

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK- ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**EEG İŞARETLERİNDEKİ GÖZ VE ÇENE HAREKETİ ARTİFAKTLARININ
SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisi Shahin POURZARE

**KASIM 2012
TRABZON**

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**EEG İŞARETLERİNDEKİ GÖZ VE ÇENE HAREKETİ ARTIFAKTLARININ
SINIFLANDIRILMASI**

Shahin POURZARE

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
“Elektronik Yüksek Mühendisi”
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 19.10.2012

Tezin Savunma Tarihi : 09.11.2012

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU

Trabzon 2012

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında
Shahin POURZARE tarafından hazırlanan

EEG İşaretlerindeki Göz ve Çene Hareketi Artifaktlarının Sınıflandırılması

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 23/10/2012 gün ve 1479 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU



Üye : Doç. Dr. Ali GANGAL



Üye : Doç. Dr. Cemal KÖSE



Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Bu çalışma Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak hazırlanmıştır.

“EEG İşaretlerindeki Göz ve Çene Hareketi Artifaktlarının Sınıflandırılması” konulu bu tez çalışmasını, bana öneren ve çalışmanın her aşamasında gerek bilgi ve tecrübelerini gerekse maddi ve manevi desteğini benden esirgemeyen, önerileriyle ufkumu açan, görevlerindeki yoğunluğuna rağmen değerli zamanını bana ayıran danışmanım ve saygıdeğer hocam sayın Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU’na en içten teşekkürlerimi sunarım.

Çalışma süresinde değerli görüş ve bilgilerini benimle paylaşan ve çalışmayı inceleyen Arş. Gör. Önder AYDEMİR’e çok teşekkür ederim.

Son olarak hayatım boyunca beni sabır ve şefkatle destekleyen anne ve babama müteşekkire olduğumu belirtir, çalışmanın faydalı olmasını dilerim.

Shahin POURZARE
Trabzon 2012

TEZ BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “EEG İşaretlerindeki Göz ve Çene Hareketi Artifaktlarının Sınıflandırılması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĐLU’nun sorumluluđunda tamamladıđımı, verileri/örnekleri kendim topladıđımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptıđımı, başka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiđimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim.19/10/2012

Shahin POURZARE

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
TABLolar DİZİNİ.....	XII
SEMBOLLER DİZİNİ	XIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.1.1. Beyin Bilgisayar Arayüzü	2
1.1.1.1. Giriş	2
1.1.2. Beyin Bilgisayar Arayüzü Çeşitleri.....	3
1.1.2.1. Bağımlı BBA	3
1.1.2.2. Bağımsız BBA.....	4
1.1.3. BBA Sistemlerinde Kullanılabilecek Sinyaller	4
1.1.3.1. Görsel Olarak Tetiklenen Potansiyeller (GTP)	4
1.1.3.2. Yavaş Kortikal Potansiyeller (YKP)	5
1.1.3.3. μ ve β Ritimleri.....	5
1.1.3.4. Kortikal Nöronlar	6
1.1.3.5. P300 Tetiklenen Potansiyeller	6
1.1.4. BBA Sistemlerinin Bileşenleri	6
1.1.4.1. Sinyal Toplama.....	7
1.1.4.2. Sinyal İşleme: Öznitelik Çıkarma	7
1.1.4.3. Sinyal İşleme: Dönüştürme Algoritması	7
1.1.4.4. Çıktı Cihazı.....	8
1.1.4.5. İşletim Protokolü	8
1.2. BBA İçin Kullanılabilecek Sinyaller.....	8
1.2.1. Beyin Aktivitesinin Ölçülmesi	8
1.2.2. Elektroensefalografi (EEG)	10
1.2.2.1. EEG Sinyalinin Yapısı	11

1.2.2.2.	EEG Dalga Tipleri.....	12
1.2.2.3.	EEG işaretlerinin Ölçülmesi.....	13
1.2.3.	Magnetoensefalografi (MEG).....	14
1.2.4.	Elektrokortigografi (ECoG).....	15
1.3.	Artifakt.....	16
1.3.1.	Giriş.....	16
1.3.1.1.	Dış Artifaktlar.....	16
1.3.1.2.	İç Artifaktlar.....	17
1.3.1.2.1.	Harekete Bağlı Artifaktlar (Movement Artifacts).....	17
1.3.1.2.2.	Okülogirik Potansiyelleri (Oculogyric Potentials).....	18
1.3.1.2.3.	Myojenik Potansiyeller (Myogenic Potentials).....	20
1.3.1.2.4.	İç Artifaktların Diğer Kaynakları.....	20
1.3.2.	Elektromyografik (EMG).....	20
1.3.2.1.	Giriş.....	20
1.3.2.2.	EMG İşaretlerinin Oluşumu ve Yapısı.....	20
1.3.3.	Elektrookülografi (EOG).....	23
1.4.	BBA Alanında Yapılan Çalışmalar.....	23
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR VE BULGULAR.....	27
2.1.	Giriş.....	27
2.2.	Tez Çalışmasının Amacı ve Literatüre Katkıları.....	27
2.3.	Problem Tanıma.....	28
2.4.	Materyal.....	28
2.4.1.	EEG Ölçüm Sistemi.....	28
2.4.2.	Kanal Seçimi.....	30
2.4.3.	Deney Aşaması.....	31
2.4.4.	Literatürlerde Yüz Hareketlerine Dayalı Yapılan Çalışmalar.....	35
2.4.5.	Yöntemler.....	40
2.4.5.1.	Ön İşleme.....	41
2.4.5.2.	Öznitelik Çıkarma.....	41
2.4.5.2.1.	Karekök Ortalama Yöntemi.....	42
2.4.5.2.2.	Polinom Uydurma Yöntemi.....	43
2.4.5.2.3.	Hjorth Betimleyici Yöntemi.....	48
2.4.5.3.	Sınıflandırıcı.....	49
2.4.5.3.1.	Giriş.....	49

2.4.5.3.2.K-En Yakın Komşu (k-NN) Yöntemi	50
3. BULGULAR	53
3.1. Özniteliklere Ait Bulgular	53
3.1.1. KKO Verilerine Dayanan Öznitelikler	53
3.1.2. Polinom Yöntemine Dayanan Öznitelikler.....	56
3.1.3. Hjorth Betimleyicisi Yöntemine Dayanan Öznitelikler	59
3.2. Sınıflandırma Sonucuna Ait Bulgular	62
3.2.1. Test Aşaması	62
4. SONUÇLAR.....	64
4.1. Yöntemin Sınıflandırma Performansı Sonuçları	64
4.2. Örnekleme Frekansın Performansa Etkisi	66
4.3. Önerilen Yöntemin Performansının Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması.....	67
5. ÖNERİLER	69
6. KAYNAKLAR.....	70
ÖZGEÇMİŞ	

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

EEG İşaretlerindeki Göz ve Çene Hareketi Artifaktlarının Sınıflandırılması

Shahin POURZARE

Karadeniz Teknik Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU

2012, 75 Sayfa

Günümüzde, engellilerin hayatını kolaylaştırmaya yönelik olarak internet ve bilgisayar teknolojisi tabanlı birçok önemli çalışma yapılmaktadır. Bu teknolojilerden birisi Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) sistemidir. BBA insanların motor sinir sistemlerini kullanmaksızın bir bilgisayarı, elektromekanik bir kolu ya da çeşitli nöro protezleri kullanmalarını olanaklı hale getiren sistemlerdir. Günümüzdeki BBA sistemleri derin ve yüzeysel EEG (Elektroensefalografi) kayıtları ile alınan beyin sinyallerinin işlenmesi ile gerçekleştirilmektedir. Elektroensefalografi işaretleri, beyin yüzeyinden elektrotlarla algılanan düşük genlikli biyoelektrik işaretlerdir. Bu işaretlerin genliği tepeden tepeye 2-100 μ V ve frekans bandı ise 0.1-60 Hz aralığında bulunmaktadır. Ama EEG işaretleri düzensiz bir yapıya sahip olmasından dolayı daima artifakt bulundurlar. Genelde artifaktlar sinyaldeki istenmeyen verilerdir. Bu artifaktlar hareketli uzuvların örneğin; gözün hareketlerinden oluşan ya da vücudun dış etkilere gösterdiği tepki sonucu oluşan biyoelektrik potansiyellerdir. BBA sistemlerde Elektrokülografi (EOG) ve elektromyografi (EMG) artifaktları, fizyolojik artifaktların en önemli kaynaklardan biri olarak kabul edilir.

Bu tez çalışmasında, EEG işaretlerin çeşitli yüz hareketleri yapıldığı sırada göz ve çene artifaktlarının kaydedilmesi ve sınıflandırılması sunulmuştur. Çalışmada kullanılan EEG işaretleri Brain Quick EEG sistemi (Micromed, İtalya) ile kaydedilmiştir. Veriler, yaşları 28-30 arasında değişen sağlıklı erkek bireylerden farklı günlerde kaydedilmiştir. Deneyde elektrotlar uluslararası 10-20 yerleşim sistemine göre alınmıştır, Öznitelikler; karekök ortalama, polinom uydurma ve Hjorth betimleyici yöntemleri ile çıkarılmıştır. Çıkarılan öznitelikler ile EEG sinyalleri k en yakın komşuluk sınıflandırıcısı ile sınıflandırılmıştır. Önerilen yöntem test verilerinde üç kişi üzerinde %99, % 94 ve %89 sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir.

Anahtar Kelimeler: EEG sinyal analizi, Artifakt, Öznitelik çıkarma, sınıflandırma

Master Thesis

SUMMARY

Classifying Eye and Chin Movement Artifacts in EEG Signals

Shahin POURZARE

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical and Electronics Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU
2012, 75 Pages

Today, the most important studies have been done based on the internet and computer technology to facilitate the lives of people with disabilities. One of these technologies is Brain Computer Interface. A BCI system is a computer system which enables people to use the various neuroprosthesis system in motor nervous system or electromechanical arm. The current BCI system is carried out to the processing of deep and superficial records EEG (Electroencephalography) from the brain signals. Electroencephalography (EEG) signals are the low amplitude bioelectrical signals which are received from brain scalp. Those signals' peak to peak amplitude is 2-100 μV and frequency band situates between 0.1-60 Hz. Due to their irregular structure, EEG signals can be carried artifacts. Generally artifacts are unwanted signal data. These artifacts such as moving limbs, eye movements or as a result of the external body's reaction influences are bioelectric potentials. Electrooculography (EOG) and electromyography (EMG) artifacts are considered among the most important sources of physiological artifacts in BCI systems.

In this study, a novel approach has been presented to classifying various face movement artifacts such as eye and chin in EEG signals record. EEG signals were acquired in our EEG Laboratory with Brain Quick EEG system (Micromed, Italy) from three healthy human subjects in age group of between 28 and 30 years old and on different days. Extracted feature vectors based on root mean square, polynomial fitting and Hjorth descriptors were classified by k-nearest neighbor algorithm. The proposed method was successfully applied to our data sets and achieved 99%, 94% and 89% classification accuracy rate on the test data of three subjects.

Key Words: EEG Analysis, Artifact, Feature extraction, Classification.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Beyin bilgisayar arayüzü (BBA) sisteminin temel bileşenleri [6].	3
Şekil 2. Biyolojik Nöron [19].	9
Şekil 3. EEG sinyalinin oluşumu [23].	11
Şekil 4. Farklı frekans bandındaki EEG dalgaları [9].	13
Şekil 5. 10-20 sistemine göre elektrotların yerleştirilmesi [25]. Tek sayılı elektrotlar sol yarım küreye yerleştirilirken, çift sayılı elektrotlar sağ yarım küreye yerleştirilmiştir. Fp= Frontopolar, F= frontal, C= Merkezi, T= temporal, O= occipital, A=Auricular.	14
Şekil 6. MEG sinyallerinin kaydı [26].	15
Şekil 7. a) ECoG sisteminde kullanılan elektrotlar, b) Korteks üzerinde cerrahi operasyon ile yerleştirilen elektrotlar [28].	16
Şekil 8. Hasta hareket ettiği esnada EEG ve akselerometre sinyali. X eksenı zamanı ve Y eksenı EEG işaretini mikrovolt olarak göstermektedir. En alttaki iki grafik Y ekseninin <i>Torr</i> olup olmadığı hız ölçeri temsil eder [24].	18
Şekil 9. Göz küresi hareketi [24].	19
Şekil 10. Göz kırpması EEG sinyali. X eksenı zamanı , Y eksenı ise EEG işaretini mikrovolt olarak göstermektedir [24].	19
Şekil 11. Motor birim yapısı [33].	21
Şekil 12. Elektrotların kasta yerleşimi ve EMG genlik sinyalleri [33].	22
Şekil 13. Yağ tabakası kalınlığının yüzey EMG kaydı [33].	22
Şekil 14. Bir göz şeması, göz dipol modeli [34].	23
Şekil 15. Kullanılan şapka modeli	29
Şekil 16. Micromed (İtalya) “Brain Quick EEG Sistem” [47].	30
Şekil 17. Analiz için kullanılmak üzere seçilen elektrotlar	33
Şekil 18. Bireyin oturma düzeni	33
Şekil 19. Gözün sağa ve sola hareketi [34].	34
Şekil 20. a) gözün karşıdan sağa hareketi, b) gözün karşıdan sola hareketi, c) göz kırpması, d) hareketsiz durum, e) dış gıcırıtma, f) sürekli olan bir işaret	34
Şekil 21. a) Ham EEG işaretini, b) normalizasyon yapılmış hali	41
Şekil 22. Ölçüm sonuçları ve Uydurulacak eğri	44
Şekil 23. a) Veri kümesi noktaları, b) Veri noktalarından geçen yüksek dereceli eğri, c) Noktalara birinci derece eğri (doğru) uydurma.	45
Şekil 24. $f(x_i)$ ile $g(x_i)$ arasında $d(x_i)$ yerel farkı	45

Şekil 25. İki sınıftan birçok eğitilmiş örüntü, A ve B ve bir test örüntüsü.....	51
Şekil 26. k-NN örnekleri	52
Şekil 27. Filtre bank	53
Şekil 28. Birinci bireyin KKO öznitelikleri	54
Şekil 29. İkinci bireyin KKO öznitelikleri	55
Şekil 30. Üçüncü bireyin KKO öznitelikleri	55
Şekil 31. Normalizasyon yapılmış EEG verisi ve buna uydurulan polinom, (a) <i>sınıf</i> 1, (b) <i>sınıf</i> 2.....	57
Şekil 32. Birinci bireye ait polinom öznitelikleri	58
Şekil 33. İkinci bireye ait polinom öznitelikleri	58
Şekil 34. Üçüncü bireye ait polinom öznitelikleri	59
Şekil 35. Birinci bireyin Hjorth betimleyicisi öznitelikleri	60
Şekil 36. İkinci bireyin Hjorth betimleyicisi öznitelikleri	61
Şekil 37. Üçüncü bireyine Hjorth Betimleyicisi öznitelikleri	61
Şekil 38. Test aşaması algoritması.	63

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Yapılan yüz hareketleri	32
Tablo 2. a ve b katsayılarının işaretleri	56
Tablo 3. Eğitim sınıflandırma doğruluğu	64
Tablo 4. Birinci bireyin karmaşık matrisi.....	65
Tablo 5. İkinci bireyin karmaşık matrisi	65
Tablo 6. Üçüncü bireyin karmaşık matris	65
Tablo 7. Test sınıflandırma oranları	66
Tablo 8. Farklı örnekleme frekanslarından elde edilen sınıflandırma oranı.....	66
Tablo 9. Çalışmaların sınıflandırma performansları.....	68

SEMBOLLER DİZİNİ

ALS	: Amiyotropik Lateral Skleroz
MS	: Çoklu Skleroz
EEG	: Elektroensefalogram
BBA	: Beyin Bilgisayar Arayüzü
fMRI	: Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntülemesi
PET	: Pozitron Emisyon Tomografisi
MEG	: Magnetoensefalografi
ECoG	: Elektrokortigografi
LFP	: Bölgesel Alan Potansiyelleri
SCR	: Tek Hücre Kayıtlamaları
NIRS	: Yakın Infrared Spektroskopisi
GTP	: Görsel olarak Tetiklenen Potansiyeller
YKP	: Yavaş Kortikal Potansiyeller
SNR	: Gürültü başına düşen Sinyal Oranının (Signal to Noise Ratio)
BSA	: Biyolojik Sinir Ağı
KKO	: Karekök Ortalama
Hz	: Hertz
μV	: Mikro Volt
KNN	: k-En yakın komşuluk
P300	: Beynin yaklaşık 300 ms sonra ürettiği pozitif potansiyeldir
μ	: Mü ritmi
α	: Alfa dalgası
β	: Beta dalgası
θ	: Teta dalgası
δ	: Delta dalgası
σ	: Sigma

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Günlük hayatımız boyunca ellerimizi ve parmaklarımızı ne kadar çok kullandığımız düşünüldüğünde, çeşitli nedenler ile eli amputé olmuş (kesilmiş) insanların; insanı insan yapan el becerilerini kısmı de olsa yeniden kullanabilmelerine imkan verecek olan gelişmiş protez el tasarımlarına duydukları ihtiyaç daha iyi anlaşılacaktır.

Bugünün dünyasında, yaklaşık her nesneyi kontrol etmek için, o nesne ile fiziksel etkileşim (temas) kurmak gerekmektedir. İletişim kurmak için konuşuyoruz, bir aleti(araç) kullanmak için, ellerimizden faydalanıyoruz, araba kullandığımız zaman direksiyonu ellerimiz ile kullanıyor ve frene basmak için ayağımızdan yararlanıyoruz.

Çevrenin kontrolü veya diğer insanlar ile iletişim her sağlıklı insan için mümkündür fakat bunun yanında vücutlarının bir uzvunu veya kaslarının bir kısmının kontrolünü kaybetmiş, kontrol ve iletişim kurmak için çok az şansa sahip insanlar da mevcuttur. Amiyotropik Lateral Skleroz (ALS), ileri derecede motor fonksiyon bozukluğu olan kişiler, beyin felci, inme hastaları, Çoklu Skleroz (MS), motor sinir yollarına zarar vermiş kişiler bunlara örnek olarak gösterilebilir.

Teknolojik gelişmelerin sayesinde bilim adamları, yaşlılar ve engelli insanların yaşam kalitesinin artırılması için pek çok yeni yöntem ve araştırma konuları üzerinde çalışmaktadırlar. Gelecekte en çok önerilen teknolojilerden biri Beyin Bilgisayar Arayüzü'dür (BBA). BBA insanların düşüncelerinin tespit edilerek, dış ortama aktarılması ve çevre üzerinde kontrol sağlanabilmesi için tasarlanmıştır. Beyin vücudun herhangi bir organına göre çok daha büyük bir farklılığa sahiptir.

Beyin, çevreden gelen sinyalleri alan ve işleyen, bu sinyallere yerinde tepkiler üreten ve insanın yaşamasını sağlayan çok karmaşık bir organdır. Dış dünya ile olan sosyal ilişkiler, duyu aracılığı ile beyine iletilir, orada değerlendirilir ve vücudun gerekli tepkiyi göstermesi ayarlanır. Beyin konusundaki çalışmalar yüzyıllardır devam etse de, beyinin yapısı gereği bu konu, doktorları ve bilim adamlarını zorlayan birçok belirsizlik ve bilinmeyen barındıran bir araştırma alanı olmuştur.

İnsanın beyni çalışırken bir sinyal ürettiği bilinmektedir. Yaklaşık olarak 150 yıldır araştırılan, ispatlanmış ve günümüzde kayıt ve analiz edilebilen sinyallerdir. Bu sinyallere

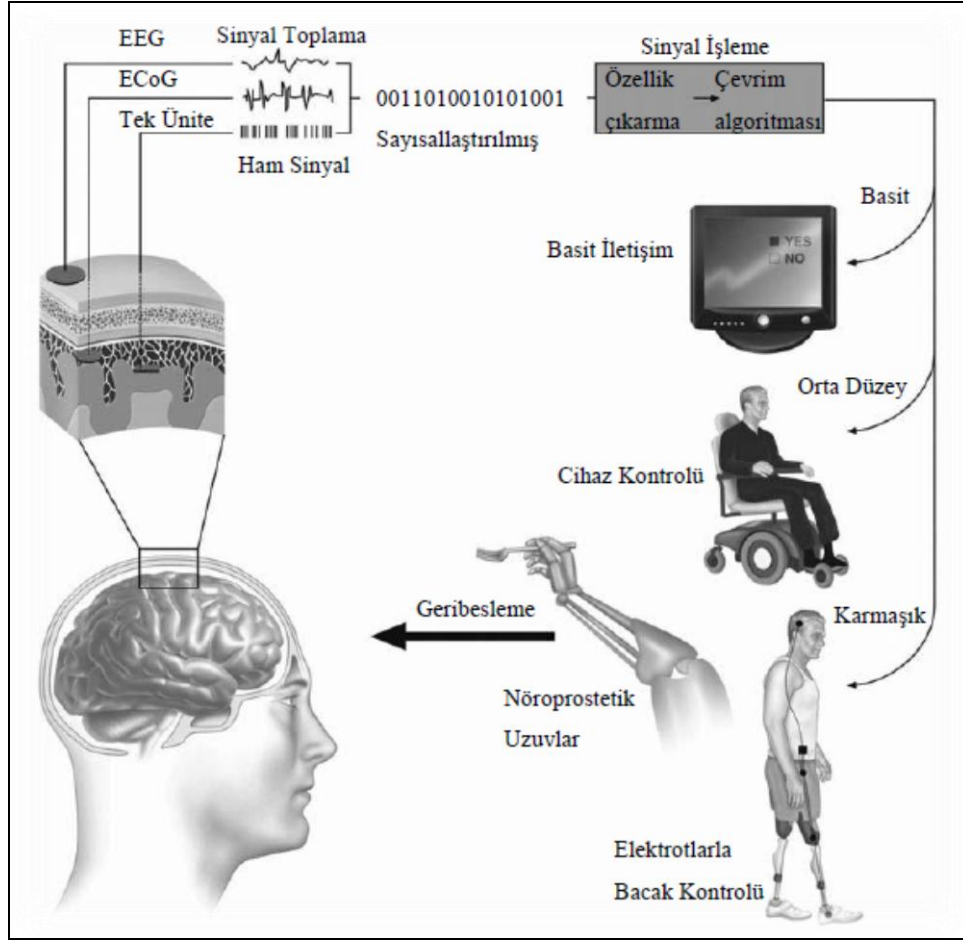
kısaca EEG veya tıp alanındaki ismiyle Elektroensefalogram denilir [1]. Bu sinyaller beyinin aktivitesine göre şekil değiştirmektedir. Beynin üretmiş olduğu sinyallerin frekansları da belirlenmiştir, bu frekans değerleri ölçülebilmekte ve analiz edilebilmektedir.

1.1.1. Beyin Bilgisayar Arayüzü

1.1.1.1. Giriş

Beyin bilgisayar arayüzleri, insanların motor sinir sistemlerini kullanmaksızın bir bilgisayarı, elektromekanik bir kolu ya da çeşitli nöroprotezleri kullanmalarını olanaklı hale getiren sistemlerdir. BBA sistemlerinde kullanıcının kas ve periferik sinirler gibi beyin normal çıktı yollarını kullanmadan istemli olarak dış dünyaya komut verebilmesini sağlayan sistemlerdir [2]. Tüm bu komut vermeler kullanıcının vücudunun belli bir kısmını kontrol edebildiği varsayımına dayanır [3]. BBA, paralizi ve diğer ağır hareket bozukluklarında örneğin; motor nöron hastalıklarından birisi olan Amiyotrofik Lateral Sklerozis (ALS), iletişim için yeni olanaklar sağlamaktadır. Kafa üzerinden kaydedilen elektroensefalogram hastaların harf veya rakamları aktive ederek veya ekran üzerinde bir imleci hareket ettirerek, nöroprotezleri kontrol ederek çevre ile etkileşmelerine imkan tanımaktadır [4]. Eğer hastaların beyindeki sinirsel etkinliği doğrudan yorumlayabilecek bir teknoloji geliştirilebilirse hastalar çevresindeki araçlar ve insanlar ile iletişim kurması mümkün olabilir.

