum olanının değerini ifade etmektedir. Bu işlem her denekte sol ve sağ göz için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir.

Alınan EMG sinyallerinin sol ve sağ göz için minimum genlik değerlerinin en büyüklerinin, sinyalin taban seviyesinden farklarının ortalamalarının %65'i sinyalin alıcıda

algılanmasında alt genlik eşik değeri olarak kullanılacaktır. Alt genlik eşik değerinin (AE) hesaplanmasında kullanılan matematiksel ifade aşağıda verilmiştir.

$$AE = B - \left(\frac{|B-V_{2sol}| + |B-V_{2sağ}|}{2} \cdot 0,65 \right) \quad (13)$$

Burada; B sinyalin taban seviyesini (512), V_{2sol} sol gözden alınan on adet göz kırpmasının minimum genlik değerlerinden maksimum olanının değerini, $V_{2sağ}$ sağ gözden alınan on adet göz kırpmasının minimum genlik değerlerinden maksimum olanının değerini ifade etmektedir. Bu işlem her denekte sol ve sağ göz için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir.

Genlik eşik değerlerinin belirlenme aşamasında karşılaşılabilecek zorluklardan biri de yerleştirilen elektrotlardan birinin diğerine göre daha az etkin bir pozisyona yerleştirilmesidir. Böyle bir durumda sol ve sağ gözden elde edilen maksimum noktalarının ve/veya minimum noktalarının arasında büyük farklılıklar doğabilir. Yukarıda anlatıldığı gibi genlik eşik değerleri, sol ve sağ gözlerden alınan verilerin her ikisi de kullanılarak belirlendiği için elektrodun daha az etkin noktaya yerleştirilmiş olduğu gözdeki aktivite tespit edilemeyebilir.

Bunun önüne geçmek için, sol ve sağ gözden onar adet örnek göz kırpma verileri alındıktan sonra her iki göz için elde edilen maksimum değerlerin en küçüklerinin sinyalin taban seviyesine olan uzaklıklarının birbirlerine oranlarının belli bir aralık içerisinde olup olmadığı kontrol edilmelidir. Böylece elektrotların sol ve sağ göz üzerinde birbirine hemen hemen eşit derecede etkin noktalara konumlandırılması sağlanmış olur.

$$0,66 < \frac{|B-V_{1sol}|}{|B-V_{1sağ}|} < 1,5 \quad (14)$$

Burada; B sinyalin taban seviyesini (512), V_{1sol} sol gözden alınan on adet göz kırpmasının maksimum genlik değerlerinden minimum olanının değerini, $V_{1sağ}$ ise sağ gözden alınan on adet göz kırpmasının maksimum genlik değerlerinden minimum olanının değerini ifade etmektedir. Bu oran en fazla %50 olacak şekilde belirlenmiştir.

Gerçek zamanlı göz kırpma algılamasında önemli olan bir diğer parametre; genlik eşik değerlerinin aşılma anlarının tespitinde kullanılacak olan pencere genişliğinin belirlenme aşamasıdır. Bu genişliğin küçük olması bazı göz kırpmaların algılanamamasına sebep olabilmektedir. Pencere genişliğinin fazla geniş olması ise hatalı tespitlere ve art arda gelen

göz kırpmaların algılanamamasına sebep olmaktadır. Bu çalışmada gerçek zamanlı göz kırpmalarının tespitinde pencere genişliği olarak, sol ve sağ gözlerden alınan toplam yirmi örnek veriden maksimum noktası ile minimum noktası arasındaki mesafelerden en geniş olanının %10 fazlası pencere genişliği olarak belirlenmiştir. Pencere genişliğine ilişkin matematiksel ifade aşağıda verilmiştir.

$$Pencere\ genişliği = |X_{max} - X_{min}|_{max} \cdot 1,1 \quad (15)$$

Burada; X_{max} maksimum noktasının indisini, X_{min} ise minimum noktasının indisini göstermektedir.

Geliştirilen algoritma ile denklem 12 kullanılarak belirlenen üst genlik eşik değerinin üzerinde maksimum ve denklem 13 kullanılarak belirlenen alt genlik eşik değerinin altındaki minimum noktaları çıkarılmıştır. Daha sonra bu uç noktalarının konumlarına göre; eğer maksimum noktası daha önce gerçekleşmiş ise sol göz kırpması, minimum noktası daha önce gerçekleşmiş ise sağ göz kırpması olduğuna karar verilmiştir. Eğer aynı anda bir pencere içerisinde bir maksimum ve bir minimum noktası oluşmuyor ise o bölge dikkate alınmamaktadır. Bu işlemler için geliştirilen yazılımlar EK 3 ve EK 4 kısımlarında sunulmuştur.

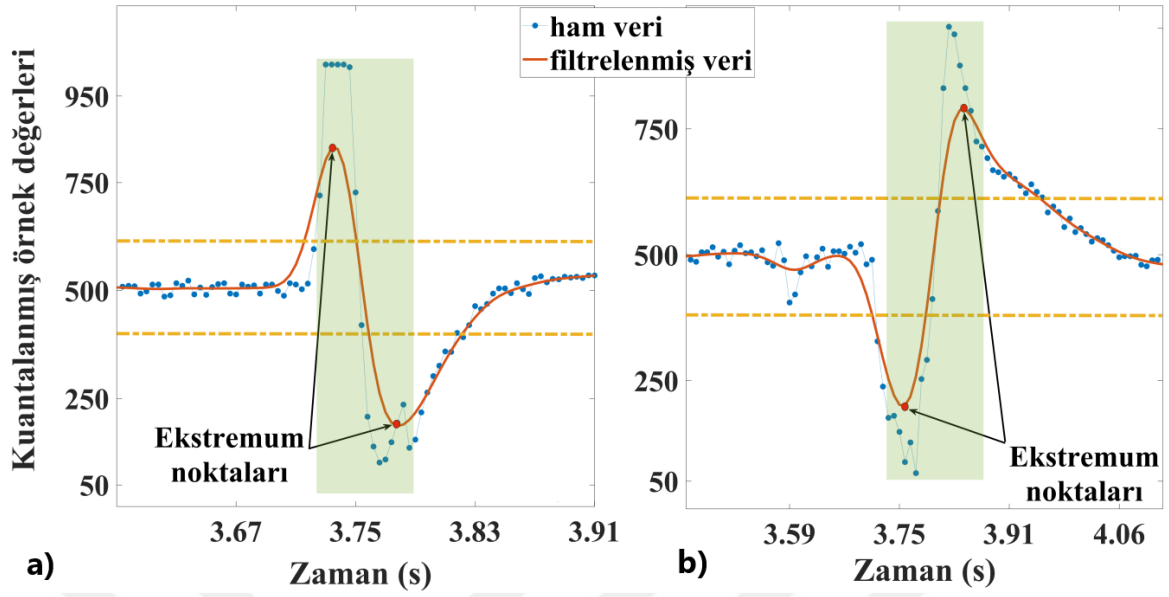
3. SONUÇLAR

Yapılan ilk denemeler sonucunda LattePanda mikro-bilgisayarda verinin gerçek zamanlı olarak ekrana çizdirilme aşamasında kasılma anlarının ekrana geç yansıdığı, ancak verilerin biriktiği gözlemlenmiştir. Verici ünitesi kapatıldığında, LattePanda mikro-bilgisayarın alıp biriktirdiği verileri ekrana çizdirmeye devam ettiği gözlenmiştir. Verici ünitesinden yüzey EMG sinyallerinin doğru bir şekilde gönderildiğinin test edilmesi için AMD FX 6300 (6 çekirdekli, 3.50 GHz hızına sahip) işlemci ve Windows 10, 64 bitlik işletim sistemine sahip masaüstü bir bilgisayarda verilerin gerçek zamanlı olarak alındığı gözlemlenmiştir.

