

DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİYOSİNYALLER KULLANARAK İNSAN DESTEK
SİSTEMLERİ İÇİN ROBOT-İNSAN ARABAĞLAŞIM
GELİŞTİRİLMESİ

Şefika İpek ŞAMLI

Ağustos, 2016

İZMİR

BİYOSİNYALLER KULLANARAK İNSAN DESTEK SİSTEMLERİ İÇİN ROBOT-İNSAN ARABAĞLAŞIM GELİŞTİRİLMESİ

Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Yüksek Lisans Tezi

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

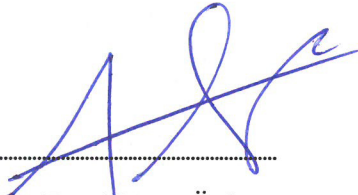
Şefika İpek ŞAMLI

Ağustos, 2016

İZMİR

YÜKSEK LİSANS TEZİ SINAV SONUÇ FORMU

ŞEFİKA İPEK ŞAMLI tarafından **YRD. DOÇ. DR. AHMET ÖZKURT** yönetiminde hazırlanan "**BİYOSİNYALLER KULLANARAK İNSAN DESTEK SİSTEMLERİ İÇİN ROBOT-İNSAN ARABAĞLAŞIM GELİŞTİRİLMESİ**" başlıklı tez tarafımızdan okunmuş, kapsamı ve niteliği açısından bir Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.



Yrd. Doç Dr. Ahmet Özkurt

Yönetici



Prof. Dr. Zeki KIRAL

Juri Üyesi



Yrd. Doç. Dr. Yalçın İSLER

Juri Üyesi



Prof. Dr. Ayşe OKUR

Müdür

Fen Bilimleri Enstitüsü

TEŞEKKÜR

Tez çalışması sürecinde her türlü bilgi ve deneyimlerini benimle paylaşan tez danışmanım Yrd. Doç. Dr. Ahmet ÖZKURT' a, yazılım konusundaki yardımlarından dolayı Yrd. Doç. Dr. Taner AKKAN'a, her daim yanımda olan babam Mesut ŞAMLI, annem Yasemin ŞAMLI, kardeşim Ziya ŞAMLI'ya ve desteğini, yardımlarını, ilgisini eksik etmeyen eşim Ömer LÖK' e sonsuz teşekkürü bir borç bilirim.

Şefika İpek ŞAMLI



BİYOSİNYALLER KULLANARAK İNSAN DESTEK SİSTEMLERİ İÇİN ROBOT-İNSAN ARABAĞLAŞIM GELİŞTİRİLMESİ

ÖZ

Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA), bireyden alınan beyin sinyalleri ile herhangi bir yazılım ya da donanımı kontrol eden bir sistemdir. Kayıt yöntemi olarak BBA uygulamalarında sıklıkla tercih edilmesi, kullanımının kolay olması ve güvenilir olması nedeniyle Elektroensefalografi (EEG) sinyali seçilmiştir. Bu çalışmada bireyin göz hareketleri ve kol hareketleri ile dış dünyayla haberleşebilmesi amacıyla göz ve kol hareketleri sınıflandırılmıştır. Özellikle de dirsek hareketleri birbirinden ayırt edilmeye çalışılmıştır. EEG sinyalinin kaydı ve gerçek zamanlı işlenmesi için 2 adet mobil EEG cihazı kullanılmıştır. Alınan sinyallerden öznitelik çıkarmak amacıyla sinyalin istatistiksel özellikleri, Ortak Uzamsal Örüntü (OUÖ) metodu ve Güç Spektral Yoğunluk (GSY) metodu kullanılmıştır. Elde edilen öznitelikler Destek Vektör Makinesi (DVM) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) ile sınıflandırılmış ve çıkan sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Anahtar kelimeler: Beyin bilgisayar arayüzü, elektroensefalografi, ortak uzamsal örüntü, güç spektral yoğunluk

ROBOT-HUMAN INTERFACE DESIGN FOR HUMAN ASSISTANCE SYSTEMS BY USING BIOSIGNALS

ABSTRACT

Brain Computer Interface (BCI) is a system which controls any device or software with brain signals from human. Electroencephalogram (EEG) is used for BCI application because of easy use, reliable and preferable for bci applications. In this thesis, it is aimed to classify arm and eye movements for interfacing the world. Especially it is aimed to detect elbow movements. Two EEG devices are used for realtime record and analysis. Statistical features of signals, Common Spatial Pattern (CSP) and Power Spectrum Density (PSD) are used for feature extraction , Support Vector Machine (SVM) and Artifical Neural Network (ANN) are used for classification. The results are compared to each other.

Keywords: Brain computer interface, electroencephalography, common spatial pattern, power spectrum density

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
YÜKSEK LİSANS TEZİ SINAV SONUÇ FORMU	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
ÖZ.....	iv
ABSTRACT	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	x
TABLolar LİSTESİ.....	xi
BÖLÜM BİR – GİRİŞ.....	1
BÖLÜM İKİ – BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ.....	5
2.1 Sinyal Alma Teknikleri.....	5
2.1.1 Elektroensefalogram (EEG)	6
2.1.2 Electrocorticogram (ECoG)	6
2.1.3 Manyetoensefalogram (MEG)	7
2.2 EEG de Elektrot Konumları	8
2.3 EEG Sinyalinin Özellikleri.....	9
2.4 Göz Hareketlerinin EEG Sinyali Üzerindeki Etkisi.....	10
2.5 Motor Hareketlerin EEG Sinyali Üzerindeki Etkisi	13
BÖLÜM ÜÇ – KULLANILAN CİHAZLAR VE VERİ SETLERİ	15
3.1 Tezde Kullanılan Cihazlar.....	15
3.1.1 Neurosky Mindwave	15
3.1.2 Emotiv EPOC +	16
3.2 Tezde Kullanılan Veri Setleri	19
3.2.1 Göz Hareketleri ile ilgili Veri Setleri.....	19
3.2.2 BCI Competition 3 dataset 3	20
3.2.3 Dirsek Hareketleri ile ilgili Veri Setleri	20

BÖLÜM DÖRT – YÖNTEM	24
4.1 Önişleme	24
4.2 İstatistiksel Özellikler	25
4.2.1 Çarpıklık	25
4.2.2 Basıklık	25
4.2.3 Ortalama Mutlak Sapma (OMS)	26
4.2.4 Çeyrek Değerler Genişliği.....	26
4.3 Ortak Uzamsal Örüntü (OUÖ) Metodu	26
4.3.1 Düzenlenmiş Ortak Uzamsal Örüntü (D-OUÖ) Metodu	29
4.3.2 Bileşik Ortak Uzamsal Örüntü (B-OUÖ) Metodu.....	30
4.4 Güç Spektral Yoğunluk (GSY).....	30
4.4.1 Parametrik Olmayan Metotlar.....	31
4.4.2 Parametrik Metotlar	32
4.5 Göz Hareketlerinin Tespiti için Kullanılan Öznitelikler	34
4.6 Dirsek Hareketlerinin Tespiti için Kullanılan Öznitelikler.....	36
BÖLÜM BEŞ – SINIFLANDIRMA	38
5.1 Destek Vektör Makinesi (DVM).....	38
5.1.1 Doğrusal Destek Vektör Makinesi	38
5.1.2 Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makinesi	41
5.2 Yapay Sinir Ağları (YSA)	42
5.2.1 Verilerin Bölünmesi	42
5.2.2 YSA Dizayn Seçimleri	43
BÖLÜM ALTI – DENEYSEL SONUÇLAR.....	44
6.1 Göz Hareketlerinin Sınıflandırma Sonuçları	44
6.2 Üçüncü Beyin Bilgisayar Arayüzü Yarışması 3. Veri Seti Sınıflandırma Sonuçları	45
6.3 Dirsek Hareketlerinin Sınıflandırma Sonuçları.....	48

BÖLÜM YEDİ – SONUÇ VE ÖNERİLER.....	57
--	-----------

KAYNAKLAR.....	60
-----------------------	-----------



ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 1.1	Beyin bilgisayar arayüzü sistemi 1
Şekil 2.1	EEG ölçüm cihazları 6
Şekil 2.2	Electrocorticogram elektrot yerleşimi 7
Şekil 2.3	a)MEG tarayıcı odası, b)MEG tarayıcı 7
Şekil 2.4	Uluslar arası 10-20 elektrot yerleşim düzeni 8
Şekil 2.5	Yatay göz hareketlerinin polarite üzerindeki etkisi 11
Şekil 2.6	Sağa ve sola bakma hareketleri için 4 elektrotdan alınan sinyaller 11
Şekil 2.7	Yukarı bakma, göz kırpma ve aşağı bakma hareketleri için 4 elektrotdan alınan sinyaller..... 12
Şekil 2.8	Üstte sol kol hareketleri, altta sağ kol hareketleri için C1 ve C2 elektrotlarından alınan sinyaller 13
Şekil 3.1	Neurosky Mindwave EEG ölçüm cihazı 15
Şekil 3.2	Emotiv Epoc + EEG ölçüm cihazı ve elektrot yerleşim düzeni 16
Şekil 3.3	Testbench arayüzü 17
Şekil 3.4	Emotiv Epoc + 'dan sinyal alınması..... 18
Şekil 3.5	Python kodu ve grafiği..... 18
Şekil 3.6	Mindwave cihazından alınan 20 saniyelik 7 adet göz kırpma hareketi . 19
Şekil 3.7	Dört farklı açıdaki dirsek hareketleri 21
Şekil 3.8	14 kanaldan alınan, sağ kola ait 0°'den 135°'ye getirme hareketinin sinyali 22
Şekil 3.9	14 kanaldan alınan, sağ kola ait 0°'den 45°'ye getirme hareketinin sinyali 22
Şekil 3.10	14 kanaldan alınan, sağ kola ait 0°'den 90°'ye getirme hareketinin sinyali 23
Şekil 3.11	14 kanaldan alınan, sağ kola ait 135°'den 0°'ye getirme hareketinin sinyali 23
Şekil 4.1	Çarpıklık katsayısının etkisi 25

Şekil 4.2	Basıklık katsayısının etkisi	26
Şekil 4.3	Ortak uzamsal örüntü metodu algoritması	28
Şekil 4.4	Güç spektral yoğunluk hesaplama yöntemleri	31
Şekil 4.5	Basıklık ve çarpıklık katsayılarının göz kırpma, hareketsiz kalma, sağa ve sola bakma durumlarındaki değişimi	35
Şekil 4.6	Basıklık, çarpıklık katsayılarının yukarı ve aşağı bakma durumlarındaki değişimi	36
Şekil 5.1	Destek vektör makinesi algoritması	39
Şekil 5.2	Doğrusal ayrılan veri için hiperdüzlem çizimi.....	40
Şekil 5.3	Doğrusal ayrılmayan veri için hiperdüzlem çizimi.....	41
Şekil 5.4	2 katmanlı 10 nöronlu sinir ağı.....	43
Şekil 6.1	EEG sinyali, sinyalin uyarıtımı ve deneysel sınıflandırma sonuçları.....	46
Şekil 6.2	EEG sinyali, sinyalin uyarıtımı ve deneysel sınıflandırma sonuçları.....	47
Şekil 6.3	50 saniyelik EEG sinyali, gerçek ve deneysel sonuçlar, a,b,c,d sırasıyla 0°'den 135°'ye, 0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 135°'den 0°'ye getirme hareketlerini temsil etmektedir.....	53
Şekil 6.4	50 saniyelik EEG sinyali, gerçek ve deneysel sonuçlar, a,b,c,d sırasıyla 0°'den 135°'ye, 0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 135°'den 0°'ye getirme hareketlerini temsil etmektedir.....	55
Şekil 6.5	50 saniyelik EEG sinyali, gerçek ve deneysel sonuçlar, a,b,c,d sırasıyla 0°'den 135°'ye, 0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 135°'den 0°'ye getirme hareketlerini temsil etmektedir.....	56

TABLÖLAR LİSTESİ

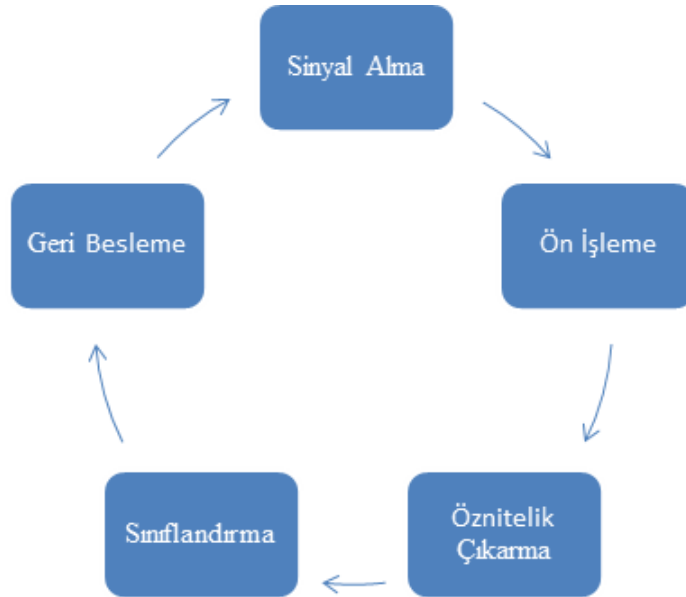
	Sayfa
Tablo 4.1 Burg Metodunun çeşitli parametrik derecelerdeki sonuçları	37
Tablo 5.1 Kullanılan yapay sinir ağlarının teknik özellikleri.....	43
Tablo 6.1 Göz kırpma hareketlerinin offline sonuçları, a,b,c,d,e,f hareketleri sırasıyla göz kırpma,serbest kalma, sağa, sola, yukarı ve aşağı kalma hareketlerini ifade etmekte	45
Tablo 6.2 'BCI Competition 3' yarışması 3. veri seti sınıflandırma sonuçları	48
Tablo 6.3 Birinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları	48
Tablo 6.4 İkinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları	49
Tablo 6.5 Üçüncü denek için ortak uzamsal örüntü metodu yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları	49
Tablo 6.6 Birinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu destek vektör makinesi sınıflandırma sonuçları	50
Tablo 6.7 İkinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu destek vektör makinesi sınıflandırma sonuçları	50
Tablo 6.8 Üçüncü denek için ortak uzamsal örüntü metodu destek vektör makinesi sınıflandırma sonuçları	51
Tablo 6.9 Birinci denek için güç spektral yoğunluk sınıflandırma sonuçları	51
Tablo 6.10 İkinci denek için güç spektral yoğunluk sınıflandırma sonuçları.....	52
Tablo 6.11 Üçüncü denek için güç spektral yoğunluk sınıflandırma sonuçları	52
Tablo 7.1 Üç deneğin yapay sinir ağları ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının ortalaması	58
Tablo 7.2 Üç deneğin destek vektör makinesi ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının ortalaması.....	58
Tablo 7.3 Üç deneğin sınıflandırma sonuçlarının ortalaması.....	59

BÖLÜM BİR

GİRİŞ

Beyin bilgisayar arayüzü, BBA (Brain computer interface, BCI) bireyin belirli durumlarda oluşan beyin dalgalarının belli bir cihazla alınıp işlendikten sonra bir cihazı ya da yazılımı kontrol etmesine olanak sağlayan sistemdir (Graimann ve diğer., 2010). Beyin bilgisayar arayüzü her hangi bir kas rahatsızlığına sahip olan bireylerin hayatını kolaylaştırmak amacıyla ya da sağlık problemi bulunmayan bireyler için yaşam kalitesini yükseltmek amacıyla geliştirilmiştir (Dornhege ve diğer., 2000). BBA, kas rahatsızlığına sahip olan bireylerin yapılan protez, ortez ya da tekerlekli sandalyeler vasıtasıyla tekrar hareket edebilmelerine, sadece gözünü hareket ettirebilen hastaların göz hareketlerini tespit edip yazı yazdırarak iletişim kurabilmelerine ya da sağlıklı bireylerin ağır işleri yapabilen robot kolları hareket ettirebilmelerine olanak sağlar (He ve diğer., 2016; Dornhege ve diğer., 2000).

BBA, şekil 1.1’de görüldüğü gibi 5 ana parçadan oluşan bir kapalı döngü sistemidir. Bu parçalar sırasıyla sinyal alma, ön işleme, öznitelik çıkarma, sınıflandırma ve yapılan uygulama sayesinde oluşan geri beslemedir (Malmivuo ve Plonsey, 1995; Graimann ve diğer., 2010).



Şekil 1.1 Beyin bilgisayar arayüzü sistemi

- Sinyal Alma: BBA uygulamaların ilk adımı sistemde kullanılacak olan sinyalin denekten alınmasıdır. Elektroensefalografi (EEG), Manyetoensefalografi (MEG), Elektrocorticografi (ECoG) gibi sinyal alma teknikleri mevcuttur. Çeşitli avantajlarından dolayı genellikle Elektroensefalografi (EEG) tercih edilmektedir(Erdoğan, 2009).
- Önişleme: Beyin sinyallerinde gürültü, istenmeyen frekanslar gibi bozucu etkiler yer alır. Beyin dalgaları filtrelenerek istenmeyen etkilerden arındırılır. Daha sonra ise sinyale normalizasyon işlemi uygulanır.
- Öznitelik Çıkarma: Fourier Dönüşümü, Dalgacık Dönüşümü (Robinson ve diğer., 2013), Gabor Dönüşümü (Vuckovic, 2008), Ortak Uzamsal Örüntü Metodu (Ramoser ve diğer., 2000) , Temel Bileşen Analizi, Bağımsız Bileşen Analizi, Güç Spektral Yoğunluk (Herman ve diğer., 2008), AR parametreleri (Herman ve diğer., 2008; Fifer ve diğer., 2014) gibi çeşitli teknikler kullanılarak sinyale ait zaman, frekans, zaman-frekans özellikleri çıkarılır.
- Sınıflandırma: Elde edilen öznitelikler Yapay Sinir Ağları (Pfurtscheller ve diğer., 1998), Destek Vektör Makinesi (Thomas ve diğer., 2009), Doğrusal Ayırma Analizi (Fifer ve diğer., 2014) gibi sınıflandırma teknikleri kullanılarak sınıflandırılır.
- Uyarım ve Geribesleme: Sınıflandırma sonucunda elde edilen veriler bir yazılımın ya da donanımın geliştirilmesinde kullanılarak deneğe geribesleme yapılır.

Beyin bilgisayar arayüzü ile ilgili literatürde pek çok çalışma vardır. Göz hareketleri ve motor hareketlerinin sınıflandırılması başlıca çalışma alanları arasında yer almaktadır. Göz hareketleriyle ilgili yapılan çalışmalarda iki farklı uygulama vardır. İlkinde göze yakın olan elektrotlardan veriler alınarak göz kırpma, sağa-sola bakma ve yukarı-aşağı bakma gibi hareketler birbirinden ayırt edilmeye çalışılır (Belkacem ve diğer., 2004). Göz ile ilgili ikinci çalışma alanı ise occipital lobdan alınan verilerin işlenmesidir. Yapılan çalışmalara göre göze gelen ışığın frekans

anlatılmıştır. Tezin beşinci bölümünde veri setlerinin birbirinden ayırt edilmesini sağlayan sınıflandırma teknikleri anlatılmıştır. Altıncı bölümde uygulanan öznitelik çıkarma ve sınıflandırma işlemleri sonucunda ortaya çıkan deneysel sonuçlar, yedinci bölümde ise tez çalışmasının sonucu ve çıkan sonuçların karşılaştırılması yer almaktadır.



BÖLÜM İKİ

BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ

Beyin bilgisayar arayüzü (BBA), çeşitli yöntemlerle (EEG, ECoG, MEG) alınan beyin sinyalleri ile harici elektronik cihazların kontrol edilmesine olanak sağlayan bir sistem ve araştırma konusudur (Dornhege ve diğer., 2000). Beyin bilgisayar arayüzü, Amyotrophic lateral sclerosis (ALS), beyin ve omurilik yaralanmaları, serebral palsi, kas distrofileri, çoklu sertleşim gibi kas hareketlerinin kontrolünü kaybetmeye neden olan hastalıklara sahip, vücudunun tamamını ya da belli bir kısmını hareket ettiremeyen hastaların tekerlekli sandalye, protez uzuv, bilgisayar gibi harici elektronik cihazları kullanabilmelerini sağlamaktadır (Dornhege ve diğer., 2000). Bu sayede yaşamı kötü şekilde etkilenen bu hastaların hayata tekrar uyum sağlamaları, tek başlarına hayatlarını sürdürebilmeleri sağlanmaktadır. Sağlıklı bireylerin ise düşünceleriyle oyun oynayabilmelerine ya da her hangi bir elektronik cihazı kullanabilmelerine olanak sağlamaktadır (Shedeed ve diğer., 2013; Fifer ve diğer., 2014).

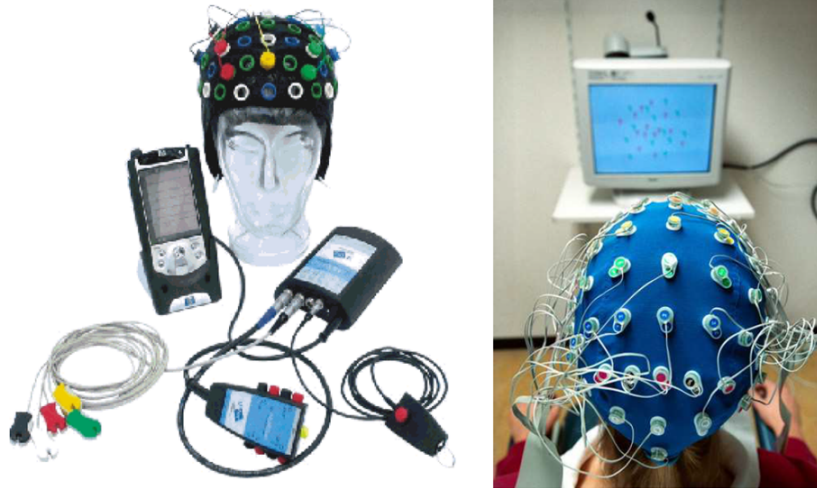
BBA kullanıcı ve dış dünya arasında gerçek zamanlı bir köprü kurmaktadır. Kullanıcıdan gelen beyin sinyallerini tespit etmekte, analiz etmekte ve kontrol cihazına iletilecek bir komuta çevirmektedir.