Beyinden gelen kayıt aktivitelerinin kaydedilmesi için fonksiyonel manyetik rezonans görüntülemesi (fMRI), pozitron emisyon tomografisi (PET), magnetoensefalografi (MEG), elektrokortigografi (ECoG), bölgesel alan potansiyelleri (LFP), yakın infrared spektroskopisi (NIRS), elektroensefalografi (EEG) ve tek hücre kayıtlamaları (SCR), gibi invazif (invasive) ve non-invazif olmak üzere pek çok yöntem mevcuttur. Bu yöntemler arasında yüksek çözünürlük, düşük maliyet ve sağlığa zarar vermemesi açısından EEG en yaygın kullanılanıdır [5].



Şekil 1. Beyin bilgisayar arayüzü (BBA) sisteminin temel bileşenleri [6].

Şekil 1’de görüldüğü gibi BBA sistemlerinde, beynin elektrofizyolojik sinyallerini komut ve eylemlere çeviren yazılım ve donanımlardan oluşmaktadır [6].

1.1.2. Beyin Bilgisayar Arayüzü Çeşitleri

Mevcut BBA sistemleri bağımlı ve bağımsız olarak ikiye ayrılırlar [2]. Bu ayırım, beynin çıktı yollarına olan bağımlılık ile ilgilidir.

1.1.2.1. Bağımlı BBA

Bağımlı BBA sistemleri komutları taşımak için beynin normal çıktı yollarını kullanmıyor olsa da, beyin aktivitesini üretmek için bu yollardaki aktivite lüzumludur. Örneğin, bir bağımlı BBA sisteminde bedeninin büyük kısmı felçli olan bir hastaya bir harf

matrisi ekranda tek tek gösterilir. Hasta seçmek istediği harfi ekranda görünce yoğunlaşarak o harfe bakar. Bu harfe sürekli bakarak korteksinde diğer harflere göre daha büyük görsel uyarılma potansiyellerinin üretilmesini sağlayabilir [7]. Bu çıktı yolağı bir EEG cihazı ile tespit edilebilir. Fakat böyle bir durumda EEG sinyali üretilmesini sağlayan şey bakış yönü ve dolayısıyla göz kasları ve bunları kontrol eden kranial sinir hücrelerine bağlıdır. Her ne kadar bu tür BBA sistemleri bazı durumlarda faydalı olsa da, sistem çok hasar görmemiş bir sinir sisteminin varlığına dayanır.

1.1.2.2. Bağımsız BBA

Bağımsız BBA sistemi sağlam bir çevresel sinir sistemi gerektirmez. Böyle bir BBA'da kullanıcının eğilimlerine dayanır. Örneğin eğer kullanıcı bağımsız BBA kullanılırsa sadece yapması gereken, istediği harfi düşünmektir. Bu durumda EEG tarafından P300 potansiyeli (Beynin yaklaşık 300 ms sonra ürettiği pozitif potansiyeldir) belirlenir.

1.1.3. BBA Sistemlerinde Kullanılabilecek Sinyaller

BBA sisteminde kullanılan beyin sinyali tipine göre sınıflandırılabilir:

Bu sınıflar şunlardır

- Görsel olarak tetiklenen potansiyeller (GTP)
- Yavaş kortikal potansiyeller (YKP)
- μ ve β ritimleri
- Kortikal nöronlar
- P300 tetiklenen potansiyeller

1.1.3.1. Görsel Olarak Tetiklenen Potansiyeller (GTP)

Görsel olarak tetiklenen potansiyeller, hastanın oksipital korteksinin uyarılmasından kaynaklanır. Bir bilgisayar monitörüne bakan kullanıcının beyinde, yanıp sönen harfleri ya da benzeri görsel uyarılar etkisinden elektrik potansiyel farklılıkları oluşur. GTP kullanan modern bir BBA sisteminde kullanıcı ekrandaki düğmelerden birini bakışları ile o

noktaya odaklanarak seçebilir [8]. Burada önemli olan nokta dikkat seviyesi ve bakışın yöneldiği yer ile bilginin tamamen EEG ile toplanıyor olmasıdır yani hiçbir şekilde gözün kendisi üzerinden bir ölçüm yapılmamaktadır.

1.1.3.2. Yavaş Kortikal Potansiyeller (YKP)

Yavaş kortikal potansiyeller (YKP), 2000 yılında Birbaumer ve arkadaşları tarafından BBA kontrol sinyali olarak kullanılan başka bir EEG bileşenidir. YKP bir biyoelektriksel beyin sinyalindeki potansiyel çok düşük frekanslı 0.5-10 saniye arasında gelişen yavaş kaymalardır [9]. YKP ile gerçekleştirilen BBA'larda kullanıcılar yoğun bir eğitim aşamasında görsel veya işitsel geri-besleme ile bu potansiyelleri kontrol etmeyi öğrenmektedir [10]. Yavaş kortikal potansiyeller üretmek için kullanıcılar genellikle matematiksel işlem, yazı yazma veya şarkı söyleme gibi bir tahayyül ödevini kullanmaları için yönlendirilmektedir.

1.1.3.3. μ ve β Ritimleri

İnsanlar normal halde uyanıkken ve belli bir şey yapmıyorken beyinleri α EEG sinyalleri yayar. Bu dalgalar 8-12 Hz (7.5-13 Hz) frekans aralığındadır. μ ritimleri aynı aralıkta olup α dalgalarındaki ufak tefek değişiklikler şeklinde kendilerini gösterirler. Buradaki önemli nokta μ ritimlerinin, kişinin motor korteksini veya somatosensöryeli hafifçe hareketlendirecek şekilde bir şeye konsantre olduğu zamanlarda ortaya çıkan α dalgaları olmasıdır.

Yapılan çalışmalarda insanların 8-13 Hz aralığındaki μ ritimlerini ve 18-25 Hz aralığındaki β ritimlerini kontrol edebildikleri ve böylece ekrandaki bir imleci istedikleri gibi hareket ettirebildikleri görülmüştür [11].

Wolpaw çalışmalarında μ ve β ritimlerinden faydalanarak kullanıcıya sadece düşünerek ve bedeninin başka hiçbir yerini hareket ettirmeden ekrandaki imleci iki boyutlu olarak kontrol ettirmiştir [12].

1.1.3.4. Kortikal Nöronlar

BBA sistemleri için daha nadir kullanılan yöntemlerden biri ise invazif yöntemdir. Bu yöntemde beyin yüzeyine yerleştirilen elektrotlar ile tek tek nöronların eylem potansiyelleri ve ateşlenme oranları kaydedilebilmektedir [13]. Bu tekniği ilk kullananlardan biri Kennedy olmuştur. Böyle sistemlerde hastalar çok basit kelime işlem uygulamalarını çalıştırabilir veya etraflarındaki cihazları açıp kapatabilirler [14].

1.1.3.5. P300 Tetiklenen Potansiyeller

P300 tetiklenen potansiyeli birbirinden bağımsız uyaran dizisi içine gömülmüş dikkat çekici bir uyaran ile karşılaşan beynin yaklaşık olarak 300 ms sonra ürettiği pozitif potansiyeldir [15]. Tipik bir P300 dalga formu Gauss dağılımını andırır, yarı genişliği 150 ms olup şiddeti 100 mikrovolta kadar çıkar. Genellikle temiz bir P300 dalgası elde edebilmek için pek çok denemenin ortalamasını almak gerekmektedir ve bunun sebebi de sinyalin, gürültü başına düşen sinyal oranının (SNR) düşük olmasıdır.

P300 potansiyeli avantajlarından biri ise dikkate bağlı otomatik bir yanıt olduğundan BBA sistemini kullanmaya başlamadan önce kişinin bir öğrenme aşamasından geçmesine gerek yoktur. Fakat P300 sinyalinin saptanması sinyal ortalama yöntemine ve dolayısıyla uyaranların birçok defa tekrarlanmasına dayanmaktadır.

1.1.4. BBA Sistemlerinin Bileşenleri

Modern bir BBA sistemi alt sistemlere bölünebilir:

- Sinyal toplama
- Sinyal ön işleme-öznitelik çıkarma
- Sinyal işleme - dönüştürme algoritması
- Çıktı cihazı
- İşletim protokolü

1.1.4.1. Sinyal Toplama

BBA sistemleri için, beyinden gelen iki tür sinyal kaydedilebilir; invazif veya non-invazif sinyaller. BBA sistemlerinde en sık kullanılan sinyal kafa yüzeyinden non-invazif olarak kaydedilen EEG aktivitesidir. EEG işaretleri invazif olmaması ve yüksek zamansal çözünürlüğü nedeniyle BBA sistemlerinde en yaygın başvurulan yöntemdir [16]. Ancak beyinde elektriksel iletişim haricinde de iletişim gerçekleştiği için fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI) ve nöral aktivitenin doğrudan kaydedilmesini sağlayan elektrokortikogram (ECoG) ve yerel alan potansiyelleri (local field potentials, LFP) gibi yöntemlere de BBA uygulamalarında başvurulabilir [17].

1.1.4.2. Sinyal İşleme: Öznitelik Çıkarma

EEG sinyalleri çok fazla gürültü barındıran sinyallerdir. Gözlerin, kasların ya da yüz veya çene kaslarının elektriksel aktivitesinden çok fazla etkilenirler ve bu gürültüleri arındırmak veya EEG verilerinin içerisinde gömülü bulunan önemli bilgileri ortaya çıkarmak için bir ön işleme gerekmektedir. Ön işlemenin ardından uygun yöntem uygulanarak bu verilerden öznitelik elde edilmesi gerekir. Uzamsal süzme, İzgel güç yoğunluğu değerleri (power spectral density), Özbağlanımlı (autoregressive, AR), Dalgacık Dönüşümü, Fourier Dönüşümü, Spektral çözümleme ve voltaj şiddeti ölçümleri öznitelik çıkarmada kullanılan tekniklerdendir. Bu aşama, örüntü tanıma ve sınıflandırma öncesindeki yapılan bir işlemdir [18].

1.1.4.3. Sinyal İşleme: Dönüştürme Algoritması

Sinyal işlemede beyinden elde edilen verilerden bir takım öznitelikler çıkarıldıktan sonra bu bilgilerin içindeki örüntülerin taranması ve tanınması gerekmektedir. BBA sistemi ancak bu şekilde hangi zihinsel işlevi gerçekleştirilmesi gerektiğini anlayabilir.

Toplanan verideki özellikleri çözümlemek için yapay sinir ağları, destek vektör makineleri (SVM), K en yakın komşuluk (k-NN), bulanık mantık ve doğrusal denklem tabanlı istatistiksel yöntem gibi sınıflandırıcılar kullanılır.

1.1.4.4. Çıktı Cihazı

Modern bir BBA sisteminde gruplandırılan sinyaller genellikle belirli cihazlarda, bilgisayarlarda ya da bilgisayar kontrollü robotlarda kullanılırlar. Araştırmalarda kullanıcıya geri besleme sağlamak veya ikonları hareket ettirmek için ise bilgisayar ekranında bulunan bir imleç kullanılır.

1.1.4.5. İşletim Protokolü

İşletim protokolü sistemin genel olarak davranışını ve kullanımını belirleyen kurallardır. Protokol, sistemin hangi iletişimi kullanacağını, ne tür beyin sinyallerinin analiz edileceğini ve sistem ile kullanıcı arasındaki etkileşim şekillerini belirler.

1.2. BBA İçin Kullanılabilecek Sinyaller

BBA sistemleri için en sık kullanılan sinyal kafa yüzeyinden non-invazif olarak kaydedilen elektroensefalografi (EEG) aktivitesidir. EEG'nin yüksek zamansal çözünürlüğe sahip olması ve invazif olmaması nedeniyle BBA sistemlerinin gerçekleşmesinde en sık başvurulan yöntemdir [16]. Bunun yanında, nöral aktivitenin doğrudan kaydedilmesini sağlayan elektrokortikogram (ECoG) ve beyin yüzeyinden elde edilen elektromanyetik magnetoensefalografi (MEG) de BBA uygulamalarında kullanılmaktadır [17].

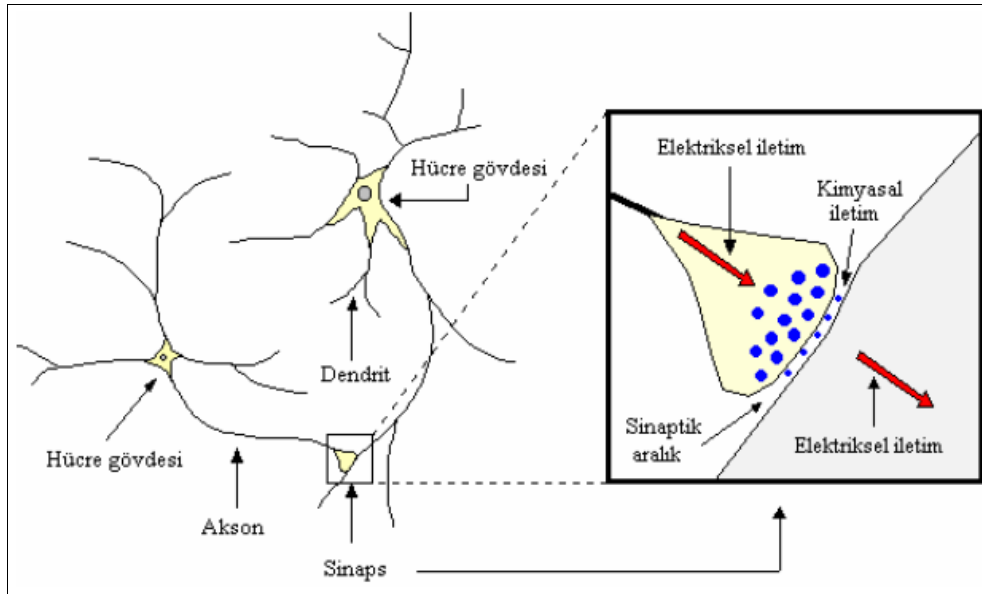
1.2.1. Beyin Aktivitesinin Ölçülmesi

Beyin bilgisayar arayüzlerinin tasarımındaki temel hedef, kullanıcının bilinçli veya bilinç dışı olarak gerçekleştirmek istediği şeyi beyin aktivitesinin ölçümü vasıtasıyla saptayabilmektir. Bu işlemin ilk adımı beyinde başlar ve ilk eleman da nörondur.

Nöron ya da sinir hücresi, sinir sisteminde bilgi iletimini sağlayan en temel fonksiyonel birimdir. Bir insan beyni, her biri yaklaşık olarak diğer sinirlerle 10^4 bağıntıya sahip olan değişik yapı ve görevde yaklaşık olarak 10^{11} biyolojik sinir içermektedir. Buna göre toplam olarak 10^{15} bağlantıdan söz edilebilir. Her bir nöronun

aksonu ayrıştırılmıştır ve bir sinaps olarak adlandırılan bir kavşak vasıtasıyla diğer nöronların dendritlerine bağlanmıştır. Her bir nöronun diğer nöronlarla bağlantıya sahip olduğu bu yapı, Biyolojik Sinir Ağı olarak adlandırılmaktadır. Bu çok geniş bir hesaplama gücü ve hafıza sağlamaktadır. Bir biyolojik nöron (sinir hücresi) temel olarak dört ana bölüme ayrılabilir.

- Girişler (Dendritler): Dendritler, kısa lifler olup diğer sinirlerden gelen bilgileri alan yapılardır.
- Soma (Hücre Gövdesi): Soma, gelen bilgileri toparlayan, birleştiren ve biçimini değiştirerek diğer sinirlere gönderen yapıdır.
- Çıkış (Aksonlar): Aksonlar, uzun lifler olup bilgiyi diğer sinirlere transfer etmekte kullanılan yapılardır.
- Sinapslar: Akson ile diğer bir nöronun dendritinin birleşme noktası sinaps olarak adlandırılır.



Şekil 2. Biyolojik Nöron [19].

Nöronlarda soma adı verilen ve kabaca bir biçimi olan hücre gövdesi bulunur. Soma tarafından üretilen sinyaller akson adı verilen uzantılar aracılığı ile diğer nöronlara iletmektedir. Soma etrafındaki çalı dalları gibi gözüken diğer uzantılar ise dendrit olarak adlandırılmaktadır. Dendritler diğer nöronlardan gelen sinyalleri toplamaya yaramaktadır. Bir aksonun boyu bağlantı yapacağı nöronla arasındaki uzaklığa bağlı olarak bir

milimetrenin onda birinden bir metreye kadar deęişebilir. Aksonların uç tarafı bir çok dala ayrılır ve bu dalların en ucunda dięer nöronlara bağlantı yapmayı saęlayan sinapslar bulunur [19].

1.2.2. Elektroensefalografi (EEG)

EEG sinyalleri beyin yüzeyinden elektrotlarla algılanan düşük genlikli biyoelektrik işaretlerdir. İnsan beyni gibi merkezi sinir sisteminin merkezinden algılanan bu işaretlerde çok miktarda bilgi saklandığı bilinmektedir. Ancak beynin kompleks yapısı ve kontrol ettiği karmaşık işlemlerle birlikte, algılanan işaretlerin düşük genlikli olması bu bilgilere ulaşılmasını zorlaştırmaktadır.

Beyin elektriksel aktivitesinin kafaya yerleştirilen elektrotlar ve bunlara baęlı bir galvanometre yardımıyla insanda ilk defa kaydedilmesi ve işlevle ilişkili ilk aktivitelerin tanımlanması Alman psikiyatrist Hans Berger tarafından 1929'ların sonlarında gerçekleştirilmiş ve elektroensefalogram olarak adlandırılmıştır [20].

Günümüzde başta epilepsi olmak üzere beynin bir çok rahatsızlık ve zihinsel süreçlerinin izlenmesinde en ucuz ve hastaya acı vermeyen bir yöntem olarak EEG incelemesi önemini korumaktadır.

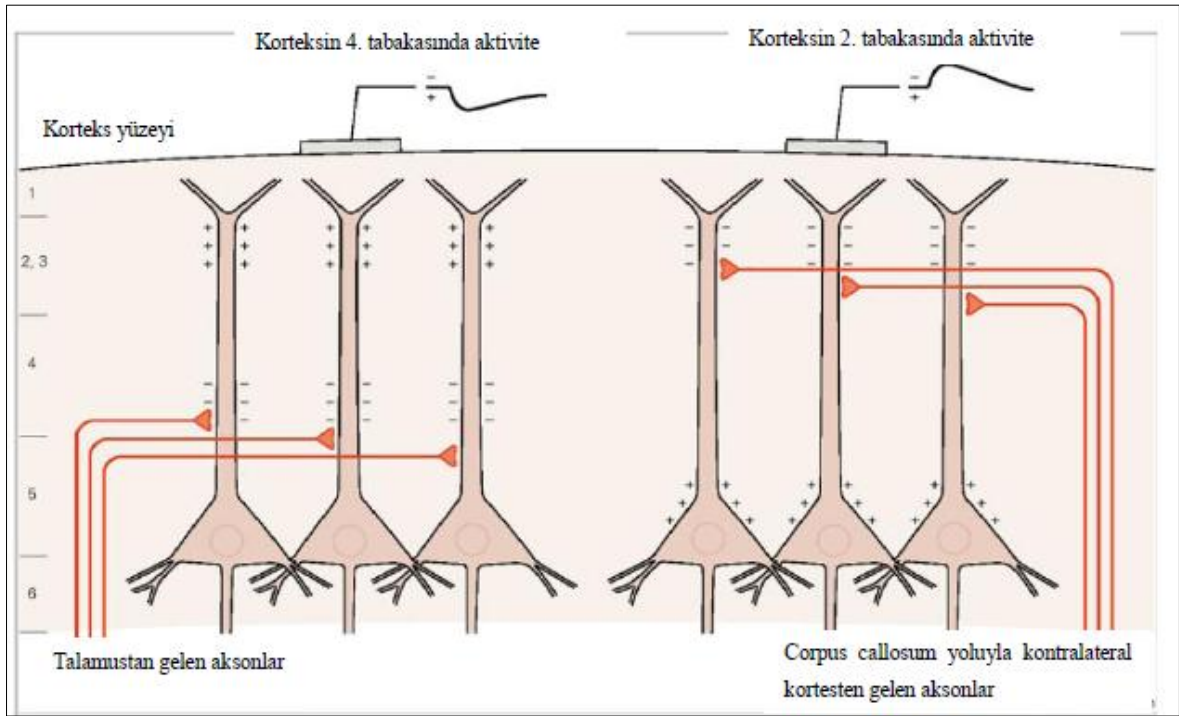
Bu sebeple nöroloji kliniklerinde EEG cihazı beyin rahatsızlıklarının gözlenmesinde yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Fakat uzmanların bu bilgileri değerlendirme ve sınıflandırma imkanları sınırlıdır. Uzmanların yaptığı değerlendirmelerde kesin kıstasların olmaması EEG işaretlerinin görsel analizinin yetersiz kalmasına sebep olmaktadır. Rutin klinik teşhislerde EEG işaretlerinin analizine duyulan ihtiyaç, otomasyon ve bilgisayar tekniklerinin kullanımını zorunlu kılmıştır. Bu nedenle objektif bir değerlendirme yapabilmek için EEG işaretlerinin farklı yöntemlerle analiz edilmesi yoluna gidilmiştir. Son yıllarda geliştirilen bu yöntemlerin bazıları sinyallerin istatistiksel analizinin yapılmasında, dięerleri ise özel dalga şekillerinin belirlenip, ayrıştırılıp incelenmesinde kullanılmaktadır [1].

EEG işaretleri genlięi tepeden tepeye 2-100 μV ve 0.1-60 Hertz lik frekans spektrumuna sahiptirler ve kafatasına standart aralıklarla yerleştirilen bir dizi elektrot yardımıyla kaydedilirler. EEG yöntemini kullanarak beyinde çeşitli sebeplerden dolayı ortaya çıkan hastalıklar için bazen kesin veriler elde edilemezken, bazen de hastalığa ait küçük bir veri sonucuyla bile teşhis yapılabilmektedir. Dolayısıyla iyi bir EEG çekimi

yapmak için, vücuttan veya dışardan kaynaklanan, gürültü veya istenmedik etkileri azaltacak önlemler alınmalıdır.

1.2.2.1. EEG Sinyalinin Yapısı

EEG, geniş nöron gruplarının elektriksel aktivitesindeki değişimleri yansıtmaktadır. EEG aktivitesinin temelinde, [21] büyük ölçüde korteksin 5. ve 6. tabakalarına yerleşik ve kafa yüzeyine dik yerleşimli piramidal nöronlarda oluşan eksitatör ve inhibitör postsinaptik potansiyellerin toplamı yatmaktadır [22]. Elektrot ile sinyal kaynağı arasındaki yalıtkan yapılar (beyin zarları, kafatası, deri) nedeniyle sinyal önemli ölçüde zayıfladığından dolayı EEG’de ölçülebilen potansiyel değişimleri ancak çok sayıda kortikal nöronun eş zamanlı aktivitesi sonucu ortaya çıkmaktadır (Şekil 3).



Şekil 3. EEG sinyalinin oluşumu [23].

EEG post-sinaptik potansiyellerin toplamıdır ve çoğunlukla korteks yüzeyine dik piramidal hücrelerin apikal dendritlerinden kaynaklanmaktadır [23].

Piramidal hücreler serebral korteksin ana projeksiyon nöronlarıdır. Bu hücreler aksonlarıyla diğer beyin bölgelerine ve medulla spinalise uzanmaktadır. Piramidal

hücrelerin lokal olarak uzanan akson kollateralleri komşu kortikal tabakalar arasında bağlantılar sağlayarak kortikal nöronların ortak elektriksel aktivitesinde ve elektriksel aktivitenin komşu korteks bölgeleri arasında yayılmasında rol oynamaktadır.