LattePanda mikro-bilgisayar üzerinde sinyalin gerçek zamanlı olarak ekranda çizdirilememesinin sebebi; bu mikro-bilgisayarın grafik işlemci ünitesinin sinyalin gerçek zamanlı olarak ekranda çizdirilme işlemi için yetersiz kalmasıdır. Fakat verici ünitesinden gönderilen verilerin birikerek ekrana birikimsel olarak yansması sinyalin LattePanda mikro-bilgisayar tarafından doğru bir biçimde alındığını göstermiştir.

Çalışmanın ilerleyen aşamalarında ekrana verilerin gerçek zamanlı olarak çizdirilmeyip sadece gelen sinyallerden bilinçli sol göz kırpma ve bilinçli sağ göz kırpma sinyallerinin sınıflandırılma işleminde ise LattePanda mikro-bilgisayarının başarılı bir şekilde kayda değer bir gecikme olmaksızın çalıştığı gözlenmiştir.

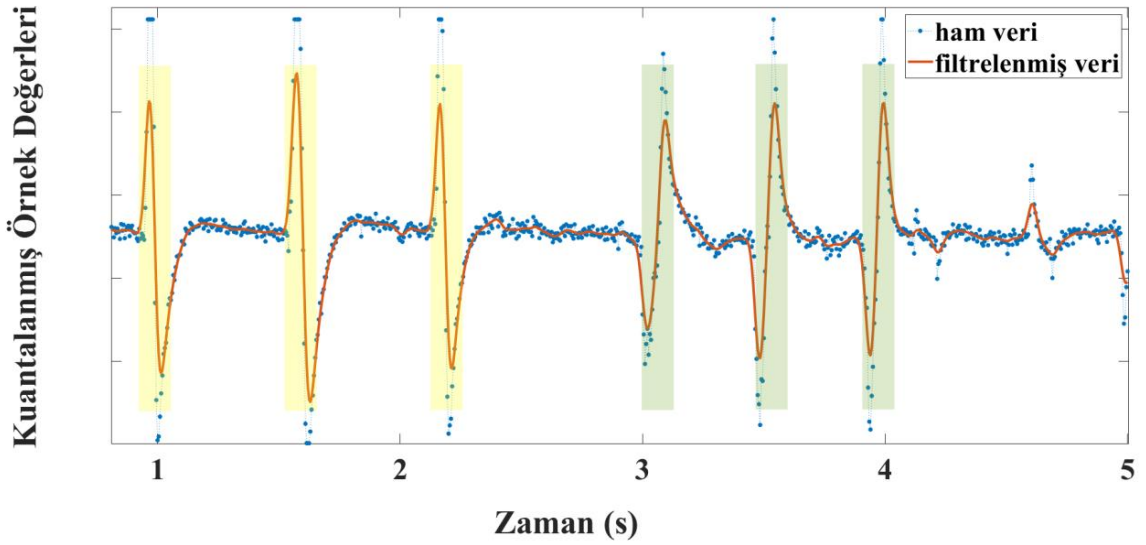
Bu tez çalışmasında kullanılan algoritma Şekil 14'te verilen elektrot yerleşimine göre tasarlanmıştır. Bunun sonucunda elde edilen tipik sağ ve sol göz kırpma sinyalleri Şekil 22'de gösterilmiştir. Burada gölgelendirilmiş alanlar sinyal algılamada kullanılan pencere genişliğini göstermektedir. Genlik eşik değerleri ise sarı kesikli çizgilerle belirtilmiştir.



Şekil 22. Örnek sol (a) ve örnek sağ (b) göz kırpma sinyalleri

Şekil 14'ten de görüldüğü üzere, donanımdaki fark yükseltecinde pozitif uca bağlı olan elektrot sol göze ve negatif uca bağlı olan elektrot sağ göze yerleştirilmiş olduğu için sol göz kırpmasında önce maksimum nokta, sağ göz kırpmasında ise önce minimum nokta oluşmaktadır.

Gerçekleştirilen sistem ve yazılım ile birlikte elde edilmiş örnek bir göz kırpma verisi Şekil 22'de verilmiştir. Şekilde, sarı gölgeli alanlar sol göz kırpma olarak algılanmış bölgeleri temsil ederken yeşil gölgelendirilmiş alanlar ise sağ göz kırpma olarak tespit edilmiş bölgeleri göstermektedir.



Şekil 23. Örnek bir göz kırpma serisi

Yazılım koşturulduğunda önce üç kez arka arkaya sol göz kırıldığı, daha sonra da yine üç kez arka arkaya sağ göz kırıldığı tespit edilmiştir.

Bu çalışmada kullanılan pencere genişliği göz kırpma işleminin ne kadar sıklıkla gerçekleştirilebileceğine bağlıdır. Hızlı göz kırpmalarının doğru tespit edilebilmesi için pencere uzunluğu daha kısa tutulabilir. Ancak göz kırpma hareketi ne kadar hızlı yapılırsa yapılsın yaklaşık 300 milisaniye süre boyunca göz kırpmasına has karakteristik sinyal sürmektedir. Bu nedenle iki göz kırpması arasında 300 milisaniyeden daha kısa olursa iki sinyal birbirine karışmaktadır.

Şekil 23'ün son kısmında yer alan küçük genlikli sinyal istemsiz ve her iki gözün aynı anda kırıldığı durumu göstermektedir. İstemsiz göz kırpmaları her iki gözde de aynı anda gerçekleştikleri için genlikleri, fark alma işleminden dolayı, bilinçli yapılan göz kırpma sinyalleri kadar yüksek olamamaktadır. Böylece istemsiz göz kırpma hareketi, sinyal alım prosedürü doğası gereği, bozucu bir etki olmaktan çıkmaktadır.

Ayrıca eğer her iki göz aynı anda bilinçli olarak kırıldığında Şekil 22a'da verilen sol göz kırpma sinyali ile Şekil 22b'de verilen sağ göz kırpma sinyalleri toplanarak yine taban değerinde sabit olarak seyreden bir sinyal gözlemlenmiştir.

Ayrıca bu tez çalışmasında bilinçli göz kırpmaları esnasında oluşan EMG sinyallerine dair bazı istatistiksel verilerin elde edilmesine çalışılmıştır. Bunun için öncelikle deneklerden on adet sol, on adet sağ gözden olmak üzere ikişer saniyelik bir süre içerisinde bilinçli göz kırpma EMG sinyali kaydedilmiştir. Elde edilen bu veriler kullanılarak oluşan

EMG sinyalinin maksimum genliđi, minimum genliđi ve maksimum genlik deđeri ile minimum genlik deđeri arasında geen sre ile ilgili bazı istatistiksel sonular elde edilmiřtir.

Elde edilen bu istatistiklerden EMG sinyallerinin maksimum genlik deđerlerinin en kğnn %65'i sinyalin alıcıda algılanmasında st genlik eřik deđerleri olarak kullanılacaktır. Alınan EMG sinyallerinin minimum genlik deđerlerinin en byğnn, sinyalin taban seviyesine gre %65'i sinyalin alıcıda algılanmasında alt genlik eřik deđerleri olarak kullanılacaktır.