2.1 Sinyal Alma Teknikleri

Beyin dalgaları elektrik ve manyetik aktivitelerin oluşmasına sebep olur. Bu elektrik ve manyetik alanlar farklı metotlarla tespit edilebilirler. Bu metotlar, girişimsel ve girişimsel olmayan sinyal alma teknikleri olarak iki ana gruba ayrılır. Girişimsel sinyal alma tekniğinde elektrotlar cerrahi bir müdahaleyle beyne yerleştirilerek beynin elektriksel sinyalleri alınır. Girişimsel olmayan sinyal alma tekniğinde ise sinyal kafatası yüzeyinden, cerrahi müdahale olmadan alınmaktadır. 3 tane sinyal alma tekniği aşağıda anlatılmıştır (Erdoğan, 2009).

2.1.1 Elektroensefalogram (EEG)

Elektroensefalogram (EEG), beynin elektriksel aktivitelerini ölçmek için kullanılan bir kayıt tekniğidir. Elektriksel aktiviteler girişimsel olmayan bir yöntemle, başın yüzeyine (10-20 elektrot yerleşim düzenine göre) yerleştirilen, gümüş ve gümüş klorür elektrotlar (Ag / AgCl) ile ölçülmektedir. İşaretin zayıflamaya maruz kalmaması için kafatası ile elektrotlar arasına jel sürülmektedir. Yaygın olarak klinik uygulamalarda kullanılmaktadır. Ayrıca düşük maliyetli, düşük riskli ve kolay taşınabilir olmasından dolayı BBA uygulamalarının birçoğunda tercih edilmektedir (Ramoser ve diğer., 2000; Kang ve diğer., 2009). Şekil 2.1’de örnek EEG ölçüm cihazları yer almaktadır.



Şekil 2.1 EEG ölçüm cihazları (Erdoğan, 2009)

2.1.2 Electrocorticogram (ECoG)

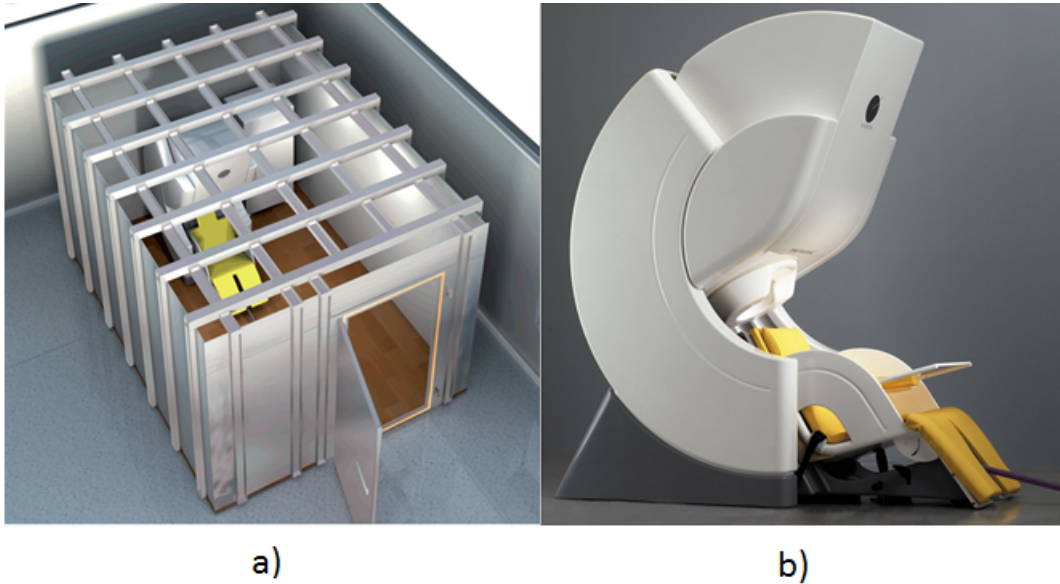
Electrocorticogram (ECoG) , elektrotların cerrahi bir operasyonla beyne yerleştirildiği girişimsel bir kayıt tekniğidir. Kafatasının içerisine bir müdahale gerektirdiğinden dolayı hasta için risk oluşturmaktadır. Cerrahi müdahale gerektirdiğinden dolayı akademik çalışmalarda kullanmak için pahalı ve risklidir. Şekil 2.2’de ECoG tekniğinde elektrot yerleşim düzeni yer almaktadır (Erdoğan, 2009).



Şekil 2.2 Electrocorticogram elektrot yerleşimi (Erdoğan, 2009)

2.1.3 Manyetoensefalogram (MEG)

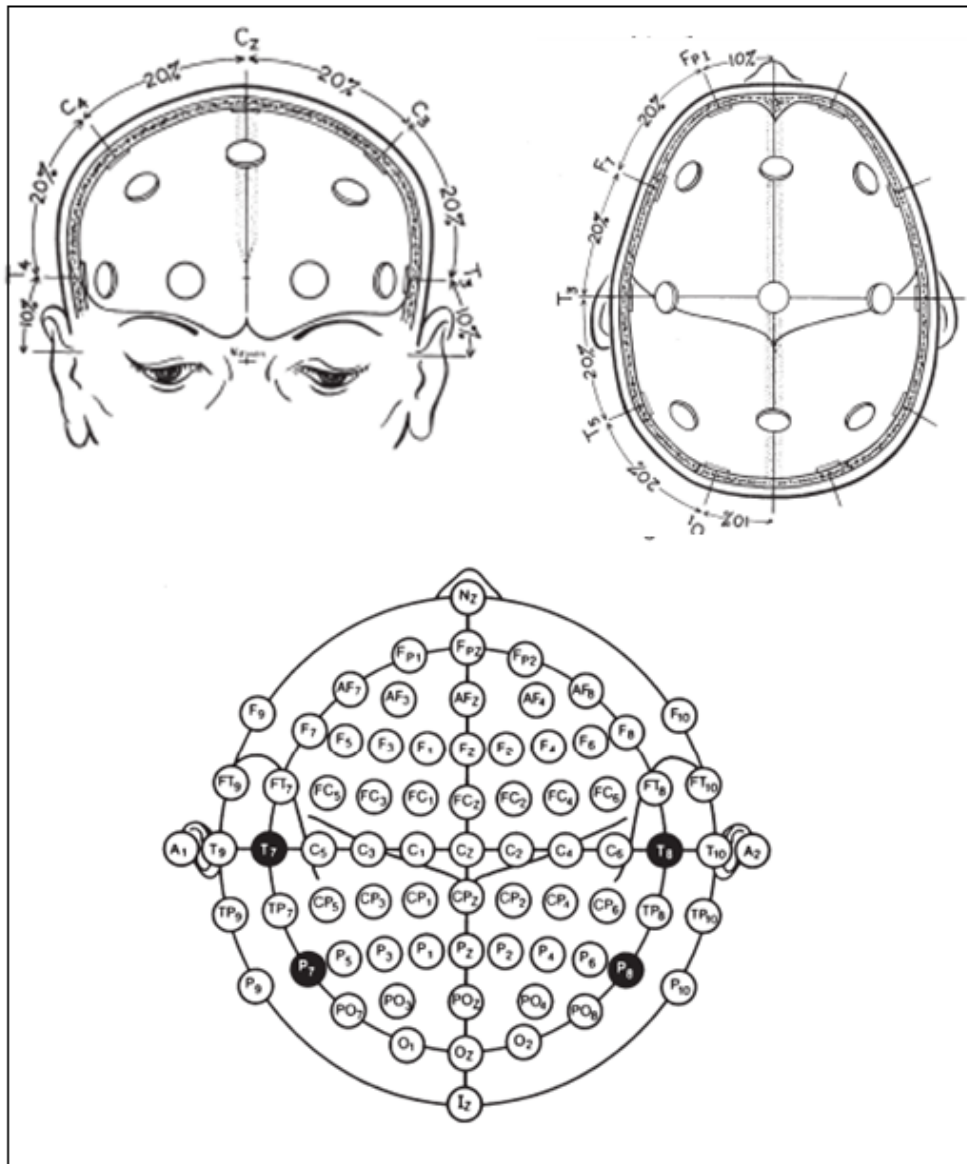
Manyetoensefalogram, nöronların elektriksel aktiviteleri sonucunda oluşturduğu küçük manyetik alan akımlarını ölçmek için kullanılan girişimsel olmayan bir kayıt tekniğidir. MEG tarayıcıları manyetik olarak korunmuş, dünyanın manyetik alanından etkilenmeyen bir odada bulunmak zorundadır. Ayrıca sensörler sıvı helyum soğutma birimleriyle soğuk tutulmak zorundadır. Sürekli soğutulması gerektiği ve özel bir oda gerektirdiği için akademik öalışmalarda kullanımı pahalı ve zordur. Şekil 2.3’de Manyetoensefalogram cihazı ve kayıt alındığı odanın resmi yer almaktadır (Erdoğan, 2009).



Şekil 2.3 a)MEG tarayıcı odası, b)MEG tarayıcı (Erdoğan, 2009)

2.2 EEG de Elektrot Konumları

Uluslararası Klinik Nörofizyoloji Federasyonu tarafından geliştirilen 10-20 sistemi, EEG ölçümü sırasında elektrotların konumlarını belirlemek için kullanılan standartlaşmış bir metottur (Jasper, 1958). Sistem, elektrotların konumları arasındaki ilişkiye dayanır. '10' ve '20' sayıları elektrotların önden arkaya, sağdan sola birbirleri arasındaki mesafenin oranını temsil eder. Şekil 2.4'de 10-20 sisteminde göre beyin bölümlere ayrıldığı gösterilmektedir.



Şekil 2.4 Uluslararası 10-20 elektrot yerleşim düzeni (Jasper, 1958)

Beyindeki her bölge bir harf ile temsil edilir, sırasıyla Fp, F, T, C, P, O harfleri Pre-Frontal, Frontal, Temporal, Central, Parietal, Occipital bölgelere karşılık gelir. Sayılar ise elektrotun beynin hangi yarım küresine ait olduğunu gösterir. Çift sayılar (2,4,6,8) beynin sağ yarım küresini, tek sayılar (1,3,5,7) ise sol yarım küresini temsil eder. İki yarım küre arasındaki alan ise 'z' harfiyle temsil edilir (Jasper, 1958).

2.3 EEG Sinyalinin Özellikleri

EEG'nin tarihi ve gelişimi 18. yüzyılda, Luigi Galvani'nin canlı dokudaki elektriksel potansiyeli keşfetmesiyle başlamıştır. Ardından Richard Caton gürültüyü ve bozucu etkileri azaltan yüksek kalite elektrotlar kullanarak maymun ve tavşanların beyindeki elektriksel aktiviteyi kaydetmeyi başarmış ve 40 hayvanın üzerinde uyku, uyanıklık, anestezi ve ölüm durumlarıyla ilgili çalışmalar yapmıştır. İnsandan alınan ilk EEG kaydı ise 1924 yılında Alman bilim adamı Hans Berger tarafından yapılmıştır (Szachewicz, 2013).

EEG'nin zamansal çözünürlüğü yani belirli zaman içindeki küçük değişimleri algılama yeteneği yüksektir. Ancak mekansal çözünürlüğü ve frekans aralığı sınırlıdır. EEG sinyalinin genlik değeri tepeden tepeye 1-400 μV , frekans değeri ise 0,5-100 Hz aralığındadır. Bu frekans aralığında yer alan beyin dalgaları aşağıda anlatılmaktadır (Szachewicz, 2013).

1. Delta dalgası; frekansı 0-4 Hz aralığında olan en yavaş beyin dalgasıdır. 20-40 $0\mu V$ aralığında yüksek genliğe sahip delta dalgaları genellikle derin uyku, rüyasız uyku ve yavaş dalga uykusu ile ilgilidir (Szachewicz, 2013).
2. Teta dalgası; hafif uyku, rüyalı uyku ya da aşırı rahatlamayla ilgilidir. Frekans aralığı 4-7 Hz, genlik aralığı ise 5-100 μV 'dur (Szachewicz, 2013).
3. Alfa dalgası; 7,5 – 12,5 Hz frekans ve 2-10 μV genlik aralığına sahiptir. Uyanık ancak dışardan hiçbir uyarının olmadığı, gözlerin kapalı olduğu durumlarda görünür (Szachewicz, 2013).

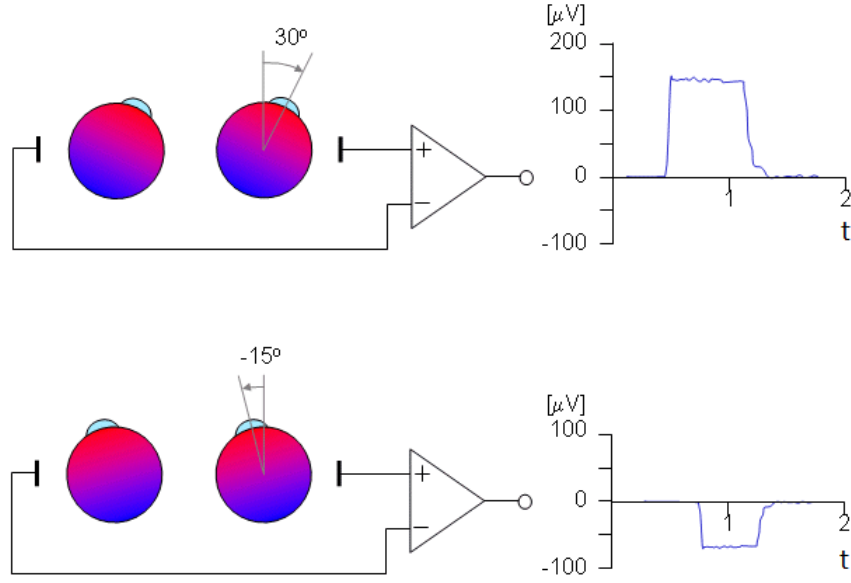
4. Beta dalgası ya da beta ritmi; tamamen uyanık durum ya da bilincin açık olduğu durumla ilgilidir. Frekans aralığı 12,5 ve 30 Hz arasındadır. 1-5 μV genliğe sahiptir. Yetersiz beta aktivitesine sahip olan kişiler depresyon, uykusuzluk gibi zihinsel ya da duygusal hastalıklara sahip olabilirler (Szachewicz, 2013).
5. Gama dalgası; dil, hafıza işlemleri ve çeşitli öğrenme tipleriyle ilgilidir. 40 Hz civarında yoğunlaşan, 25-100 Hz arasında frekansa sahiptir.

Mu dalgası, alfa dalgası ile aynı aralıkta yer alır. Gerçek ya da hayali motor hareketleri sırasında mu dalgasının genliği azalır. Sensorimotor ritim (SMR), sensorimotor korteks (iki kulak arasındaki bölge) üzerinden alınan 12-15 Hz aralığındaki beyin dalgasıdır (Szachewicz, 2013).

EEG sinyalinin genliğinin çok düşük olmasından dolayı, sinyal gürültülerden çok fazla etkilenebilmektedir. Çevrede manyetik alan olup olmaması, ışık ya da ses gibi herhangi bir uyarının olup olmaması, kalp atışları, istemsiz vücut hareketleri bu bozucu etkiler arasındadır. EEG ölçümü sırasında bu etkileri en aza indirgeyecek şekilde önlemler alınmalıdır. Ölçüm uygun bir ortam da yapılmalı ve ölçüm sırasında hareketsiz kalmaya çalışılmalıdır.

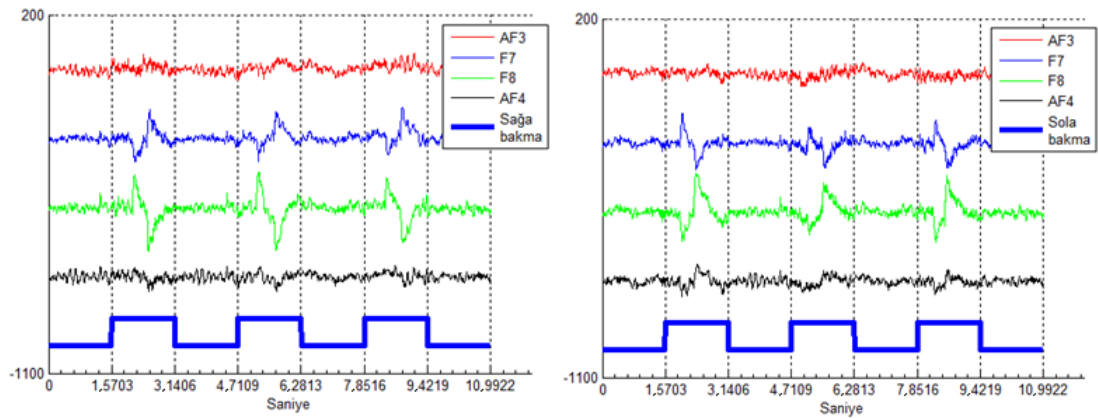
2.4 Göz Hareketlerinin EEG Sinyali Üzerindeki Etkisi

Göz üzerinde ışığın varlığından bağımsız olarak bir potansiyel fark (corneo-retinal potential CRP) mevcuttur. 0,4-1 mV aralığında olan bu potansiyel farkın kornea üzerinde pozitif kutuplu, retina üzerinde ise negatif kutuplu olduğunu 1848 yılında Emil du Bois-Reymond keşfetmiştir. Gözün hareketi sonucunda değişen bu potansiyel farkı ölçmek için Elektrookülografi (EOG) tekniği kullanılır. EOG tekniğinde gözün etrafına 2 ya da 3 tane ölçüm elektrotu enseye ise toprak elektrotu bağlanır. EOG tekniğinin dışında EEG sinyalinden de bu potansiyel gözlenebilir (Malmivuo ve Plonsey, 1995).



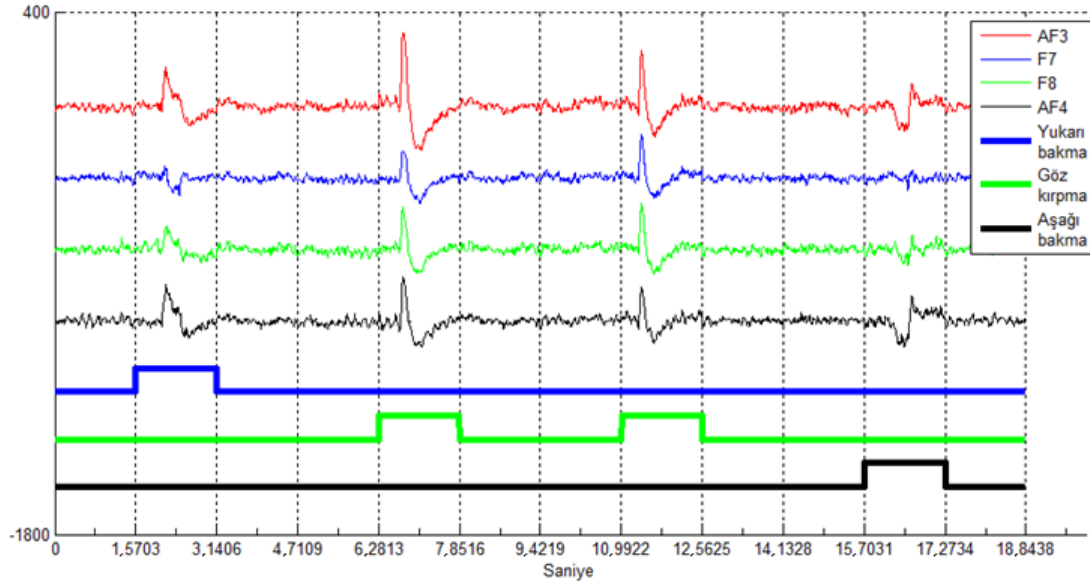
Şekil 2.5 Yatay göz hareketlerinin polarite üzerindeki etkisi (Malmivuo ve Plonsey, 1995)

Mili voltlar seviyesinde olan EOG sinyali, mikro voltlar seviyesinde olan EEG sinyali üzerinde belirgin farklar yaratır. Normal de bozucu birer etki olarak görünen bu sinyaller, beyin bilgisayar arayüzü alanına gelindiğinde kullanışlı bir veriye dönüşmektedir. Göz kırpa ya da sağa-sola bakma, yukarı-aşağı bakma gibi durumlar bu potansiyel fark sayesinde tespit edilebilir. Göz hareketlerinden dolayı oluşan genlik EEG sinyalinden çok yüksek olduğu için çeşitli dönüşümlerden yararlanmadan, sinyalin istatistiksel özelliklerinden yararlanarak göz hareketlerinin tespiti mümkündür (Malmivuo ve Plonsey, 1995).