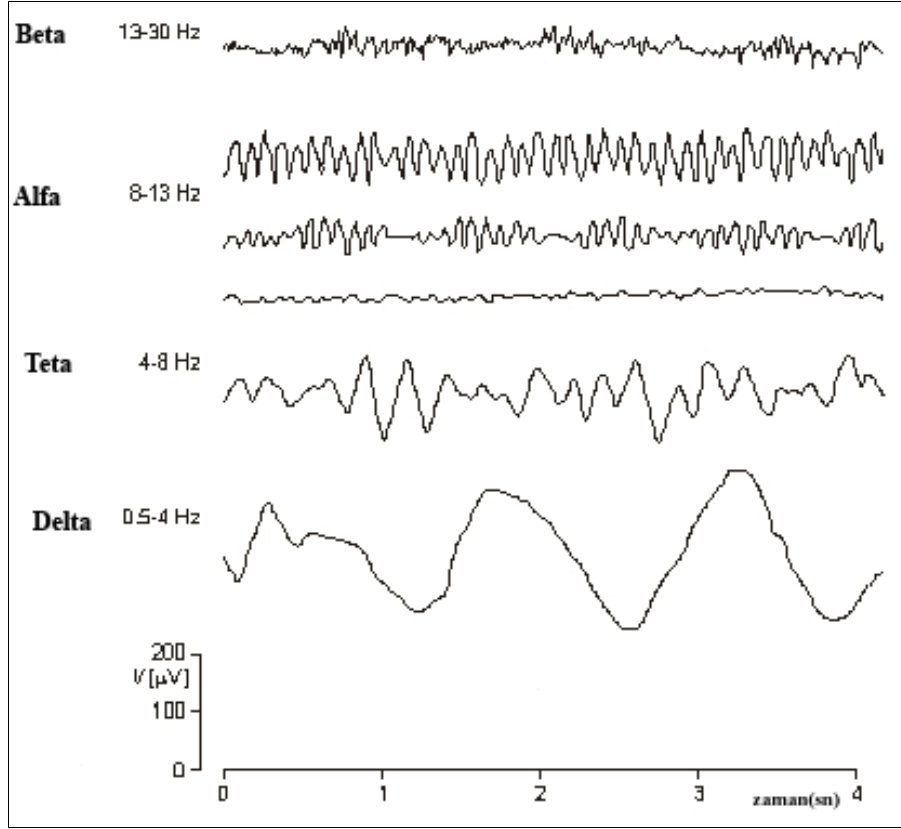
Piramidal hücrelerin paralel dizilimleri ve dendritlerinin korteks yüzeyine dik konumu nedeniyle EEG'nin oluşumuna katkıları piramidal olmayan hücrelere göre daha fazladır. Dendritler üzerinde oluşan postsinaptik potansiyeller ekstrasellüler akım yönlerinin kortekse dik olması nedeniyle daha az kayıpla kafa yüzeyine ulaşmaktadır. Buna karşın, piramidal olmayan hücrelerden veya derin yapılardan kaynaklanan elektriksel aktiviteler dağınık yerleşimleri nedeniyle yayılamamaktadır ve net bölgesel elektriksel aktivite değişimi zayıf olduğundan kafa derisi yüzeyinden kaydedilememektedir [21].

1.2.2.2. EEG Dalga Tipleri

EEG işareti geniş bir frekans bandına sahip olmakla birlikte, klinik ve fizyolojik ilgi 0.1 ile 60 Hz arasına yoğunlaşmıştır. Bu frekans aralığı aşağıda verildiği gibi belli frekans bandlarına ayrılmıştır [24].

- Alfa (α) Dalgaları: 8-13 Hz arasındaki beyin dalgalarıdır. Uyanık normal ve sakin kimselerde görülür. Yoğun şekilde oksipital bölgede ortaya çıkar, genlikleri 2-10 μ V arasında değişir. Uyku durumunda yok olurlar. Uyanık kişi dikkatini özel bir şeye yöneltirse α dalgaları yerine, daha yüksek frekanslı, fakat düşük genlikli EEG işaretleri (β dalgaları) meydana gelir.
- Beta (β) Dalgaları: Frekansları 13 Hz'den fazla olanlar, genlikleri 1-5 μ V arasında değişir. Odaklanmış dikkat, zihinsel iş, duysal enformasyon işleme, uykunun hızlı göz hareketleri evrelerinde karşılaşılmaktadır. Beta dalgaları en yüksek aktivite düzeyine karşılık gelir.
- Teta (θ) Dalgaları: 4-8 Hz arasındaki dalgalarıdır. Özellikle, çocuklarda parietal ve temporal bölgelerde ortaya çıkarlar. Yetişkinlerde de duygusal gerginlik, düşük kırıklığı durumlarında ortaya çıkarlar. Genlikleri 5-100 μ V arasında değişir.
- Delta (δ) Dalgaları: 4 Hz'in altındaki beyin dalgalarıdır. Bazı durumlarda 1 Hz'in altına da düşer. Süt çocuklarında ve ağır organik beyin hastalıklarında görülür. Genlikleri 20-400 μ V arasında değişir.

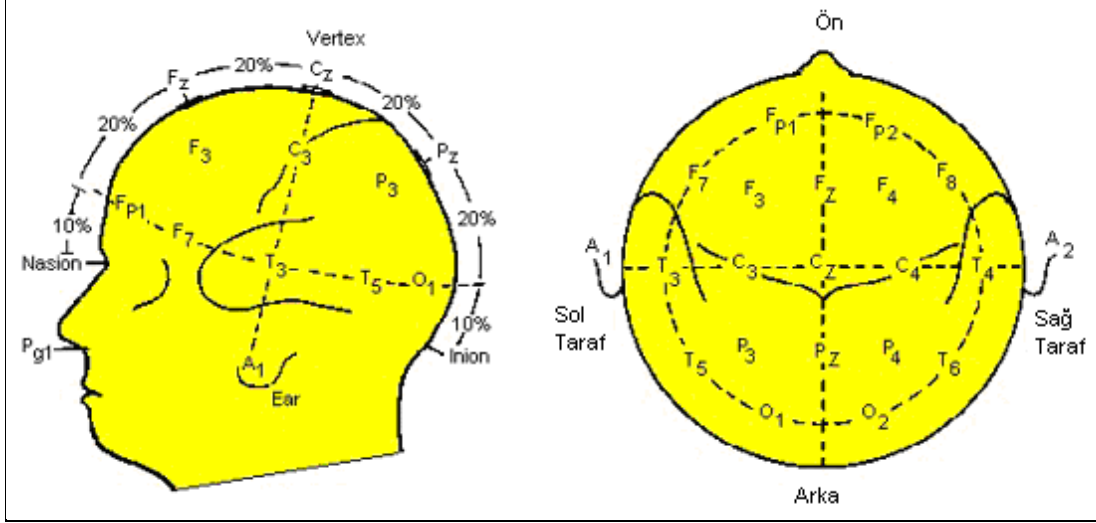
Şekil 4'te tüm dalgalara ait EEG örnekleri gösterilmiştir.



Şekil 4. Farklı frekans bandındaki EEG dalgaları [9].

1.2.2.3. EEG işaretlerinin Ölçülmesi

EEG dalgaların ölçülmesi ve elektrotların kafa derisine yerleştirilmesi için Uluslararası EEG Federasyon Birliği (International Federation of EEG Societies) tarafından belirlenmiş olan bir standart kullanılır. Bu standart 10-20 EEG elektrot sistemidir. Elektrotların yerlerini belirlemek için 4 anatomik yer işareti, nasion, inion ve sol ve sağ kulak, anlamına gelen preauricular noktaları belirlenmiştir. Elektrot pozisyonları isimlerini kafadaki yerlerine göre almıştır frontal kutup (Fp), frontal (F), santral (C), temporal (T), pariyetal (P) ve oksipital (O), İki harfin kombinasyonu ise ara elektrot yerleşimlerini gösterir, örneğin: frontal ve santral elektrot yerleşimlerinin arasında yer alan (FC), pariyetal ve oksipital elektrot yerleşimlerinin arasında yer alır [25]. Şekil 5'te 10-20 elektrot yerleşim sistemi verilmiştir. Çift sayılar (2,4,6,8) sağ yarı küreye, tek sayılar (1,3,5,7) ise sol yarı küreye karşılık gelmektedir. Z merkezdeki elektrotu gösterir.



Şekil 5. 10-20 sistemine göre elektrotların yerleştirilmesi [25]. Tek sayılı elektrotlar sol yarım küreye yerleştirilirken, çift sayılı elektrotlar sağ yarım küreye yerleştirilmiştir. Fp= Frontopolar, F= frontal, C= Merkezi, T= temporal, O= occipital, A=Auricular.

Ölçümler monopolar veya bipolar olarak yapılabilir. Monopolar (referansa göre) teknikte, potansiyeller bir referans elektrotuna göre ölçülür. 10-20 sisteminde, auricular elektrotları referans elektrot olarak kullanılır. Peş peşe bağlanan elektrotlar arasındaki potansiyel farklar ise bipolar kayıt tekniği ile ölçülür.

1.2.3. Magnetoensefalografi (MEG)

MEG sinyalleri, EEG ve ECoG sinyallerinden farklı olarak magnetler vasıtasıyla manyetik alan değerlerini kaydetmektedir.

Bilgi işlemenin psikofizyolojik karşılıkları geleneksel olarak ya noninvazif yüzey elektroensefalografisi ya da elektrokortikografi derin kayıtları içeren invazif yöntemlerle elde edilmektedir. Bu yöntemlerin kullanıldığı elektrofizyolojik çalışmalarla bilgi işlemenin zamansal boyutu büyük ölçüde aydınlatılmakla birlikte, altta yatan üreteçlerin yerleşimine ait bilgiler ancak kaba hatları ile ortaya konabilmektedir. Bilgi işlemede görev alan kortikal ağı yüksek uzaysal ve zamansal kompleksite sergilemesi ve EEG tekniğinin düşük uzaysal çözünürlüğü beynin kognitif çalışmalar için belirtilen tekniklerle haritalanmasını büyük oranda sınırlamaktadır [26].

Belirtilen sınırlamanın üstesinden gelmek üzere geliştirilen magnetoensefalografi (MEG) EEG'nin zamansal çözünürlüğünü yüksek bir uzaysal çözünürlükle

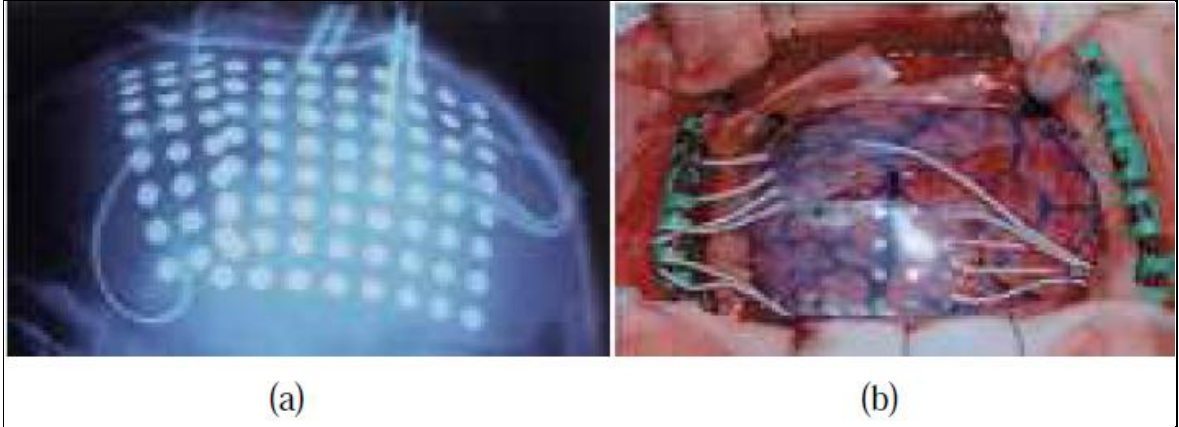
birleştirmektedir. Nöronal aktivite tarafından üretilen zayıf magnetik alanları ölçen MEG yöntemi ile beynin işlevsel organizasyonunun haritası subsantimetrik uzaysal (<5 mm) ve milisaniyelik zamansal (<1 ms) çözünürlükle ortaya konabilmektedir. MEG zamansal değişimlere hassas olmakla birlikte, kaynak yerleşimini ve zamanlamayı çözümüleme yeteneği “inverse” problemi tarafından sınırlanmaktadır (Şekil 6).



Şekil 6. MEG sinyallerinin kaydı [26].

1.2.4. Elektrokortigografi (ECoG)

Bu metot da elektrotların beyinin yüzeyine yerleştirilmesinden dolayı bir invazif yöntemdir (Şekil 7). ECoG sinyalleri korteks üzerinden kaydedildiğinden yüksek işaret gürültü oranına ve daha iyi uzamsal çözünürlüğe sahiptir. Bu özellikleri ile ECoG, BBA sistemlerinde iyi sonuçlar verebilecek işaret kaynağı olarak kullanılabilir ama invazif olmasından dolayı araştırma ve uygulama çalışmalarında çok az kullanılır [27].



Şekil 7. a) ECoG sisteminde kullanılan elektrotlar, b) Korteks üzerinde cerrahi operasyon ile yerleştirilen elektrotlar [28].

1.3. Artifakt

1.3.1. Giriş

EEG işaretleri ile ortaya çıkan sinyaller, serebral köküne ait olmayabilir, bu sinyaller artifakt olarak adlandırılırlar. Bunlar birçok kayıt işlemi sırasında oluşabilir. EEG sinyalleri pratik uygulamalarda artifakt içerir. Artifaktlar bir işaretin istenmeyen sinyalleri veya parazit olarak kabul edilir. Ayrıca artifaktların genliği kortikal sinyallerin genliğine göre oldukça büyük olabilir. Artifaktlar dış ve iç artifaktlar olmak üzere ikiye ayrılırlar.

1.3.1.1. Dış Artifaktlar

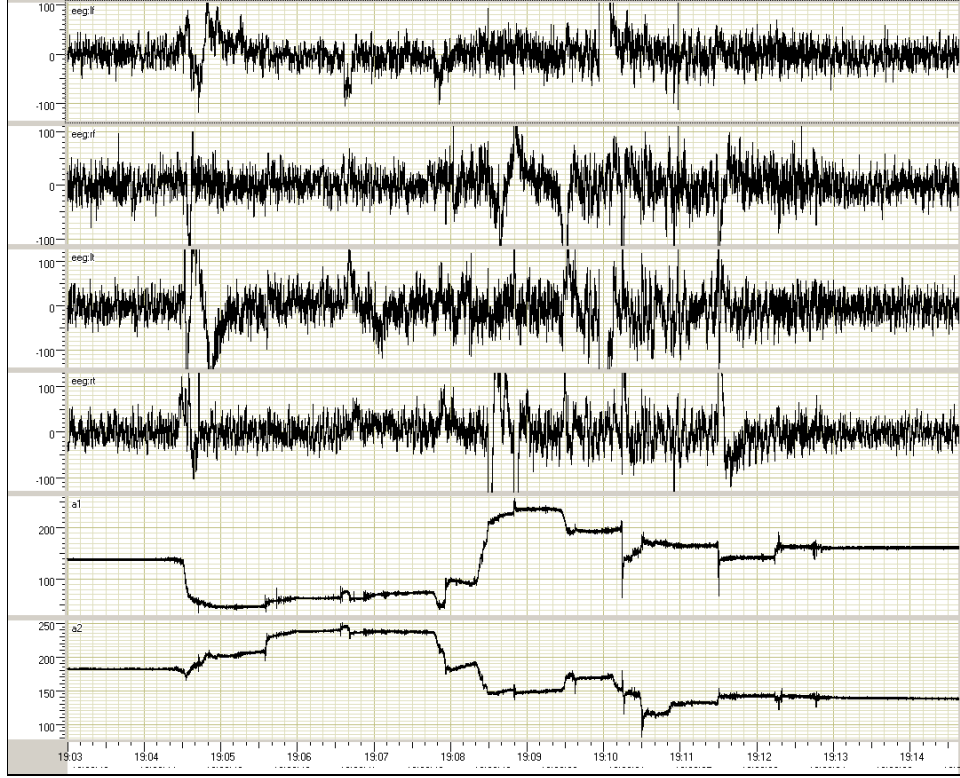
Dış artifaktların sebebi çoğunlukla EEG ölçüm teknolojisini meydana getiren cihaz ve bağlantılardan oluşmaktadır. Şebeke frekansı, EEG sinyalinde 50 Hz bileşeninde görülen artifakta neden olabilir. Aynı durum güç kaynağı olarak pil kullandığında da görülebilir. Bu artifakt, ilgili sinyalden çok daha yüksektir. Güç hattının 10 mikrovolttan 1 volt olduğu yerlerde artifakt olmayan EEG işaretinin tipik değeri 10-100 mikrovolt kadardır. Ayrıca harici (external) elektronik cihazlarda, elektrik ve manyetik alan oluşturarak sinyalin yanlış ölçülmesine sebep olabilir [24].

1.3.1.2. İç Artifaktlar

Biyoelektrik potansiyellerin hareketlerine baęlı olan iç artifaktlar göz hareketleri (Elektrookülografi) veya kas aktivitesi (Elektromayografi) gibi vücut faaliyetlerinden kaynaklanırlar [24].

1.3.1.2.1. Harekete Baęlı Artifaktlar (Movement Artifacts)

Normalde kaydedilmiş bozuk sinyaller hastaların hareketlerinden veya elektrotların yanlış bağlanması sonucunda ortaya çıkar ve böyle hareketler elektrotların çekiş ve gerilimine neden olabilir. Şekil 8 bir EEG ve hızölçer (akselerometre=accelerometer) sinyalini göstermektedir. Gözlemlenen hasta uyanık ve hareket halinde olmasından dolayı hastaya baęlı olan akselerometrenin potansiyel deęişimine yol açar. Kullanılan akselerometre orijinaldir ve sinyal bir basınç alıcı ile toplanır. Bunun için sinyal Torr (basınç birimi 1torr=133.322368 pascals) olarak ifade edilir. Akselerometrenin sinyali X ve Y yönlerine ayırıyor.



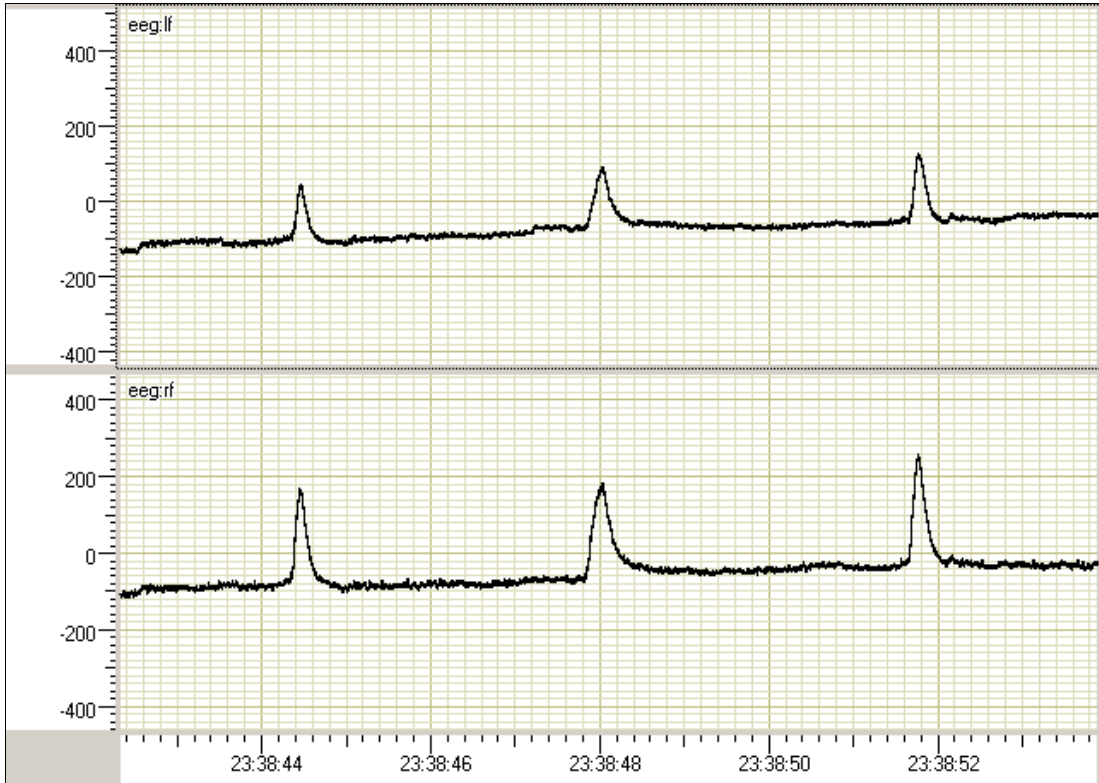
Şekil 8. Hasta hareket ettiği esnada EEG ve akselerometre sinyali. X eksenini zamanı ve Y eksenini EEG işaretini mikrovolt olarak göstermektedir. En alttaki iki grafik Y ekseninin *Torr* olup olmadığı hız ölçeri temsil eder [24].

1.3.1.2.2. Okülogirik Potansiyelleri (Oculogyric Potentials)

Göz küresi veya göz kapaklarının hareketleri bir elektriksel alan değişimine neden olur. İnsan gözü, önünde pozitif ve arkasında negatif yüklü bir dipol olarak kabul edilir. Gözbebekleri ve göz kapaklarının hareketleri farklı artefakt türlerini üretebilir (Şekil 9 ve 10). Bu artefaktların tipik şekli nedeniyle tespit edilmesi kolaydır ve otomatik olarak EEG sinyallerinden belirlemek ve arındırmak için geliştirilen bir kaç tür algoritmalar ortaya koymuşlardır [24].



Şekil 9. Göz küresi hareketi [24].



Şekil 10. Göz kırpma EEG sinyali. X eksenini zamanı, Y eksenini ise EEG işaretini mikrovolt olarak göstermektedir [24].

1.3.1.2.3. Myojenik Potansiyeller (Myogenic Potentials)

Lokalize veya yaygın olabilen kafa derisi üzerindeki kas potansiyelleri çeşitli biçimlerde ortaya çıkabilir. Kas potansiyellerinin etkileri kas gevşetici veya duruş değişikliği ile azalabilir. Genelde kas potansiyelleri; konuşma ile ilişkili, çene, yüz hareketleri, çiğneme, yutkunma ve gülümseme gibi hareketlerden ortaya çıkar.

1.3.1.2.4. İç Artifaktların Diğer Kaynakları

Deri potansiyeli ve direnç değişiklikleri de artifakta neden olabilir. Terleme, deri ve elektrot arasındaki empedans değişiklikleri sık görülen artefakt nedenlerindedir.

1.3.2. Elektromyografik (EMG)

1.3.2.1. Giriş

İnsanın vücudu çeşitli fonksiyonlarını yaparken kendine özgü bir takım elektriksel sinyaller üretmektedir. Çeşitli organlardan elde edilen işaretlerden biri de elektromyografik sinyalleridir. Elektromyografik (EMG) işaretler, kas hareketleri (kasılma ve gevşeme) sonucu ortaya çıkan biyopotansiyel işaretlerdir [29]. İstemli kas hareketleri, beyinde oluşan aksiyon potansiyellerinin sinirler yoluyla kasa iletilmesi sonucu ortaya çıkar. EMG işaretinin genliği tepeden tepeye 0-10 mV, işaretin enerjisi 0-500 Hz sıklık bandına yayılmış olup baskın enerjisi 20-150 Hz bandında bulunmaktadır [30].

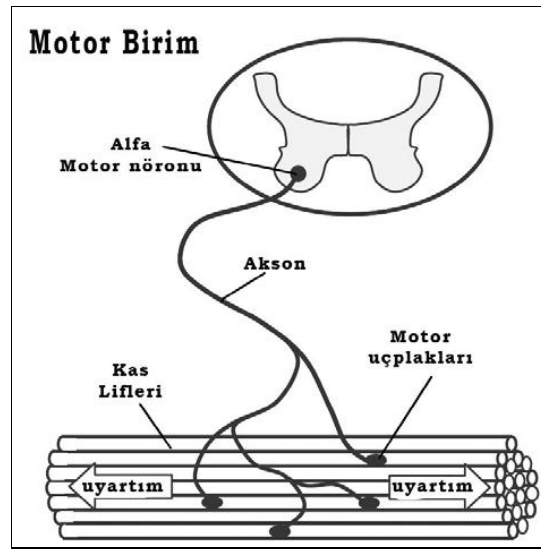
1.3.2.2. EMG İşaretlerinin Oluşumu ve Yapısı

EMG işaretleri kas sistemi faaliyetlerini, kasılma sırasında kaslarda üretilen elektriksel akımı ölçen biyomedikal işaretlerdir. Kas aktiviteleri, sinir sistemi tarafından denetlenmekte olup ürettiği işaretlerin yapısı karmaşıktır [31].