Ayrıca alınan EMG sinyallerinin maksimum ve minimum noktaları arasındaki rnek deđerleri hesaplanarak buradan sinyalin u noktaları arasında geen sre otomatik olarak hesaplanmıřtır. Sinyalin bu geniřlik deđerlerinden en byğnn %10 fazlası pencere geniřlik deđerleri olarak ayarlanmıřtır. Bylelikle yukarıda bahsedilen pencere geniřliđinin hesaplanmasının otomatik hale getirilme iřlemi gerekleřtirilmiřtir.

Ařađıda deneklerden alınan EMG sinyallerinden bir rnek olarak deneklerden Kiři 1'in sol gznden alınan on adet rnek veriye ait istatistikler sunulmuřtur.

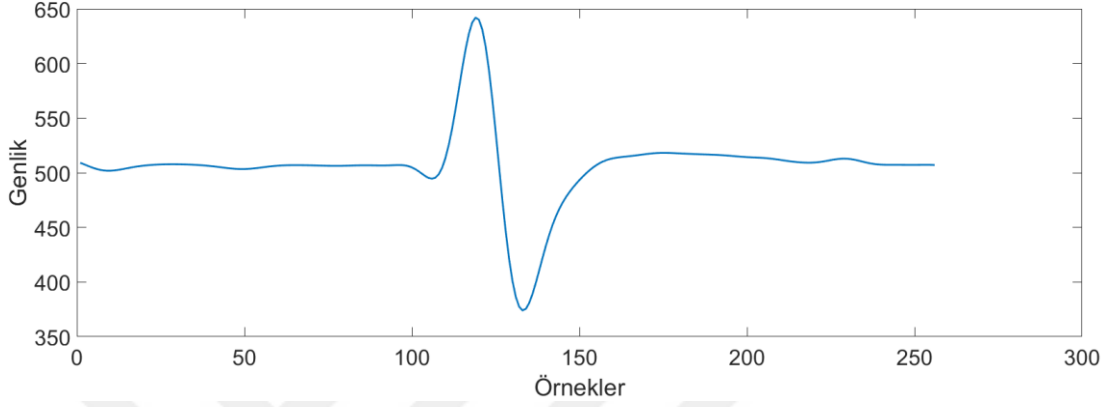
Tablo 6. Kiři 1'in sol gz kırpmalarına ait istatistikler

	Maksimum deđer	Minimum deđer	Geniřlik
1	656,22	373,16	15
2	614,47	393,98	19
3	622,05	390,63	16
4	633,65	371,85	17
5	641,99	373,98	14
6	606,49	399,50	16
7	635,22	394,79	16
8	638,18	384,96	14
9	635,00	386,01	16
10	639,99	378,16	16

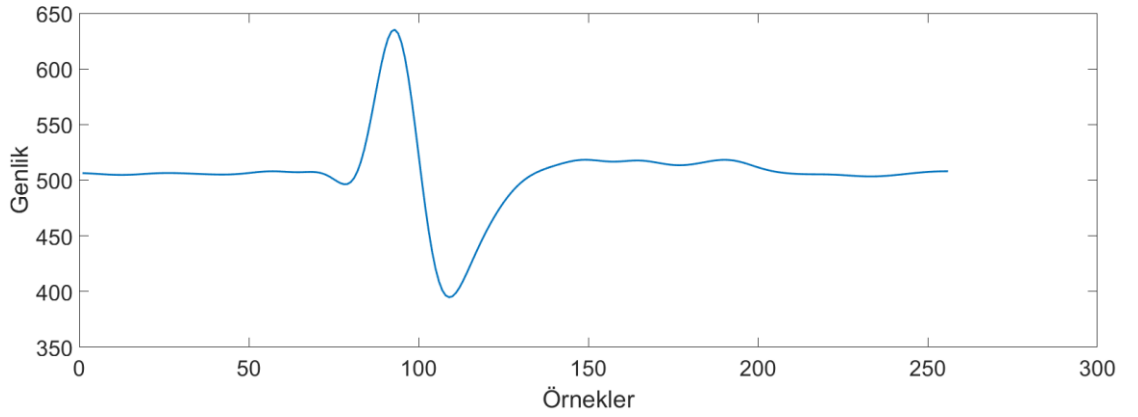
Tablo 6'da verilen rnek veriye gre EMG sinyalinin maksimum ve minimum genlik deđerleri arasındaki maksimum geniřlik 19'dur. Bu; sinyalin maksimum noktası ile minimum noktası arasında 19 adet rnek deđerinin olduđunu gstermektedir. rnekleme

frekansı bu çalışmada 128 Hz olarak belirlendiği için bu iki uç noktası arasında geçen sürenin ortalama 124 msn ($T_{\text{öx}} 15,9$) olduğu bulunabilir.

Aşağıda Şekil 24 ve Şekil 25'te Kişi 1'in sol göz kırpmalarına ait EMG sinyallerinden iki tanesinin grafikleri sunulmuştur.



Şekil 24. Kişi 1 sol göz kırpması örneği 1



Şekil 25. Kişi 1 sol göz kırpması örneği 2

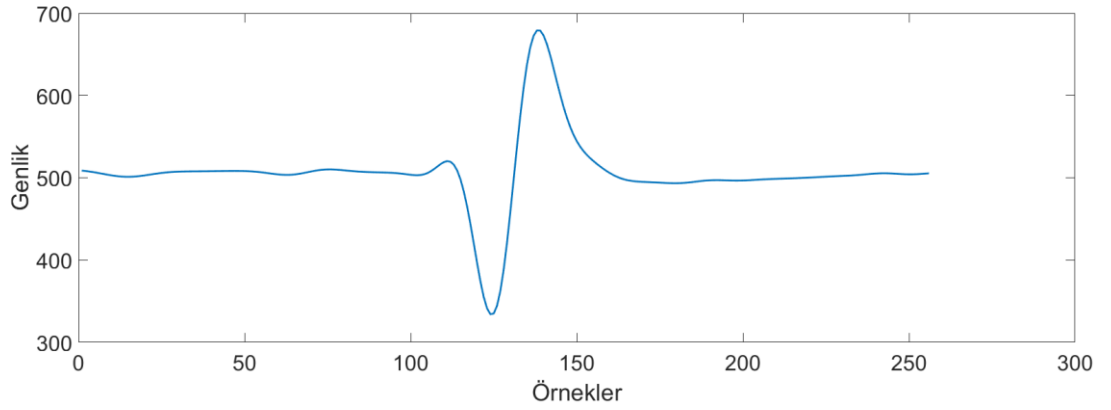
Aşağıda deneklerden alınan EMG sinyallerinden bir örnek olarak Kişi 1'in sağ göz kırpmalarına ait istatistikler sunulmuştur.