Şekil 2.6 Sağa ve sola bakma hareketleri için 4 elektrotdan alınan sinyaller

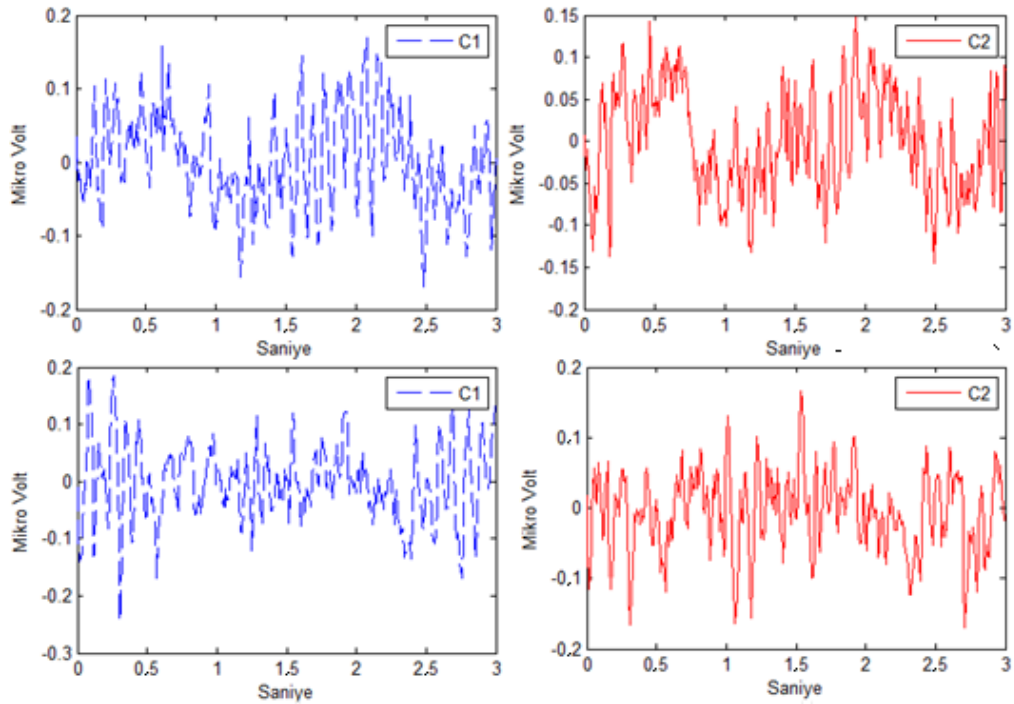
Göz dinlenme konumundayken hiçbir voltaj kaydedilmez. Yatay göz hareketlerinde ise gözün sağa döndüğü durumlarda sağ taraftaki elektrotun potansiyeli artarken, sol taraftaki elektrotun potansiyeli azalır. Sola bakma durumunda ise bunun tam tersi bir durum gözlenir. Yatay göz hareketleri sırasında gözün polaritesinin nasıl hareket ettiği Şekil 2.5’de yer almaktadır. Ayrıca yatay düzeydeki bakışın açısı da ölçülen voltajın genliğini etkiler. Göz kırpma ve dikey göz hareketleri EEG sinyalinde gözün üstündeki elektrotlardan tespit edilebilirken, yatay göz hareketlerinin tespiti için başın iki yanında yer alan elektrotların kullanılması gereklidir. Şekil 6.1’de sağa ve sola bakma göz hareketleri için göze yakın konumlarda yer alan dört farklı elektrottan alınan sinyal örnekleri yer almaktadır. Sinyalden de anlaşılabileceği gibi yatay göz hareketlerinin tespitinde başın iki tarafın yer alan F7 ve F8 elektrotları etkilidir. Şekil 2.7 de ise 4 elektrottan alınan yukarı bakma, aşağı bakma ve göz kırpma hareketlerin sinyalleri mevcuttur. Şekilde de görüldüğü gibi dikey hareketlerin tespitinde de AF3 ve AF4 hareketleri etkilidir.



Şekil 2.7 Yukarı bakma, göz kırpma ve aşağı bakma hareketleri için 4 elektrottan alınan sinyaller

2.5 Motor Hareketlerin EEG Sinyali Üzerindeki Etkisi

Bir uzvu hareket ettirmek ya da tek bir kası hareket ettirmek korteksteki beyin aktivitelerinin değişmesine neden olur. Hareket için hazırlanmak ya da bir hareketi hayal etmek sensorimotor ritmi olarak adlandırılan ritmin değişmesine sebep olur. Sensorimotor ritmi (SMR) somatosensoriyel ya da motor korteksten kaydedilen beyin aktivitesidir. Sensorimotor alandan kaydedilen alfa dalgaları mu ritmi olarak adlandırılır. Bir hareket için hazırlanma ya da hareketin hayali sırasında bazı frekans bantlarındaki elektriksel aktivitenin genliği azalır. Bu duruma olaya dayalı desenkronizasyon (event-related desynchronization ERD) adı verilir. Hareket tamamlandığında ise aynı bölgedeki elektriksel sinyal artar. Bu duruma da olaya dayalı senkronizasyon (event-related synchronization ERS) adı verilir (Szachewicz, 2013).



Şekil 2.8 Üstte sol kol hareketleri, altta sağ kol hareketleri için C1 ve C2 elektrotlarından alınan sinyaller

EEG sinyalinde motor hareketlerle ilgili frekans bantları mu ve beta bantlarıdır. İnvazif BBA uygulamalarında gamma bandı da kullanılır (Szachewicz, 2013). Uzunlar beyin zıt yarım kürelerinden kontrol edilmektedir. Bu yüzden sağ el

hareketi ile ilgili elektriksel aktiviteler C3 elektrotu üzerinde, sol el hareketi ile ilgili elektriksel aktiviteler ise C4 elektrotu üzerinde baskındır. Ayak hareketleri ise Cz elektrotu üzerinde baskındır. Ancak sağ ve sol ayak hareketlerini birbirinden ayırmak çok zordur. Çünkü sensorimotor alandaki yerleri birbirine çok yakındır. El, ayak ve dil bölgeleri sensorimotor alanda geniştir ve birbirinden ayrıdır. Bu nedenle sağ el, sol el, ayak, dil hareketlerinin kontrolü alanında çok fazla çalışma yapılmıştır. Şekil 2.8’de Graz Üniversitesinden alınan, 'BCI Competition 2' yarışmasında kullanılan sağ ve sol kol ile ilgili veri setinden birer sinyal örnek olarak gösterilmiştir (Blankertz ve diğer., 2004).



BÖLÜM ÜÇ

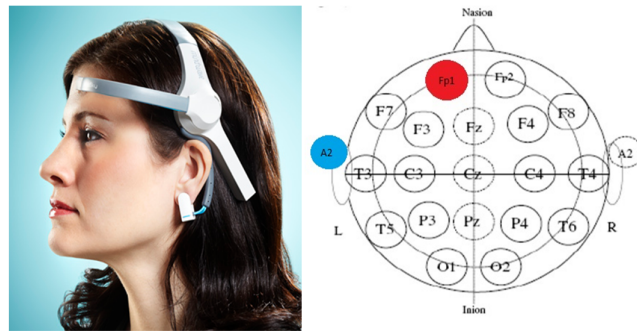
KULLANILAN CİHAZLAR VE VERİ SETLERİ

3.1 Tezde Kullanılan Cihazlar

Bu çalışmada öncelikle göz hareketlerini algılamak için tek kanallı, Neurosky firmasının ürettiği Mindwave cihazı ileriki aşamalarda ise göz hareketlerinin tespitindeki başarı oranını arttırmak ve kol hareketlerini sınıflandırmak amacıyla Emotiv firmasının ürettiği EPOC + cihazı kullanılmıştır. Sonraki aşamalarda bu iki cihaza ait özellikler anlatılacaktır.

3.1.1 Neurosky Mindwave

Neurosky Mindwave tek kanallı, güvenli ölçüm yapabilen, ucuz ve taşınabilir bir EEG ölçüm cihazıdır. Cihaz kuru olarak kullanılabilen, 512 Hz örnekleme hızına sahip olan bir ölçüm elektrotuna sahiptir. Cihazın elektrotu 10-20 elektrot yerleştirme düzeninde var olan FP1 konumunda, referans ve toprak elektrotu ise sol kulağa takılan klips üzerinde yer almaktadır. Thinkgear kütüphanesi sayesinde cihazın ilk bağlantısı yapılabilmekte ve Matlab üzerinden gerçek zamanlı olarak veri alınıp kaydedilebilmektedir. Elektrotunun konumu sayesinde göz hareketleri ile ilgili uygulamalarda kullanmak için uygundur. Şekil 3.1’de Neurosky Mindwave cihazı ve elektrot yerleşim düzeni yer almaktadır.



Şekil 3.1 Neurosky Mindwave EEG ölçüm cihazı (Neurosky, 2016)

3.1.2 Emotiv EPOC +

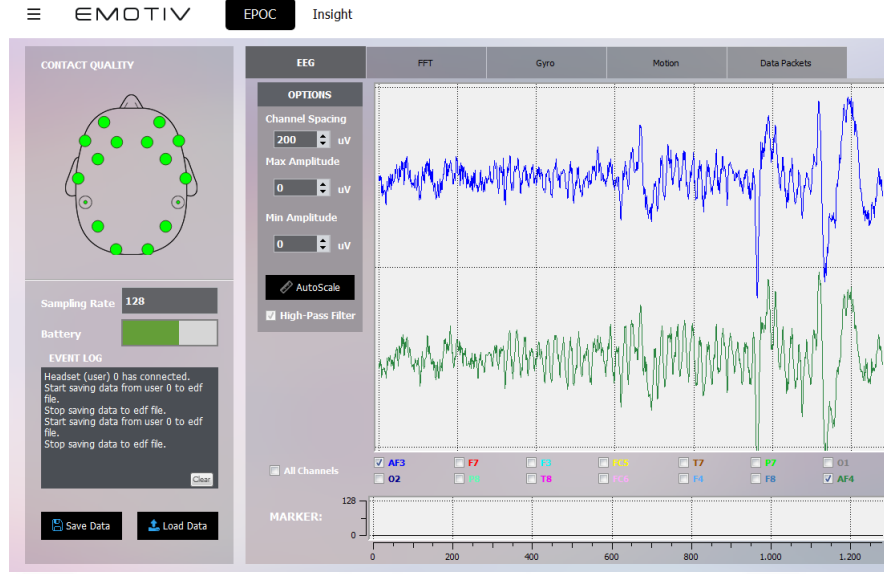
Emotiv Epoc +, akademik arařtırmalar iin kullanılabilen, ysek znrle sahip, ok kanalı, tařınabilir bir EEG lm cihazıdır. Uluslar arası 10/20 sistemine gre yerleřtirilmiř 14 EEG kanalına (AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4) , 2 referansa, 128 Hz rnekleme oranına ve kablosuz haberleřmeye sahiptir. řekil 3.2’de Emotiv EPOC 4 cihazı ve 14 elektrotun yerleřim dzeni yer almaktadır.

Emotiv Epoc + cihazından veri almanın iki yolu vardır. İlki firmanın kendi rettiėi Testbench arayzdr. Testbench arayz elektrot baėlantılarının seviyesini, batarya seviyesini, 14 kanaldan gelen EEG sinyalini gstermekte ve edf formatında veri kaydedebilmektedir. řekil 3.5’de testbench arayz ve AF3-AF4 elektrotlarından alınan iki sinyal grnmektedir. Ancak veriyi iřleyebilmek iin nce kaydetmek gerektiėinden bu yntem sadece evrimdiř arařtırmalarda kullanılabilmektedir. Cihazdan veri almanın diėer yolu ise Matlabda(TM) veya Pyton ortamlarında varolan Emotiv Toolbox’ını kullanmaktır. Bu sayede sinyal alınıp, veri kaydedilebildiėi gibi gerek zamanlı iřlemler de yapılabilir.



řekil 3.2 Emotiv Epoc + EEG lm cihazı ve elektrot yerleřim dzeni (Emotiv, 2016)

Emotiv Epoc + cihazının akademik olarak uygun olup olmadıėını arařtırmak iin eřitli alıřmalar yapılmıřtır. Bu amala yapılan bir alıřma da ’BCI competition 3’ yarıřmasındaki 5. veri setini oluřturan 32 kanallı EEG cihazıyla Emotiv Epoc + cihazı karřılařtırılmıřtır. Yarıřma da kullanılan veri seti saė el, sol el ve kelime hayalinden oluřtuėundan dolayı Emotiv Epoc cihazıyla da aynı veri seti oluřturulmuřtur.

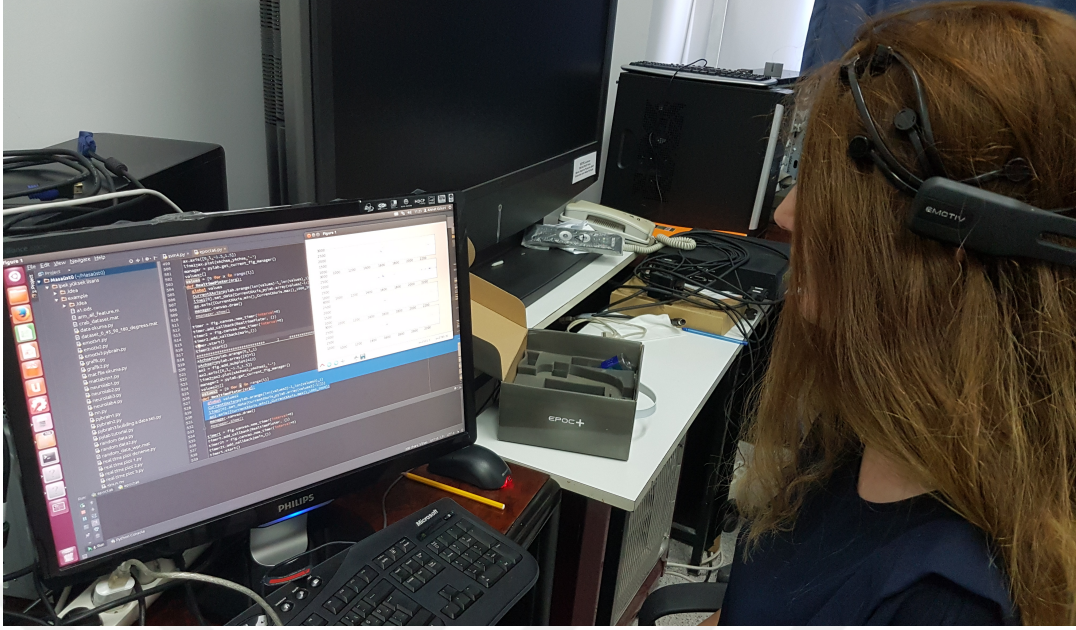


Şekil 3.3 Testbench arayüzü

Klinik EEG cihazının Emotiv Epoc + cihazıyla uyumlu olan 8 elektrotundan ve Emotiv Epoc + cihazının 14 elektrotundan elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış ve Emotiv Epoc + cihazının daha başarılı olduğu görülmüştür.

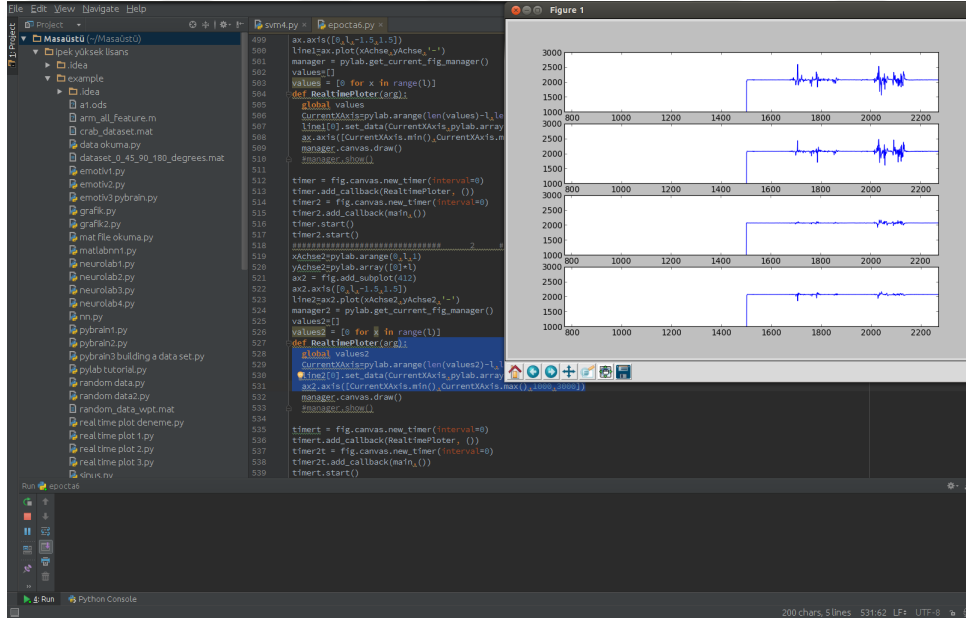
Klinik ve akademik araştırmalarda kullanılan çoğu EEG cihazında, elektrotların uzman biri tarafından beynin doğru bölgelerine yerleştirilmesi gerekmektedir. Emotiv Epoc + cihazında ise bütün elektrotlar başlık üzerinde yer almaktadır. Kullanıcı başlığı taktığı zaman cihaza ait arayüzden elektrotun aldığı renge bakarak elektrotların doğru yerde olup olmadığını anlayabilmektedir. Elektrotun siyah renkte olması sinyalin olmadığı, kırmızı renkte olması sinyalin çok zayıf olduğu, turuncu renkte olması sinyalin zayıf olduğu, sarı renkte olması sinyalin uygun olduğu yeşil renkte olması ise sinyal kalitesinin iyi olduğu anlamına gelmektedir. İyi bir çalışma için veri alımı sırasında elektrotların yeşil renkte olması gerekmektedir.

Diğer EEG cihazlarında elektrot ve kafatası yüzeyi arasına bir jel sürmek gerekirken, Emotiv Epoc + cihazında elektrotların hijyenik su ile ıslatılması veri alımı için yeterlidir. Bu tip sebeplerden dolayı Emotiv Epoc + cihazının kullanımı diğer EEG cihazlarının kullanımına göre daha kolaydır. Bu da emotiv Epoc + cihazına günlük yaşamla ilgili uygulamalarda kullanım hakkı sağlamaktadır.



Şekil 3.4 Emotiv Epoc + 'dan sinyal alınması

Taşınabilir boyutlarda olması, ucuz olması, elektrot yerleşiminde uzman yardımı gerektirmemesi ve kullanım kolaylığı sunması gibi sebeplerden dolayı bu tez çalışması sırasında Emotiv Epoc + cihazının kullanılması uygun görülmüştür.



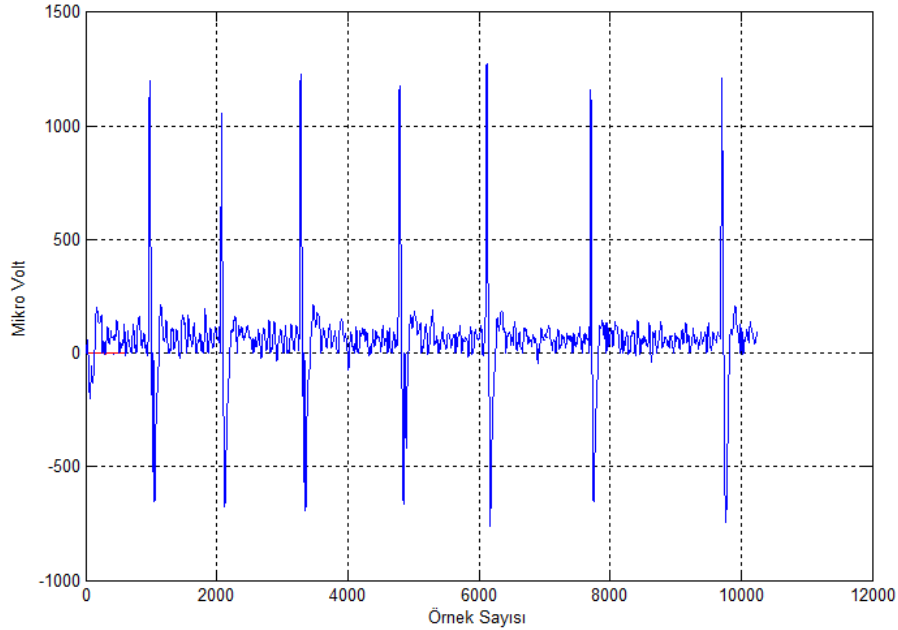
Şekil 3.5 Python kodu ve grafiği

3.2 Tezde Kullanılan Veri Setleri

Tezde üç farklı veri seti kullanılmıştır. Bunlardan ikisi proje kapsamında satın alınan Mindwave ve Emotiv Epoc + cihazlarıyla alınmış, diğer veri seti ise ‘BCI competition 2003’ yarışmasından kullanılan veri arasından seçilmiştir. Tez çalışması sırasında kullanılan veri setleri farklı durumlardaki göz ve kol hareketlerinden oluşmaktadır. İlk veri setinde göz hareketleri, ikinci veri setinde sağ ve sol kol hareketlerinin hayali, üçüncü veri setinde ise aynı kola ait farklı hareketler yer almaktadır.

3.2.1 Göz Hareketleri ile ilgili Veri Setleri

İlk veri seti göz hareketleriyle ilgilidir. Bu veri seti için iki farklı EEG cihazı kullanılmıştır. Bunlardan ilki Neurosky firmasının ürettiği Mindwave cihazı diğeri ise Emotiv Epoc + cihazıdır. Tek elektrotlu Mindwave cihazı göz hareketlerinin ayırt edilmesinde yeterli gelmediği için göz kırma ve hareketsiz kalma durumlarıyla ilgili 50şer denemelik bir veri seti oluşturulmuştur.



Şekil 3.6 Mindwave cihazından alınan 20 saniyelik 7 adet göz kırpma hareketi

Göz hareketlerini birbirinden ayırt edebilmek için ise 14 kanallı Emotiv Epoc + cihazıyla 25 ve 26 yaşlarında iki bayan denekten veri alınmıştır. Denekler sessiz ve istenmeyen uyarıcıların bulunmadığı bir ortama alınmış ve göz hizası 30cm olacak şekilde bilgisayar karşısına oturtulmuştur. Birer dakikalık kayıtlar alınmış ve 10 saniyede bir göz kırpma, sağa, sola, yukarı, aşağı bakma ve hareketsiz kalma durumlarından birini rastgele olarak gerçekleştirmesi istenmiştir. 7680 örneklilik kayıtlardan, istenen durumlar 200'er örnek olarak çıkarılmış ve her durum için 100'er deneme elde edilmiştir. Çevrim dışı sınıflandırma için hareketin tam orta noktada olduğu denemeler alınmış, gerçek zamanlı uygulamalarda ise hareketin başlamasından itibaren 10'ar örnek kaydırılarak her deneme için 8'er farklı kayıt oluşturulmuştur. Göz hareketlerinden etkilenen elektrotlar veri setinde kullanılacağı için başın ön tarafında bulunan AF3-F7-F8-AF4 elektrotları kullanılmıştır. Şekil 3.6'de AF3 elektrodundan alınan 7 adet göz kırpma içeren EEG sinyali görünmektedir. Göz kırpma hareketinin genliği çok yüksek olduğu için sinyalden kolayca ayırt edilebilmektedir.