İskelet kasları fiber denilen ince uzun ve paralel hücrelerden oluşmuştur. İnsanlarda kas lifleri, Uzunlukları 1-50 mm ve çapları 10-100 µm arasındadır. Her lif, uyarıldığı zaman uzunluğunu kısaltabilir. Buna “kasın kasılması” adı verilir. Kasın kasılması anında

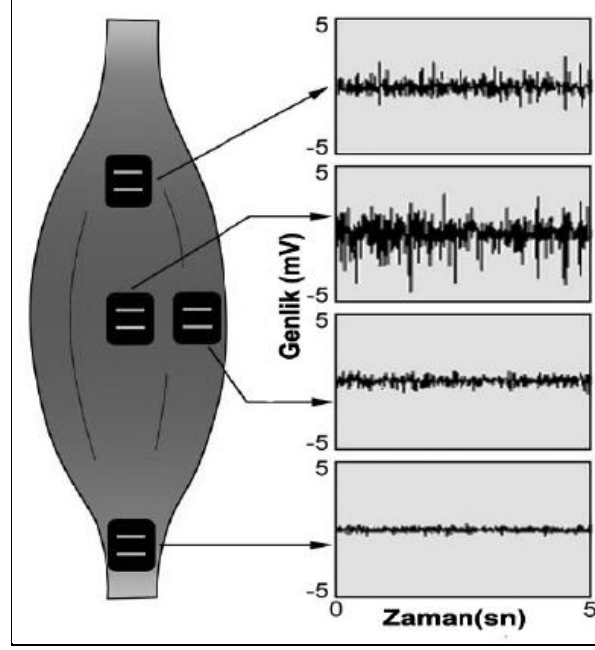
bir seri kimyasal reaksiyon olur. Bu reaksiyonlar için gerekli aktomiyosin proteini, kandaki hemoglobine benzer biçimde oksijen depolayan myoglobin, enerji tasarrufu için gerekli fosfatlar ve yakıt olarak glycogen şeklinde kasta bulunur.

Kas lifleri, motor nöronlara iletilen elektrik sinyalleri ile merkezi sinir sistemi tarafından aktive edilirler. Bir motor nöron, kasın en küçük işlev birimini oluşturan kas lifleri grubunu sinir sistemine bağlar (Şekil 11). Motor nöronlar ve liflerin o sinir sistemine bağlantılarına motor birim denir [32].



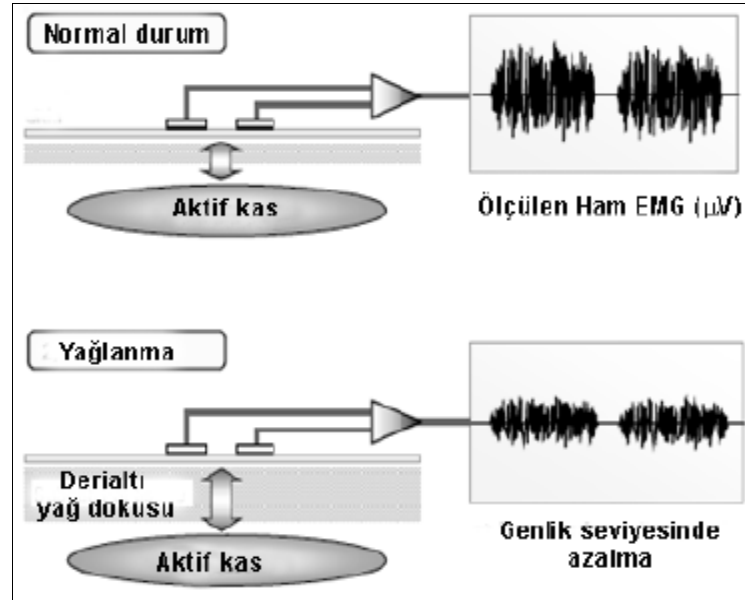
Şekil 11. Motor birim yapısı [33].

Şekil 12 elektrotların kasta yerleşimini ve elde edilen işaretlerin zaman ve sıklık düzlemine göre görüntüsünü göstermektedir. Tendonlara yakın bölgelerde kas yoğunluğu az olmasından dolayı EMG işaretinin genliği oldukça düşük olacağı için elektrotlar tendonlardan uzak, diğer kasların merkezlerine ise daha yakın bölgelere yerleştirilmelidir. Ayrıca bu yerleşim kas liflerini kesecek biçimde paralel yönelimli olmalıdır. Ancak bu durum aynı kasa ait birden fazla kas fiberinin ürettiği EMG işaretinin kaydedilmesini mümkün kılmaktadır. Referans elektrotu ise bu elektrotlardan mümkün olan uzak bir noktaya, iyi bir elektriksel temas sağlayacak ve hareketten etkilenmeyecek biçimde yerleştirilmelidir.



Şekil 12. Elektrotların kasta yerleşimi ve EMG genlik sinyalleri [33].

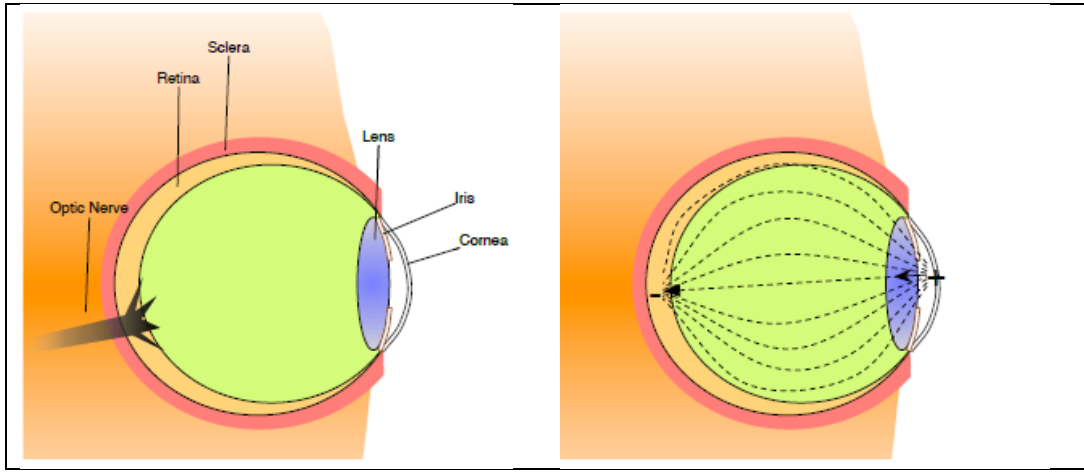
EMG kaydı, yaş cinsiyet, deri altındaki yağ tabakası ve kayıt elektrotlarının vücutta yerleştirilme biçimleri gibi faktörlerden etkilenir. Şekil 13'te, yağ tabakasının EMG kaydını göstermektedir.



Şekil 13. Yağ tabakası kalınlığının yüzey EMG kaydı [33].

1.3.3. Elektrokülografi (EOG)

EOG bir göz küresi hareketi olup, potansiyel değişimine neden olan göz ölçümü aktivitesidir. Gözün ön kutbu (kornea) ile arkası (retina) arasında sürekli var olan bir potansiyel elektrik farkı vardır. Retina pigment epitel tabakasından doğan bu potansiyel, göz hareketleri ile değişir (Şekil 14-19). Gözün iç ve dış köşelerine yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla ölçüm yapılır EOG sinyalleri normalde genliği 50-3500 μ V değişir [34].



Şekil 14. Bir göz şeması, göz dipol modeli [34].

1.4. BBA Alanında Yapılan Çalışmalar

Nöroloji tarihini gözden geçirecek olursak EEG sinyallerinin ilk keşif edildiği tarihlerde bilim adamları insan beyni ile iletişimi (etkileşim) sadece hayal edebiliyorlardı sonrasında ise bu hayal beyin ile vasıtasız iletişimin temelini oluşturmaya başlamıştır. O dönemlerde sinyal kayıt ve işleme cihazları sınırlı olması sebebiyle beyin sinyallerinin üzerinde işlem yapmak mümkün değildi bu nedenden ötürü bu alandaki araştırmalar birkaç on yıl öncesine kadar sadece tıp alanıyla sınırlıydı. Fakat sinyal kayıt ve işleme cihazları geliştikçe bu önemli sinyaller (beyin sinyaller) üzerindeki araştırmalar da arttı. Öyle ki bugün bu teknoloji Beyin Bilgisayar Arayüzü olarak adlandırılmaktadır. Daha önce de yukarıda bahsedildiği gibi ilk EEG, 1929 yılında Alman Hans Berger tarafından kaydedildi, o zamandan bugüne kadar sayısız araştırmalar yapılmış ve büyük gelişmeler elde edilmiştir.

Elul R. çalışmasında ilk defa beyin sinyallerinin zihinsel aktivitelerini ayırt edebilmeyi başarmıştır. Ayrıca deneylerindeki bireyin EEG işaretleri ideal durumda yani zihinsel aktivitenin yapılmadığı durumlarda %66 Gauss dağılımına sahip olduğunu tespit etmiştir [35].

Vidal, 1977 yılındaki çalışmasında, görsel olarak tetiklenen potansiyeller (GTP) sinyallerinin tek devirler (single epochs) sayesinde hasta çevresi ile etkileşim kurabileceğini öne sürmüştür. İşaretlerin örüntülerini bulup ve önceden tanımlanmış hareket komutları olarak yorumlayan karmaşık bir bilgisayar sistemi geliştirmiştir [27].

Farwell L. A. ve Donchin E. çalışmalarında bir bilgisayar aracılığıyla olaya ilişkin beyin potansiyelinin P300 bileşenini kullanarak iletişim kurulabileceğinden bahsetmiştir. Çalışmada alfabenin 26 harfini başka sembol ve komutlar kullanarak klavye veya protez kullanımı için bilgisayar ekranına aktarmışlar ve 26 saniyede %95 doğruluk oranı elde etmişlerdir. Fakat bu yöntemin yavaş olmasından dolayı yaygın kullanımına geçilememiştir [36].

Lauer R. T. ve diğer arkadaşları EEG işaretlerinin beta ritminin genliğinden faydalanarak bir imleci bilgisayar ekranında istediği hedefe hareket ettirilmesini sağlamış ve %90 doğrulukla bu işlemi başarmışlardır [37].

Pfurtscheller G. ve arkadaşları Graz Beyin Bilgisayar Arayüzü araştırma merkezinde sensorimotor bölgesine ait EEG sinyallerindeki belirli hareketleri, zihinsel düşünceleri örneğin bir imlecin hareketini on-line olarak kaydetmiş ve uygun öznelik çıkararak sınıflandırma yapmışlardır. Bu denemeyi bir kaç kere yaptıktan sonra %90-100 arasından değişen doğruluk elde etmişlerdir [38].

Barros A. ve diğerleri çalışmalarında çok kanallı biyoelektrik ölçümlerin olaya ilişkin sinyallerini çıkarmışlardır. İstenilen sinyali karmaşık sinyalden çıkarmak için bir deflasyon algoritmasını mevcut önsel bilgiler ile kullanmayı önermişlerdir. Ön işlem olarak wiener filtresini ve anlamlı işaretleri bulmak için ICA yöntemini kullanmışlardır [39].

Wolpaw R. ve arkadaşları Wadsworth Merkezindeki Araştırmalarda kafatasının üzerinden sensorimotor korteks bölgesinde EEG ritimlerini kaydederek bir imlecin bir veya iki boyutlu hareketinin kontrolüne odaklanmışlardır. Yeni ve güncel çalışmalarda kullanıcı ve sistem arasındaki adaptif etkileşimi optimize ederek, cihazın komutları için sinyal özelliklerinin seçimi ve cihazın komutlarına çevrilmesini iyileştirerek, kontrol hızı ve doğrulunu geliştirmek için çalışmışlardır [40].

Taylor D. M. ve diğerkleri alıřmalarında makak maymunların motor ve premotor alanlarına mikrowire elektrotlar dizisi yerleřtirmişlerdir. Kaydedilen aktiviteler, real time olarak sanal bir imleci veya robotik bir kolu üç boyutlu kontrolü (hareketi) için kullanmışlardır. Amaç bir imleci veya robotu önceden belirlenen hedefe hareket ettirmek olup, robot durumunda bilgi dinamikleri robot sisteminin gürültü nedeniyle bilgi iletiminde gecikme yaşanmaktadır. Beyin kontrollü imleç verileri ayrıca bir yöntem göstermek için kullanılmıştır. Tekrarlanan durumda optimize bilgi iletim hızı için imleç hareketleri, böyle bir yazma görevi gibi sıralı seçimlerde ve uzun dizeleri yapmada kullanılır [41].

Trejo L. J. Arkadařları yaptıkları alıřmada EMG ve EEG metotları ile insanın sinir sistemlerinden alınan kontrol sinyalleri ile insan bilgisayar arayüzü sistemlerini geliřtirmişlerdir [42].

Bir başka alıřmayı ise Milan ve diğerkleri gelişmiş robotik asenkron EEG analizi ve makine öğrenme tekniklerini kombinasyon halinde kullanmışlardır. Mobil robotu kontrol etmek için non-invazif beyin aktivitesinden yararlanmışlardır. Bu alıřmada ise üç EEG tabanlı beyin-makine arayüzü kullanarak, iki kişinin zihinsel kontrolü ile bir robotu bilgisayar ekranındaki bir kaç oda arasında hareket ettirebildiklerini göstermişlerdir [43].

Lehtonen J. ve arkadaşları yaptıkları alıřmada, farklı bireylerden sağ ve sol işaret parmağı hareketi esnasındaki düşünceler ile bir BCI sistemini kontrol edebilmesi üzerinde alıřmışlardır. Yapılan alıřmada amaç bireylere sadece 20 dakikalık eğitim süresinden sonra düşünceleri ile bilgisayar merkez ekranında görülen bir daireyi, hedefe doğru, gerçek zamansal olarak, sağ veya sol işaret parmağı hareket ettirilerek daireyi hedefe ulařtırmasını istemişlerdir. Deneme sonucunda 10 kişiden 7'si %84 ile %100 arasındaki başarımları ile dakikada 3.5 ile 7.7 defa arasında deęişen miktarlarda hedefi bulmuşlardır. Tamamının doğruluk ortalaması %80'dir ve hızı 10 bit/dk'dır [44].

Bir dięer alıřmada Bell C. J. ve arkadaşları kafa derisinden elde edilen invazif olmayan EEG sinyallerini bir beyin-bilgisayar arayüzü vasıtasıyla, insansı robotu kontrol etmeye alıřmışlardır. EEG işaretleri daha önce imleç kontrolünde veya bir kelime yazma gibi görevlerde kullanılmıştır. Bu alıřmada ise, daha karmaşık biçimler için düşük sinyal-gürültü oranı uygun bir aday olarak kabul edilmiştir. Bu alıřmada temel arayüz gelişmelerinden yararlanılarak, üzerinde EEG gibi belirli yerlere yürüyüş veya istenen nesnelere toplama gibi karmaşık görevleri gerçekleřtirmek için kısmen özerk insansı robot komuta kullanılabilir. Dokuz kullanıcıdan içeren bir alıřmada elde edilen sonuçlar robot

için bir komut, %95 doğruluk oranı ile 5 saniyede dört olası seçenek arasından seçilebilir olduğunu gösterir [45].

Geçmişteki ve günümüzdeki çalışmalar bu kontrol yöntemlerinin hızını ve doğruluğunu geliştirmek yönündedir. Kullanıcı ile sistem arasında uyarlmalı etkileşimi iyileştirip ekstra sinyal özellikleri de ekleyerek sinyal özelliklerinin seçimi ve bunların cihaz komutlarına aktarılmasını iyileştirme yönünde çalışmalar yapılmaya devam etmektedir.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR VE BULGULAR

2.1. Giriş

Elektroensefalografi (EEG) tabanlı beyin bilgisayar arayüzü (BBA) felçli bireylerin EEG işaretlerini kullanarak bazı elektronik cihazlarda kullanabilmekte ve bireylerin bir takım isteklerini kendi başlarına karşılamalarını sağlamaktadır [2]. Bireyin engellik durumuna göre bu arayüzlerin giriş verileri değişiklik göstermektedir. Birey hiç bir kas hareketini bilinçli olarak yerine getiremiyorsa düşüncel EEG verileri BBA'nın giriş verisini oluşturur. Bu tür sistemlerde bireyin düşüncesini doğru olarak sınıflandırma oranı (sınıflandırma doğruluğu) yapılan çalışmalarda artırılmaya çalışılmaktadır. Eğer birey sadece yüz hareketlerini bilinçli olarak yapabiliyorsa bu yetisinden faydalanarak bazı cihazları kontrol etmesi sağlanmaktadır [46].

2.2. Tez Çalışmasının Amacı ve Literatüre Katkıları

Bu çalışmanın ilk hedefi EEG ölçümleri konusunda bilgi sahibi olmak ve deneyim kazanmaktır. EEG sinyalleri kayıt işlemi sırasında göz hareketleri (Elektrookülografi) veya kas aktivitesi (Elektromyografi) gibi vücut faaliyetlerinden etkilenebilir ve bunlar artifakt olarak adlandırılır. Artifaktların genlikleri EEG sinyallerine göre oldukça büyüktür. BBA uygulamalarında hazır veri seti kullanmak yerine denek üzerinde EEG ölçümünün nasıl yapılacağına öğrenilmesi gereklidir.

Çalışmanın amacı yüz hareketleri yapıldığı sırada kafa üzerine yerleştirilen elektrotlar ile EEG işaretleri kaydedilip sonra bu sinyalleri bir birinden ayırıt edilmesidir.

İkinci hedef ise, EEG cihazından alınan verilerden öznitelik çıkarım algoritması hazırlanması ve EEG verilerinin analiz edilmesidir. Öznitelik çıkarma işleminde üç yöntem kullanılmaktadır: Karekök Ortalama (KKO), Polinom Uydurma ve Hjorth Betimleyici.

Üçüncü, elde edilen öznitelik vektörlerini sınıflandırıcıya gönderilerek, bu sinyallerin sınıflandırılmasıdır. K-en yakın komşu (k-NN) yöntemi kullanılarak çıkarılan özniteliklerin sınıflandırma performansları değerlendirilecektir. Bu çalışmada hedef kitle olarak felçli bireylerin (yüz hareketlerini bilinçli olarak yapabilenler) için seçilmiştir.

Farklı görevler esnasında oluşan EEG sinyallerinin ayırt edilmesi ile o türdeki hastalara iletişim veya hareket imkanı sunulması amaçlanmıştır.

2.3. Problem Tanıma

Problem yüz hareketleri yapıldığı sırada kafa üzerine yerleştirilen elektrotlar ile EEG işaretlerindeki göz ve çene artefaktlarının kaydedilmesi ve elde edilen bu işaretlerin sınıflandırılmasıdır. Amaç belirlenen hareketlerin işaretleri ile bilgisayar ekranında bir kelime yazdırma ya da bir tekerlekli sandalye veya robotik bir kolun bu sinyallerin sınıflandırılması ile hareket ettirilmesidir.

2.4. Materyal

Bu tez çalışmasında EEG verileri Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde Bilimsel Araştırma Projeleri kapsamında EEG Laboratuvarında satın alınan EEG Sistemi ile gerçekleştirilen ölçümlerden elde edilmiştir. Yüksek lisans çalışma süresince elde edilen verilerden faydalanılarak, ileriye dönük beyin bilgisayar arayüzü geliştirilmesi hedeflenmektedir.

2.4.1. EEG Ölçüm Sistemi

Çalışmada kullanılan EEG cihazı micromed (İtalya) tarafından üretilen “Brain Quick EEG Sistem” isimli cihazdır (Şekil 16). Bu sistem nörofizyoloji teşhislerde ve toplama sistemleri tasarımı ağ üzerinde kullanılmaktadır. Örneğin EEG görüntüsü, elektromyografi ve uyarılmış potansiyeller ve intraoperatif izleme gibi. Cihazın avantajları: 25-255 elektrot girişine uygun, analog dijital dönüştürücü, 8192 Hz'e kadar örnekleme frekansı, Fiber Optik veya kablo veri iletimi, haritalama ve kaynak yerleştirme, spike tespit ve analizi, Akıllı EEG Otomatik Raporu, uyku analizi, System PLUS EVOLUTION grafik programlama tabanlı tek yazılım uygulama kullanabilmesi, 32 adet elektrot ile EEG kaydı yapıp daha sonrasında bir bilgisayarda gözden geçirmeye olanak sağlayabilmesidir. EEG işaretlerini elde etmek için tasarlanmış şapkada ise elektrotları yerleştirmek için uluslararası 10-20 elektrot yerleşim düzeni kullanılmıştır (Şekil 15). Kafa ile elektrotlar arasına şırınga ile jel sürüldükten sonra EEG kaydı

gerçekleştirilir. Cihaz kaydedilen ham verilerin saklanması ve diğer platformlara aktarılabilmesi esnekliğine sahiptir. Ayrıca kayda başlamadan önce bazı ayarlamaları yapmak mümkündür. Örneğin kanal sayısını, frekans örnekleme oranını, kanallar üzerinde kullanılan süzgeç tipleri vb. Şekil 15 ve 16 bir micromed (İtalya) “Brain Quick EEG Sistemi” ve şapka türü gösterilmektedir.



Şekil 15. Kullanılan şapka modeli



Şekil 16. Micromed (İtalya) “Brain Quick EEG Sistem” [47].

2.4.2. Kanal Seçimi

BBA arařtırmalarında önemli konulardan birisi de sinyal analizi için kullanılan çoklu kanallardan uygun olanların seçimidir. Bu seçimde kanalların sahip oldukları verileri birbirleri ile karşılaştırarak büyük genliğe ve iyi bir öznitelik vektörüne sahip, artifaktların az olduğu kanalı tercih ediyoruz. Bu çalışmada Şekil 17’de görüldüğü gibi kullanılan 6 kanaldan sadece F7 kanalı en çok bilgi içeren veri kanalı olarak kullanıldı.

2.4.3. Deney Aşaması

EEG kayıtları için 19 kanallı EEG kepi (Brain cap) kullanılmış olup kep üzerinde genişletilmiş uluslararası 10-20 sistemine göre Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, C3, Cz, C4, T4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1, O2 bölgelerine yerleştirilmiş 19 nokta elektrot bulunmaktadır. Bu çalışmada yerleştirilen 19 kanaldan 6 tanesi seçilerek EEG işaretleri elde edilmiştir.

Deneyde 10-20 Sistemi esas alınmış olup, Fz elektrotu referans alınmak üzere elektrotların pozisyonları Şekil 17' deki gibidir:

Elektrot 1: Fp1

Elektrot 2: Fp2

Elektrot 3: F3

Elektrot 4: F4

Elektrot 5: F7

Elektrot 6: F8

Bu kanalların seçim nedeni Tablo 1' de belirlenen görevlere göre beyinde aktif olan bölgelerdeki değişimleri yansıtmadır.

EEG elektrotlarının kafa ile temasını sağlamak için elektrolit jel kullanıldı. Elektrot empedansları 8 kOhm altına düşürülerek katılımcı kayda hazırlandı. Çalışmada EEG kayıtları kullanılan Brain EEG sisteminde (Micromed) 2048 Hz' de örneklendirilerek ve 0.1-120 Hz arasında filtrelenerek kaydedilmiştir. Aynı zamanda şebeke gürültüsünü elemine etmek için 50 Hz' lik çentik filtre sistemi de yazılımda aktive edilmiştir.

Çalışma kapsamında 3 sağlıklı gönüllü katılımcıdan (erkek, yaş grubu 28-30 arasında) EEG sinyalleri kaydedildi. Katılımcılardan nörolojik ve psikiyatrik hastalık hikayeleri alındı ve epileptik durumları sorgulandı. Katılımcıların hiçbiri epileptik hastalık hikayesi bildirmedi.

Deney esnasında, EEG verilerini kayıt etmeye başlamadan önce deney katılan bireylerden 5 dakika boyunca sessiz ve rahat bir şekilde oturmaları istenmiştir. Daha sonra kendisine hangi yüz hareketlerini, nasıl yapması gerektiği anlatılmıştır.

Şekil 18 bireyin oturma düzenini resmetmektedir. Birey laboratuvar ortamında yüzü duvara dönük ve duvardan 1 metre uzakta oturmuştur. Bireyin sağ ve sol tarafından 3.5 metre uzaklıktaki mesafelere ise bakacak olduğu işaretler konulmuştur.

Deneme sırasında aniden verilen uyarı amaçlı bip sesi duyulduktan sonra, kendisine önceden söylenen yüz hareketini 2 saniye içerisinde tamamlaması istenmiştir.