Tablo 7. Kişi 1'in sağ göz kırpmalarına ait istatistikler

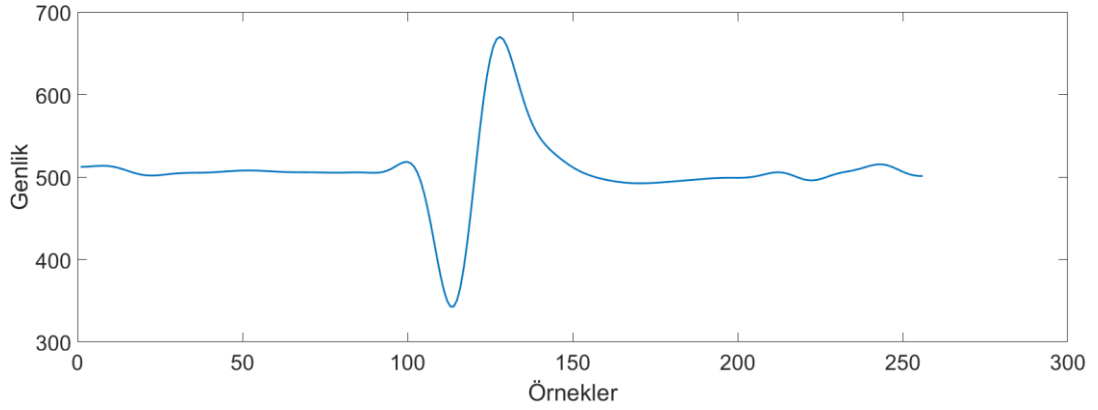
	Maksimum değer	Minimum değer	Genişlik
1	695,61	284,43	12
2	648,67	372,96	15
3	612,13	408,90	13
4	683,34	316,58	12
5	668,03	346,71	13
6	678,99	334,14	14
7	638,19	377,41	15
8	669,85	342,76	15
9	646,54	374,36	15
10	642,54	380,92	16

Yukarıda Tablo 7'de verilen örnek veriye göre EMG sinyalinin maksimum ve minimum genlik değerleri arasındaki maksimum genişlik 16'dır. Bu; sinyalin maksimum noktası ile minimum noktası arasında 16 adet örnek değerinin olduğunu göstermektedir. Örnekleme frekansı bu çalışmada 128 Hz olarak belirlendiği için bu iki uç noktası arasında geçen ortalama sürenin yaklaşık 109 msn ($T_{\text{öx}} 14$) olduğu bulunabilir.

Aşağıda Şekil 26 ve Şekil 27'de deneklerden Kişi 1'in sağ göz kırpmalarına ait EMG sinyallerinden iki tanesinin grafikleri sunulmuştur.



Şekil 26. Kişi 1 sağ göz kırpması örneği 1



Şekil 27. Kişi 1 sağ göz kırpma örneği 2

Toplam 7 adet denekten alınan 10'ar adet sol, 10'ar adet sağ gözden alınan yüzey EMG verilerine ait ve göz kırpma tespitinde kullanılan istatistikler aşağıda Tablo 8, Tablo 9 ve Tablo 10'da sunulmuştur.

Tablo 8. Maksimum genlik değerlerinin en küçükleri

Maksimum değerlerin en küçüğü		
	Sol Göz	Sağ Göz
Kişi 1	606,49	612,13
Kişi 2	562,77	678,07
Kişi 3	573,55	551,95
Kişi 4	585,84	556,56
Kişi 5	557,52	587,47
Kişi 6	562,88	597,58
Kişi 7	542,19	558,57

Yukarıda Tablo 8'de 7 kişiden alınan 10 adet sol, 10 adet sağ göz yüzey EMG verilerinin maksimum genlik değerlerinin en küçükleri verilmiştir.

Tablo 9. Minimum genlik değerlerinin en büyükleri

Minimum değerlerin en büyüğü		
	Sol Göz	Sağ Göz
Kişi 1	399,50	408,90
Kişi 2	451,57	332,85
Kişi 3	431,18	439,43
Kişi 4	417,17	442,88
Kişi 5	458,90	425,36
Kişi 6	448,19	422,91
Kişi 7	470,40	459,19

Yukarıda Tablo 9’da 7 kişiden alınan 10 adet sol, 10 adet sağ göz yüzey EMG verilerinin minimum genlik değerlerinin en büyükleri verilmiştir.

Tablo 10. Maksimum genişlik

Maksimum genişlik		
	Sol Göz	Sağ Göz
Kişi 1	19	16
Kişi 2	20	17
Kişi 3	17	16
Kişi 4	16	16
Kişi 5	20	17
Kişi 6	16	15
Kişi 7	17	16

Yukarıda Tablo 10’da 7 kişiden alınan 10 adet sol, 10 adet sağ göz yüzey EMG verilerinin maksimum genişlik değerleri verilmiştir.

Tablo 8, Tablo 9 ve Tablo 10’da verilen istatistikler kullanılarak her bir kişiye özgü üst genlik eşik değeri, alt genlik eşik değeri ve sinyal algılamada kullanılacak pencere genişliği değerleri Denklem 12, Denklem 13 ve Denklem 15 kullanılarak hesaplanmıştır.

Hesaplamalar sonucunda 7 deneğe özgü göz kırpma algılamasında kullanılacak parametreler Tablo 11’de sunulmuştur.

Tablo 11. 7 denegin kendilerine özgü sinyal algılama parametreleri

	Üst Eşik	Alt Eşik	Genişlik
Kişi 1	575,25	441,93	21
Kişi 2	582,47	434,14	22
Kişi 3	544,99	462,15	19
Kişi 4	550,48	458,72	18
Kişi 5	551,32	466,58	22
Kişi 6	556,35	462,31	18
Kişi 7	536,95	481,32	19

4. ÖNERİLER

Genlik eşik değerleri ve uç noktalarının tespitinde kullanılan pencere genişliği kişiden kişiye çok az miktarda değişmektedir. Alınan sinyalin genliğini belirleyen bir diğer önemli etken de elektrotların konumlarıdır. Elektrotların konumlarına göre sol gözden alınan sinyal ile sağ gözden alınan sinyal arasında da genlik farklılıkları oluşabilmektedir.

Genlik eşik değerlerinin belirlenme aşamasında karşılaşılabilecek zorluklardan biri yerleştirilen elektrotlardan birinin diğerine göre daha az etkin bir pozisyona yerleştirilmesidir. Böyle bir durumda sol ve sağ gözden elde edilen maksimum noktalarının ve/veya minimum noktalarının arasında büyük farklılıklar doğabilir. Yukarıda anlatıldığı gibi genlik eşik değerleri, sol ve sağ gözlerden alınan verilerin her ikisi de kullanılarak belirlendiği için elektrodun daha az etkin noktaya yerleştirilmiş olduğu gözdeki aktivite tespit edilemeyebilir.

Örneğin Tablo 8 ve Tablo 9'daki verilere bakılacak olursa Kişi 2'nin sol ve sağ göz verileri arasında dikkat çekici bir farklılık vardır. Bu farklılık elektrotların yerleşim pozisyonlarından kaynaklanabilir. Böyle bir sorunun üstesinden gelebilmek için sol ve sağ gözden 10'ar adet örnek göz kırpma verileri alındıktan sonra her iki göz için elde edilen maksimum değerlerin en küçüklerinin sinyalin taban seviyesine olan uzaklıklarının birbirlerine oranlarının belli bir aralık içerisinde olup olmadığı kontrol edilmelidir. Böylece elektrotların sol ve sağ göz üzerinde birbirine hemen hemen eşit derecede etkin noktalara konumlandırılması sağlanmış olur. Buna ek olarak istatistik çıkarma aşamasında küçük bir ön eşik değeri kullanmak da düşünülebilir.

Bunun gibi zorluklar aşıldıktan sonra, herhangi bir kişiye takılan elektrotlardan gelen sinyaller ile bir ön eğitim aşamasından sonra elde edilen parametreler kullanılarak kişiye özgü sinyal sınıflandırmalar otomatik olarak gerçekleştirilerek evrensel kullanım alanına sahip bir sistem elde edilmiş olur.