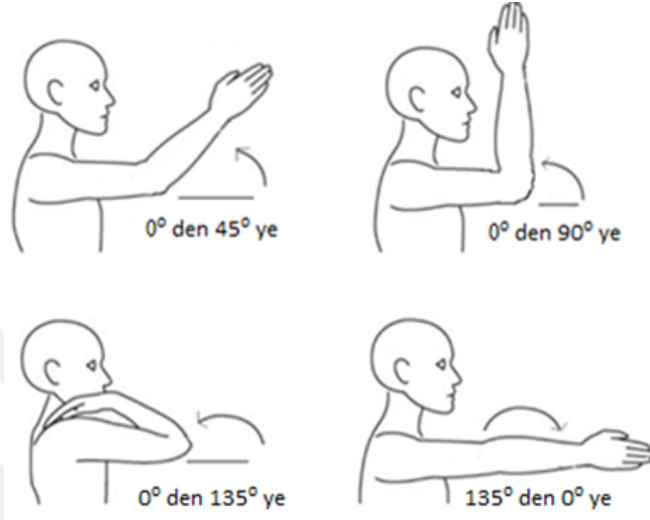
3.2.2 BCI Competition 3 dataset 3

'BCI Competition 3' yarışmasında yer alan 3. veri seti kullanılmıştır. Veri seti 3 ayrı denekten alınan sağ kol, sol kol, ayak ve dil hareketlerinden oluşmaktadır. 60 kanallı bir EEG cihazıyla ölçüm yapılmış ve her hareketten birinci denek için 90'ar, ikinci denek için 60'ar deneme alınmıştır. Kaydedilen EEG sinyalinin örnekleme hızı 250Hz'dir ve sinyal 1-50 Hz arasında bant geçiren filtre ile filtrelenmiştir (Blankertz ve diğer., 2006).

3.2.3 Dirsek Hareketleri ile ilgili Veri Setleri

Üçüncü veri seti 14 kanallı Emotiv Epoc + cihazıyla alınmıştır. Veri seti sağ koldan alınan 4 farklı açıdaki (0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 0°'den 135°'ye, 135°'den 0°) ve sol koldan alınan tek açıdaki (0°'den 135°'ye) dirsek

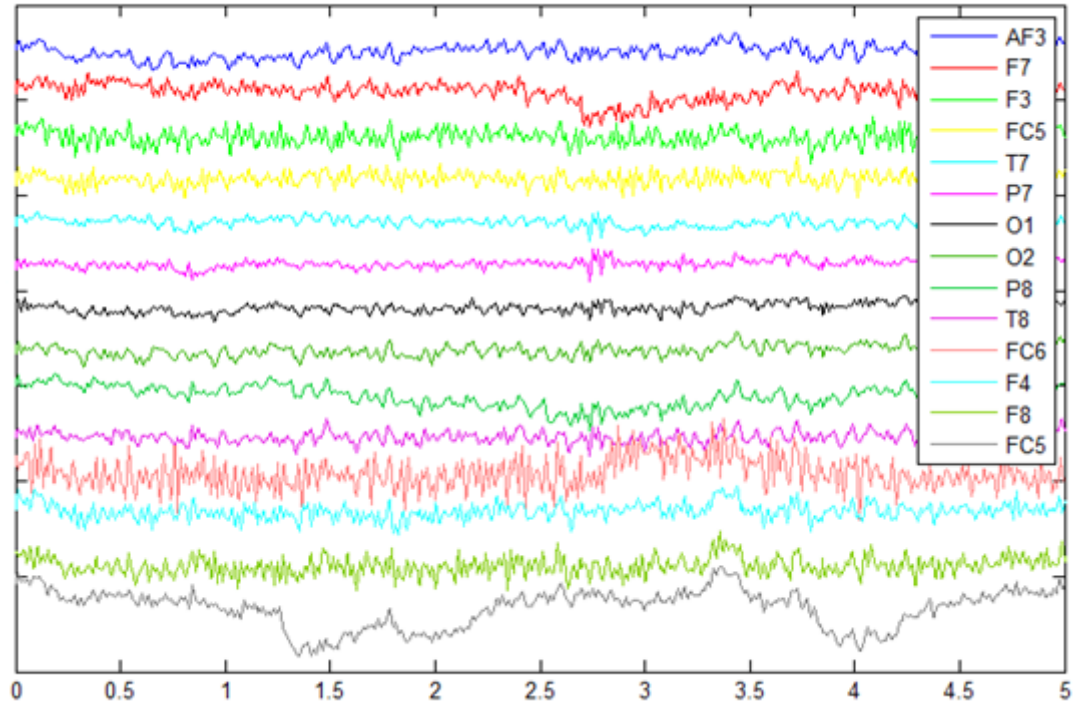
hareketlerinden oluşmaktadır. Şekil 3.7’de bu dört harekete ait görseller yer almaktadır. Uzunlar beynin zıt yarım kürelerinden kontrol edildiklerinden dolayı sağ kolla ilgili olan sinyaller beynin sol yarım küresinden yer almaktadır. Elektrot sayısını azaltmak amacıyla 14 kanalın hepsi kullanılmamış, beynin sol yarım küresinde yer alan AF3, F3, F7, FC5 elektrotları seçilmiştir.



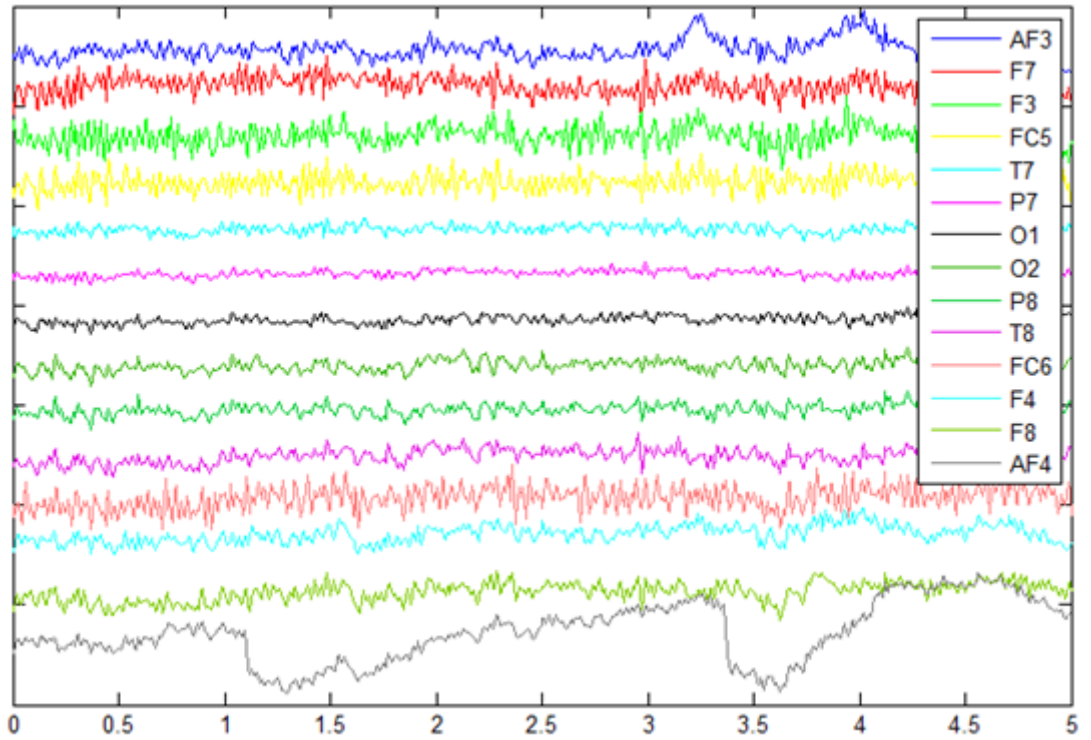
Şekil 3.7 Dört farklı açıdaki dirsek hareketleri

Bütün veriler sağlıklı, sağ kolunu kullanan, yaş ortalaması 34 olan (25, 26, 52) biri erkek 3 farklı bireyden alınmıştır. Denekler monitör göz hizasında kalacak şekilde bilgisayardan 30 cm uzağa, sağ kollarını rahatça hareket ettirebilecek şekilde oturtulmuştur. Kayıt sırasında verinin göz hareketlerinden etkilenmemesi için deneklerin gözlerini kapalı tutması istenmiştir.

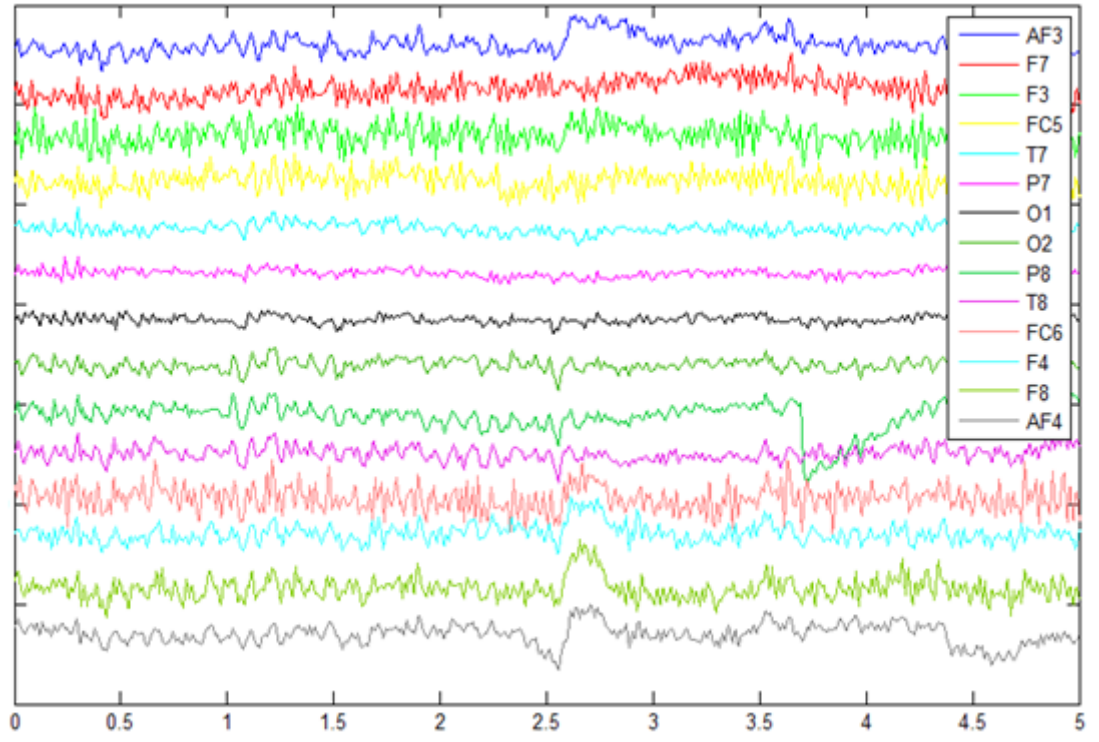
Deneklerden her defasında 8’er saniyelik kayıtlar alınmış ve kaydın 3. saniyesinde sesli bir uyarıcıyla belirtilen dirsek hareketlerinden birisini yapması istenmiştir. Kayıtlar arasında deneklerin belirli sürelerde dinlenmesi sağlanmıştır. Gereksiz örneklerden kurtulmak için kaydın ilk 2 saniyesi ve son bir saniyesi kırılarak 640 örneklik kayıtlar oluşturulmuştur. Birinci denekten her hareket için 60 ar deneme, ikinci ve üçüncü denekten ise her hareket için 30 ar deneme kaydı alınmıştır. Toplamda her biri 640 örnek ve 4 kanala sahip 480 kayıt oluşturulmuştur. Deneklerden alınan 4 farklı hareket için EEG sinyal örnekleri Şekil 3.8, 3.9, 3.10 ve 3.11’de yer almaktadır.



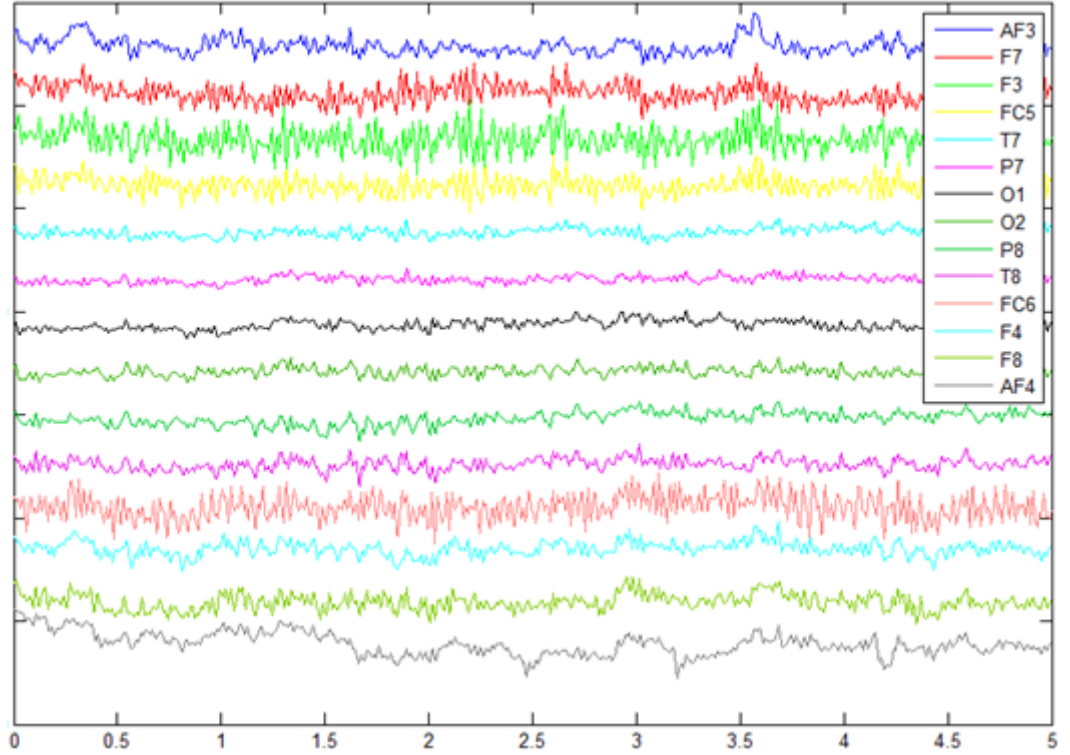
Şekil 3.8 14 kanaldan alınan, sağ kola ait 0°'den 135°'ye getirme hareketinin sinyali



Şekil 3.9 14 kanaldan alınan, sağ kola ait 0°'den 45°'ye getirme hareketinin sinyali



Şekil 3.10 14 kanaldan alınan, sağ kola ait 0°'den 90°'ye getirme hareketinin sinyali



Şekil 3.11 14 kanaldan alınan, sağ kola ait 135°'den 0°'ye getirme hareketinin sinyali

BÖLÜM DÖRT

YÖNTEM

4.1 Önışleme

EEG sinyalinin frekans aralıđı 0-100 Hz'dir. Ancak bu frekans aralıđının hepsi gerekli olmadığı için ve EEG sinyali gürültülerden çok fazla etkilendiđi için EEG sinyalleri filtrelenmektedir. Hareket ile ilgili sinyalleri 0.5-30 Hz aralıđında deđişmesinden dolayı her deneme 5. dereceden 0.5-30 Hz aralıđında bant geçiren butterworth filtresiyle filtrelenmiştir (Ramoser ve diđer., 2000).

Sınıflandırmanın kesinliđi için normalizasyon önemli bir adımdır. Eđer öznitelik deđerlerinin aralıđı dengesiz ise sınıflandırmada hatalar oluşacaktır. Sınıflandırmayı özniteliklerin deđer aralıđından bağımsız hale getirebilmek için normalizasyon işlemleri önerilmektedir (Erdoğan, 2009). Aşağıda iki farklı normalizasyon yöntemi anlatılmıştır.

Normalizasyon işlemlerinden biri her denemenin ortalamasını sıfıra, varyansını bir'e getirmektir. Denklem 4.1'de verilen bu teknik Gauss normalizasyonu olarak adlandırılır. μ ve σ sembolleri denemeye ait ortalama ve varyansı ifade etmektedir.

$$\bar{x} = \frac{x - \mu}{\sigma^2} \quad (4.1)$$

Diđer bir normalizasyon yönteminde ise her denemenin deđer aralıđı [0,1] aralıđına getirilir. Denklem 4.2'de verilen bu normalizasyon tekniđi lineer normalizasyon olarak adlandırılır.

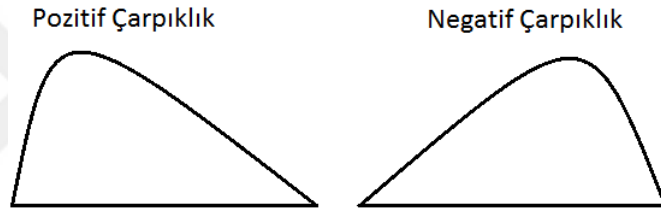
$$\bar{x} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4.2)$$

4.2 İstatistiksel Özellikler

4.2.1 Çarpıklık

Çarpıklık (Skewness) katsayısı bir sinyalin simetrik olmayışının ölçütüdür. Pozitif çarpıklık sinyalin sola doğru yastı olmasını, negatif çarpıklık ise sinyalin sağa doğru yastı olmasını ifade eder (Ghani ve diğer., 2013) . Çarpıklık katsayısının hesaplandığı denklem 4.3’de yer alan Y çarpıklık değeri hesaplanmak istenen sinyali, N sinyalin örnek sayısını, μ sinyalin ortalamasını, s ise sinyalin standart sapmasını ifade eder.

$$= \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \mu)^3}{(N - 1)s^3} \quad (4.3)$$

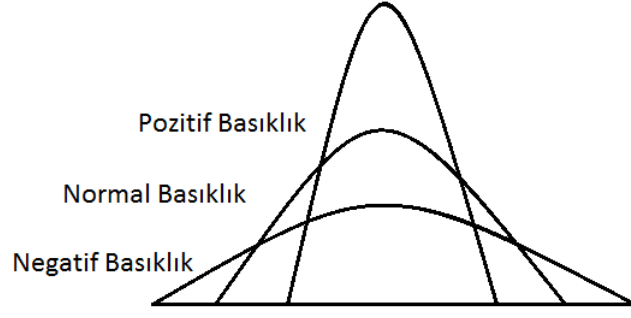


Şekil 4.1 Çarpıklık katsayısının etkisi

4.2.2 Basıklık

Basıklık kavramı sinyalin dağılımının sivri mi yoksa basık mı olduğunu ifade eden bir ölçüttür. Kurtosis değerinin sıfırdan büyük olması sinyalin sivri, sıfırdan küçük olması ise basık olduğunu ifade eder. Basıklık katsayı Denklem 4.4 göre hesaplanabilir (Ghani ve diğer., 2013) . Denklem 4.4’de yer alan Y basıklık değeri hesaplanmak istenen sinyali, N sinyalin örnek sayısını, μ sinyalin ortalamasını, s ise sinyalin standart sapmasını ifade eder.

$$B = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \mu)^4}{(N - 1)s^4} \quad (4.4)$$



Şekil 4.2 Basıklık katsayısının etkisi

4.2.3 Ortalama Mutlak Sapma (OMS)

Ortalama mutlak sapma OMS (Mean absolute deviation MAD) bir verideki her bir eleman ile verinin ortalaması arasındaki ortalamayı ifade eder.

$$OMS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \mu| \quad (4.5)$$

4.2.4 Çeyrek Değerler Genişliği

Çeyrek değer genişliği; küçükten büyüğe dizilen veri setinde, ortanca elemandan önceki değerlerin ortalaması ile ortanca elemandan sonraki değerlerin ortalaması arasındaki farkı ifade eder.

4.3 Ortak Uzamsal Örüntü (OUÖ) Metodu

Ortak Uzamsal Örüntü (Common Spatial Pattern-CSP) metodu ilk olarak EEG sinyalindeki anormalliklerin tespitinde kullanılan, daha sonra da hareket ile ilgili EEG verilerinin birbirinden ayrılmasında kullanılan önemli bir yöntemdir (Müller-Gerking ve diğer., 1999). Bu yöntemin amacı farklı sınıflara ait motor hareketlerinin birbirinden ayırt edilebilmesi için zaman serilerinin varyanslarını en uygun değere getiren uzamsal bir filtre tasarlamaktır. Genellikle iki sınıf verisinin birbirinden ayırt edilmesini sağlayan bu yöntem de, bir sınıfın varyansını maksimuma çıkarırken, diğer sınıfın varyansını minimuma çeken bir filtre tasarlanmaktadır (Müller-Gerking

ve diğer., 1999; Ramoser ve diğer., 2000).