Yüz hareketleri (görevler) şunlardır:

- Gözün karşıdan sağa hareketi: bireyin karşısında bulunan duvara bakarken, bip sesini duyduktan sonra sağ tarafında 3.5 metre uzaklıktaki mesafeye konulan işarete 74.05 derecelik açı ile bakıp tekrar karşısına bakmasıdır (Şekil 18).
- Gözün karşıdan sola hareketi: bireyin karşısında bulunan duvara bakarken, bip sesini duyduktan sonra 3.5 metre sol tarafa koyulan işarete, 74.05 derecelik açı ile bakıp tekrar karşısına bakmasıdır.
- Göz kırpma: bireyin bip sesini duyduktan sonra 3 kez gözünü kapatıp açmasıdır.
- Hareketsiz durum: bireyin bip sesini duyduğu esnanda hiçbir hareket (hareketsiz durum) yapmamasıdır.
- Diş gıcırdatma: bireyin bip sesini duyduğu zaman sol taraftaki dişlerini bir kez dışarıdan içeriye doğru gıcırdatmasıdır.

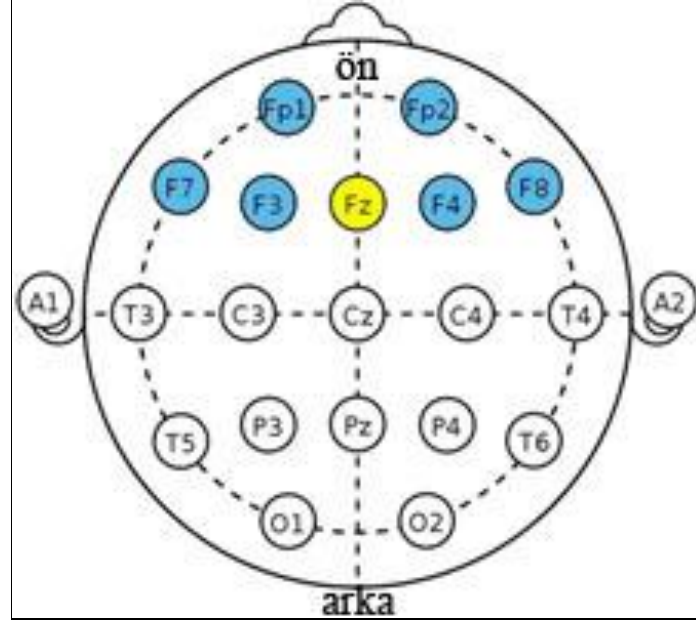
Bireyin göz ve çene kaslarının yorulmaması ve bu durumun EEG işaretlerini etkilememesi için her bir hareket yaptıktan sonra 5-10 saniyelik bir dinlenme arası verilir.

Bu görevler sırasıyla *sınıf1*, *sınıf2*, *sınıf3*, *sınıf4*, *sınıf5* şeklinde etiketlenmiştir (Tablo 1).

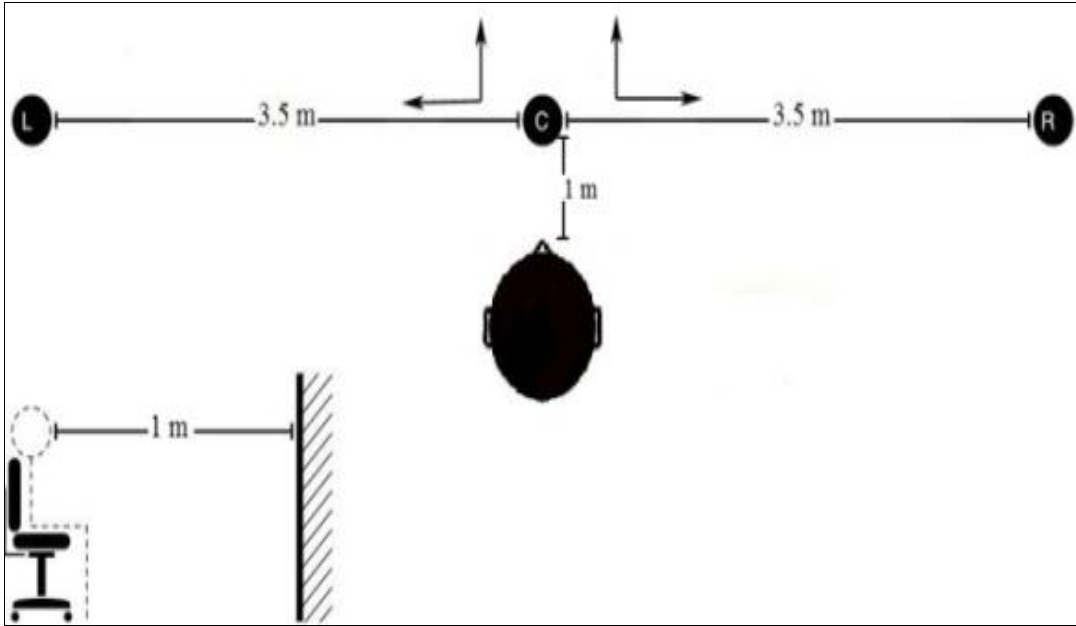
Bireyden iki farklı bir oturumda kaydedilen işaretler, her bir görev için 20 si eğitim verisi olarak ve başka bir günde kaydedilen veriler 20 si de test verisi olarak kullanılmaktadır.

Tablo 1. Yapılan yüz hareketleri

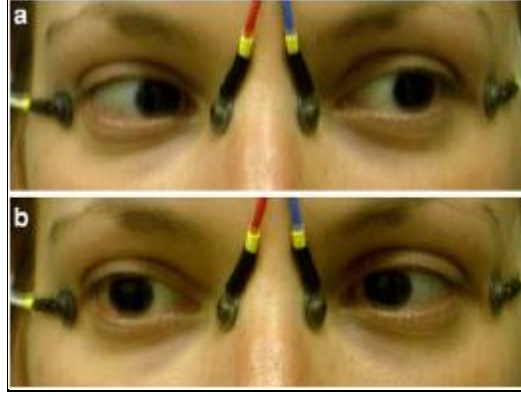
Sınıf	Görevler	Eğitim sayısı	Test sayısı
<i>sınıf1</i>	Gözün karşıdan sağa hareketi	20	20
<i>sınıf2</i>	Gözün karşıdan sola hareketi	20	20
<i>sınıf3</i>	Göz kırpma	20	20
<i>sınıf4</i>	Hareketsiz durum	20	20
<i>sınıf5</i>	Diş gıcırdatma	20	20



Şekil 17. Analiz için kullanılmak üzere seçilen elektrotlar

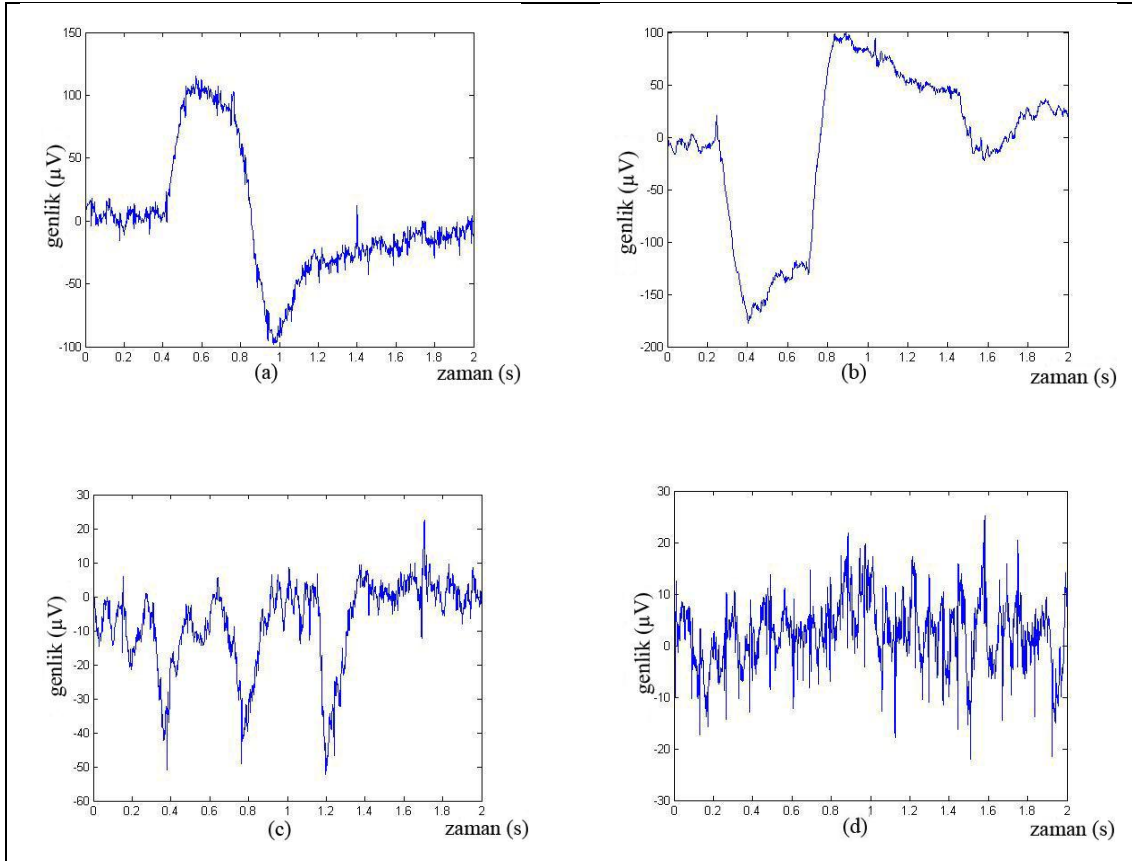


Şekil 18. Bireyin oturma düzeni



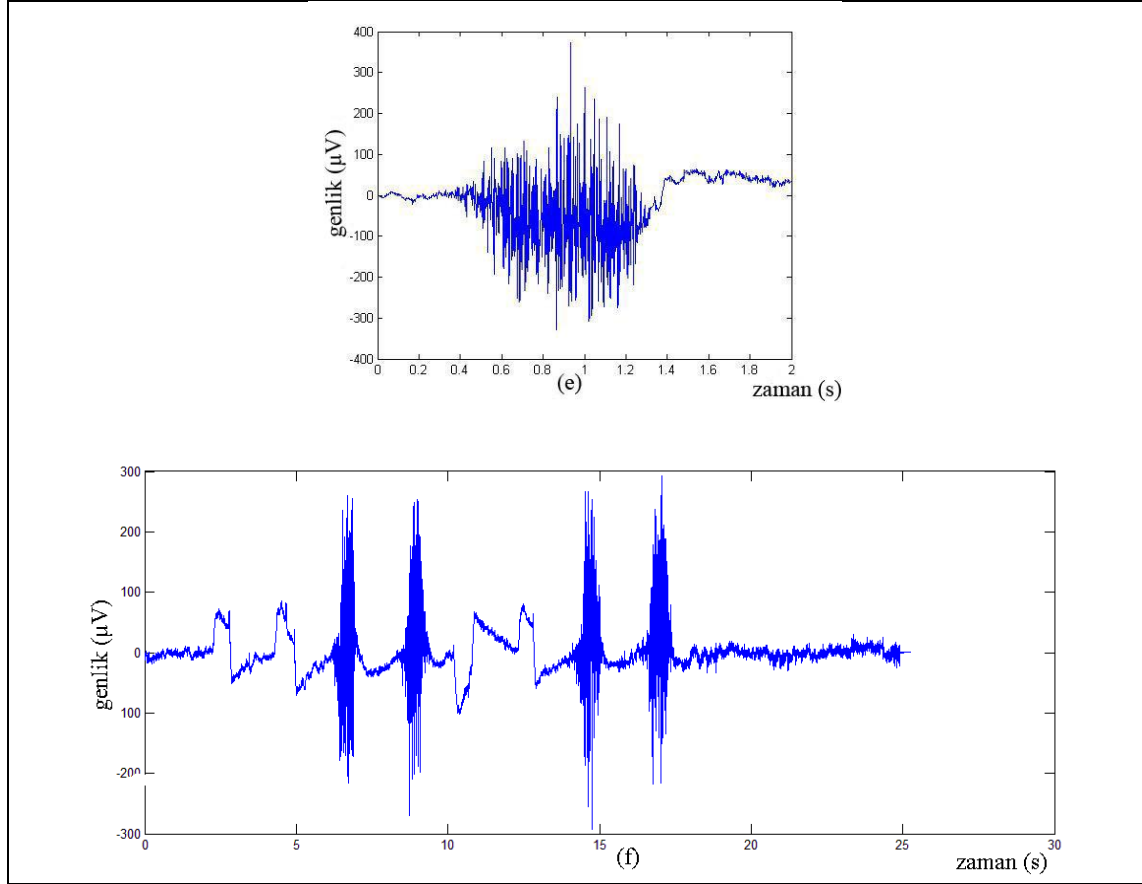
Şekil 19. Gözün sağa ve sola hareketi [34].

Kaydedilen yüz hareketlerine ait tipik EEG işaretlerinin örnekleri Şekil 20'de göstermektedir:



Şekil 20. a) gözün karşıdan sağa hareketi, b) gözün karşıdan sola hareketi, c) göz kırpma, d) hareketsiz durum, e) diş gıcırıtma, f) sürekli olan bir işaret

Şekil 20'nin devamı



2.4.4. Literatürlerde Yüz Hareketlerine Dayalı Yapılan Çalışmalar

Son yıllarda, Beyin Bilgisayar/Makina Arayüzleri, Parkinson, Kuadripleji gibi engelliler, kolsuz veya motor beceri güçsüzlüğünden sıkıntı çekenler ama idrak ile ilgili problemi olmayan insanlar için geliştirilmiştir. Şu anda Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS) veya motor nöron hastalığından acı çeken ve bu yüzden dış dünya ile iletişimlerini kesmiş fakat beyin ve göz aktiviteleri bu hastalıktan hiç etkilenmemiş olan binlerce insan mevcuttur [2].

Böyle durumlarda, yüz ifadeleri aracılığı ile dış dünyayla bilgi alışverişi yaparak doğru iletişim kurabilmek çok önemlidir. Yüzün çeşitli bileşenleri, bilgi mesajlarını hissetmek veya ifade etmek için kullanılabilir.

Yüz kasları bir ses duyulduğunda, bir şey çiğnendiğinde veya çeşitli mimik hareketleri üretmek için kullanılır ve bir kişinin ifadelerinin göstergesi olabilirler.

Yukarıda bahsedilen hususlara göre, yüz, yüksek bilgi içeren bir kaynaktır ve biz bu bilgilerden, göz hareketinin elektriksel sinyalini (EOG), frontal ve temporal bölgedeki beyin aktivite sinyallerini (EEG) ve kas aktivite sinyallerini (EMG) ve duygu kriterlerini çıkartabiliyoruz. Şu ana kadar, yüz hareketlerine dayalı bu alanda yapılan çeşitli çalışma ve uygulamalar aşağıda özetlenmiştir:

Barea R. ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada engellilerin tekerlekli sandalye kontrolünü sağlamak için EOG'ye dayalı bir göz kontrolü yöntemi ortaya koymuşlardır. Bu çalışmada göz hareketlerinden etkilenen EOG sinyallerine dayalı göz modeli kullanılmıştır. Çalışmada farklı teknik ve strateji uygulamalarından sonra her birinin avantaj ve dezavantajları hakkındaki yorumlarını da açıklamışlardır. Sistem standart bir elektrikli tekerlekli sandalye ve önündeki bilgisayar ekranından oluşturmaktadır. Senyörler ve bir grafik kullanıcı arayüzü bilgisayar tarafından işletilir. EOG işaretleri gözün etrafından önceden belirlenmiş yerlerden beş elektrot ile kaydedilmiş, bu elektrotlardan ikisi gözün sağa ve sola doğru hareketlerini ve diğer ikisi ise yukarı ve aşağıya doğru hareketlerini kaydetmiştir [48].

Lobu Benedict P. An ve diğerleri çalışmalarında yüz ifadelerini EMG işaretleri ile kaydederek bir cihaza veya bilgisayara tanıtmaya çalışmışlardır. Bunlar temel yüz ifadeleri içeren bir grup fiziksel harekettir örneğin mutluluk (gülerek), öfkelenmek (çiğneme kasları sıkıştırarak), üzüntü (deriyi buruşturarak) gibi, yani yüz kaslarından kaynaklanan EMG sinyallerinin kullanımı yoluyla bu hareketleri sınıflandırmayı denemişlerdir. Her kasın EMG işaretinden öznelik çıkarmaya çalışmışlardır. Kullanılan öznelik yöntemleri, ortalama, standart sapma, karekök ortalaması (Root Mean Square) ve güç yoğunluğu spektrumu (PSD) dur. Çıkarılmış öznelikleri sınıflandırmak için minimum mesafe sınıflandırıcı kullanarak % 85-94.44 oranında başarı elde etmişlerdir [49].

Huang Ch. ve arkadaşları bir başka çalışmada yüzün elektromyografi ölçümlerinin uygulamalarını incelemişler ve mevcut önerilen yöntemleri tarif etmişlerdir. Yüz EMG uygulamalarında çiğneme fonksiyonunun değerlendirilmesi, analizi, konuşma tanıma ve duygusal ifadelerin gözlemlenilmesini araştırmışlardır. Ayrıca elektrotların pozisyonu ve seçimi, gürültü azaltma ölçümü ve metotlarını tanımlamışlardır. Sonuç olarak bu alanda bazı yorumlar ve öneriler yüzün EMG tekniklerini geliştirmek için sunulmuştur [50].

Arjunan S. ve diğerleri yaptıkları çalışmada her hangi bir ses sinyali olmadan, İngilizce ve Almanca dilinde konuşmaya dayalı komutları tanımak için yüz kaslarının kullanım aktivitesini incelemişlerdir. Sistemlerini insan bilgisayar etkileşimi ve konuşma

kontrollüne dayalı uygulamalar için tasarlamışlardır. Kullanılan yöntemde yüz kasları hareketini tanımlayan bir yöntem geliştirilmiştir. Ayrıca konuşma hızı ve tarz farkının deneyler arasında değişmekte olduğunu göstermişlerdir. Bu araştırmada üç sesli İngilizce ve üç sesli Almanca harfi tanıma değişkenleri olarak kullanılmıştır. Bireylerin (iki erkek, bir kadın) bu harfleri söyleme esnasında yüzeysel EMG işaretlerini kaydetmişler ve KKO yöntemi ile öznitelik çıkarmaya çalışmışlardır. Sonrasında ise bir sinir ağı sınıflandırıcı ile sınıflandırma yapmışlardır. Deney sonuçları, dillerin her ikisi içinde bireylerin kullanılan bu teknik ile yüksek tanıma oranı sağladığı gösterilmiştir [51].

Kim Y. ve arkadaşları elektrookulogram sinyallerinden çeşitli göz hareketlerini ayırt etmek için güçlü bir algoritma önermişlerdir. Önceki araştırmalar EOG kullanmalarında sadece sakkadik (saccadic) veya göz kırpma odaklıydı ancak yapılan bu çalışma gözün iki veya üç kez kırılması ve sağ/ sol taraflı kırılmaları dahil tüm hareketleri kapsar. Ayrıca, EOG sinyallerinden gürültüyü çıkarmak ve ayırma yetkisinin gücünü artırmak için yeni yöntemler önermişlerdir. Bu yöntem EOG'nin gerçek hızı ile gürültü varsayımı altında tasarlanmış ideal bir hızı karşılaştırır. Buna da ideal hız şekli algoritması denilir. Bu algoritma önemli ölçüde gürültülerin etkilerini azaltır ve böylece sağlamlığı artırır. Tespit edilen göz hareketleri bir kişi veya robot arasında, bir insan-bilgisayar etkileşimi için kullanılır [52].

Firoozabadi S. M. P. ve arkadaşları yaptıkları çalışmada bireyin alın kısmından çok-kanalı biyo-sinyaller elde ederek yani EMG sinyallerini kaydederek, bireyin elini sürmeden sanal bir tekerlekli sandalyeyi nasıl kontrol ettiğini ortaya koymuşlardır. Kullanılan yöntemde, üç bipolar elektrotu alının belirli kısımlarına yerleştirilip ve üç kişiden farklı beş hareketi (sağa doğru gülmek, sola doğru gülmek, iki tarafa gülmek, kaşları yukarıya doğru kaldırmak, normal duruş) yapmaları istenmiş ve EMG işaretleri kaydedilmiştir. Mutlak değer ortalama metodu kullanılarak öznitelik çıkarılmış ve destek vektör makina sınıflandırıcı ile sınıflandırma yapılmıştır. Sonuç olarak %89-100 arasında başarı elde edilmiştir [53].

Wei L. ve Huosheng Hu çalışmalarında insan yüz hareketlerini sınıflandırmak için çok kanallı alın biyo-sinyallerine dayalı yeni bir yöntem sunmuşlardır. Beş tane yüz hareketi (bir kere kaşlarını yukarıya doğru hareket ettirmesi, iki kere kaşlarını yukarıya doğru hareket ettirmesi, bir kere sağ gözünü kapatmak, bir kere sol gözünü kapatmak ve ritmik çene hareketi). Yüzün üç bölgesinden oluşturulan bu hareketler alın, göz ve çene EMG ve EOG dalga şekillerinden gelen, geçici ve sürekli özellikler bir arada kullanılarak

geri yayılım yapay sinir ağıları metodu ile bu beş hareket sınıflandırılmıştır. Tanımlanan bu yüz hareketlerinden beş kontrol komutu üreterek akıllı tekerlekli sandalye simülesini kontrol etmek için kullanılmıştır [54].

Gibert Gu. ve arkadaşları çalışmalarında yüz EMG işaretlerinin kaydında sensörler kullanarak insan-bilgisayar etkileşimini geliştirmek için bir yol tarif etmişlerdir. Bu şekilde, insan bilgisayar etkileşimi ergonomi ve ekolojik geçerliliğini kazanacaktır. İfadeleri tanıma sistemleri görüntüye dayalı iken, yüksek tanıma oranlarına ulaşmak için abartılı mimikler gerekmektedir. Onların geliştirdikleri teknik ile elektrofizyolojik verileri kullanarak yüz ifadelerinin daha hızlı tespiti ve daha ince hareketlerin varlığının tanınmasına olanak sağlanmaktadır. Bu çalışmada 8 tane EMG sensör yüzün belirli bölgelerine yerleştirilmiş ve 6 hareketin (öfkelenmek, şaşkınlık, iğrenmek, mutluluk, üzüntü ve normal duruş) bireydeki işareti kaydedildikten sonra Gauss modellerinden yararlanılarak %92 ortalama doğruluk ile tanıma sağlanmıştır [55].

Murugappan M. ve diğerleri çalışmalarında farklı EEG kanallarından ayrık dalgacık dönüşümü kullanarak insan duygularını tanımaya yönelik çalışma ortaya koymuşlardır. 20 tane bireyden 10-10 sistemine göre 64 elektrot ile beş farklı duygu (iğrenme, mutluluk, şaşkınlık, korkmak ve normal duruş) EEG'sini kaydetmişler. Bu ham veri işaretlerini alt-bandlarına yani delta, teta, alfa, beta, gama ayırarak bunlardan öznitelik çıkarmaya çalışmışlardır. Kullanılan öznitelik metotları: standart sapma, genlik ölçümü ve varyans'dır. Sonrasında ise k-en yakın komşuluk (kNN) ve lineer diskriminant analizi (LDA) sınıflandırıcı ile sınıflandırma yapılmış ve sırasıyla %83.26 ve %75.21 başarı oranları elde edilmiştir [56].

Wei L. ve arkadaşları bir başka çalışmalarında ise insan makine arayüzüne dayalı, kapalı ortamda akıllı tekerlekli sandalyeyi çalıştırmak için yeni yüz hareketlerini öne sürmüşlerdir. Beş rastgele seçilen sağlam birey tarafından tekerlekli sandalyeyi kontrol etmek için önerilen kontrol arayüzü kullanımı belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan beş hareket şunlardır; bir kere çene kenetlemek, iki kere çene kenetlemek, sürekli çene hareketi, sağ gözü kapatmak, sol gözü kapatmaktır. Çene hareketleri EMG işaretlerinin alın bölgesinden, göz hareketleri ise bir kamera ile tespit edilmiştir. Bu hareketlerden öznitelik çıkarıldıktan sonra destek vektör makine sınıflandırıcı ile çene hareketi için %93.5 doğruluk, göz hareketleri için ise %92.2 doğruluk elde edilmiştir. Test, kapalı ortamda ve sistem performansı kontrol kolaylığı kriterlerine göre uygulanmış olup aynı görevler on kere uygulanarak değerlendirilmiştir [57].