5. KAYNAKLAR

1. Miyoshi, T. ve Murata, A., Input device using eye tracker in human–computer interaction, 10. IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, (2001) 580–585.
2. Park, K.S. ve Lee, K.T., Eye-controlled human computer interface using the line-of-sight and the intentional blink, Computer Engineering 30 (3) (1996) 463–473.
3. Kumar, D. ve Poole, E., Classification of EOG for human computer interface, Conference in the Second Joint EMBS/BMES, sayı 1, (2002) 64–67.
4. Gang, J. ve Sung, E., Study on eye gaze estimation, IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics 32 (3) (2002) 332–350.
5. Zhu, Z. ve Ji, Q., Eye gaze tracking under natural head movements, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 1 (2005) 918–923.
6. Lin, C.S., Chang, K.C. ve Jain, Y.J., A new data processing and calibration method for an eye-tracking device pronunciation system, Optics and Laser Technology 34 (5) (2002) 405–413.
7. Lin, C.S., Chen, H.T., Lin, T.G., Yeh, M.S. ve Tien, C.L., Development and application of an infrared eye-mouse control system, Journal of Medical and Biological Engineering 26 (1) (2006) 15–19.
8. Lin, C.S., Lin, C.H., Lay, Y.L., Yeh, M.S. ve Chang, H.C., Eye-controlled virtual keyboard using a new coordinate transformation of long and narrow region, Optica Applicata 38 (2) (2008) 481–489.
9. Santis, A.D. ve D. Lacoviello, Robust real time eye tracking for computer interface for disabled people, Computer Methods and Programs in Biomedicine 96 (1) (2009) 1–11.
10. Hacisalihzade, S.S., Allen, J.S. ve Stark L.W., Computer analysis of eye movements, Computer Methods and Programs in Biomedicine 40 (3) (1993) 181–187.
11. Heishman, R. ve Duric, Z., Using image flow to detect eye blinks in color videos, IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, (2007) 52.
12. Grauman, K., Betke, M., Gips, J. ve Bradski, G.R., Communication via eye blinks – detection and duration analysis in real time, Proc. of CVPR, 1, (2001) 1010–1017.
13. Miyakawa, T., Takano, H. ve Nakamura K., Development of non-contact real-time blink detection system for doze alarm, Proc. of SICE Annual Conference, 2 (2004) 1626–1631.

14. Tomita, Y., Igarashi, Y., Honda, S. ve Matsuo, N., Electro-oculography mouse for amyotrophic lateral sclerosis patients, IEEE Conference Engineering in Medicine and Biology Society, 5 (1996) 1780–1781.
15. Aydemir, Ö., İstemli Göz Kırpma Hareketine Dayalı Kablosuz Tekerlekli Sandalye Kontrolü, TÜBİTAK 1512 Projesi, 2013.
16. Tongaoğlu, A., EMG Kontrollü Pnömatik Eyleyicili İnsansı Endüstriyel Kol Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, 2014.
17. Akkuş, E., EMG İşaretlerinin Elde Edilmesi ve Kablosuz Algılayıcı Ağlar ile İletimi, Yüksek Lisans Tezi, 2015.
18. Noronha, B., Dziemian, S., Zito, G.A., Konnaris, C. ve Faisal, A.A., “Wink to grasp” — comparing eye, voice & EMG gesture control of grasp with soft-robotic gloves, International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR) (2017) 1043-1048.
19. Prasad, P. M., Swarnkar, R., Hashmi, M.F. ve Keskar, A.G., Design and Implementation of a Speller based on EMG Signal, International Journal of Computational Intelligence Systems, 10, 1 (2017) 266 - 276.
20. Alan G.O., Stephen J.R. ve Maria J.S., Analysis of human muscle activity, Artificial Intelligence Methods for Biomedical Data Processing, (1996)
21. Musslih LA. Harba ve Goh Eng Chee, Muscle Mechanomyographic and Electromyographic Signals Compared with Reference to Action Potential Average Propagation Velocity, Engineering in Medicine and Biology Society, 19th Annual International Conference of the IEEE, sayı 3 (2002)
22. Kunju, N., Kumar, N., Pankaj, D., Dhawan, A. ve Kumar, A., EMG Signal Analysis for Identifying Walking Patterns of Normal Healthy Individuals, Indian Journal of Biomechanics: Special Issue (2009)
23. de Luca, C.J., Use of Surface Electromyography in Biomechanics” Journal of Applied Biomechanics, 3 (1997)
24. Jarret Smith (2010) resim başlığı: “motor-unit-1g”
25. de Luca, C.J., Electromyography: Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation, John G. Webster Ed., John Wiley Publisher, 2006.
26. Pullman, S.L., Goodin, D.S., Marquinez, A.I., Tabbal, S. ve Rubin, M., Clinical Utility of Surface EMG, Report of the Therapeutics and Technology Assessment, Subcommittee of the American Academy of Neurology, sayı 55: (2000) 171–177
27. Muhammad Z.J., Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis (2012)
28. Netter F.H. “Atlas of Human Anatomy” East Hanover, New Jersey: Novartis, 1997.

29. Marieb, E. ve Hoehn, K., Human Anatomy and Physiology, 7th Edition, Pearson Education 2007.
30. Reaz, M.B.I., Hussain, M.S. ve Mohd-Yasin, F., Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications, Biol. Proced. Online 8 (2006) 11–35
31. Shahid S., Higher Order Statistics Techniques Applied to EMG Signal Analysis and Characterization, Doktora tezi, University of Limerick; İrlanda, 2004.
32. Cram, J.R., Kasman, G.S. ve Holtz, J., Introduction to Surface Electromyography, Aspen Publishers Inc.; Gaithersburg, Maryland, 1998.
33. Nikias, C.L. ve Raghuvver, M.R., Bispectrum estimation: A digital signal processing framework, IEEE Proceedings on Communications and Radar, 75(7) (1987) 869-891.
34. Kleissen, R.F.M., Buurke, J.H., Harlaar, J. ve Zilvold, G., Electromyography in the biomechanical analysis of human movement and its clinical application, Gait Posture (1998) 8(2):143-158.
35. Basmajian, J.V. ve de Luca, C.J., Muscles Alive – The Functions Revealed by Electromyography, The Williams & Wilkins Company; Baltimore, 1985.
36. Micera, S., Vannozzi, G., Sabatini. A.M. ve Dario, P., Improving detection of muscle activation intervals, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine 20(6) (2001) 38-46.
37. Thexton, A.J., A randomization method for discriminating between signal and noise in recordings of rhythmic electromyographic activity, J Neurosci Meth 66 (1996) 93-98.
38. Winter, D.A., Pathologic gait diagnosis with computeraveraged electromyographic profiles, Arch Phys Med Rehab 65 (1984) 393-398.
39. Bornato, P., de Alessio, T. ve Knaflitz, M., A statistical method for the measurement of the muscle activation intervals from surface myoelectric signal gait, IEEE Trans Biomed Eng 45 (1998) 287-299.
40. Lanyi, X. ve Adler, A., An improved method for muscle activation detection during gait, Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering 1 (2004) 357-360.
41. Merlo, A. ve Farina, D., A Fast and Reliable Technique for Muscle Activity Detection from Surface EMG Signals, IEEE Trans Biomed Eng 50(3) (2003) 316-323.
42. Fang, J., Agarwal, G.C. ve Shahani, B.T., Decomposition of EMG signals by wavelet spectrum matching, Procedures of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (1997) 1253-1256.