İki gruptan oluşan E matrislerinin satırları her bir elektrottan alınan verileri, sütunları ise belirli bir zaman diliminde alınan verileri ifade etmektedir. Boyutları $N \times T$ olan E matrislerinde N kanal sayısını, T ise kayıttaki örnek sayısını ifade etmektedir. Analiz için, her deneme için var olan ham EEG sinyalinin normalize edilmiş uzamsal kovaryansı Denklem 4.6'ya göre hesaplanır. Daha sonra Denklem 4.7 ve 4.8'den yararlanılarak ortalama kovaryans matrisi hesaplanır (Ramoser ve diğer., 2000; Blankertz ve diğer., 2008).

$$C = \frac{EE'}{\text{trace}(EE')} \quad (4.6)$$

$$C_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M C_{(k,m)}, k = 1, 2 \quad (4.7)$$

$$\hat{C} = C_1 + C_2 = U\lambda U' \quad (4.8)$$

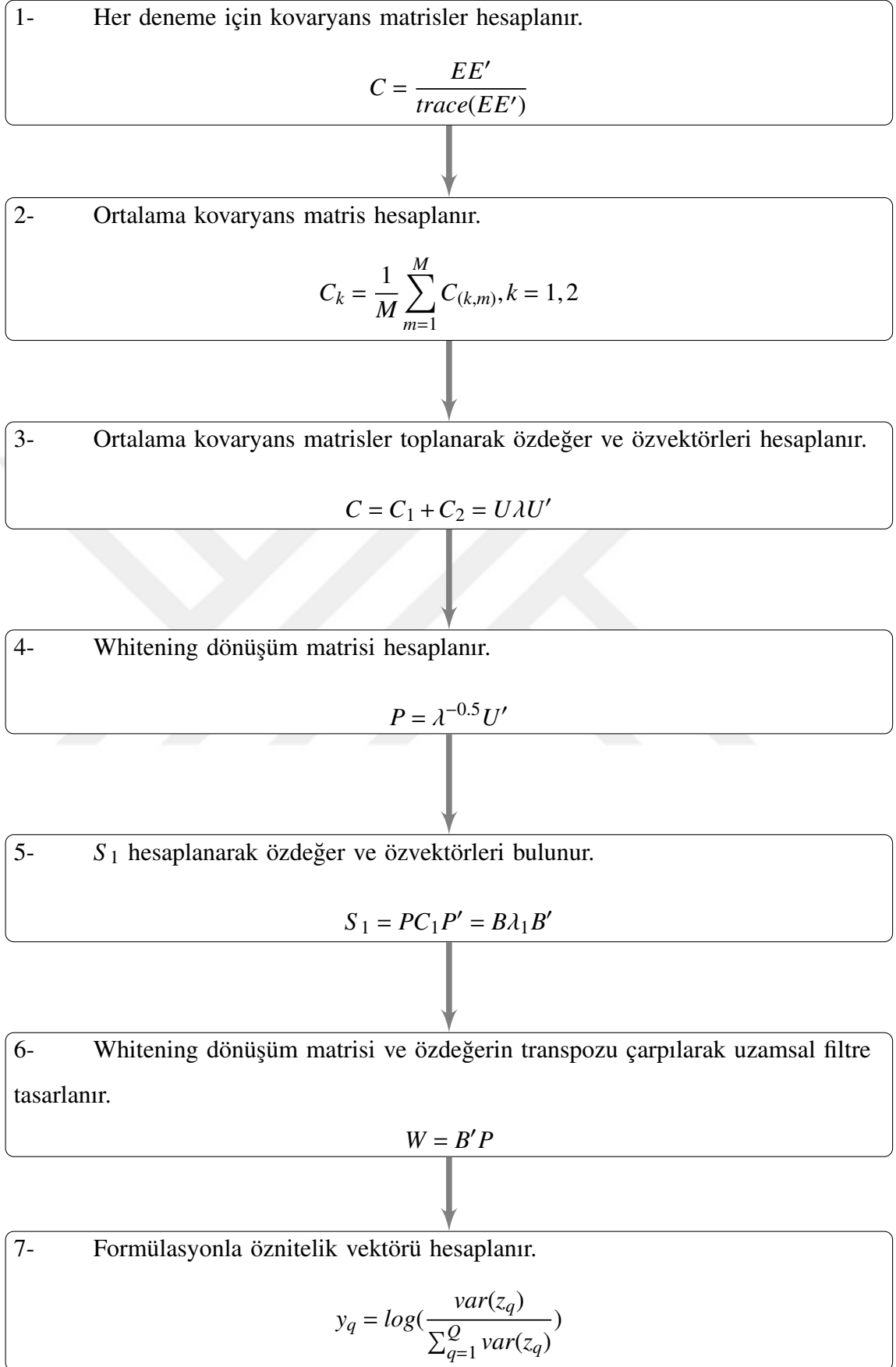
U elde edilen ortalama kovaryans matrisin özvektörlerini λ ise özdeğerlerini oluşturmaktadır. Özdeğerlerin büyükten küçüğe sıralandığını varsayılmaktadır. Denklem 4.9 kullanılarak whitening dönüşüm matrisi hesaplanır.

$$P = \lambda^{-0.5} U' \quad (4.9)$$

$$S_1 = PC_1 P' = B\lambda_1 B' \quad (4.10)$$

$$S_2 = PC_2 P' = B\lambda_2 B' \quad (4.11)$$

Eğer C_1 ve C_2 matrislerine whitening dönüşümü uygulanırsa, elde edilen S_1 ve S_2 matrisleri aynı özvektörleri paylaşırlar ve bu durumda özdeğerlerinin toplamı $N \times N$ boyutlarında birim matrise eşit olur. Özdeğerlerinin toplamının her zaman bir olmasının sebebi, S_1 için en büyük özdeğere sahip olan özvektörlerin S_2 için en küçük özdeğere sahip olması ve S_1 için en küçük özdeğere sahip olan özvektörlerin de S_2 için en büyük özdeğere sahip olmasıdır. Bu durum iki grubun sınıflandırılması için özvektörleri önemli bir özellik yapar. Denklem 4.12'de uzamsal filtrenin



Şekil 4.3 Ortak uzamsal örüntü metodu algoritması

denklemleri verilmiştir. (Ramoser ve diğer., 2000; Blankertz ve diğer., 2008).

$$W = B'P \quad (4.12)$$

$$Z = W'E \quad (4.13)$$

$$y_q = \log\left(\frac{\text{var}(z_q)}{\sum_{q=1}^Q \text{var}(z_q)}\right) \quad (4.14)$$

Sınıflandırma işlemi için kullanılan öznitelikler Denklem 4.13'den elde edilirler. Farklı gruplardaki EEG sinyallerin varyansları arasındaki farkın en yüksek olduğu ilk ve son m değeri alınarak Z_q ($q=1...2m$) matrisi oluşturulur ve Denklem 4.14'den öznitelik vektörü elde edilir (Ramoser ve diğer., 2000; Blankertz ve diğer., 2008).

4.3.1 Düzenlenmiş Ortak Uzamsal Örüntü (D-OUÖ) Metodu

Klasik Ortak Uzamsal Örüntü metodunda çıkarılan öznitelik, kovaryans matrisine dayanır. Fakat eğitim setinin sayısının az olduğu durumlarda sınıflandırma sonuçlarının düşük olması gibi problemler ortaya çıkar. Bu problemlerin ortadan kaldırılması için Düzenlenmiş Ortak Uzamsal Örüntü (D-OUÖ) metodu geliştirilmiştir (Lu ve diğer., 2010; Lotte ve Guan, 2011).

Amaçlanan D-OUÖ metodu için kovaryans hesaplamaları Denklem 4.15'e göre yapılır. Burada β ve γ ($0 \leq \beta, \gamma \leq 1$) düzenleme parametreleridir ve I $N \times N$ 'lik birim matrisi ifade eder.

$$T_c(\beta, \gamma) = (1 - \gamma)T_c(\beta) + \frac{\gamma}{N} \text{trace}[T_c(\beta)]I \quad (4.15)$$

$$T_c(\beta) = \frac{(1 - \beta)C_c + \beta \hat{C}_c}{(1 - \beta)M + \beta \hat{M}} \quad (4.16)$$

$T_c(\beta)$, tüm deneklerden alınan verilerin oluşturduğu kovaryans matrisi ile tek bir denekten alınan verilerin oluşturduğu kovaryans matrislerinin birleşimini ifade eder. Burada C_c tek bir denegin kovaryans matrisini, $\hat{C}_c$ ise tüm deneklerin oluşturduğu kovaryans matrisi ifade eder (Lu ve diğer., 2010).

Kovaryans matris işlemi tamamlandıktan sonra öznitelik çıkarma işlemi klasik ortak uzamsal örüntü metoduyla aynı şekilde yapılır.

4.3.2 Bileşik Ortak Uzamsal Örüntü (B-OUÖ) Metodu

Ortak Uzamsal Örüntü metodu, uygulanan deneğe göre sonuç veren, diğer deneklere ait sonuçlardan etkilenmeyen bir filtre oluşturmaktadır. Bu nedenle özellikle eğitim veri seti sayısı düşük olan deneklerde sonuçlar daha düşük çıkmaktadır. Bu durumun üstesinden gelmek amacıyla deneklerde yer alan önemli bilgiler eğitim veri seti düşük olan deneğe aktarılabilir. Bu amaçla OUÖ metodu modifiye edilerek Bileşik Ortak Uzamsal Örüntü (B-OUÖ) metodu oluşturulmuştur (Kang ve diğer., 2009).

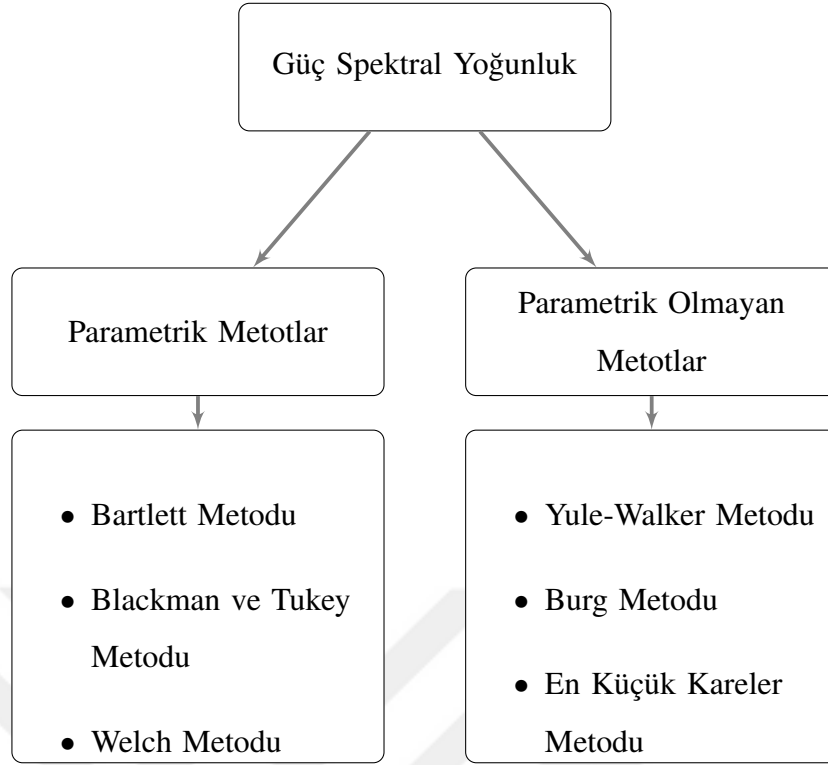
$$C_c^k = \frac{1}{|N^k \cap N_c|} \sum_{i \in N^k \cap N_c} X_i X_i^T \quad (4.17)$$

$$\hat{C}_c^k = (1 - \lambda) \frac{|N^k \cap N_c|}{|N_c|} C_c^k + \lambda \sum_{j \neq k} \frac{|N^k \cap N_c|}{|N_c|} C_c^j \quad (4.18)$$

Her denek için ayrı ayrı kovaryans matris hesaplanmış ve Denklem 4.18'deki formülasyon uygulanarak yeni kovaryans matris hesaplanmıştır. Denklem 4.18'de yer alan C_c^j j deneğine ait kovaryans matrisleri, C_c^k k deneğine ait kovaryans matrisleri, $\hat{C}_c^k$ k deneğine ait yeni kovaryans matrisleri, N^k k deneğine ait denem sayısını, N^j j deneğine ait deneme sayısını N_c ise c sınıfına ait toplam deneme sayısını ifade etmektedir. λ katsayısı deneğin kovaryans matristeki etkinlik değerini ifade etmektedir. Kovaryans matris hesaplandıktan sonra öznitelik çıkarma işlemi OUÖ metodundaki gibi gerçekleştirilmiştir.

4.4 Güç Spektral Yoğunluk (GSY)

Güç spektral yoğunluk (GSY), EEG gibi zaman için de rastgele olarak değişen sinyallerin spektral karakteristiklerini, sinyal içerisindeki frekans dağılımlarını tahmin etmek için kullanılan bir yöntemdir (Stoica ve Moses, 2005; Proakis ve Manolakis, 1996). Güç spektral yoğunluk hesaplama yöntemleri Parametrik yöntemler ve



Şekil 4.4 Güç spektral yoğunluk hesaplama yöntemleri

Parametrik olmayan yöntemler olarak iki gruba ayrılır. Şekil 4.4’de bazı GSY hesaplama yöntemleri yer almaktadır.

4.4.1 Parametrik Olmayan Metotlar

Parametrik olmayan metotlar klasik metotlar olarak da bilinmektedir. Bu alanda 1948’de Bartlett metodu, 1958’de Blackman ve Tukey metodu ve 1967 yılında da Welch metodu olmak üzere 3 adet yöntem geliştirilmiştir. Bu metotlar sinyalin nasıl üretildiği ile ilgili bir varsayımda bulunmadıklarından dolayı parametrik olmayan metot olarak adlandırılırlar (Proakis ve Manolakis, 1996) .

Welch Metodu

1967’de geliştirilen Welch metodu Bartlett yönteminin iki farklı özellik eklenerek iyileştirilmiş halidir. Bartlett yönteminde veriler birbiriyle kesişmeyecek şekilde alt

segmentlere ayrılırken Welch yönteminde ise üst üste çıkışabilecek şekilde alt segmentlere ayrılır. Daha sonra ayrılan her segmentin iyileştirilmiş periodogramı alınır (Proakis ve Manolakis, 1996) .

$$P_{xx}^{(i)}(f) = \frac{1}{MU} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)w(n)e^{-j2\pi fn} \right|^2, i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (4.19)$$

$$U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} w^2(n) \quad (4.20)$$

Son olarak da her periodogram sonucu bir araya getirilerek ortalaması alınır. Eşitlik 4.19 her hangi bir i segmesinin periodogram hesabı yer almaktadır. Eşitlik 4.21 ise ortalamalarının sonucunu vermektedir.

$$P_{xx}^W(f) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} P_{xx}^{(i)}(f) \quad (4.21)$$

Welch metodu diğer parametrik olmayan yöntemler içerisinde işlem yükü en fazla olanıdır.

4.4.2 Parametrik Metotlar

Parametrik olmayan güç spektral yoğunluk metotları kullanılan FFT algoritması sayesinde kolay hesaplanabilir ve anlaşılabilirler. Ancak bu metotlar, gerekli frekans çözünürlüğünü elde edebilmek için uzun veri kayıtlarına ihtiyaç duyarlar. Parametrik metot $x(n)$ verisinin lineer sistem karakteristiklerinin çıkışı olarak modellenmesine dayanır (Stoica ve Moses, 2005; Proakis ve Manolakis, 1996) .

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{\sum_{k=0}^q b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=0}^p a_k z^{-k}} \quad (4.22)$$

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + \sum_{k=0}^q b_k w(n-k) \quad (4.23)$$

Model tabanlı yaklaşımlarda, spektral tahmin işlemi 2 adımdan oluşur. İlk adımda modelin a_k ve b_k katsayıları hesaplanır. Daha sonra da bunlardan yararlanarak güç spektral yoğunluk hesaplanır.

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) \quad (4.24)$$

$$x(n) = \sum_{k=0}^q b_k w(n-k) \quad (4.25)$$

Denklem 4.22 ve 4.23 da gösterilen model (p,q). dereceden Özbəğlanımlı Kayan Ortalamalı (Autoregressive- moving average ARMA) süreç olarak adlandırılır. Eğer $q=0$ ve $b_0 = 1$ olursa model $H(z)=1/A(z)$ şekilde bir denkleme dönüşür ve bu model p. dereceden Özbəğlanımlı (Autoregressive AR) süreç olarak adlandırılır. Üçüncü olasılık olarak da eğer $A(z)=1$ olursa çıkış denklemi $H(z)=B(z)$ olur ve bu modelde q. Dereceden Kayan Ortalamalı (Moving averag MA) süreç olarak adlandırılır.

Bu üç model arasında AR modeli en çok kullanılanıdır. İlk olarak dar peakler ile spektrumları temsil etmek için uygundur. İkinci olarak AR modeli, AR katsayıları için basit lineer denklemlerle sonuçlanır.

Yule - Walker Metodu

Parametrik bir metot olan Yule Walker metodunda temel olarak veriden otokorelasyon tahmin edilir ve bu AR model parametrelerinin hesaplanması için kullanılır (Stoica ve Moses, 2005).

$$r_{xx}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-m-1} x^*(n)x(n+m), m \geq 0 \quad (4.26)$$

$$\hat{\sigma}_{wp} = r_{xx}(0) \prod_{k=1}^p [1 - |\hat{a}_k(k)|^2] \quad (4.27)$$

$$P_{xx}^{YW} = \frac{\hat{\sigma}_{wp}}{|1 + \sum_{k=1}^p \hat{a}_p(k)e^{-j2\pi f k}|} \quad (4.28)$$

Burg Metodu

Burg tarafından 1968 de geliştirilen metot lineer belirleyicilerdeki ileri ve geri hataların minimuma indirgenmesine dayanır. Burg algoritması eş değer kafes yapısındaki yansıma katsayılarını hesaplar ve Ar model katsayılarını elde etmek için Levinson-Durbin algoritması kullanır. Ar model parametreleri sayesinde de güç spektral yoğunluk tahmin edilir (Proakis ve Manolakis, 1996).

$$\hat{x}(n) - \sum_{k=1}^m a_m(k)x(n-k) \quad (4.29)$$

$$\hat{x}(n-m) - \sum_{k=1}^m a_m^*(k)x(n+k-m) \quad (4.30)$$

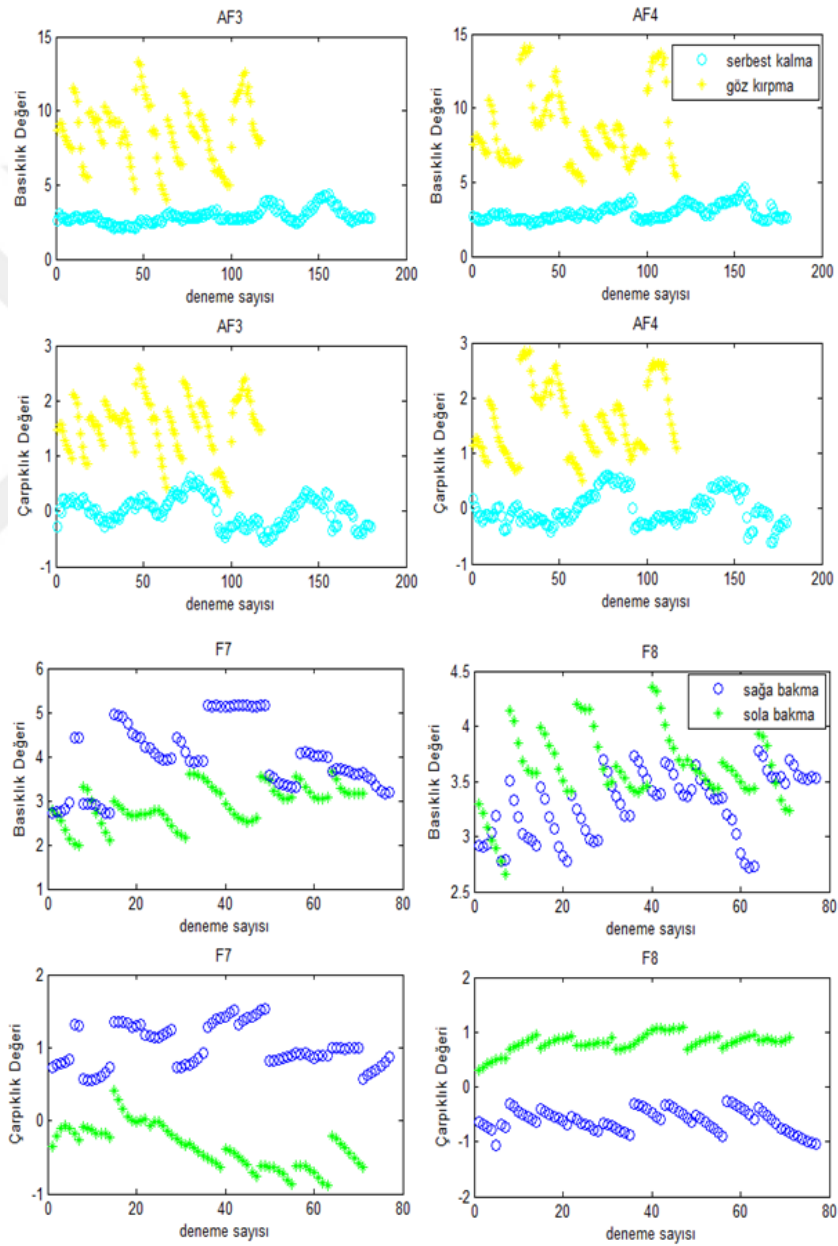
Denklem ileri lineer tahmini, denklem ise geri lineer tahmini göstermektedir. $f_m(n) = x(n) - \hat{x}(n)$ ileri tahmin hatasını $g_m(n) = x(n-m) - \hat{x}(n-m)$ geri tahmin hatasını ifade eder. En en küçük kareler hatasıdır. Bu hata Levinson-Durbin algoritmasına göre katsayılar seçilerek minimuma indirgenir.

$$P_{xx}^{BU}(f) = \frac{\hat{E}}{|1 + \sum_{k=1}^p \hat{a}_p(k)e^{-j2\pi fk}|^2} \quad (4.31)$$

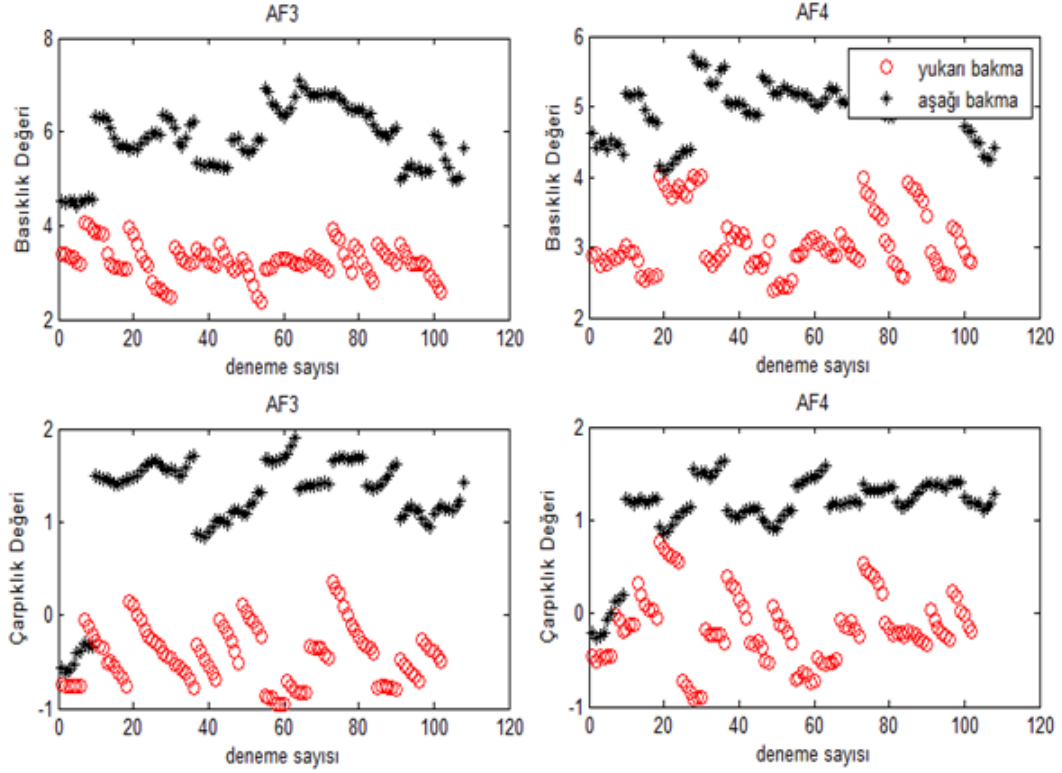
4.5 Göz Hareketlerinin Tespiti için Kullanılan Öznitelikler

Göz hareketlerinin tespitinde öznitelik olarak, maksimum, minimum değerleri, sinyalin ortalaması, basıklık, çarpıklık, ortalama mutlak sapma ve çeyrek değerler genişliği katsayıları kullanılmıştır. Basıklık katsayısının 0'dan büyük olması, sinyalde bir sivrilik olduğunu ifade eder. Bu da göz kırpmaya hareketinin tespitinde kullanılabilir. Hareketsiz durumdaki basıklık katsayısı ortalama 2 dolaylarındayken göz kırpmaya sırasındaki basıklık katsayısının değeri 2 ile 15 arasında değişmektedir. Çarpıklık katsayısının sıfırdan büyük olması sinyalin sola, sıfırdan küçük olması ise sağa yatık olduğu anlamına gelir. Bu nedenle çarpıklık katsayısının kullanılması, sola ve sağa bakma hareketlerinin birbirinden ayırt edilebilmesi için etkili bir yöntemdir. Giriş kısmında da anlatıldığı gibi göz kırpmaya hareketlerinin sınıflandırılması için başın ön kısmında yer alan AF3, F7, F8, AF4 elektrotları kullanılmıştır.