Bulling A. ve diğeri çalışmaları göz hareketlerinin analizini çeşitli aktivitelerin tanınması için yeni bir algılama yöntemini araştırmışlardır. Daha önce de bahsedildiği gibi göz hareket verileri bir EOG sistemi kullanılarak kaydedilir. Bu çalışmada gözün üç hareketi olan; kısa ve hızlı hareketi (saccade), sabitleşme (fixation) ve göz kırpma (blink) hareketlerini EOG de tespit etmek için bir algoritma tanımlamış ve değerlendirmişlerdir. Ayrıca göz hareketlerinin tekrarlayan patternlerini değerlendirmek için de bir metot önerilmiştir. Daha sonrasında ise kullanılan metot ile 90 farklı öznitelik elde edilmiştir. Sınıfları ayırt etme yöntemini doğrulamak için bir ofis ortamında sekiz katılımcı kullanılarak beş aktivitenin yani; metin kopyalama, basılı kağıt okuma, elle yazılmış notlar alma, bir video izleme ve web tarama sınıflandırılması sağlanmıştır. Bir destek vektör makinesi (DVM) sınıflandırıcı ve kişiden bağımsız (leave-one-person-out) eğitim kullanılarak tüm sınıflar ve katılımcılar üzerinde ortalama %76.1 doğruluk elde edilmiştir [58].

Hamedi M. ve diğeri yaptıkları çalışmada yüz hareketlerinin tanınması için bireylerin alın bölgesinden iki kanallı biyoelektrik sinyal kullanılarak alın yüzeysel EMG işaretlerinden beş farklı jest sinyalini kaydetmişlerdir. Kullandıkları hareketler şunlardır: normal duruş, gülmek, öfkelenmek (kaşları çatmak), kızmak (dişleri kenetlemek) ve hayır anlamına gelen kaşları yukarıya doğru hareket ettirmektir. Bu hareketlerin KKO yöntemi ile özniteliklerini bulup C-mean (FCM) sınıflandırıcı ile bu beş hareketi 4 kişi üzerinde denedikten sonra sınıflandırmışlardır. Çalışma sonucunda ortalama %90.8 doğruluk elde edilmiştir [59].

Chadwick N. A. ve arkadaşları çalışmalarında EEG işaretlerini etkileyen fiziksel hareketlerden kaynaklanan bazı artefaktları EMG ve EOG sınıflandırmak için makine öğrenme tekniklerinin kullanımı sunmuşlardır. Başarılı artefakt sınıflandırma; mevcut artefakt temizleme teknikleri geliştirmek için uygulanabilir. EEG tabanlı sistemlerde önemli bir sorun ise göz ve baş hareketlerin tarafından oluşturulan artefaktlar EEG işaretlerine karışmasıdır. Çalışmalarında deney esnasında sınıflandırıcının girişine toplamak için bir state-of-the-art EEG sistemi kullanmışlardır. Aynı anda yapılan yüz ve baş hareketlerinin 21 farklı hareketi sınıflandırmış ve ortalama %54'lük bir sınıflandırma doğruluğu elde etmişlerdir [46].

Rezazadeh I. M. ve diğeri yaptıkları bir çalışmada yeni bir yaklaşımla sanal vinç eğitim sisteminde işlem operasyon performansını arttırmak için insan makine arayüzünü kullanmışlardır. Çalışmada üç çift elektrot kullanarak yüzün beş farklı hareketlerini

kaydetmişlerdir. Elektrotları başın alın ve temporal bölgelerine yerleştirmişlerdir. Sanal bir vinç komutlar ile kontrol etmek için 5 farklı hareketi yani gülmek, dudağı sağ köşeye doğru kadar çekmek, dudağı sol köşeye doğru kadar çekmek, ağzı açmak (a harfi söylemek gibi) ve dişleri bir birine kenetlemek, hareketlerini yaptırarak EMG işaretlerini kaydetmişler. KKO yöntemi ile bu işaretlerden öznitelik çıkarıp ve subtractive fuzzy clustering metot (SFCM) sınıflandırıcı ile sınıflandırmışlar ve 10 bireyden elde ettikleri sonuç ortalama %93.4 oranında olmuş ve real-time gerçek zamansal olarak bir bilgisayar programda uygulamışlardır [60].

Bu tez çalışmasında ise çeşitli yüz hareketleri yapıldığı sırada beş farklı görev; gözün karşıdan sağa doğru hareketi, gözün karşıdan sola doğru hareketi, göz kırpma, normal duruş ve bir kere diş gıcırdatma, EEG işaretleri sadece bir elektrottan ve üç bireyden kaydedildi. Çalışmada öznitelik çıkarma için üç yöntem kullanıldı: Karekök Ortalaması, Polinom Uydurması ve Hjorth Betimleyici. Burada her bir görev grubuna ait 20 şer adet eğitim verisi seçildi ve sistemde eğitildi. Daha sonra başka bir günde aynı görevleri kaydedilerek tekrar 20 adetlik test verisi olarak gönderildi ve bu test veri grubunu tanıması istendi. Gelen her bir test verisini ilk aşamada (Şekil 37) programda verilen yöntemler ile üç kümeden oluşan sınıflara sınıflandırılıp sonra her küme içerisinde tekrar ikinci aşamada adı geçen yöntemler ile bilinmeyen test verisinin sınıfı tasnif edilir. Sınıflandırma aşamasında k-NN sınıflandırıcı ile sınıflar sınıflandırıldı. Bu durumda verilerin 1/5'lik sınıflandırmada ve diğerleri ikinci aşamada sınıflandırılır. Bu çalışmada üç bireyden alınan sınıflandırma sonuçları %94, %99, %89 olarak elde edildi ve bunların ortalama doğruluğu %94'tür, bu sonuç 5 görevli bir sınıflandırma problemi için yüksek bir sonuçtur.

2.4.5. Yöntemler

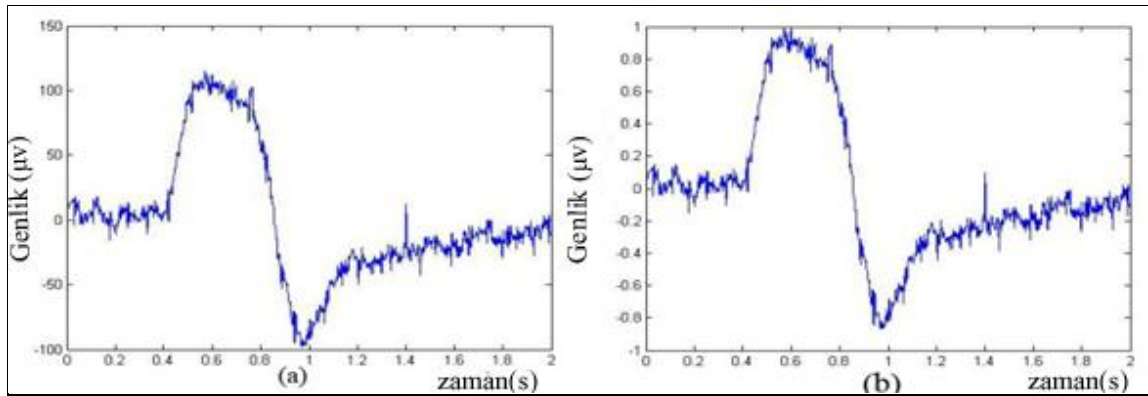
Bu çalışmada test verilerini *sınıf1*, *sınıf2*, *sınıf3*, *sınıf4*, *sınıf5* şeklinde sınıflandırabilmek için üç temel aşama gerçekleştirilmiştir: ön işleme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma (Şekil 36).

2.4.5.1. Ön İşleme

EEG tabanlı BBA teknolojisinin zorluklarından biriside kişinin psikolojik ve ruhsal durumunun elektriksel aktivitesinin farklı zamanlarda değiştiği gerçeğidir. Ham EEG işaretleri kişiden kişiye ve her deneme esnasında bir kaç saniye ara verilerek kaydedilmiştir. EEG sinyalleri çok fazla gürültü barındırırlar ve gözlerin, kasların ya da yüz veya çene kaslarının elektriksel aktivitesinden çok fazla etkilenirler [18]. Bu durumda ham EEG işaretlerinde bir genlik farklılığı ortaya çıkabilir ve ortaya çıkan bu değişiklikler test verilerini etkileyebilir. Veri kümelerinin arasında bu genlik değişimlerini en aza indirmek için normalizasyon işlemi, ön işleme olarak uygulanmaktadır [61]. Söz konusu genlik değişimini önlemek için kaydedilen işaretler $[-1,1]$ arasında sıkıştırılmış biçimde Eşitlik 1’de verildiği gibi ön işlem yapılmaktadır (Şekil 21).

$$X_N = \frac{x - \bar{x}}{\max|x - \bar{x}|} \quad (1)$$

Burada X_N normalizasyon yapılmış işareti, x ham EEG verisini, \bar{x} işaretin ortalama değerini ve \max en yüksek değeri ifade etmektedir.



Şekil 21. a) Ham EEG işareti, b) normalizasyon yapılmış hali

2.4.5.2. Öznitelik Çıkarma

Öznitelik çıkarma, farklı düşünce durumunda kaydedilen EEG işaretlerinin önemli özelliklerinin çıkarılıp öznitelik vektörünün elde edilmesi işlemidir. Öznitelik çıkarma

işleminde çok farklı yöntemler kullanılabildiği için işlenmemiş işareti tanımlayan farklı öznitelikler elde edilebilmektedir. Çıkarılan her öznitelik vektörü işareti tanımlayabilir fakat sınıflama için hiç biri mükemmel olmayabilir. Bundan ötürü, yüksek sınıflandırma başarımları elde etmek için farklı özniteliklerin birlikte kullanımını gerekli olmuştur. Bu şekilde çok sayıda öznitelik kullanan sınıflandırma işlemleri daha iyi sonuçlar vermektedir. Bu çalışmada sadece F7 kanalı kullanılarak, öznitelik çıkarma işlemi üç aşamalı olarak gerçekleştirilmiştir:

- Karekök Ortalama (KKO)
- Polinom Uydurma
- Hjorth Betimleyici

2.4.5.2.1. Karekök Ortalama Yöntemi

Matematikte Karekök Ortalaması (kısaltması KKO ya da *root mean square*) ayrıca kuadratik ortalama olarak da bilinir. Değişen miktarların büyüklüğünün ölçülmesinde kullanılan istatistik bir ölçüttür. Değişimin özellikle artı ve eksi yönünde olduğu dalgalarda çok faydalıdır. Sürekli olarak değişen bir fonksiyonun, sürekli olmayan değer serisi için hesaplanabilir [62]. Karekök ortalama ismi karelerin ortalamasının, karekökünün alınmasından gelir. Karekök Ortalama hesaplanması aşağıda gösterilmektedir:

n sayıdaki değerlerin $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ KKO değerleri:

$$X_{kko} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}} \quad (2)$$

olarak hesaplanır.

$T_1 \leq t \leq T_2$ aralığında sürekli bir $f(t)$ fonksiyonu için karşılık gelen formülü:

$$f_{rms} = \sqrt{\frac{1}{T_2 - T_1} \int_{T_1}^{T_2} [f(t)]^2 dt} \quad (3)$$

Bir periyodik fonksiyonun KKO değeri fonksiyonun bir periyodunun KKO değerine eşittir. Sürekli bir fonksiyonun ya da sinyalin KKO değeri eşit aralıklarla bir dizi KKO değeri örneklenerek yaklaşık olarak hesaplanabilir.

2.4.5.2.2. Polinom Uydurma Yöntemi

2.3.5.2.2.1. Giriş

Bilimin sanattan farkı; olayların (deneylelerin) gözlenebilir ve tekrar edilebilir olmasıdır. Bundan dolayı bilimsel gerçeklerin ispatı için deneyler veya gözlemler yapılır. Deneylelerden elde edilen sonuçlar giriş değerleri (bağımsız değişkenler) ve bu giriş değerlerine karşılık gelen çıkış değerleri vardır. Bu çıkış değerlerine bağımlı değişken de denebilir. Bu giriş ve çıkış değerleri arasında sürekli bir fonksiyon ile nasıl tanımlanacağı bu kısımda ele alınacaktır.

Şekil 22 bir deney sonucundan elde edilen (x_i, y_i) noktalar gösterilmektedir. Eğer bu noktalar sürekli bir fonksiyon ile ifade edilmesi istenirse; bir Lagrangian Enterpolasyonu kullanılabilir. Eğer deney onlarca veya yüzlerce nokta türetir ise o halde bütün verilen noktalardan geçen bir fonksiyonu Lagrangian formülleri ile yazmak kullanışlı ve kolay olamayacaktır. Daha önemlisi deney ve gözlemler sırasında ölçmeden dolayı meydana gelen yanlış değerler de polinoma eklenmiş olacaktır. Bunun yerine bu verilen noktaların mümkün olduğunca yanından geçen sürekli bir fonksiyon ile ifade etmek daha kolay ve gerçekçi olacaktır. Böyle bir fonksiyonu bulma işlemine eğri uydurma denilir.

Eğri uydurma işleminde, deney sonuçlarına uydurulacak eğrinin formatı önceden tahmin edilemiyor olabilir. Yani kullanılan formatlar: doğrusal, ikinci ve üçüncü dereceden polinomlar, üslü, üslü veya logaritmik ya da başka bir formatta olabilir [63].

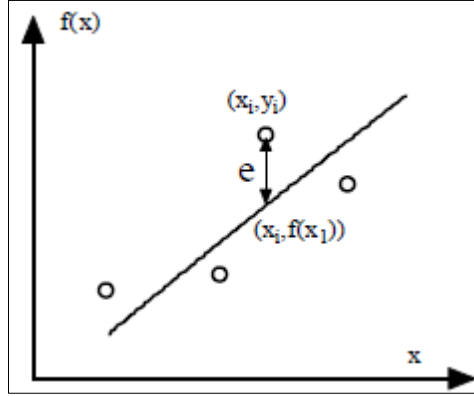
$$y = a + bx \tag{4}$$

$$y = a + bx + cx^2 \tag{5}$$

$$y = ae^{bx} \tag{6}$$

$$y = ax^b \quad (7)$$

$$y = a \ln x + b \quad (8)$$



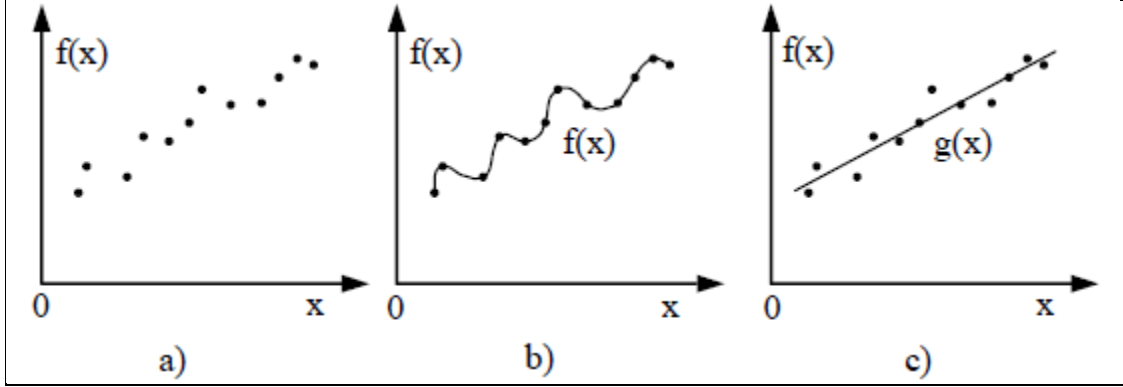
Şekil 22. Ölçüm sonuçları ve Uydurulacak eğri

Eğri uydurma işleminde genellikle iki farklı metot kullanır. Bunlar; en küçük kareler metodu ve matris metodudur. Burada sadece en küçük kareler metodu üzerinde durulacaktır. Aslında her iki metot da birbirinin aynıdır fakat sadece formülasyonları farklıdır.

2.3.5.2.2.2. En Küçük Kareler Yöntemi ile Eğri Uydurma

İşlevlerin sadece belirli noktalarda bilinmesi durumunda çokterimli sürekli işlevlerle bu işlevler temsil edilebilir. Bu işlevlere interpolasyon çokterimlileri adı verilir. Burada bozucu etkilerle gerçek değerleri civarında sapmalara uğramış deneysel veya sayısal veriler için, bu sapmaların etkisini giderecek yaklaşım çokterimlilerinin yerleştirilmesini göreceğiz. Bu amaçla, her veri noktasından geçen yüksek dereceli çokterimliler yerine, daha basit analitik eşitliklerin bulunmasına çalışacağız.

İnterpolasyon formüllerinde elde edilen işlevin veri noktalarını sağlaması esas alınmıştır. Oysa örneğin veriler bir deney sonucu elde edilmiş ise genellikle ölçme hataları nedeniyle veri noktalarında bazı hatalar vardır. Dolayısıyla bu durumu da dikkate alarak veri noktalarından geçmeyen eğriler çıkarılır.

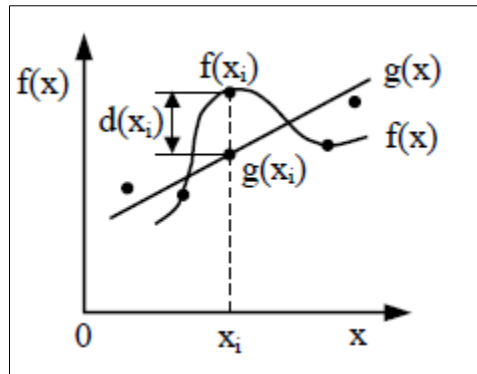


Şekil 23. a) Veri kümesi noktaları, b) Veri noktalarından geçen yüksek dereceli eğri, c) Noktalara birinci derece eğri (doğru) uydurma.

Şekil 23'teki veri noktaları için bir çokterimli uydurulursa, bu çokterimli büyük dalgalanmalar verecektir. Bunun yerine düşük dereceli çokterimliler seçilerek gereksiz dalgalanmaların önüne geçilir. Eğer gerçek işlev $f(x)$, bunu yaklaşık olarak temsil eden işlev $g(x)$ ise, yaklaşımın derecesinin bir ölçütü, bu iki işlev arasındaki yerel uzaklıkların büyüklüğü olacaktır.

$$d(x_i) = |f(x_i) - g(x_i)| \quad (9)$$

Burada $g(x_i)$, ele alınan bölgede $d(x_i)$ minimum olacak şekilde seçilmelidir (Şekil 24). Çünkü bu değer için bütün noktalar için sıfır olması demek uydurulan eğri ile veri noktalarının üst üste düşmesi anlamına gelmektedir.



Şekil 24. $f(x_i)$ ile $g(x_i)$ arasında $d(x_i)$ yerel farkı.

En küçük kareler yönteminde:

$$E = \sum_{i=0}^n d^2(x_i) = \sum_{i=0}^n |f(x_i) - g(x_i)|^2 \quad (10)$$

toplamını minimum yapacak şekilde m. dereceden

$$g(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + \dots + a_mx^m \quad (11)$$

şeklinde bir çokterimli seçilir. Bu durumda

$$E = \sum_{i=0}^n |f(x_i) - g(x_i)|^2 = \sum_{i=0}^n |g(x_i) - f(x_i)|^2 = \sum_{i=0}^n [g(x_i) - f(x_i)]^2 \quad (12)$$

$$E = \sum_{i=0}^n [a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2 + a_3x_i^3 + \dots + a_mx_i^m - f(x_i)]^2 \quad (13)$$

eşitliğini minimum yapan g(x) işlevinin (m+1) adet katsayısı

$$\frac{\partial E}{\partial a_0} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_1} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_2} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_3} = 0, \dots, \frac{\partial E}{\partial a_m} = 0 \quad (14)$$

şeklinde (m+1) adet bilinmeyen katsayı ve (m+1) adet denklemden oluşan lineer denklem takımını çözülerek bulunur. E'nin a_0 'a göre türevi:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial a_0} &= 2 \sum_{i=0}^n [a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2 + a_3x_i^3 + \dots + a_mx_i^m - f(x_i)] = 0 \\ \sum_{i=0}^n [a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2 + a_3x_i^3 + \dots + a_mx_i^m - f(x_i)] &= 0 \end{aligned} \quad (15)$$

olur. Bu ifade açılırsa:

$$\sum_{i=0}^n a_0 + a_1 \sum_{i=0}^n x_i + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^2 + \dots + a_m \sum_{i=0}^n x_i^m = \sum_{i=0}^n f(x_i) \quad (16)$$

$$(n+1)a_0 + a_1 \sum_{i=0}^n x_i + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^2 + \dots + a_m \sum_{i=0}^n x_i^m = \sum_{i=0}^n f(x_i) \quad (17)$$

elde edilir. Benzer şekilde a_1 'e göre türev:

$$\frac{\partial E}{\partial a_1} = 2 \sum_{i=0}^n x_i \cdot [a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + a_3 x_i^3 + \dots + a_m x_i^m - f(x_i)] = 0 \quad (18)$$

$$a_0 \sum_{i=0}^n x_i + a_1 \sum_{i=0}^n x_i^2 + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^3 + \dots + a_m \sum_{i=0}^n x_i^{m+1} = \sum_{i=0}^n [x_i \cdot f(x_i)]$$

olur. Bu şekilde türev hesaplarına devam edilir. Genelleme yapmak açısından, örneğin a_k 'ya göre türev:

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = 2 \sum_{i=0}^n x_i^k \cdot [a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + a_3 x_i^3 + \dots + a_m x_i^m - f(x_i)] = 0 \quad (19)$$

$$a_0 \sum_{i=0}^n x_i^k + a_1 \sum_{i=0}^n x_i^{k+1} + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^{k+2} + \dots + a_m \sum_{i=0}^n x_i^{k+m} = \sum_{i=0}^n [x_i^k \cdot f(x_i)]$$

olacaktır. Bu denklemler bir matris içinde yazılırsa:

$$\begin{bmatrix} (n+1) & \sum x_i & \sum x_i^2 & \dots & \sum x_i^m \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \dots & \sum x_i^{m+1} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \sum x_i^m & \sum x_i^{m+1} & \sum x_i^{m+2} & \dots & \sum x_i^{2m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum f(x_i) \\ \sum [x_i \cdot f(x_i)] \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \sum [x_i^m \cdot f(x_i)] \end{bmatrix}$$

olur. Bu matris denklemini:

$$s_k = \sum_{i=0}^n x_i^k$$

$$t_k = \sum_{i=0}^n [x_i^k \cdot f(x_i)]$$

kısaltmaları ile:

$$\begin{bmatrix} s_0 & s_2 & s_3 & \cdots & s_m \\ s_1 & s_2 & s_3 & \cdots & s_{m+1} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ s_m & s_{m+1} & s_{m+2} & \cdots & s_{2m} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_0 \\ t_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ t_m \end{bmatrix}$$

şeklinde de yazılabilir. Burada her bir lineer denklem normal denklem adını alır. Bu denklemler, bir lineer denklem takımı oluştururlar. Bu denklem takımı çözülerek katsayılar bulunur ve $g(x)$ bağıntısında yerlerine yazılarak $g(x)$ yaklaşım işlevi elde edilir [64].

2.4.5.2.3. Hjorth Betimleyici Yöntemi

Hjorth tarafından (Hjorth, 1970), EEG işaretlerini zaman uzayında tanımlayabilmek için üç adet değişken hesaplanmıştır. Bunlar genel olarak Hjorth parametreleri olarak bilinir ve isimleri ise: “Etkinlik, Hareketlilik ve Karmaşıklık”. Hjorth parametreleri aynı zamanda normalize edilmiş eğim açıklayıcıları olarak da adlandırılır. Çünkü bu parametreleri hesaplarken işaretin birinci ve ikinci türevlerinden faydalanılır [65].