43. Zennaro, D., Welling, P., Koch, V.M., Moschytz, G.S. ve Laubli, T., A Software Package for the Decomposition of Long-Term Multichannel EMG Signal Using Wavelet Coefficients, IEEE Trans Biomed Eng 50(1) (2003) 58-69.
44. Yamada, R., Ushiba, J., Tomita, Y. ve Masakado, Y., Decomposition of Electromyographic Signal by Principal Component Analysis of Wavelet Coefficient, IEEE EMBS Asian-Pacific Conference on Biomedical Engineering (2003); Keihanna, Japonya. 118-119.
45. Plevin, E. ve Zazula, D., Decomposition of surface EMG signals using non-linear LMS optimisation of higherorder cumulants, Proceedings of the 15th IEEE Symposium on Computer-Based Medical System (2002) 149-154.
46. Ruan, T., Yin, K. ve Zhou, S., Convolutional Neural Network Based Human Movement Recognition Using Surface Electromyography, IEEE 1st International Conference on Micro/Nano Sensors for AI, Healthcare, and Robotics (NSENS), Shenzhen, Çin, (2018) 68-72.
47. Weir, J.P., McDonough, A.L., ve Hill, V., The effects of joint angle on Electromyographic indices of fatigue, European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology, 73, (1996) 387–392.
48. Robertson, D.G.E., Caldwell, G.E., Chapter 11–Signal Processing In Research Methods in Biomechanics, Human Kinetics Publisher, (2004) 227–235.
49. de Luca, C.J., Electromyography: Encyclopedia of medical devices and instrumentation In: Webster, J.G., Ed., (New York: John Wiley Publisher). 2006 98–109.
50. Malhotra, S., Cousins, E., Ward, A., Day, C., Jones, P., Roffe, C., ve Pandyan, A., An Investigation into the agreement between clinical, biomechanical, and neurophysiological measures of spasticity, Clinical Rehabilitation, 22 (2008) 1105–1115.
51. Konard, P., The ABC of EMG: A practical introduction to kinesiological electromyography (ABD: Noraxon Inc.). Versiyon 1.0. 2005
52. Guglielminotti, P. ve Merletti, R., Effect of electrode location on surface myoelectric signal variables: a simulation study, 9. Int. Congress of ISEK (1992) Floransa, İtalya.
53. Laterza, F. ve Olmo G., Analysis of EMG signals by means of the matched wavelet transform, Electronics Letters 33(5) (1997) 357-359.
54. Ismail, A.R. ve Asfour, S.S., Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait, 32. Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers 1 (1998) 325-329.
55. Pattichis, C.S. ve Pattichis, M.S., Time-scale analysis of motor unit action potentials, IEEE Trans Biomed Eng 46(11) (1999) 1320-1329.

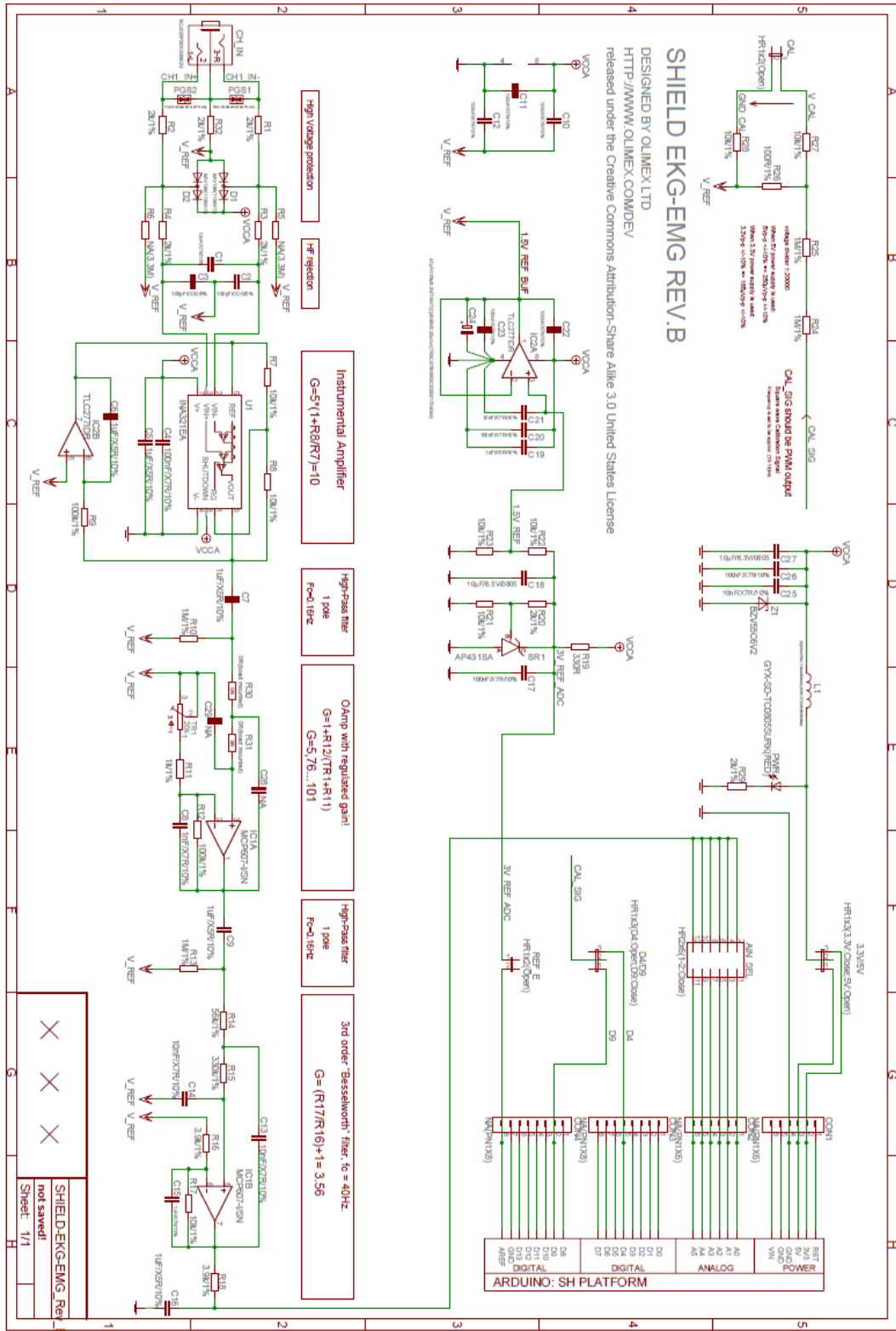
56. Kumar, D.K., Pah, N.D. ve Bradley, A., Wavelet analysis of surface electromyography to determine muscle fatigue, IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng 11(4) (2003) 400-406.
57. Piper, H., *Electrophysillogie Muschliche Muskeln*, Basel, İsviçre: Verlag von Julius; (1912).
58. Cohen, L., *Time-frequency analysis*, Englewood Cliffs, Prentice-Hall; New Jersey, ABD, 1995.
59. Martin, W. ve Flandrin, P., Wigner–Ville spectral analysis of nonstationary processes, IEEE Trans Acoust Speech Signal Processing 33 (1985) 1461-1470.
60. Amin, M.G., *Time-frequency spectrum analysis and estimation for nonstationary random processes*, *Time-Frequency Signal Analysis Methods and Applications*, Ed: B. Boashash, Longman Chesire 1992; Melbourne, Avustralya, 208-232.
61. Syeed, A.M. ve Jones, D.L., Optimal kernel for nonstationary spectral estimation, IEEE Trans Signal Processing 43 (1995) 478-491.
62. Ricamato, A.L., Absher, R.G., Moffroid, M.T. ve Tranowski, J.P., A time-frequency approach to evaluate electromyographic recordings, Proceedings of Fifth Annual IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (1992) 520-527.
63. Davies, M.R. ve Reisman, S.S., Time frequency analysis of the electromyogram during fatigue, Proceedings of the 20th Annual Northeast Bioengineering Conference (1994) 93-95.
64. Amin, M., Cohen, L. ve Williams, W.J., *Methods and Applications for Time Frequency Analysis*, Conference Notes, University of Michigan, (1993).
65. Paul, E. Barkhaus ve Sanjeev D. Nandedkar (2000) “*Electronic Atlas of Electromyographic Waveforms*” Vol. 2, 2nd Edition.
66. Day, S. “*Important Factors in Surface EMG Measurement*”, Bortec Biomedical Incorporated.
67. “*Bagnoli EMG Systems Users Guide*”, Delsys Incorporated (2008)
68. de Luca, C.J., *Surface electromyography: Detection and recording*. DelSys Incorporated, 10, (2011).
69. <https://www.scienceabc.com/pure-sciences/orbicularis-oculi-muscle-function-definition-location-anatomy.html> 19 Mayıs 2019.
70. <https://www.olimex.com/Products/Duino/Shields/SHIELD-EKG-EMG/open-source-hardware> 31 Aralık 2019.
71. <https://store.arduino.cc/usa/arduino-uno-rev3> 31 Aralık 2019.