Göz kırpma ve yukarı-aşağı bakma hareketlerinin tespiti için AF3 ve AF4 yeterli gelmektedir. Yatay hareketlerin tespitinde ise F7 ve F8 elektrotları kullanılması gerekmektedir. Sağ göz hareketinde F7 de elde edilen çarpıklık katsayısı sıfırdan büyükken, F8 den elde edilen çarpıklık katsayısı sıfırdan küçüktür. Sola bakma durumunda ise bu durumun tam tersi meydana gelmektedir. Basıklık ve çarpıklık katsayılarının göz kırpma, sağa, sola, yukarı, aşağı bakma durumlarındaki değerleri Şekil 6.2 ve 4.6'dan gözlemlenebilir.



Şekil 4.5 Basıklık ve çarpıklık katsayılarının göz kırpma, hareketsiz kalma, sağa ve sola bakma durumlarındaki değişimi



Şekil 4.6 Basıklık, çarpıklık katsayılarının yukarı ve aşağı bakma durumlarındaki değişimi

4.6 Dirsek Hareketlerinin Tespiti için Kullanılan Öznitelikler

Dirsek hareketlerinin birbirinden ayırt etmek amacıyla temel olarak iki farklı öznitelik kullanılmıştır. Bunlar Ortak Uzamsal Örüntü metodu ve Güç Spektral Yoğunluk hesabıdır. Ortak Uzamsal Örüntü Metodunun 2 tane uyarlanmış hali mevcuttur. Bileşik Ortak Uzamsal Örüntü metodu ve Düzenlenmiş Ortak Uzamsal Örüntü metodu birden fazla denekle yapılan çalışmalarda, deneme sayısı az olan denneğin başarı oranını arttırmak amacıyla kullanılmıştır. Düzenlenmiş OUÖ için α ve β değeri 0,1 seçilmiş, Bileşik OUÖ için ise λ değeri 0,9 olarak seçilmiştir. Dirsek hareketlerinin tespiti için ikinci olarak 3 adet Güç Spektral Yoğunluk hesaplama yöntemi kullanılmış ve bu yöntem birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Güç spektral yoğunluk için parametre derecesi deneme yanılma yoluyla seçilmiştir. Burg yönteminde 5, 8, 10, 12, 15 dereceleri için sınıflandırma yapılmış ve Şekil 4.1 de de görüldüğü gibi %85,51 oranıyla en iyi sonuç 10. dereceden elde edilmiştir. Bu

nedenle diğer öznitelik çıkarma işlemlerinde de derece 10 olarak alınmıştır.

Tablo 4.1 Burg Metodunun çeşitli parametrik derecelerdeki sonuçları

	GSY Burg-5	GSY Burg-8	GSY Burg-10	GSY Burg-12	GSY Burg-15
a-b	97,77	95,55	96,11	89,44	92,2
a-c	89,44	92,77	91,11	91,94	91,38
a-d	70,56	76,66	80,00	81,66	73,33
b-c	79,16	80,83	83,33	90,55	83,88
b-d	86,94	89,44	88,88	86,11	89,16
c-d	85,55	83,05	86,11	84,44	83,88
a-b-c-d	64	73,22	73,02	72,81	70,31
ortalama	81,92	84,50	85,51	85,28	83,45

BÖLÜM BEŞ

SINIFLANDIRMA

Farklı düşünsel durumlarda ve hareket hallerinde kaydedilen EEG sinyallerinden elde edilen özniteliklerin sınıflandırılması BBA uygulamalarının en önemli aşamalarından biridir. Sınıflandırma için önemli olan nitelikler sınıflandırmanın hızlı olması ve sınıflandırma sonucunun doğruluk oranıdır. Bu amaçla BBA uygulamalarında kullanılan çeşitli sınıflandırma metotları mevcuttur. Bu çalışma kapsamında sonuçların karşılaştırılabilir olması amacıyla iki farklı sınıflandırma metodu kullanılmıştır (Lotte ve diğer., 2007). Sınıflandırma sonuçlarının kesin olması için her sınıflandırma 10'ar kere tekrarlanmış ve ortalaması alınarak sonuç elde edilmiştir. İleri ki kısımlarda, kullanılan Destek Vektör Makinesi ve Yapay Sinir Ağları teknikleri hakkında kısaca teknik bilgiler verilecektir.

5.1 Destek Vektör Makinesi (DVM)

5.1.1 Doğrusal Destek Vektör Makinesi

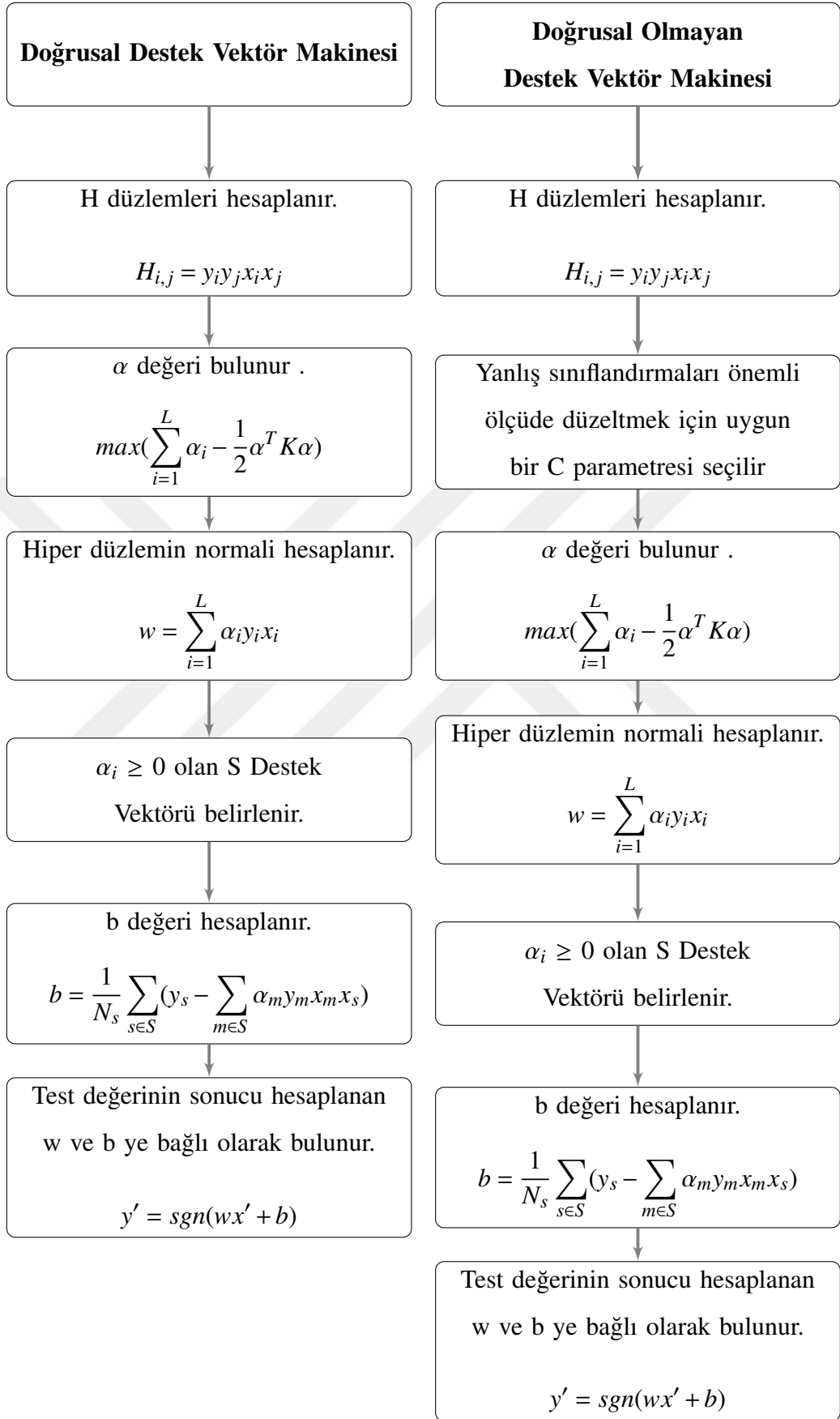
L öğrenim noktasına sahip iki gruplu bir x verisi için verinin doğrusal ayrıldığını varsayarsak x_1 ve x_2 verilerinin arasına hiper düzlem çizebiliriz (Fletcher, 2009). $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, \dots, L$, $y_i \in \{-1, +1\}$, $x \in R$ $w x + b = 0$ denklemiyle ifade edilen bu hiper düzlem için

- w hiperdüzlemin normalini
- $\frac{b}{\|w\|}$ ise hiperdüzlemden orjine çizilen dik doğrunun uzunluğunu ifade eder.

Destek vektör sisteminin amacı bu hiperdüzlemi iki sınıfa ait elemanları için de mümkün olan en uzak noktaya getirebilmektir.

$$x_i w + b \geq +1 \quad y_i = +1 \quad (5.1)$$

$$x_i w + b \leq -1 \quad y_i = -1 \quad (5.2)$$



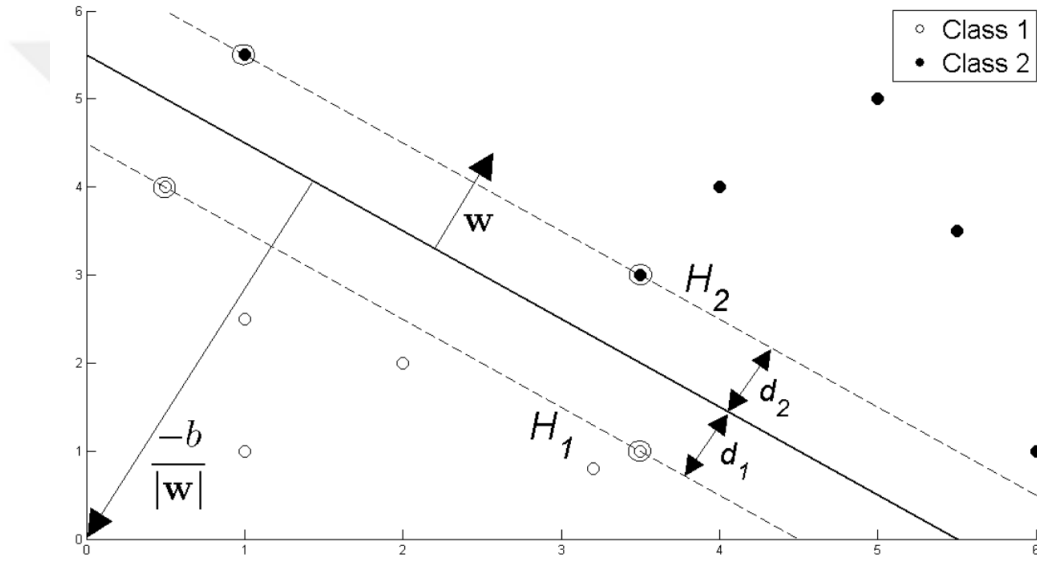
Şekil 5.1 Destek vektör makinesi algoritması

$$y_i(x_iw + b) - 1 \geq 0 \forall_i \quad (5.3)$$

İki gruba ait eğitim dataları Denklem 5.1 ve Denklem 5.2 de mevcuttur. Bu iki denklemin birleştirilmesiyle Denklem 5.3 elde edilir.

$$x_iw + b = +1 \quad H_1 \quad (5.4)$$

$$x_iw + b = -1 \quad H_2 \quad (5.5)$$



Şekil 5.2 Doğrusal ayrılan veri için hiperdüzlem çizimi

Hiperdüzleme paralel olarak H_1 ve H_2 düzlemleri destek vektör olarak çizilir. 5.3'de de görüldüğü gibi H_1 ve hiper düzlem arasındaki mesafe d_1 , H_2 ve hiperdüzlem arasındaki mesafe d_2 olarak adlandırılır. İki destek vektör arasındaki bu bölge DVM marjini olarak adlandırılır. Hiperdüzlemi Destek vektörlerden mümkün olduğu kadar uzaklaştırabilmek için bu marjini maksimum hale getirmek gerekir. Geometrik olarak bakıldığında bu marjin $\frac{1}{\|w\|}$ ile ifade edilir ve maksimum hale getirmek için w nın minimuma getirilmesi gerekir. Yapılan optimizasyon işlemleri sonucunda w değeri elde edilir. Her hangi bir nokta için test sonucu 5.9 denklemiyle elde edilir.

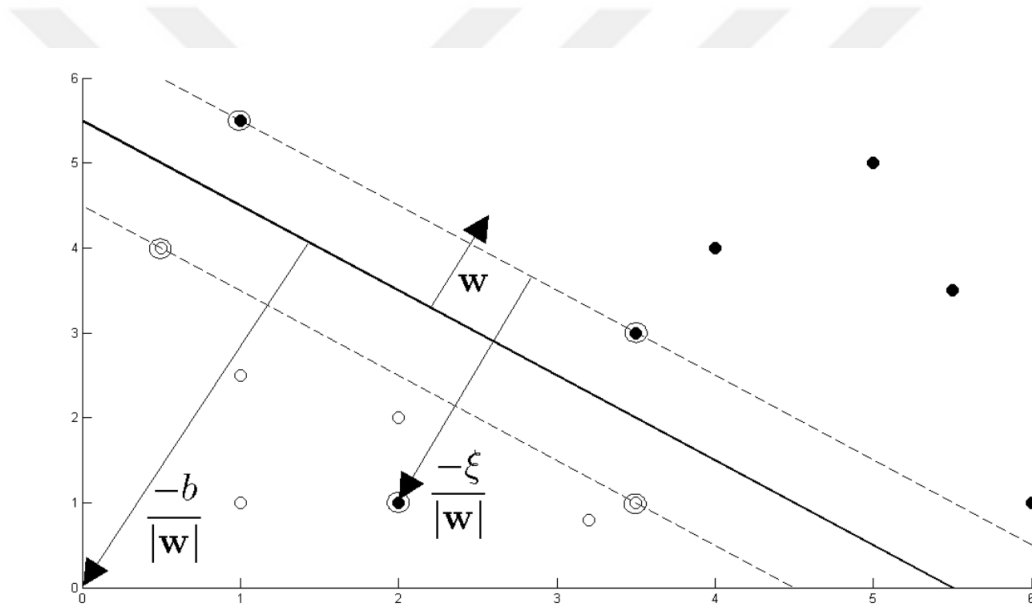
5.1.2 Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makinesi

Doğrusal olmayan DVM’de yanlış sınıflandırılan noktalar için düzenleme yapılır ve ξ pozitif değeri eklenir. İki durumun da denklemleri çıkarılır ve kombine edilirse 5.8 denklemi elde edilir.

$$x_i w + b \geq +1 - \xi_i \quad y_i = +1 \quad \xi_i \geq 0 \forall_i \quad (5.6)$$

$$x_i w + b \leq -1 - \xi_i \quad y_i = -1 \quad \xi_i \geq 0 \forall_i \quad (5.7)$$

$$y_i(x_i w + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad \xi_i \geq 0 \forall_i \quad (5.8)$$



Şekil 5.3 Doğrusal ayrılmayan veri için hiperdüzlem çizimi

Bu yumuşak DVM marjinde, yanlış tarafta olan veriler marjin uzaklığı artırılarak düzeltilmeye çalışılır. Bunun için $\frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^L \xi_i$ denklemi minimuma çekilmeye çalışılır. Burada C parametresi marjin boyutu ile ξ değişkeni arasındaki ilişkiyi ifade eder. Lagrange denklemlerinden yararlanarak w, b , ve ξ elemanlara minimum hale getirilmeye çalışılır. Tüm elemanlar bulunduktan sonra sisteme yeni verilen değer sınıfı 5.9 denklemine göre hesaplanır.

$$y_s = \text{sgn}(wx_s + b) \quad (5.9)$$

5.2 Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay sinir ağları, EEG sinyalleri için kullanılan sınıflandırma algoritmalarından biridir. Yapay sinir ağları oluşturulurken insan beynin de var olan sinir sisteminden ilham alınmıştır. 1949 yılında yapay sinir ağlarını geliştiren Donald Hebb, beynin en temel birimi olan sinir hücrelerinin birbirleriyle nasıl bir korelasyon sergilediğini incelemiş ve yapay sinir ağları teorisini bunun üzerine geliştirmiştir. Yapay sinir ağlarının farklı tipleri farklı yapılara sahiptir. Bu nedenle her birinin kendine ait avantajları ve dezavantajları vardır (Forslund, 2003; Demuth ve Beale, 2002).

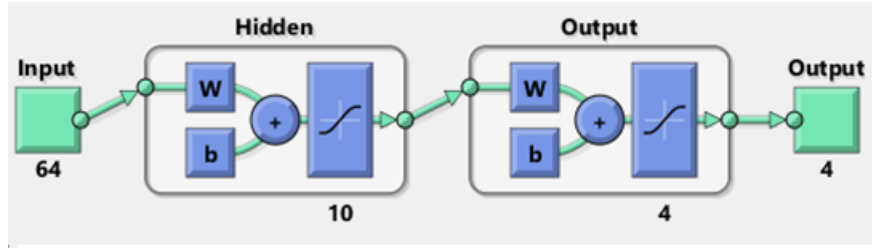
5.2.1 Verilerin Bölünmesi

Her bir denek için veri setleri eğitim, onay ve test olarak 3 ayrı alt gruba ayrılırlar.

Eğitim seti ağın oluşturulması ve eğitilmesi, ağırlık ve eşik değerlerinin hesaplanması için kullanılır. Ağ ilk olarak eğitilirken doğru cevaplarında bilinmesi gerekir. Bu nedenle eğitim seti doğru cevapları da içerir.

Onay seti sonuçları onaylamak için kullanılır. Bu sete ait doğru sonuçlarda bilinir ancak sınıflandırma parametrelerinin değiştirilmesi için kullanılmazlar. Onay hataları genellikle eğitim devam ettiği sürece azalır. Ancak aşırı eğitim durumlarında hata artmaya başlar. Bu nedenle ağa ait ağırlık ve eşik değerleri onay hatasının en düşük olduğu noktadan seçilirler.

Test seti eğitilen ağın test edilmesi, yanlış sınıflandırma oranının hesaplanması ve farklı sınıflandırma metotlarının karşılaştırılması amacıyla kullanılırlar. Genellikle test verisindeki hata oranı onay verisinin hata oranından çok farklıysa, bu veri setini kötü bir şekilde alt gruplara ayırdığı anlamına gelir.



Şekil 5.4 2 katmanlı 10 nöronlu sinir ağı

5.2.2 YSA Dizayn Seçimleri

Tez kapsamında kullanılan sinir ağı şekil 5.4’de verilmiştir. Bu tez için biri gizli katman olan iki katmanlı 10 nöronlu ileri beslemeli sinir ağı kullanılmıştır. Bu sinir ağı için veri setlerinin yüzde 70’i eğitim verisi, yüzde 15’i onay verisi, yüzde 15’i ise test verisi olarak ayrılmıştır.

Tablo 5.1 Kullanılan yapay sinir ağlarının teknik özellikleri

Ağın Tipi	Desen tanıma için ileri beslemeli çok katmanlı ağ
Performans	Ortalama karesel hata
Veri Dağılımı	Rastgele Bölme, Eğitim seti (%75), Onay seti (%15), Test seti (%15)
Katman Sayısı	1 gizli katman, 1 çıkış katmanı
Onay Kontrol Sayısı	100
İterasyon Sayısı	500
Performans Oranı	e^{-10}

BÖLÜM ALTI

DENEYSEL SONUÇLAR

6.1 Göz Hareketlerinin Sınıflandırma Sonuçları

Göz hareketleri için göz kırpmaya, sağa-sola bakma, yukarı-aşağı bakma ve hareketsiz kalma olmak üzere 6 farklı durum vardır. Bu durumlar ikili, dörtlü ve altılı olarak sınıflandırılmıştır. Mindwave cihazı tek elektrotlu olduğu için göz hareketlerinin sınıflandırılması için yeterli gelmemiş bu nedenle sadece göz kırpmaya ve hareketsiz kalmadan oluşan 2'li sınıflandırma yapılmıştır. Emotiv Epoc + cihazı için ise göz kırpmaya ve serbest kalma 2'li, göz kırpmaya, serbest kalma, sağa ve sola bakma 4'lü, göz kırpmaya, serbest kalma, yukarı ve aşağı bakma 4'lü ve son olarak bütün hareketlerin yer aldığı 6'lı sınıflandırma yapılmıştır.