İlk parametre olan Etkinlik değeri işaretin ortalama enerjisine eşittir ve sinyalin varyans değerini alarak elde edilir (Eşitlik 20). Ortalama enerji başka bir öznitelik olarak hesaplanabilir. İkinci parametre olan Hareketlilik değeri Eşitlik 21’de gösterildiği gibi hesaplanır burada $\sigma_{x'}$ değeri işaretin birinci türevinin standart sapmasıdır ki $x[n]' = x[n] - x[n-1]$ formülünden elde edilir. Son parametre olan Karmaşıklık ise Eşitlik 22’den elde edilir burada $\sigma_{x''}$ değeri işaretin ikinci türevinin standart sapmasıdır ve $x[n]'' = x[n] - 2x[n-1] + x[n-2]$ formülünden hesaplanır.

$$Etkinlik(x) = var(x) \quad (20)$$

$$Hareketlik(x) = \frac{\sigma_{x'}}{\sigma_x} \quad (21)$$

$$Karmaşıklık(x) = \frac{\sigma_{x''}/\sigma_{x'}}{\sigma_{x'}/\sigma_x} \quad (22)$$

$$V_{Hjorth} = \{Etkinlik(x), Hareketlik(x), karmaşıklık(x)\} \quad (23)$$

2.4.5.3. Sınıflandırıcı

2.4.5.3.1. Giriş

Sınıflandırmanın temeli, bilinmeyen bir örüntüyü ve o örüntüye ait önemli özellikleri kullanarak bir sınıflandırıcı yardımıyla bu örüntünün hangi sınıfa ait olduğunu belirlemesi şeklinde tanımlanabilir. Sınıflandırma yöntemi ilk olarak 1960'lı yıllarda örüntü sınıflandırma (pattern classification) adı altında görülmeye başlamış ve ilk algoritmalarda basit yapılar ele alınmıştır.

Örüntü, ilgilenilen varlıklar ile ilgili gözlenebilir veya ölçülebilir bilgilere verilen addır. Örüntü tanıma, insanların çeşitli ses, görüntü ve benzeri tüm örüntülerin biçimsel şekillerinden çıkardıkları dilsel şekillendirmedi. Aslında, örüntü tanıma bilimin, mühendisliğin ve günlük hayatın geniş bir alanındaki etkinlikleri kapsamaktadır. Örüntü tanıma uygulamalarını insanların yaşantısında da görebiliriz: hava değişiminin algılanması binlerce çiçek, bitki, hayvan türünü tanımlama, kitap okuma, yüz ve ses tanıma gibi bulanık sınırlara sahip birçok etkinlikte örüntü tanıma kullanılır

Örüntü tanıma olayını şu şekilde irdeleyebiliriz: Aralarında ortak özellik bulunan ve aralarında bir ilişki kurulabilen karmaşık işaret örneklerini veya nesnelere bazı tespit edilmiş özellikler veya karakterler vasıtası ile tanımlama veya sınıflandırmadır. Bu bağlamda, örüntü tanımanın en önemli amaçları; bilinmeyen örüntü sınıflarına belirli bir şekil vermek ve bilinen bir sınıfa ait olan örüntüyü teşhis etmektir.

Örüntü tanıma tekniklerinin uygulamaları birçok mühendislik, tıp, askeri ve bilim alanına açıktır. Bunlardan bazıları; ses tanıma, EEG sınıflama, DTMF haberleşme işaretlerini tanıma ve radar hedef sınıflama, biyomedikal kontrol, veri madenciliği verilebilir. Örüntü tanıma olarak bilinen bu uygulamalar, makina öğrenmesi, örüntü sınıflandırma, ayırım analizi ve nitelik tahmini gibi isimlerle de anılmaktadır.

Örüntü tanıma sistemlerinin başarımında, sınıflandırma yönteminin rolü de en az örüntü çıkarma ve seçme kadar büyüktür. Literatürlerde pek çok türlerde sınıflandırma yöntemleri bulunmaktadır.

Sınıflandırıcının rolü, örüntüyü özelliklerine göre gruplayarak uygun sınıflara ayırmaktır. Normalde, sınıflandırma çalışmalarında bir sınıflandırıcının başarımını ölçmek için sınıflandırılacak örüntülere ait veri tabanı öncelikle iki küme şeklinde “eğitim” ve “test” ayrılır. Daha sonra, eğitim kümesindeki öznitelikler kullanılarak elde edilen karar, test kümesine uygulanıp sınıflandırılır.

Yaygın olarak kullanılan yöntemlerden bazıları Bayes, doğrusal sınıflandırıcılar, doğrusal olmayan sınıflandırıcılar, yapay sinir ağları, saklı Markov modeller, çekirdek yöntemleri, karar ağaçları ve topak analizidir.

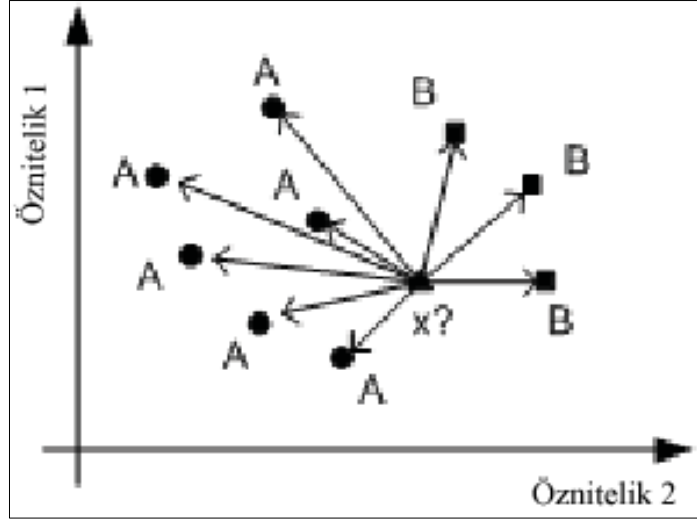
2.4.5.3.2. K-En Yakın Komşu (k-NN) Yöntemi

Tanıma, tanınacak öznitelik vektörüne, en yakın öznitelik vektörlerinin bulunmasına bağlıdır. En yakın öznitelik vektörlerini bulurken çeşitli metrikleri kullanılabilir. Bu çalışmada Öklid metriği kullanılmıştır. Tanıma yapılacak öznitelik vektörüne en yakın k-komşu bulunur. Daha sonra bu k- komşu en fazla hangi sınıfa ait ise, o sınıf tanıma sonucu olarak atanır.

K en yakın komşu yöntemi basit sınıflandırıcılardan birisidir. Bir örüntü test verisinde, eğitim verilerinin tüm örüntülerinin mesafeleri hesaplanarak sınıflandırılır: Kısa mesafe veren eğitim örüntü sınıfı, test örüntü sınıfını belirler [66].

Şekil 25’de iki sınıftan (A ve B) birkaç örüntü gösterilmektedir. Her iki sınıfta öznitelikleri çıkarılmış ve ortada ise bir test örüntüsü gösterilmektedir.

X en yakın komşu örüntü A eğitiliyor, dolayısıyla X, A sınıfına ait olduğu tahmin edilmektedir



Şekil 25. İki sınıftan birçok eğitilmiş örüntü, A ve B ve bir test örüntüsü

Öklid ve Manhattan sık uzaklık ölçüleri kullanılmaktadır. İki nokta arasındaki Öklid mesafe alta gösterildiği gibi hesaplanabilir:

$$d_E(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^R (p_i - q_i)^2} \quad (24)$$

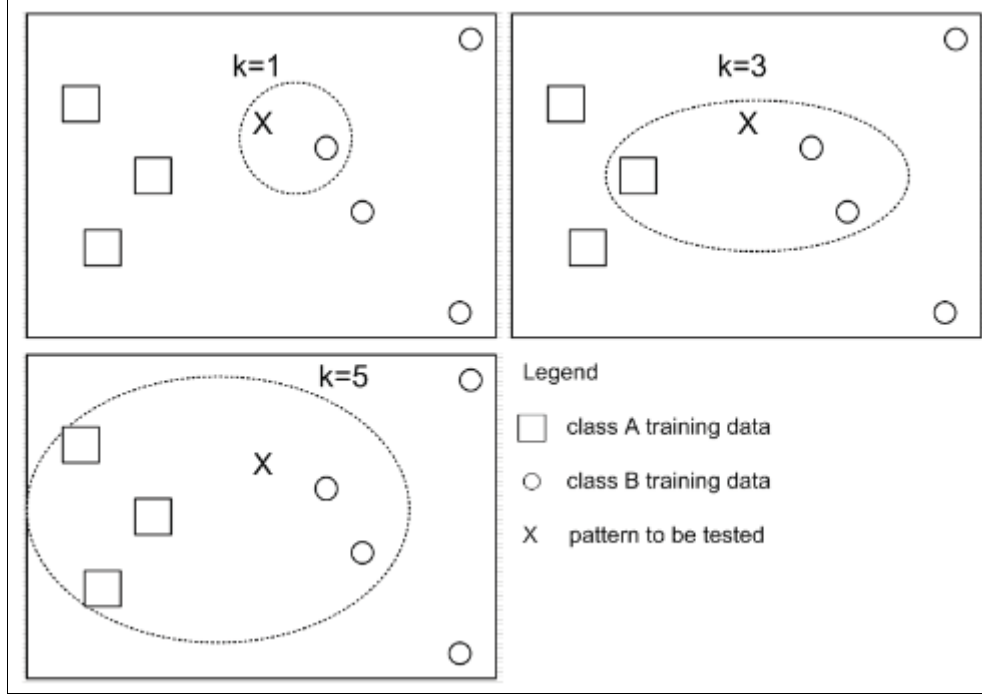
Burada R özniteliklerin sayısıdır.

Manhattan mesafesi aşağıdaki eşitlikten hesaplanır:

$$d_M(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^R |p_i - q_i|} \quad (25)$$

k-NN sınıflandırıcı fikri test verisine k sayıda en yakın olan öznitelikleri alarak ve çoğunluk kuralı kullanarak test sınıfının etiketine karar vermek için geliştirilmiştir.

Altta Şekil 26'da k değeri ile değişen k-NN örneği göstermektedir.



Şekil 26. k-NN örnekleri

k-NN algoritmasında kullanılan adımlar:

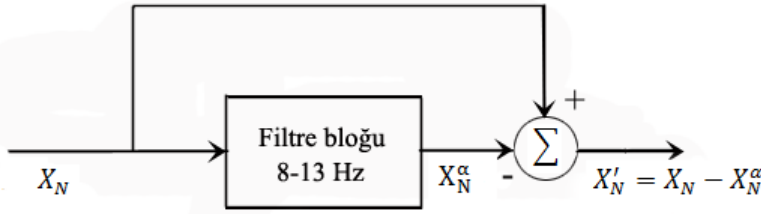
- En yakın komşu sayısını belirlemek için K parametresinin kullanılması;
- Test örüntüsünün, tüm eğitim örüntüleri ile mesafesinin hesaplanması;
- sıralama mesafe ve k yakın komşuluğu belirlenmesi;
- yakın komşuların sınıf / kategori etiketlerinin toplanması;
- Yakın komşulardan basit çoğunluk kuralı kullanılarak, test örüntü verisinin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi

3. BULGULAR

3.1. Özniteliklere Ait Bulgular

3.1.1. KKO Verilerine Dayanan Öznitelikler

Tüm işaretlere normalizasyon işlemi uygulandıktan sonra hızlı Fourier dönüşümü (FFT) filtre bankası kullanarak X_N alfa bandı (8-13 Hz) dalgası yani X_N^α Eşitlik 26'da verildiği gibi çıkarılarak, alfa bandı içermeyen yeni bir işaret X'_N elde edilir.



Şekil 27. Filtre bank

$$X'_N = X_N - X_N^\alpha \quad (26)$$

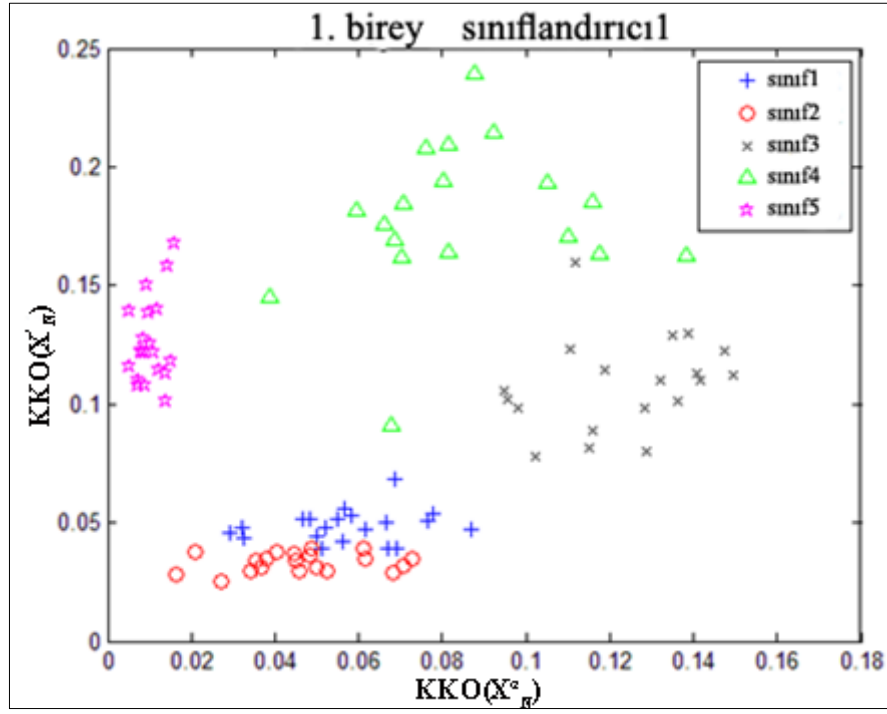
Daha sonra X_N^α ve X'_N işaretlerine ait karekök ortalama (KKO) yöntemi ile Eşitlik 27'te verildiği gibi hesaplandı [60]. Her iki işarete ait KKO değerleri öznitelik olarak kullanıldı [67].

$$KKO(X_N^\alpha) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{n=1}^k X_N^{\alpha 2}} \quad (27)$$

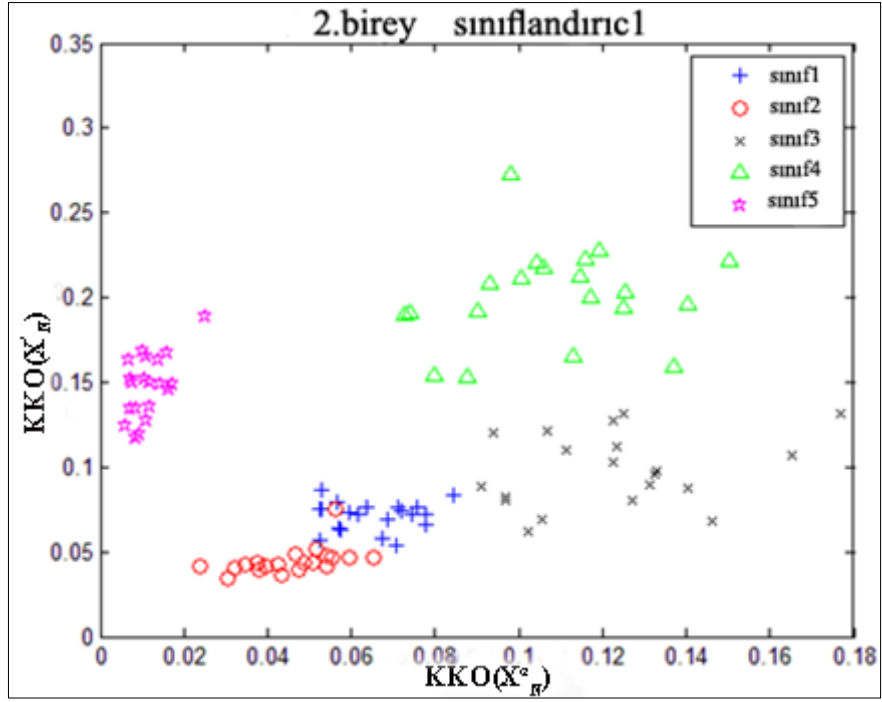
$$KKO(X'_N) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{n=1}^k X'_N{}^2} \quad (28)$$

Burada $n= 1, 2, 3, \dots, k$ ve k işaretin uzunluğunu ifade etmektedir.

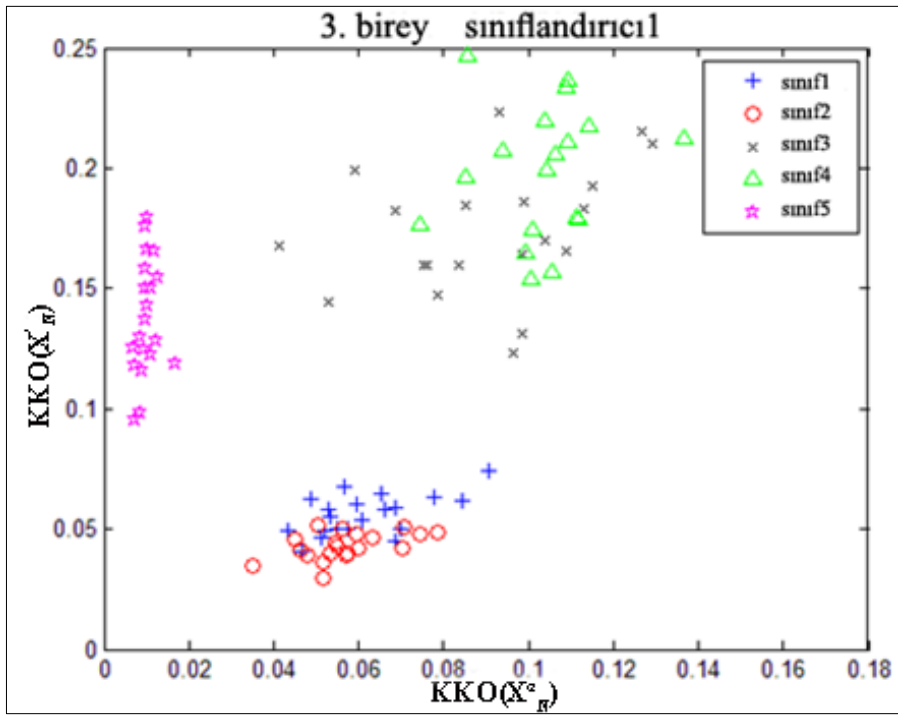
Aşağıda Şekil 28, 29, 30 üç bireyden elde edilen KKO yöntemi ile çıkarılmış öznitelikleri göstermektedir.



Şekil 28. Birinci bireyin KKO öznitelikleri



Şekil 29. İkinci bireyin KKO öznelikleri



Şekil 30. Üçüncü bireyin KKO öznelikleri

3.1.2. Polinom Yöntemine Dayanan Öznitelikler

Sınıf1 ve *sınıf2*'nin eğitim verilerine üçüncü dereceden bir eğri uydurmak sureti ile gözün sağa ve sola doğru hareketlerinde Şekil 31'te görüldüğü gibi bir yerel maksimum ve bir yerel minimum içeren kübik bir eğridir ve Eşitlik 29 ile tanımlanır. Burada t parametrisi zamanı ifade etmektedir.

$$f(t) = at^3 + bt^2 + ct + d \quad (29)$$

$$\begin{bmatrix} (n+1) & \sum t_i & \sum t_i^2 & \sum t_i^3 \\ \sum t_i & \sum t_i^2 & \sum t_i^3 & \sum t_i^4 \\ \sum t_i^2 & \sum t_i^3 & \sum t_i^4 & \sum t_i^5 \\ \sum t_i^3 & \sum t_i^4 & \sum t_i^5 & \sum t_i^6 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d \\ c \\ b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum f(t_i) \\ \sum [t_i \cdot f(t_i)] \\ \sum [t_i^2 \cdot f(t_i)] \\ \sum [t_i^3 \cdot f(t_i)] \end{bmatrix}$$

Bu matris formundaki eşitlikler doğrusal denklem takımı çözüm yöntemlerinden birisi kullanılarak çözülür. Çözüm sonunda bilinmeyenler (a, b, c, d) bulunarak Eşitlik 11'de olan $f(t) = at^3 + bt^2 + ct + d$ deki eşitliğinde yerlerine konulduğunda aranılan 3. dereceden polinom olan $g(x)$ eşitliği belirlenmiş olur.

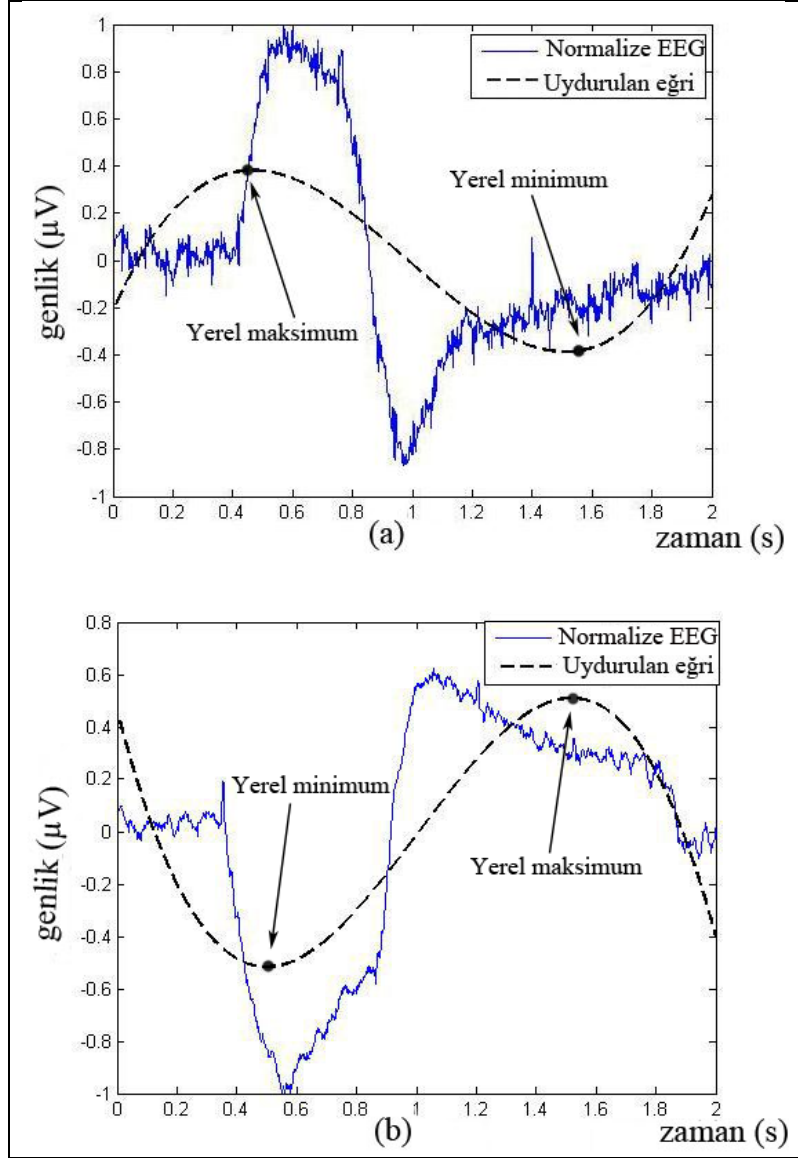
Görevler içerisinde *sınıf1* ve *sınıf2*'ye ait işaretlerin üçüncü dereceden bir polinom gibi dağılım gösterdiği tespit edilmiştir. Ancak, *sınıf1* için ilk önce yerel maksimum, daha sonra yerel minimum gelirken, *sınıf2* için ilk önce yerel minimum, daha sonra yerel minimum gelmektedir. Bu durum Eşitlik 29 verilen a ve b katsayılarının işaretlerine de yansımaktadır. Tablo 2'de bu işaretler gösterilmektedir [68].