72. <http://www.electronicaestudio.com/docs/istd016A.pdf> 31 Aralık 2019.
73. <https://www.lattepanda.com/products/lattepanda-4g-64g-with-enterprise-license.html> 31 Aralık 2019.



6. EKLER

6.1. Olimex EMG Genişletme Kartı Devre Şeması



6.2. Arduino Uno Yazılımı

```

#include <FlexiTimer2.h>
#include <HC05.h>
#include <SoftwareSerial.h>
SoftwareSerial BUGRAHC05(10, 11); // RX, TX

// All definitions
#define NUMCHANNELS 1
#define HEADERLEN 4
#define PACKETLEN (NUMCHANNELS * 2 + HEADERLEN)
#define SAMPFREQ 128 // örnekleme hızı
#define TIMER2VAL (1024/(SAMPFREQ)) // 128Hz örnekleme
frekans1
#define LED1 13
#define CAL_SIG 9

// Global constants and variables
volatile unsigned char TXBuf[PACKETLEN]; //İletilecek paket
volatile unsigned char TXIndex; //İletim paketinde
yazılacak bir sonraki bayt
volatile unsigned char CurrentCh; //Örneklenen kanal
volatile unsigned char counter = 0; //CAL_SIG için ilave
bölücü
volatile unsigned int ADC_Value = 0; //ADC anlık değer

/*****/
/* Function name: Toggle_LED1 */
/* Parameters */
/* Input : No */
/* Output : No */
/* Action: Switches-over LED1. */
/*****/

```

```
void Toggle_LED1(void){
```

```
    if((digitalRead(LED1))==HIGH){ digitalWrite(LED1,LOW); }
    else{ digitalWrite(LED1,HIGH); }
```

```
}
```

```
/* **** */
```

```
/* Fonksiyon adı: toggle_GAL_SIG */
```

```
/* Parametreler */
```

```
/* Giriş : Yok */
```

```
/* Çıkış : Yok */
```

```
/* Aksiyon: GAL_SIG durumunu değiştir */
```

```
/* **** */
```

```
void toggle_GAL_SIG(void){
```

```
    if(digitalRead(CAL_SIG) == HIGH){ digitalWrite(CAL_SIG, LOW);
```

```
}
```

```
    else{ digitalWrite(CAL_SIG, HIGH); }
```

```
}
```

```
/* **** */
```

```
/* Fonksiyon adı: setup */
```

```
/* Parametreler */
```

```
/* Giriş : Yok */
```

```
/* Çıkış : Yok */
```

```
/* Aksiyon: Tüm çevreselleri başaltır */
```

```
/* **** */
```

```
void setup() {
```

```
    noInterrupts(); // Başlatmadan önce tüm kesmeleri kapat
```

```

// LED1
pinMode(LED1, OUTPUT); // LED1 çıkış
digitalWrite(LED1,LOW); // LED1'i söndür
pinMode(CAL_SIG, OUTPUT);

//Paketin başını ve sonun yaz
TXBuf[0] = 0xa5; //Senkronizasyon 0
TXBuf[1] = 0x5a; //Senkronizasyon 1
TXBuf[2] = 2; //Protokol versiyon
TXBuf[3] = 0; //Paket sayıcı
TXBuf[4] = 0x02; //Kanal_1 Yüksek bayt
TXBuf[5] = 0x00; //Kanal_1 Alçak bayt

// Timer2
// Timer2 analog kanalların örnekleme frekansını ve paket
güncellemesini ayarlar
// Kesme olduğu anda okunan paket gönderilir
FlexiTimer2::set(TIMER2VAL, Timer2_Overflow_ISR);
FlexiTimer2::start();

// Seri Portlar
Serial.begin(9600);
BUGRAHC05.begin(9600);

interrupts(); // Başlatma tamamlandıktan sonra tüm kesmeleri
aç
}

/*****/
/* Fonksiyon Adı: Timer2_Overflow_ISR */
/* Parametreler */

```

```

/* Giriş : Yok */
/* Çıkış : Yok */
/* Aksiyon: ADC örnekleme frekansını belirler */
/*****/
void Timer2_Overflow_ISR()
{
    // LED1'i ADC örnekleme frekansı /2 hızında aç/kapa
    Toggle_LED1();

    //6 ADC girişlerini oku ve değerlerini pakette tut
    for(CurrentCh=0;CurrentCh<1;CurrentCh++){
        ADC_Value = analogRead(CurrentCh);
        TXBuf[((2*CurrentCh) + HEADERLEN)] = ((unsigned
char)((ADC_Value & 0xFF00) >> 8)); // Yüksek baytı yaz
        TXBuf[((2*CurrentCh) + HEADERLEN + 1)] = ((unsigned
char)(ADC_Value & 0x00FF)); // Alçak baytı yaz
    }

    // paketi gönder
    for(TXIndex=0;TXIndex<6;TXIndex++){
        Serial.println(TXBuf[TXIndex]);
        BUGRAHC05.write(TXBuf[TXIndex]);
    }

    // Paket sayıcısını 1 artır
    TXBuf[3]++;

    // CAL_SIGnal'i üret
    counter++; // bölücü sayıcıyı 1 artır.
    if(counter == 12){ // 250/12/2 = 10.4Hz -> değişim frekansı
        counter = 0;
        toggle_GAL_SIG(); // kalibrasyon sinyali frekansı ~10Hz
    }
}

```

```
    }  
}  
  
/*****  
/*  Fonksiyon adı: loop                               */  
/*  Parametreler                                     */  
/*  Giriş      : Yok                                 */  
/*  Çıkış     : Yok                                 */  
/*  aksiyon: Mikroişlemciyi uyku moduna al         */  
*****/  
void loop() {  
  
    __asm__ __volatile__ ("sleep");  
  
}
```