Çevrimdışı olarak sınıflandırma yapılmıştır. Çevrimiçi olarak sınıflandırma yapabilmek için göz kırpmaya hareketi olduğu andan itibaren 10 örnek kaydırılarak örnek alınmış, tek bir hareketin için 8 farklı deneme oluşturulmuştur.

Tablo 6.1'de göz hareketlerinin offline olarak sınıflandırma sonuçları yer almaktadır. a, b, c, d, e, f hareketleri sırasıyla göz kırpmaya, hareketsiz kalma, sağa, sola, yukarı ve aşağı bakma hareketlerini ifade etmektedir. Göz hareketleriyle ilgili çıkarılan bütün öznitelikler için tek tek sınıflandırma yapılmış en son olarak da bütün öznitelikler birleştirilerek sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Tablo 6.1'den anlaşıldığı gibi Neurosky Mindwave cihazı göz kırpmaya hareketinin tespitinde %100 oranında başarılı olmuştur. Emotiv Epoc + cihazıyla yapılan sınıflandırma sonuçlarından ise en iyi sonuçlar bütün özniteliklerin kullanıldığı durumlardan elde edilmiş, ikili sınıflandırma sonucunda %100 oranında, dörtlü sınıflandırmalar için %100 oranında, altılı sınıflandırma için ise %97,04 oranında başarı elde edilmiştir.

Şekil 6.1 ve 6.2'de ise 4 farklı elektrot için EEG sinyali ve çevrimiçi deneme sonuçları yer almaktadır. İlk sinyal sinyal 2 göz kırpmaya, 2 sola ve 1 sağa bakma hareketinden, ikinci sinyal ise 1 göz kırpmaya, 2 sola ve 2 sağa bakma hareketinden

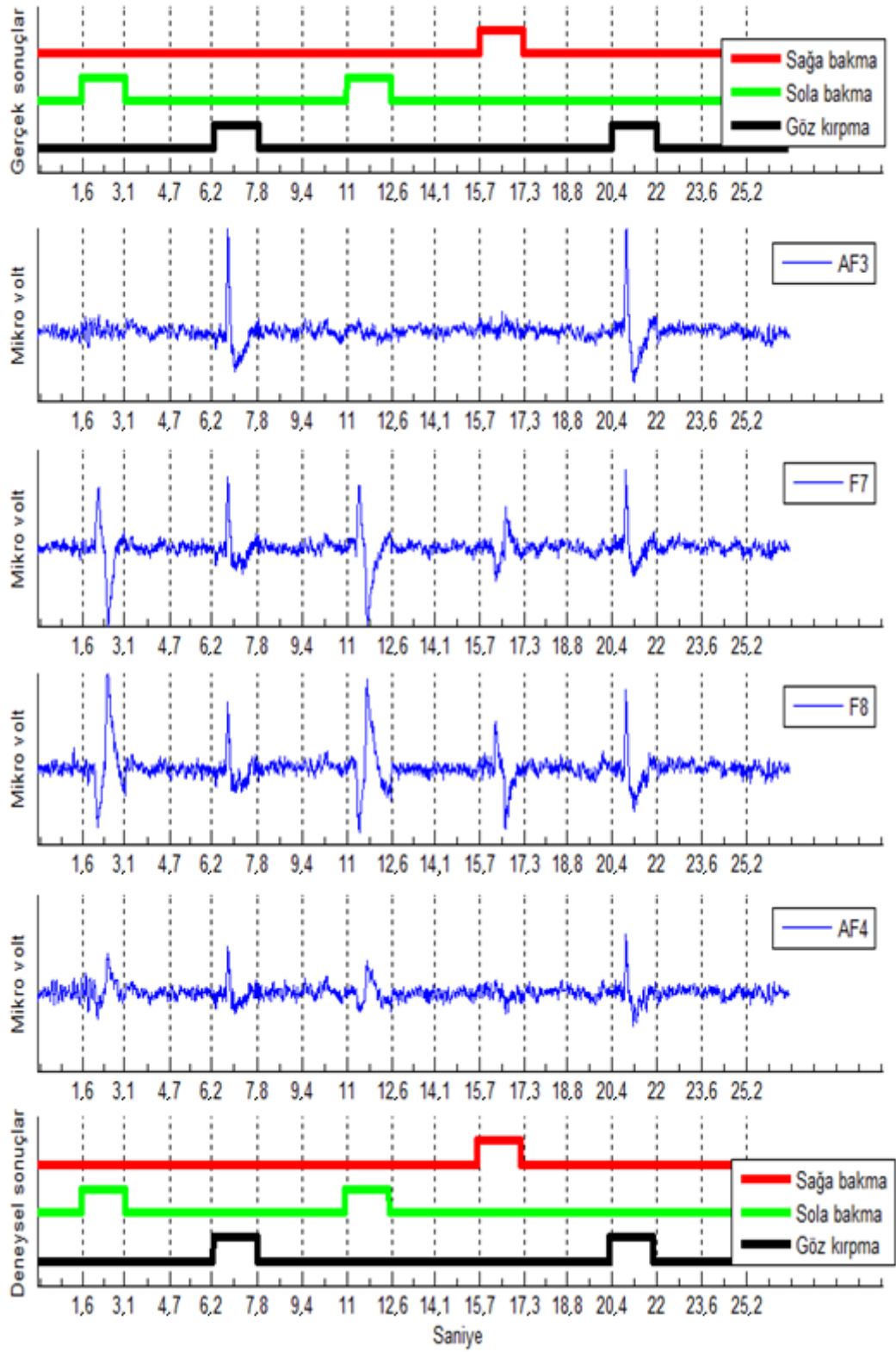
Tablo 6.1 Göz kırpma hareketlerinin offline sonuçları, a,b,c,d,e,f hareketleri sırasıyla göz kırpma,serbest kalma, sağa, sola, yukarı ve aşağı kalma hareketlerini ifade etmekte

	NEUROSKEY	EMOTIV			
	a-b	a-b	a-b-c-d	a-b-e-f	a-b-c-d-e-f
max-min (%)	100	99,33	98,05	99,21	72,85
ortalama (%)	57,5	94,22	84,02	87,23	71,53
basıklık (%)	99,5	100	86,41	86,57	70,1
çarpıklık (%)	78,5	99,77	95,97	84,73	78,87
çdg (%)	67,16	99,77	85,52	84,21	85,51
oms (%)	100	95,55	97,61	84,21	91,73
hepsi (%)	100	100	100	100	97,04

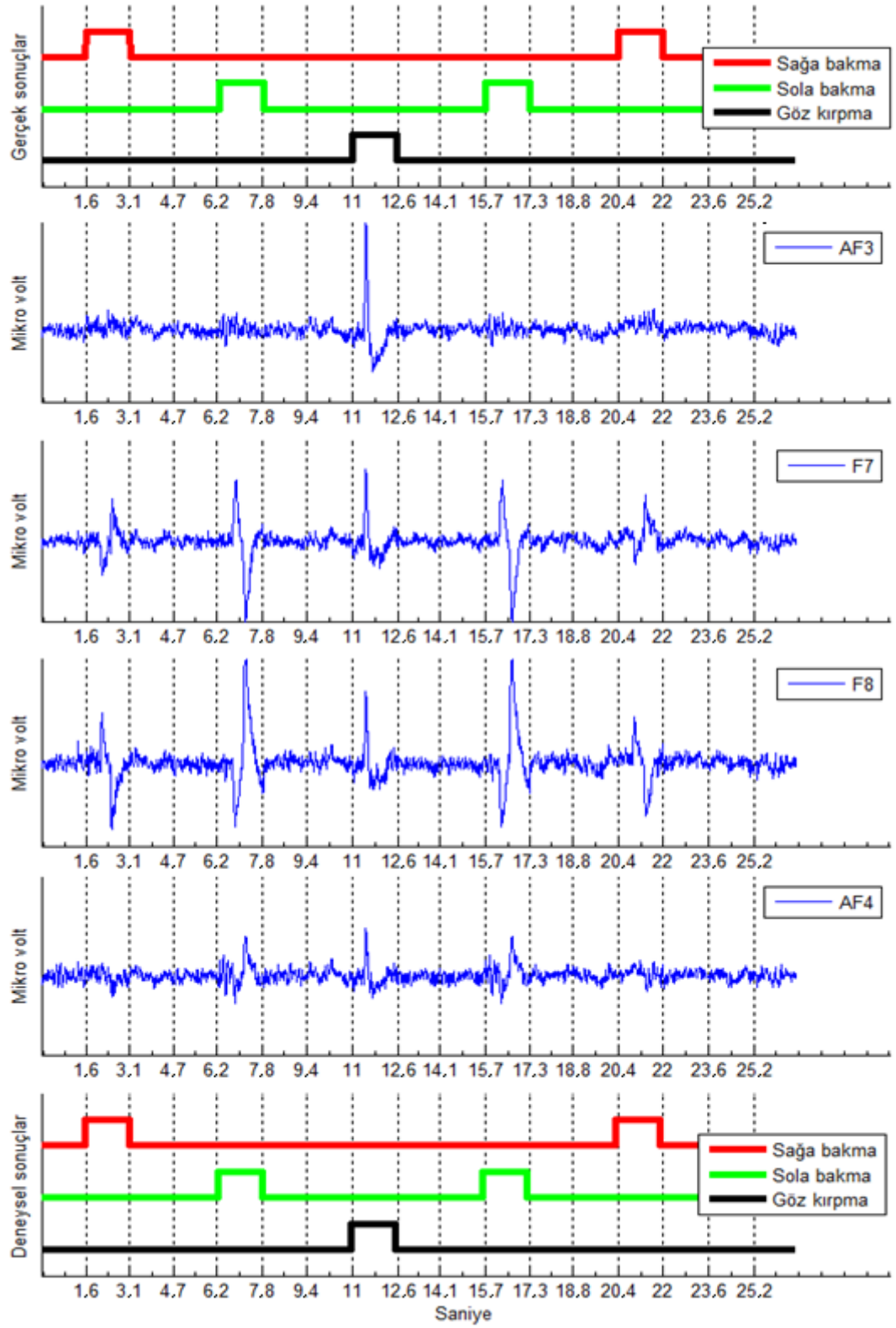
oluşmaktadır. Bu durumlar için alınan sinyaller araya hareketsiz kalmadan alınan sinyaller eklenerek 26 saniyelik kayıtlar oluşturulmuştur. 200 örneklilik pencereler 10'ar örnek arayla sinyal üzerinde kaydırılarak öznetelikleri çıkarılmış ve eşde edilen sonuçlar deneysel sonuçlar bölümüne eklenmiştir.

6.2 Üçüncü Beyin Bilgisayar Arayüzü Yarışması 3. Veri Seti Sınıflandırma Sonuçları

'BCI Competition 3' yarışmasında kullanılan 3. veri seti 3 deneğe ait sağ el, sol el, ayak ve dil hareketlerinden oluşmaktadır. Bu deney setinden sağ el ve sol el seçilerek sınıflandırma işlemi yapılmıştır. YSA ile yapılan sınıflandırma sonuçları Tablo 6.2'de yer almaktadır. 3 denek için de en iyi sınıflandırma sonucu OUÖ metodu q parametresinin 25 ve 30 seçilmesiyle elde edilmiştir. Tablo 6.2'de de görüldüğü gibi k3b deneği için en iyi sonuç %96,29, k6b deneği için en iyi sonuç %100, sonuncu denek için is en iyi sonuç %98,88 elde edilmiştir.



Şekil 6.1 EEG sinyali, sinyalin uyarıtımı ve deneysel sınıflandırma sonuçları



Şekil 6.2 EEG sinyali, sinyalin uyarımı ve deneysel sınıflandırma sonuçları

Tablo 6.2 'BCI Competition 3' yarışması 3. veri seti sınıflandırma sonuçları

	k3b (%)	k6b (%)	l1b (%)	ortalama (%)
q=1	66,67	82,22	85,55	78,14
q=5	86,29	100	92,77	93,02
q=10	94,81	98,88	99,44	97,71
q=15	94,44	98,88	98,33	97,21
q=20	91,48	100	98,88	96,78
q=25	96,29	99,44	97,22	97,65
q=30	95,55	100	98,88	98,14

6.3 Dirsek Hareketlerinin Sınıflandırma Sonuçları

Ortak Uzamsal Örüntü metodunda, klasik OUÖ, Düzenlenmiş OUÖ ve Birleşik OUÖ için ayrı ayrı öznelilik çıkarılmış ve uzamsal filtre parametresi $q=1$ ve $q=2$ seçilerek sınıflandırma yapılmıştır. Üç ayrı denek için oluşturulan 6 durum yapay sinir ağları ve destek vektör makinesi kullanılarak sınıflandırılmıştır. YSA ile yapılan sınıflandırma sonuçları Tablo 6.3, 6.4 ve 6.5'de, DVM ile yapılan sınıflandırma sonuçları ise Tablo 6.6, 6.7 ve 6.8'de yer almaktadır.

Tablo 6.3 Birinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	70	68,5	68,35	68,4	68	73
a-c	77,5	77,5	79,45	76,1	57,5	74
a-d	65,5	59,75	58,25	64,55	56,5	58,5
b-c	55,5	53,75	76,95	74,11	69,5	68,5
b-d	56,75	51,5	63,8	65,8	58	80,5
c-d	71,75	71,75	72,45	78,5	73,5	73,5
ortalama	66,16	63,79	69,87	71,25	63,84	71,3

Tablo 6.4 İkinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	66,45	72,8	61,5	69,6	76	76
a-c	64,35	70,15	66,9	67,3	70	75
a-d	71,2	70,15	66,8	72,3	70	70
b-c	55,5	59,7	54,7	63,3	61	59
b-d	68,65	67,65	63,9	65	72	73
c-d	55,2	61,2	63,1	64,9	75	60
ortalama	63,55	66,94	62,81	67,06	70,67	68,84

Tablolarda yer a,b,c,d sırasıyla dirseğin 0°'den 135°'ye, 0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 135°'den 0°'ye getirilme hareketlerini temsil etmektedir. Tablo 6.3'de de görüldüğü gibi ilk denek için en iyi başarı oranı, Bileşik Ortak Uzamsal Örüntü metodu(q=2) için elde edilmiş ve sonuç %71,33'tür. İkinci denekte ise yine aynı koşullarda en iyi başarı oranı %70,66 olarak edilmiştir. Üçüncü denekte ise D-OUÖ ve B-OUÖ metotları etkili olmamış, en iyi başarı oranı klasik OUÖ ile elde edilmiştir. Üçüncü denegin başarı oranı Tablo 6.8'de görüldüğü gibi %64,83'dür.

Tablo 6.5 Üçüncü denek için ortak uzamsal örüntü metodu yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	62	68	58	51	47	40
a-c	74	69	55	52	56	57
a-d	60	74	44	50	48	51
b-c	49	53	50	49	50	50
b-d	58	58	48	53	50	49
c-d	46	53	55	52	43	55
ortalama	58,17	62,5	51,67	51,17	49	50,34

Tablo 6.6 Birinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu destek vektör makinesi sınıflandırma sonuçları

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	87,5	87,5	61,5	65	60	72,5
a-c	72,5	78,5	71,5	75	54,5	76,5
a-d	51,5	66,5	58,5	54	48,5	51,5
b-c	67	63,5	74,5	78	64	74,5
b-d	69	77,5	62	61	60	72
c-d	86	86,5	76,5	79	61,5	71,5
ortalama	72,25	76,67	67,42	68,67	58,08	69,75

Tablo 6.7 İkinci denek için ortak uzamsal örüntü metodu destek vektör makinesi sınıflandırma sonuçları

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	65	81	64	77	75	71
a-c	68	69	70	71	70	73
a-d	64	75	63	78	62	55
b-c	57	63	63	60	67	63
b-d	69	66	65	69	54	65
c-d	64	58	58	60	62	50
ortalama	64,5	68,67	63,84	69,16	65	62,84

Güç spektral yoğunluk ile öznitelik çıkarmak amacıyla 3 farklı metot kullanılmış ve çıkarılan öznitelikler DVM ve YSA ile sınıflandırılmışlardır. Tablo 6.9, 6.10 ve 6.11’de 3 deneğe ait sınıflandırma sonuçları yer almaktadır. İkili sınıflandırmaların ortalamasına ve dörtlü sınıflandırma sonucuna bakacak olursak en iyi sonuç için öznitelik olarak Burg metodu ve sınıflandırma olarak da DVM çıkmıştır. Tablo 6.9’den de anlaşılacağı gibi birinci denek için en iyi ikili sınıflandırma ortalaması %87,66, en iyi dörtlü sınıflandırma sonucu ise %75’dir. İkinci denek için Tablo 6.10’da yer aldığı gibi en iyi ikili sınıflandırma ortalaması %92,33, dörtlü sınıflandırma sonucu ise %70’dir. Üçüncü deneğe ait sınıflandırma sonuçları ise Tablo

Tablo 6.8 Üçüncü denek için ortak uzamsal örüntü metodu destek vektör makinesi sınıflandırma sonuçları

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	61	69	51	53	42	39
a-c	74	71	58	45	61	54
a-d	64	66	49	44	44	46
b-c	46	54	58	47	49	46
b-d	58	66	45	48	46	52
c-d	51	63	59	54	49	53
ortalama	59	64,84	53,34	48,5	48,5	48,34

6.11’de yer almaktadır. Üçüncü denek için en iyi ikili sınıflandırma ortalaması %89,17, dörtlü sınıflandırma sonucu ise %64’dür.

Tablo 6.9 Birinci denek için güç spektral yoğunluk sınıflandırma sonuçları

	Yapay Sinir Ağları			Destek Vektör Makinesi			
	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Ortalama (%)
a-b	84,44	87,5	96,11	96,5	94,5	95,5	91,55
a-c	88,61	91,66	91,11	90	94	94,5	91,46
a-d	59,16	63,05	80	70,5	72,5	82	70,51
b-c	71,11	80,55	83,33	84	76	80	79,17
b-d	77,77	79,72	88,88	85	87,5	89	84,65
c-d	76,11	87,77	86,11	84,5	92,5	85	85,15
ortalama	76,2	81,71	85,51	85,08	86,17	87,67	-
a-b-c-d	53,75	63,12	73,02	62,75	63	75	-

Tablo 6.9 ve 6.10 ’a farklı bir şekilde bakılacak olursa hareket tipinin sınıflandırmaya etkisini de görülebilir.

Tablo 6.10 İkinci denek için güç spektral yoğunluk sınıflandırma sonuçları

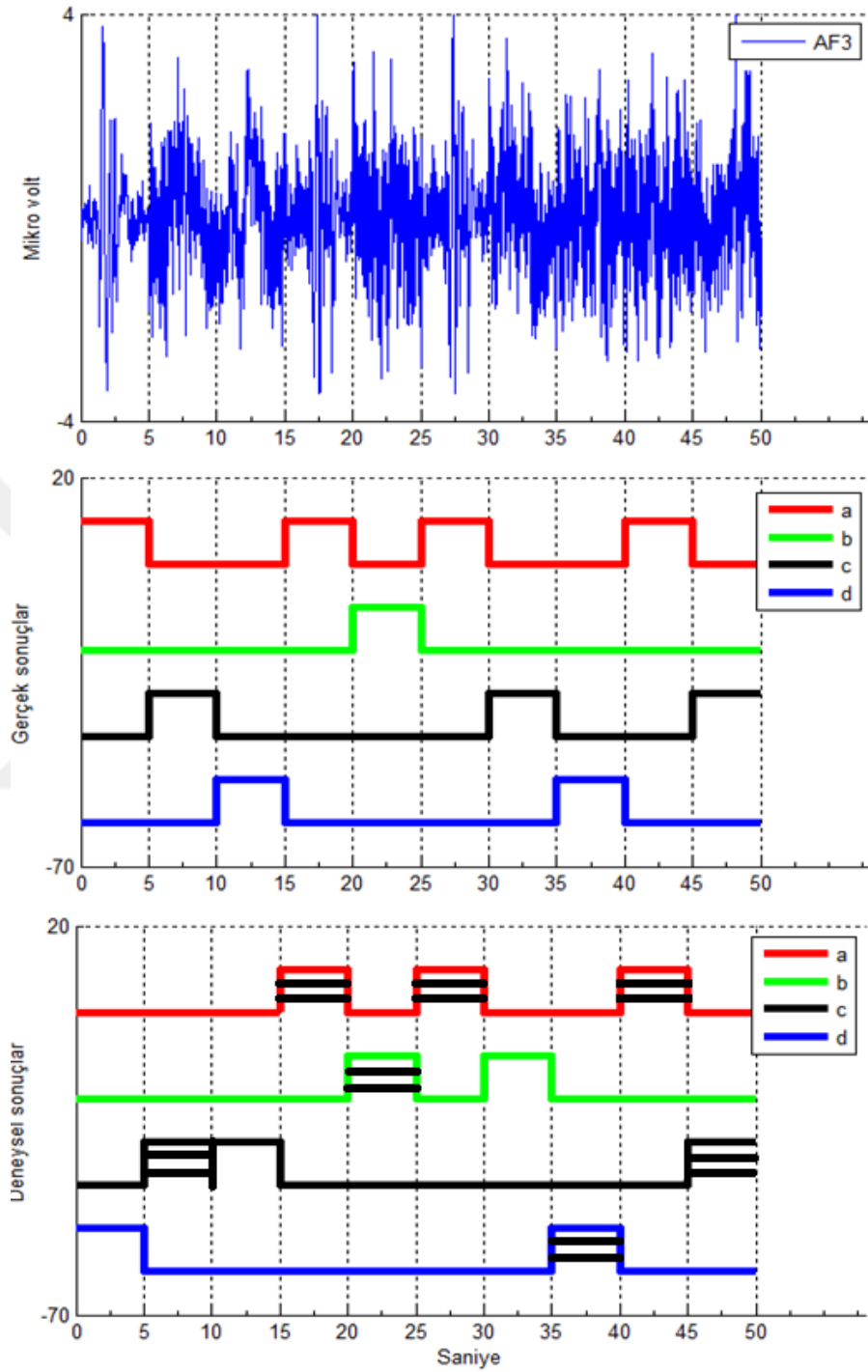
	Yapay Sinir Ağları			Destek Vektör Makinesi			
	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Ortalama (%)
a-b	84	85,8	92,4	97	92	99	91,70
a-c	80	80	88	90	88	90	86
a-d	71	67	77	86	96	95	82
b-c	62	66	71	80	84	81	74
b-d	79	84	83	90	96	94	87,67
c-d	75	80	84	75	83	95	82
Ortalama	75,17	77,13	82,57	86,34	89,84	92,34	-
a-b-c-d	54	50	69	48,5	66	70	-