6.3. MATLAB Yazılımı 1

```

clc
clear all
close all

% set(gca,'xlim',[1 1023])
% figure
% h = animatedline;
% h.Marker = 'o';
sigma=3;
flt = 1/sqrt(2*pi*sigma^2).*exp(-(5*sigma:5*sigma).^2/(2*sigma^2));
lenFlt = numel(flt);
pre = (lenFlt-1)/2;

wl = 15; % window length to search for local extremum points
base = 512;
thr = 100; % +- 150
counter = 0;

N=1000;
veri = zeros(N,1);
hf = figure;
ax(1)=subplot(3,1,1); set(ax(1),'YLim',[0 1023]), hWave =
line(1:N, veri, 'Color', 'k');
ax(2)=subplot(3,1,2); set(ax(2),'YLim',[-100 100]), hAmp =
line(1:N, zeros(N,1), 'Color', 'b');
ax(3)=subplot(3,1,3); set(ax(3),'YLim',[-100 100]), hAng =
line(1:N, zeros(N,1), 'Color', 'b');

Fs = 128;

```

```
bpFilt = designfilt('lowpassiir', 'FilterOrder', 2,  
'HalfPowerFrequency', 5, 'SampleRate', Fs);  
  
% ax = gca;  
% ax.YGrid = 'on';  
% ax.YLim = [0 1023];  
  
b = Bluetooth('BUGRAHC05',1);  
b.BytesAvailableFcnCount = 6;  
b.BytesAvailableFcnMode = 'byte';  
b.ErrorFcn = 'fclose(b)';  
b.InputBufferSize = 6;  
  
fopen(b);  
  
set(hf, 'DeleteFcn','fclose(b),delete(b)')  
  
ilk = 0; ikinci = 0;  
while (ikinci == 0)  
    temp = fread(b,1,'uint8');  
    if (temp == 165)  
        ilk = 1;  
    end  
    if (ilk == 1 && temp == 90)  
        ikinci = 1;  
    end  
end  
  
okunan_veri = 0;  
% veri = [];  
startTime = datetime('now');  
tic
```



```

while ishandle(hf)
    temp = fread(b,6,'uint8');
    temp = temp';
    temp = [165 90 temp(1:4)];

    % okunan_veri = [okunan_veri; temp];
    temp1 = uint16(temp(1,5));
    temp2 = uint16(temp(1,6));
    temp1 = bitshift(temp1,8);
    veri = [veri(2:end,1) ; double(bitor(temp1,temp2))];

    if okunan_veri>lenFlt
        veri(end-pre) = flt*veri(end-lenFlt+1:end);

        filtData = veri(end-pre-wl+1:end-pre);
        [xmax,imax,xmin,imin] = extrema(filtData);

        mxInd = xmax>base+thr;% find maximum points
that is higher than a certain threshold
        xmax = xmax(mxInd);
        imax = imax(mxInd);

        mnInd = xmin<base-thr;% find minimum points
that is lower than a certain threshold
        xmin = xmin(mnInd);
        imin = imin(mnInd);
        if numel(imax)>0 && numel(imin)>0
            if counter==0
                if mean(imax)<mean(imin)
                    disp('sol')
                else

```

```
                disp('sağ')
            end
        end
        counter = counter+1;
        if counter > wl
            counter=0;
        end
    end
end

hWave.YData=veri;
okunan_veri = okunan_veri + 1;
drawnow
tic
end

fclose(b);
delete(b)
```

6.4. MATLAB Yazılımı 2

```

function [xmax,imax,xmin,imin] = extrema(x)
xmax = [];
imax = [];
xmin = [];
imin = [];

% Vector input?
Nt = numel(x);
if Nt ~= length(x)
    error('Entry must be a vector.')
end

% NaN's:
inan = find(isnan(x));
indx = 1:Nt;
if ~isempty(inan)
    indx(inan) = [];
    x(inan) = [];
    Nt = length(x);
end

% Difference between subsequent elements:
dx = diff(x);

% Is an horizontal line?
if ~any(dx)
    return
end

% Flat peaks? Put the middle element:
a = find(dx~=0);           % Indexes where x changes

```

```

lm = find(diff(a)~=1) + 1;    % Indexes where a do not changes
d = a(lm) - a(lm-1);        % Number of elements in the flat
peak
a(lm) = a(lm) - floor(d/2);  % Save middle elements
a(end+1) = Nt;

% Peaks?
xa = x(a);                  % Serie without flat peaks
b = (diff(xa) > 0);         % 1 => positive slopes (minima begin)
                                % 0 => negative slopes (maxima begin)
xb = diff(b);               % -1 => maxima indexes (but one)
                                % +1 => minima indexes (but one)
imax = find(xb == -1) + 1;  % maxima indexes
imin = find(xb == +1) + 1;  % minima indexes
imax = a(imax);
imin = a(imin);

nmaxi = length(imax);
nmini = length(imin);

% Maximum or minumim on a flat peak at the ends?
if (nmaxi==0) && (nmini==0)
    if x(1) > x(Nt)
        xmax = x(1);
        imax = indx(1);
        xmin = x(Nt);
        imin = indx(Nt);
    elseif x(1) < x(Nt)
        xmax = x(Nt);
        imax = indx(Nt);
        xmin = x(1);
        imin = indx(1);

```

```
end
return
end

% Maximum or minimum at the ends?
if (nmaxi==0)
    imax(1:2) = [1 Nt];
elseif (nmini==0)
    imin(1:2) = [1 Nt];
else
    if imax(1) < imin(1)
        imin(2:nmini+1) = imin;
        imin(1) = 1;
    else
        imax(2:nmaxi+1) = imax;
        imax(1) = 1;
    end
    if imax(end) > imin(end)
        imin(end+1) = Nt;
    else
        imax(end+1) = Nt;
    end
end
xmax = x(imax);
xmin = x(imin);

% NaN's:
if ~isempty(inan)
    imax = indx(imax);
    imin = indx(imin);
end
```

```
% Same size as x:
imax = reshape(imax,size(xmax));
imin = reshape(imin,size(xmin));

% Descending order:
[~,inmax] = sort(-xmax);
xmax = xmax(inmax);
imax = imax(inmax);
[xmin,inmin] = sort(xmin);
imin = imin(inmin);
```



ÖZGEÇMİŞ

1987 yılında Ankara’da doğdu. İlkokul, ortaokul ve lise eğitimini Mersin’de İçel Koleji’nde tamamladıktan sonra 2004 yılında İstanbul Üniversitesi Elektrik – Elektronik Mühendisliği bölümünde lisans eğitimine başladı. Öğrencilik yıllarında çeşitli iş deneyimlerinden sonra 2009 yılında İstanbul’da Politeknik İnş. Taah. İml. San. Tic. Ltd. Şti.’de tiyatro sahne elektro-mekanik sistemleri ve ses, ışık, görüntü sistemleriyle ilgili proje ve satış mühendisi olarak görev yaptı. 2012 yılında KTÜ Beşikdüzü Meslek Yüksekokulu’nda Öğretim Görevlisi olarak çalışmaya başladı. 2014 yılından şu ana kadar KTÜ Trabzon Meslek Yüksekokulu’nda görevine devam etmektedir. İyi derecede İngilizce bilmektedir.