Tablo 6.11 Üçüncü denek için güç spektral yoğunluk sınıflandırma sonuçları

	Yapay Sinir Ağları			Destek Vektör Makinesi			
	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Ortalama (%)
a-b	75,55	78,88	85,55	71	59	92	77
a-c	84,44	72,22	86,66	87	60	89	79,89
a-d	70	68,88	75,55	73	54	85	71,07
b-c	66,66	62,22	82,22	84	64	91	75,02
b-d	50	52,2	63,33	76	49	85	62,59
c-d	84,44	74,44	87,77	86	65	93	81,78
Ortalama	71,85	68,14	80,18	79,5	58,5	89,17	-
a-b-c-d	45,5	47	54	46	28,5	64	-

Dört farklı hareketten a hareketi sağ dirseğin 0°'den 135°'ye gelmesini, b hareketi 0°'den 45°'ye gelmesini, c hareketi 0°'den 90°'ye gelmesini d hareketi ise 135°'den 0°'ye gelmesini temsil etmektedir. Bu hareketler ikili sınıflandırıldığında 6 farklı sonuç

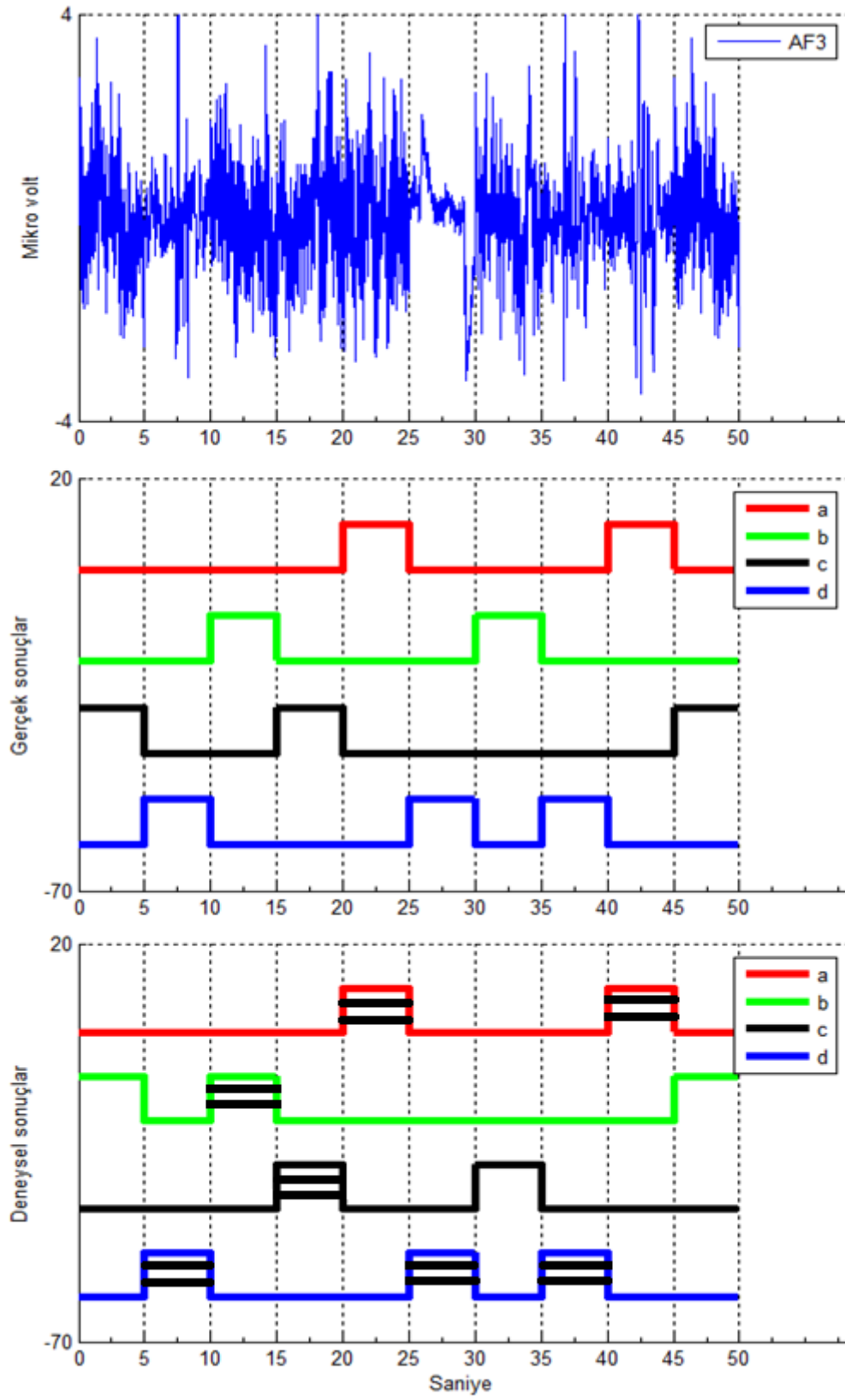
elde edilmiş ancak bu sonuçların bazılarının diğer hareketlere göre daha yüksek sonuç verdiği görülmüştür.



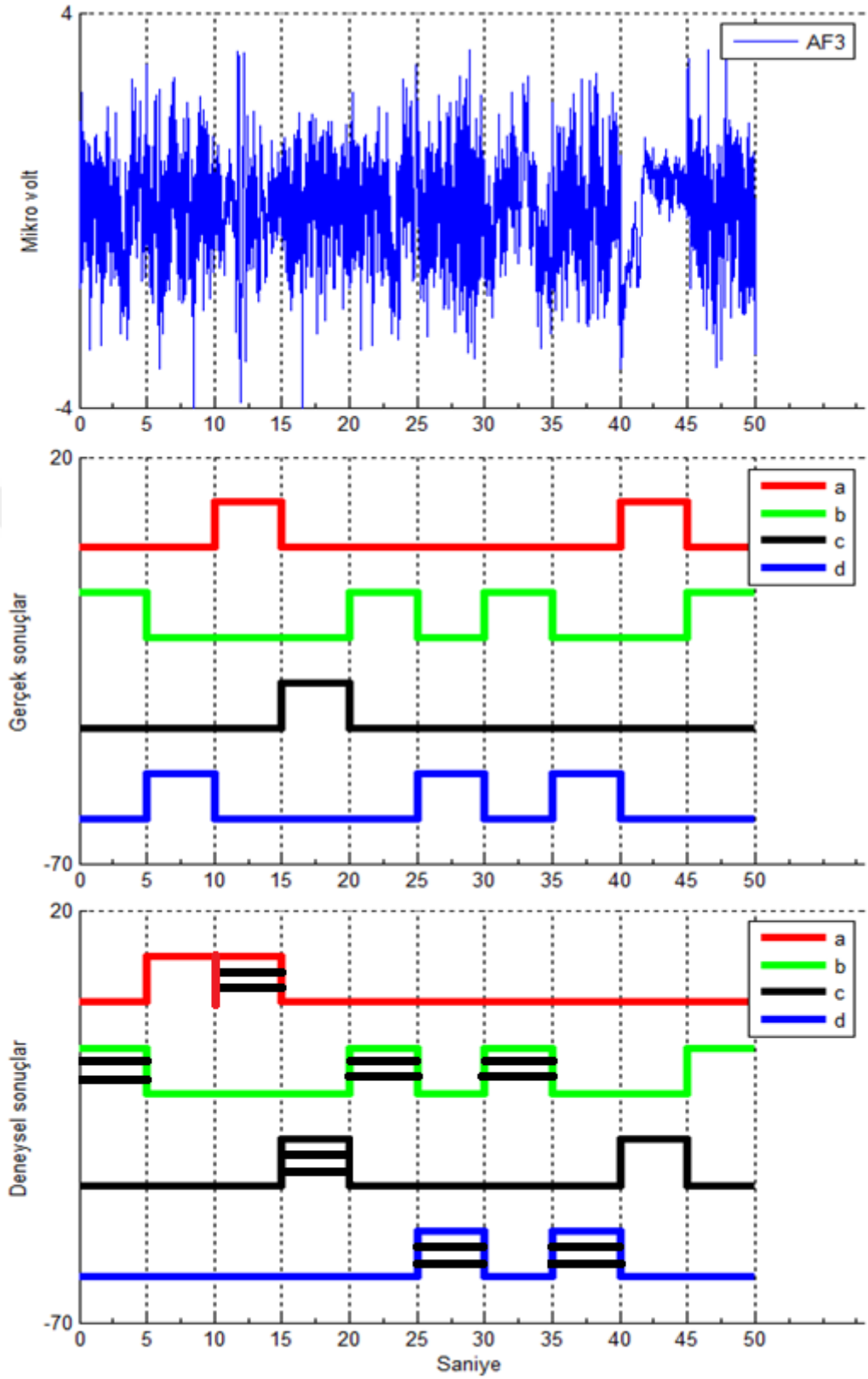
Şekil 6.3 50 saniyelik EEG sinyali, gerçek ve deneysel sonuçlar, a,b,c,d sırasıyla 0°'den 135°'ye, 0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 135°'den 0°'ye getirme hareketlerini temsil etmektedir.

Birinci ve ikinci denek için a-d ve b-c hareketlerinin sınıflandırma sonuçları %70,51 - %82 aralığında çıkarken, a-b ve b-d hareketlerinin sonuçları %84,65 ve %91,70 aralığında çıkmıştır. Buradan da anlaşılabileceği gibi açısal farkları daha çok olan hareketlerin birbirinden ayırt edilme oranlarının daha yüksek olduğu söylenebilir.

Dirsek hareketlerine ait farklı açılardaki EEG sinyalleri bir araya getirilmiş ve 50 saniyelik kayıtlar oluşturulmuştur. Kayıtlardaki 640'ar örneğe sahip denemeler çevrimdışı olarak sınıflandırılmış ve gerçek uyarımlarla, sınıflandırma sonucunda elde edilen deneysel sonuçlar Şekil 6.3, 6.4 ve 6.5 'de verilmiştir. Deneysel sonuçlarda doğru olanlar siyah taranmıştır. 3 kayıtta da 10'ar deneme vardır ve 7'si doğru olarak sınıflandırılmış %70 başarı elde edilmiştir.



Şekil 6.4 50 saniyelik EEG sinyali, gerçek ve deneysel sonuçlar, a,b,c,d sırasıyla 0° 'den 135° 'ye, 0° 'den 45° 'ye, 0° 'den 90° 'ye, 135° 'den 0° 'ye getirme hareketlerini temsil etmektedir.



Şekil 6.5 50 saniyelik EEG sinyali, gerçek ve deneysel sonuçlar, a,b,c,d sırasıyla 0°'den 135°'ye, 0°'den 45°'ye, 0°'den 90°'ye, 135°'den 0°'ye getirme hareketlerini temsil etmektedir.

BÖLÜM YEDİ

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez kapsamında biyosinyaller kullanarak insan destek birimleri ve gerekli sinyal işleme teknikleri geliştirmek hedeflenmiştir. Bu amaçla biyosinyal olarak kullanımı kolay olması ve güvenilir olması sebebiyle Elektroensefalografi (EEG) sinyali seçilmiştir.

Tez kapsamında EEG sinyali alabilmek için Neurosky ve Emotiv Epoc + cihazları satın alınmıştır. Tek elektrotlu Neurosky cihazı göz kırpmaları hareketlerinin tespiti için, 14 kanallı Emotiv Epoc + cihazı ise göz hareketlerinin ve dirsek hareketlerinin birbirinden ayırt edilmesi amacıyla kullanılmıştır.

Yöntem olarak istatistiksel özellikler, ortak uzamsal örüntü ve güç spektral yoğunluk metodları seçilmiş ve sınıflandırma işlemi için de Destek Vektör Makinesi ve Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır. İşlemler Matlab'da yapılmış, kullanılan kodların bir kısmı yazılmış, bir kısmı ise Matlab'da hazır bulunan kodlardan temin edilmiştir.

Göz hareketlerinin sınıflandırılmasında sinyalin istatistiksel özelliklerinden yararlanılmış ve sınıflandırma başarısı %100 elde edilmiştir. Karmaşık dönüşümlerden yararlanılmadığı için sınıflandırma hızlı olmuştur.

Kol hareketleri için 'BCI Competition 3' yarışmasında yer alan 3. veri seti OUÖ metodu kullanılarak sınıflandırılmış ve Tablo 6.2'den görüldüğü gibi OUÖ parametresinin $q=30$ seçildiği durumda başarı ortalaması %98,14 elde edilmiştir. Tablo 6.2'de de görüldüğü gibi q parametresinin değeri arttıkça başarı oranı artmıştır. Bu nedenle OUÖ metodu çok kanallı EEG sinyalleri için daha başarılı bir metodur.

Dirsek hareketleri için üç deneye ait OUÖ özneliklerinin yapay sinir ağları ve destek vektör makinesi ile sınıflandırma sonuçlarının ortalaması Tablo 7.1 ve 7.2'de, GSY sınıflandırma sonuçlarının ortalaması ise Tablo 7.3 de yer almaktadır. Üç deneyin ortalamasına bakılacak olursa en iyi ikili sınıflandırma sonucu %89,72 ile Burg metodu, dördü sınıflandırma sonuçlarında ise %69,67 ile en iyi sonuç yine Burg

metoduna aittir. Tablo 7.1, 7.2 ve 7.3 karşılaştırılacak olunursa dirsek hareketlerinin sınıflandırılmasında güç spektral yoğunluk metodunun, ortak uzamsal örüntü metodundan %19,72 bir farkla daha başarılı olduğu görülmektedir.

Bu tez kapsamında yapılan çalışmada bazı kısıtlar mevcuttur. Bütün çalışmalar 3'er denek kullanılarak yapılmış ve bu durum başarı oranlarının doğruluğunu etkilemektedir. Sonuçların daha kesin ve genel olmasını sağlayabilmek amacıyla daha fazla denekten veri alınarak daha ileri çalışmaların kapsamı genişletilebilir.

Tablo 7.1 Üç deneğin yapay sinir ağları ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının ortalaması

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	66,15	69,76	62,61	63	63,66	63
a-c	71,95	72,21	67,11	65,13	61,16	68,66
a-d	65,56	67,96	56,35	62,28	58,16	59,83
b-c	53,33	55,48	60,55	62,15	60,16	59,16
b-d	61,13	59,05	58,56	61,26	60	67,5
c-d	57,65	61,98	63,51	65,13	63,83	62,83
ortalama	62,63	64,41	61,45	63,16	61,16	63,5

Tablo 7.2 Üç deneğin destek vektör makinesi ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının ortalaması

	OUÖ q=1 (%)	OUÖ q=2 (%)	DOUÖ q=1 (%)	DOUÖ q=2 (%)	BOUÖ q=1 (%)	BOUÖ q=2 (%)
a-b	71,16	79,16	58,8	65	59	60,83
a-c	71,5	72,83	66,5	63,66	61,83	67,83
a-d	59,83	69,16	56,83	58,66	51,5	50,83
b-c	56,66	60,16	65,16	61,66	60	61,16
b-d	65,33	69,83	57,33	59,33	53,33	63
c-d	67	69,16	64,5	64,33	57,5	58,16
ortalama	65,25	70,05	61,52	62,11	57,19	60,30

Bu çalışmanın ışığında, BBA arayüzü kullanılarak öncelikle bir robotik sistem kontrolü daha sonra ise kolunu kullanamayan denek için mekanik destek ve kolunu kullanabilen denekler için ise akıllı destek sistemleri tasarlamak amaçlanmaktadır.

Tablo 7.3 Üç deneğin sınıflandırma sonuçlarının ortalaması

	Yapay Sinir Ağları			Destek Vektör Makinesi		
	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)	Welch Metodu (%)	Yule Metodu (%)	Burg Metodu (%)
a-b	81,33	84,06	89,59	88,17	81,83	95,5
a-c	84,35	81,29	88,22	89,00	80,67	91,17
a-d	66,72	66,31	76,13	76,50	74,17	87,33
b-c	66,59	69,59	78,85	82,67	74,67	84
b-d	68,92	71,97	78,40	83,67	77,50	89,33
c-d	78,52	80,74	85,59	81,83	80,17	91
Ortalama	74,41	75,66	82,80	83,64	78,17	89,72
a-b-c-d	51,08	53,37	65,34	52,42	52,50	69,67

KAYNAKLAR

- Belkacem, A. N. Hirose, H. Yoshimura, N. Shin, D. ve Koike, Y. (2004). Classification of four eye directions from EEG signals for eye-movement-based communication systems. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 34(6), 581–588.
- Blankertz, B. Müller, K.-R. Curio, G. Vaughan, T. M. Schalk, G. Wolpaw, J. R. (2004). The BCI competition 2003: progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6), 1044–1051.
- Blankertz, B. Müller, K.-R. Krusienski, D. J. Schalk, G. Wolpaw, J. R. Schlögl, A. (2006). The BCI competition 3: Validating alternative approaches to actual BCI problems. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2), 153–159.
- Blankertz, B. Tomioka, R. Lemm, S. Kawanabe, M. ve Muller, K.-r. (2008). Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(1), 41–56.
- Demuth, H. ve Beale, M. (2002). *Neural Network Toolbox For Use with MATLAB*. http://cda.psych.uiuc.edu/matlab_pdf/nnet.pdf.
- Dornhege, G. Millán, J. d. R. Hinterberger, T. McFarland, D. J. ve Müller, K.-R. (Ed.) (2000). *Toward brain-computer interfacing*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Emotiv (2016). <http://emotiv.com/epoc/>.
- Erdoğan, H. B. (2009). *A design and implementation of P300 based brain-computer interface*. Doktora Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi.
- Fifer, M. S. Hotson, G. Wester, B. A. McMullen, D. P. Wang, Y. ve Johannes, M. S. (2014). Simultaneous neural control of simple reaching and grasping with the modular prosthetic limb using intracranial EEG. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(3), 695 – 705.

Support Vector Machines Explained (2009). <http://www.tristanfletcher.co.uk/SVMExplained.pdf>.

Forslund, P. (2003). *A Neural network based brain computer interface for classification of movement related EEG*. Yüksek Lisans Tezi, Linköping Üniversitesi.

Ghani, F. Gaur, B. Varshney, S. Farooq, O. ve Khan, Y. U. (2013). Detection of wrist movement using EEG signal for brain machine interface. In *Technology, Informatics, Management, Engineering, and Environment (TIME-E), 2013 International Conference on*, 5–8.

Graimann, B. Allison, B. ve Pfurtscheller, G. (2010). *Brain-computer interface revolutionizing human–computer interaction*. Almanya: Springer.

Gu, Y. Dremstrup, K. ve Farina, D. (2009). Single-trial discrimination of type and speed of wrist movements from EEG recordings. *Clinical Neurophysiology*, 120, 1596–1600.

He, W. Zhao, Y. Tang, H. Sun, C. ve Wei, F. (2016). A wireless BCI and BMI system for wearable robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 46(7), 936 – 946.

Herman, P. Prasad, G. McGinnity, T. M. ve Coyle, D. (2008). Comparative analysis of spectral approaches to feature extraction for eeg-based motor imagery classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 16(4), 317–326.

Jasper, H. (1958). The ten – twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10, 371–375.

Kang, H. Nam, Y. ve Choi, S. (2009). Composite common spatial pattern. *IEEE Signal Processing Letters*, 16(8), 683–686.

Lotte, F. Congedo, M. Lécuyer, A. Lamarche, F. ve Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, IOP Publishing, 4(2), 1–25.

- Lotte, F. ve Guan, C. (2011). Regularizing common spatial patterns to improve bci designs: unified theory and new algorithms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(2), 355–362.
- Lu, H. Eng, H.-L. Guan, C. Plataniotis, K. N. ve Venetsanopoulos, A. N. (2010). Regularized common spatial pattern with aggregation for EEG classification in small-sample setting. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 57(12), 2936–2946.
- Malmivuo, J. ve Plonsey, R. (1995). *Bioelectromagnetism : principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*. Oxford: Oxford University Press.
- Müller-Gerking, J. Pfurtscheller, G. ve Flyvbjerg, H. (1999). Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. *Clinical Neurophysiology*, 110(5), 787–798.
- Neurosky (2016). <http://store.neurosky.com/pages/mindwave>.
- Pfurtscheller, G. Neuper, C. Schlogl, A. ve Lugger, K. (1998). Separability of eeg signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 6(3), 316–325.
- Proakis, J. G. ve Manolakis, D. G. (1996). *Digital signal processing principles, algorithms, and applications*. Londra: Prentice Hall.
- Ramoser, H. Muller-Gerking, J. ve Pfurtscheller, G. (2000). Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(4), 441 – 446.
- Robinson, N. Vinod, A. P. Ang, K. K. Tee, K. P. ve Guan, C. T. (2013). EEG-based classification of fast and slow hand movements using wavelet-CSP algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(8), 2123 – 2132.
- Shedeed, H. A. Issa, M. F. ve El-sayed, S. M. (2013). Brain EEG signal processing for controlling a robotic arm. In *Computer Engineering & Systems (ICCES), 2013 8th International Conference on*, 152 – 157.

Stoica, P. ve Moses, R. (2005). *Spectral analysis of signals*. New Jersey: Prentice Hall.

Szachewicz, P. (2013). *Classification of motor imagery for brain-computer interfaces*.

Yüksek Lisans Tezi, Poznan Teknoloji Üniversitesi.

Thomas, K. P. Guan, C. Lau, C. T. Vinod, A. P. ve Ang, K. K. (2009). A new discriminative common spatial pattern method for motor imagery brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56(11), 2730 – 2733.

Vuckovic, A. (2008). Delta band contribution in cue based single trial classification of real and imaginary wrist movements. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 46(6), 529–539.

Vuckovic, A. ve Sepulveda, F. (2012). A two-stage four-class BCI based on imaginary movements of the left and the right wrist. *Medical Engineering and Physics*, 34(7), 964–971.