Tablo 2. a ve b katsayılarının işaretleri

<i>sınıf</i>	<i>a</i> katsayısı	<i>b</i> katsayısı
<i>sınıf1</i>	+	-
<i>sınıf2</i>	-	+

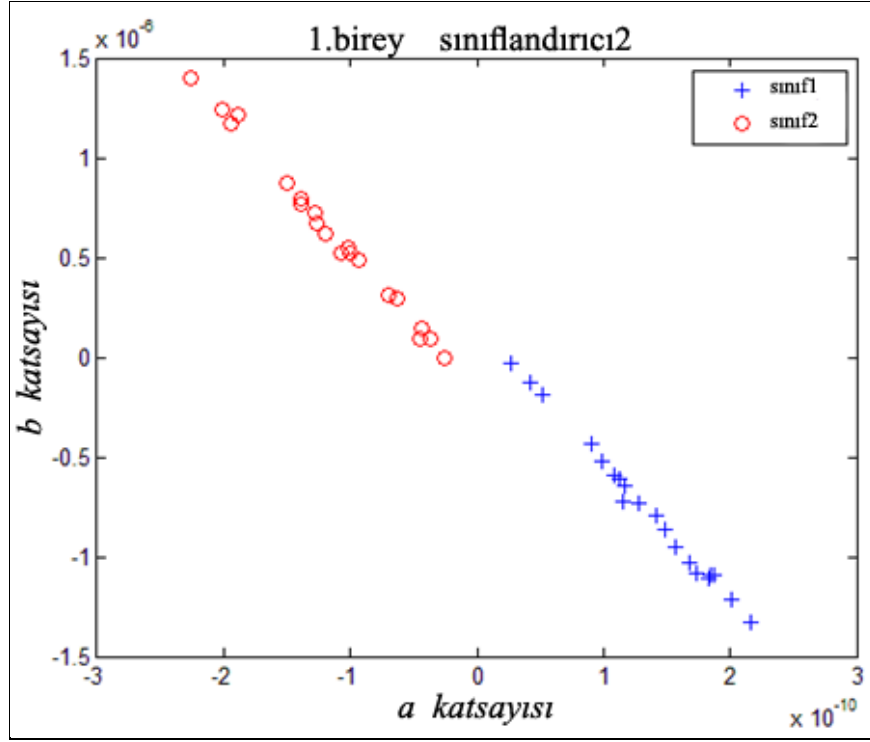
Buradan hareketle, *sınıf1* ve *sınıf2* işaretlerinin dağılımlarını ifade edebilecek üçüncü dereceden bir polinom her bir deneme için en küçük kareler yöntemi kullanılarak en genel hali ile Eşitlik 29'te verildiği gibi hesaplanmıştır. Şekil 31'de eğitim verilerinden *sınıf1* ve

sınıf2'e ait birer denemenin F7 kanalına ait bir işaret ve bu işarete uydurulan polinom gösterilmiştir. Her bir deneme için hesaplanan a ve b katsayıları öznitelik olarak kullanılmıştır.

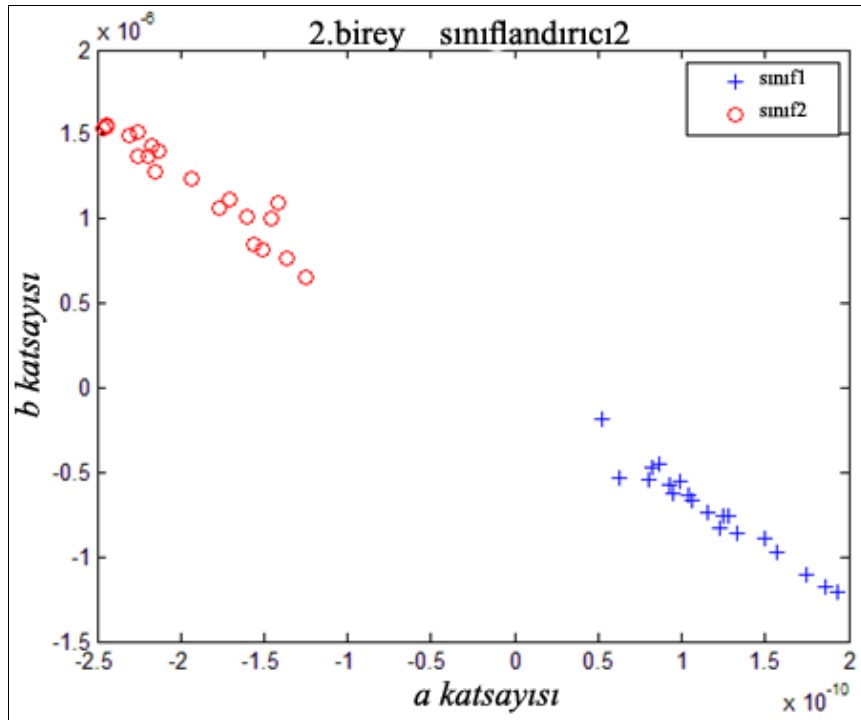


Şekil 31. Normalizasyon yapılmış EEG verisi ve buna uydurulan polinom, (a) *sınıf1*, (b) *sınıf2*.

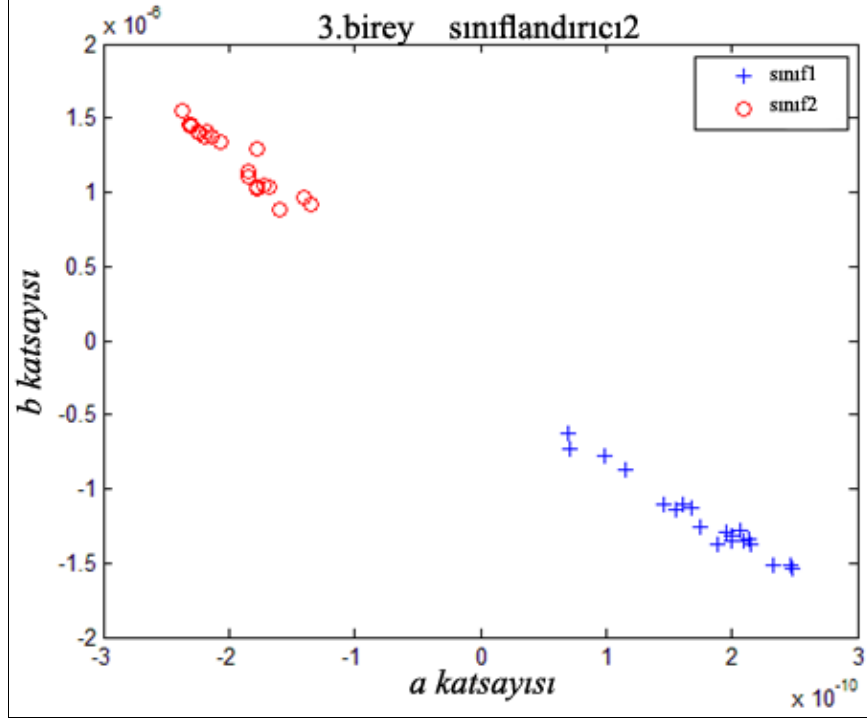
Polinom yöntemi ile elde edilen üç bireyin *sınıf1* ve *sınıf2*, özniteliklerinin a ve b katsayılarının değerlerinin sonuçları Şekil 32,33,34 göstermektedir.



Şekil 32. Birinci bireye ait polinom öznitelikleri



Şekil 33. İkinci bireye ait polinom öznitelikleri



Şekil 34. Üçüncü bireye ait polinom öznitelikleri

3.1.3. Hjorth Betimleyicisi Yöntemine Dayanan Öznitelikler

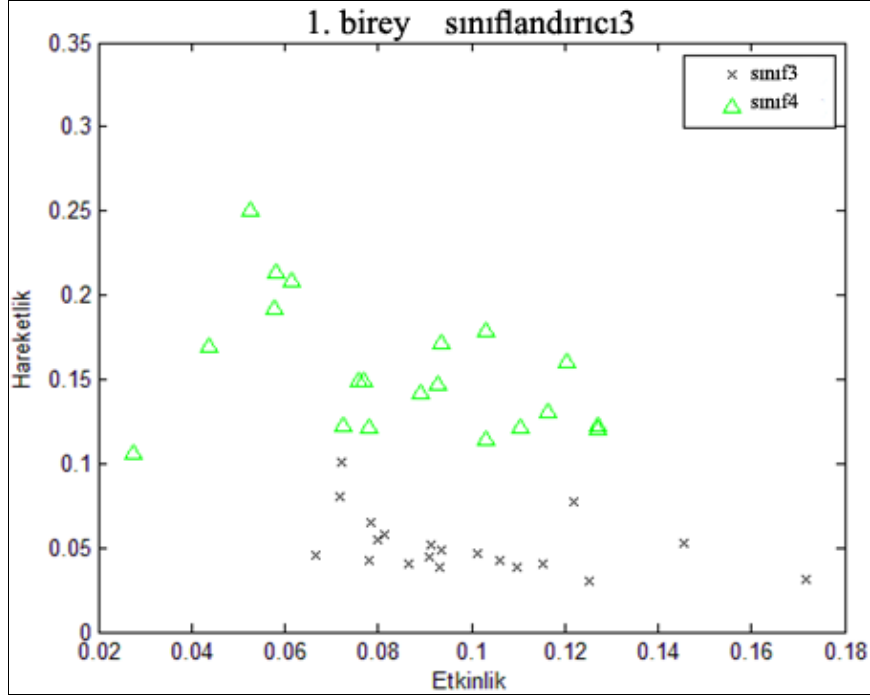
Hjorth betimleyici “Etkinlik, Hareketlilik ve Karmaşıklık” adı verilen üç nicelik ile EEG işaretleri betimlenmektedir. Her bir EEG işareti için Etkinlik ve Hareketlilik nicelikleri Eşitlik 30, 31’de verildiği gibi hesaplanmış ve bunlar EEG işaretlerini temsil için öznitelik olarak kullanılmıştır.

$$E(X_N) = var(X_N) = \sigma_{X_N}^2 = \frac{\sum(X_N - \bar{X}_N)^2}{k-1} \quad (30)$$

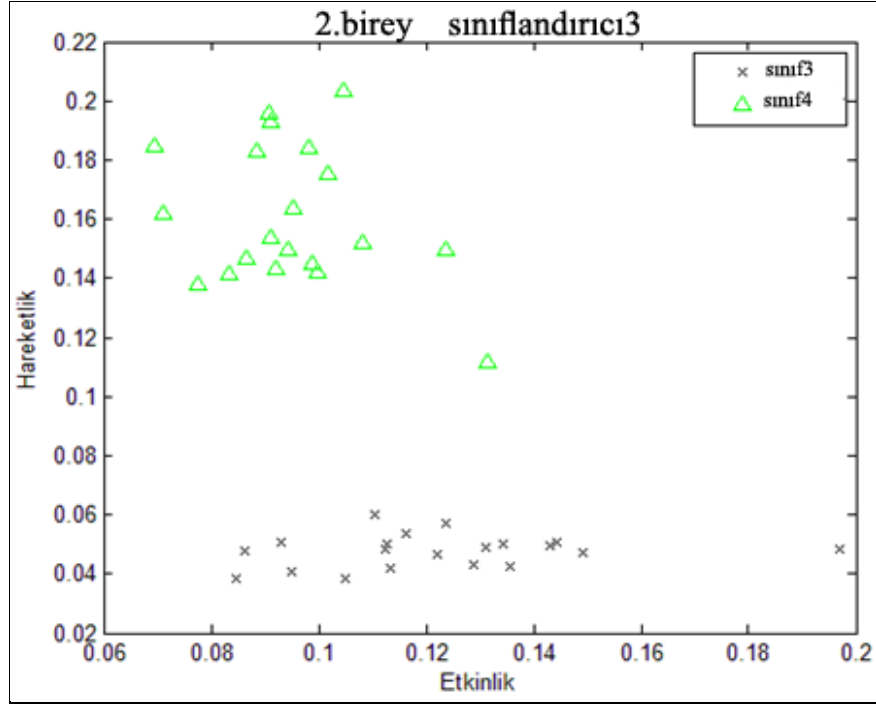
$$H(X_N) = \frac{\sigma'_{X_N}}{\sigma_{X_N}} = \frac{\sqrt{\frac{\sum(X_N - \bar{X}_N)^2}{k-1}}}{\sqrt{E(X_N)}} \quad (31)$$

Burada $E(X_N)$ işaretin Etkinlik, $H(X_N)$ Hareketliliğini ve σ_{X_N} ise X_N işaretinin birinci türevinin standart sapmasını ifade etmektedir.

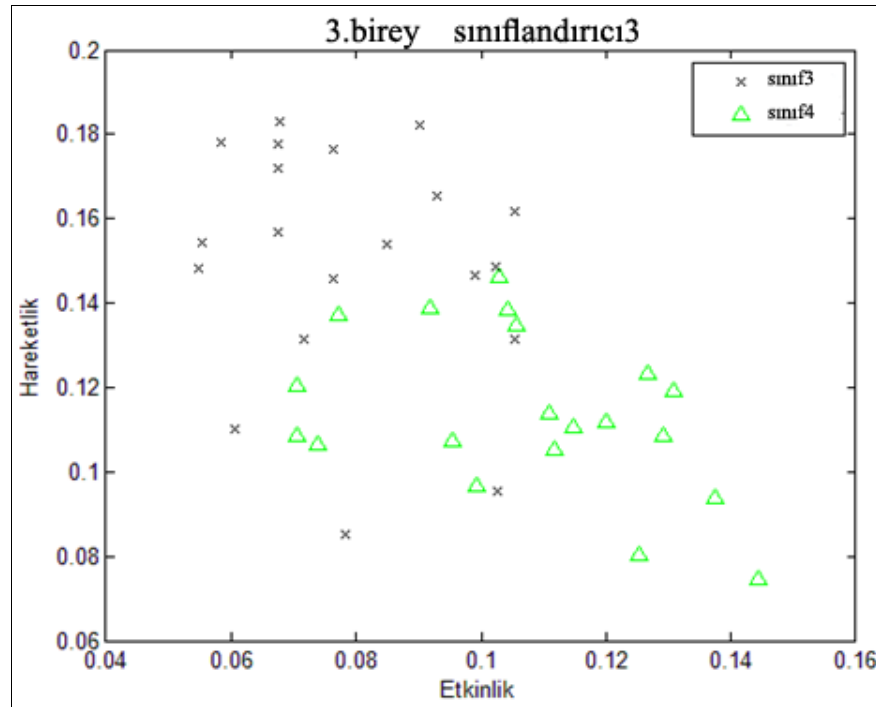
Hjorth betimleyicisi yöntemi ile üç bireye ait *sınıf3* ve *sınıf4* sınıflarına işaretlerin $E(X_N)$ Etkinliği ve $H(X_N)$ Hareketliliği değerlerinin sonuçları şekil 35,36,37 gösterilmektedir.



Şekil 35. Birinci bireyin Hjorth betimleyicisi öznelikleri



Şekil 36. İkinci bireyin Hjorth betimleyicisi öznelikleri



Şekil 37. Üçüncü bireyine Hjorth Betimleyicisi öznelikleri

3.2. Sınıflandırma Sonucuna Ait Bulgular

Beyin bilgisayar arayüzü tasarımının temel amacı, beyin aktivitesinin bir bilgisayar komutuna dönüşümünü gerçekleştirebilmektir. Bu amaçla genellikle sınıflandırma algoritmaları kullanılır. Bu algoritmalar sayesinde beyindeki aktivitelere ait örüntüler birbirinden ayırt edilirler.

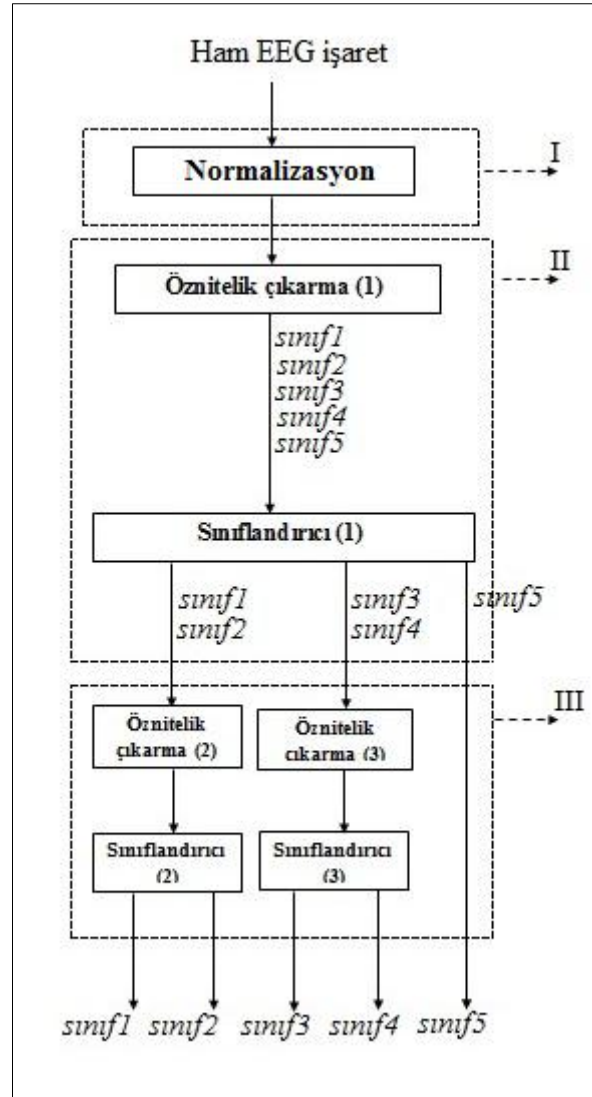
Bu aşamada k-NN algoritması 3 ayrı sınıflandırıcı olarak eğitilmiştir. Eğitim işleminde birini dışarıda bırak çaprazlama yöntemi kullanılmıştır. Birinci aşamada tüm görevlere ait eğitim denemeleri kullanılarak elde edilen karekök ortalama öznitelikleri ile eğitim yapılmıştır ve buna *sınıflandırıcı1* adı verilmiştir. İkinci aşamada *sınıf1* ve *sınıf2* görevlerine ait eğitim denemeleri kullanılarak elde edilen polinom uydurma öznitelikleri ile sınıflandırıcı eğitilmiştir ve buna *sınıflandırıcı2* adı verilmiştir. Üçüncü aşamada ise *sınıf3* ve *sınıf4* görevlerine ait eğitim denemeleri kullanılarak elde edilen Hjorth betimleyici öznitelikleri ile sınıflandırıcı eğitilmiştir ve buna *sınıflandırıcı3* adı verilmiştir.

Bir göreve ait eğitim denemesi sayısı 20 olduğu için sınıflandırıcı eğitimi yapılırken en iyi k değeri birer adım ilerleyerek 1 ile 20 arasında aranmıştır. LOOCV (Leave One Out Cross Validation) yöntemi eğitim verisini en çok kullanan yöntem olduğundan ve rasgele seçme problemlerini ortadan kaldırdığı için tercih edilmiştir.

3.2.1. Test Aşaması

Test denemelerinin sınıflandırılması Şekil 38’te gösterildiği gibi 3 aşamada yapılmaktadır. Bu aşamalar adım adım aşağıda açıklanmaktadır:

- Birinci adım: Test denemesi normalizasyon işlemine tabi tutulur.
- İkinci adım: KKO yöntemi ile test denemesine ait öznitelikler çıkarılır ve *sınıflandırıcı1* ile test denemesi bir sınıfa atanır.
- Üçüncü adım: Eğer denemenin atandığı sınıf; *sınıf1* veya *sınıf2* ise polinom uydurma yöntemi ile tekrar öznitelikleri çıkarılır ve *sınıflandırıcı2* ile *sınıf1* veya *sınıf2* şeklinde tekrar sınıflandırılır. Eğer denemenin atandığı sınıf; *sınıf3* veya *sınıf4* ise Hjorth betimleyici yöntemi ile tekrar öznitelikleri çıkarılır ve *sınıflandırıcı3* ile *sınıf3* veya *sınıf4* şeklinde tekrar sınıflandırılır. Eğer atanan sınıf *sınıf5* ise test denemesi *sınıf5*’e aittir denir.



Şekil 38. Test aşaması algoritması.

4. SONUÇLAR

4.1. Yöntemin Sınıflandırma Performansı Sonuçları

Bu çalışmada EEG işaretlerindeki göz ve çene hareketli artifaktlarının sınıflandırılması için bir algoritma sunulmuştur (Şekil 38). Her bir birey için üç k-NN sınıflandırıcı eğitilmiş ve 100 tane test deneme yapılmıştır. Her sınıflandırıcı ve birey için eğitim sınıflandırma doğrulukları (ESD) hesaplandı. ESD doğrulama kümesi boyutu üzerinde doğru olarak sınıflandırılmış denemelerin sayısı yüzde olarak tanımlanır.

Sınıflandırıcı1, *sınıflandırıcı2* ve *sınıflandırıcı3* için, ESD1, ESD2 ve ESD3 ortalama oranları %99.33, % 99.16 ve % 93.33 olarak elde edilir (Tablo 3).

Tablo 3. Eğitim sınıflandırma doğruluğu

		Eğitim		
		Sınıflandırıcı1 (%ESD1)	Sınıflandırıcı2 (%ESD2)	Sınıflandırıcı3 (%ESD3)
BİREYLER	1.	99 (k=3)	97.5 (k=3)	97.5 (k=5)
	2.	99 (k=3)	100 (k=1)	100 (k=1)
	3.	100 (k=1)	100 (k=1)	82.5 (k=15)
	Ortalama	99.33	99.16	93.33

Test verileri sınıflandırma sonuçları Tablo 4, 5 ve 6 karışıklık matrisi olarak verilmiştir. Karışıklık matrisi yanlış sınıflandırma ve bozulma hakkında ayrıntılı bilgi verir. Tablolarda incelenen sınıf matrisinin üst kısmında tahmin edilmiş sınıfları ve aşağıda sol tarafta ise doğru sınıflar gösterilmektedir.

Birinci birey için *sınıf1*, *sınıf2* ve *sınıf5* mükemmel olarak sınıflandırılma yapılmış *sınıf3* ise bir veri testi yanlış olarak *sınıf4*'ten sınıflandırıldı. *sınıf4* için beş tane veri testini yanlış olarak *sınıf3*'ten sınıflandırılma yapılmış (Tablo 4).

İkinci birey için sadece *sınıf4*'te ait bir test verisi yanlış olarak *sınıf3*'ten sınıflandırılma yapılmış diğer sınıflar ise hepsi doğru sınıflandırılmış (Tablo 5).

Üçüncü birey için *sınıf1*, *sınıf2* ve *sınıf5* mükemmel sınıflandırılma yapılmış *sınıf3* ise on veri testi yanlış olarak *sınıf4*'ten sınıflandırılma yapılmış, *sınıf4* için bir tane veri testi yanlış olarak *sınıf3*'ten sınıflandırılma yapılmış (Tablo 6).

Tablo 4. Birinci bireyin karmaşık matrisi

		Tahmin edilmiş sınıflar				
		<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
Doğru sınıflar	<i>1</i>	20	0	0	0	0
	<i>2</i>	0	20	0	0	0
	<i>3</i>	0	0	19	1	0
	<i>4</i>	0	0	5	15	0
	<i>5</i>	0	0	0	0	20

Tablo 5. İkinci bireyin karmaşık matrisi

		Tahmin edilmiş sınıflar				
		<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
Doğru sınıflar	<i>1</i>	20	0	0	0	0
	<i>2</i>	0	20	0	0	0
	<i>3</i>	0	0	20	0	0
	<i>4</i>	0	0	1	19	0
	<i>5</i>	0	0	0	0	20

Tablo 6. Üçüncü bireyin karmaşık matrisi

		Tahmin edilmiş sınıflar				
		<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
Doğru sınıflar	<i>1</i>	20	0	0	0	0
	<i>2</i>	0	20	0	0	0
	<i>3</i>	0	0	10	10	0
	<i>4</i>	0	0	1	19	0
	<i>5</i>	0	0	0	0	20

Tablo 7'ye göre birinci birey için 100 test denemesinin 94'ü, ikinci birey için 99'u ve üçüncü birey için 89'u doğru sınıfa atanmıştır. Birinci ve ikinci birey hareketleri doğru yaparak iyi sonuç elde edildi ama üçüncü bireyin sınıflandırılma oranının düşük olmasının nedeni birey üçüncü hareketi (üç kere göz kırpması) doğru yapmamasıdır. Bu yüzden *sınıf3*

ve *sınıf4*'ü sınıflandırıldığında *sınıf3*'ün öznitelikleri yanlış olarak *sınıf4*'ten sınıflandırılır. Bu sonuçlara göre 5 görev için elde edilen işaretlerin kişiden kişiye değişmediği söylenebilir. Üç birey için test denemeleri üzerinde elde edilen ortalama doğruluk %94'tür. Bu sonuç 5 görevli bir sınıflandırma problemi için yüksek bir sonuçtur.

Tablo 7. Test sınıflandırma oranları

Bireyler	Test (%)
<i>1</i>	94
<i>2</i>	99
<i>3</i>	89
Ortalama	94

4.2. Örnekleme Frekansın Performansa Etkisi

Örnekleme, analog işaretlerden belirli zaman aralıklarında alınan örnek değerleri sayesinde ayrık zamanlı bir işaretin elde edilmesini sağlamaktadır. Örnekleme frekansı, örnekleme periyodunun tersi olarak tanımlanmıştır.

Çalışmada kayıtlar 2048 Hz'de örneklendi. Tablo 8'de görüldüğü gibi her birey için örnekleme frekansı 2048 Hz'ten 32 Hz'e kadar düşürüldü. Tekrar bu işaretlerden öznitelik çıkarılarak sınıflandırıldı ve farklı sınıflandırma oranları elde edildi. Sonuçlara bakıldığında üç birey için 2048 Hz'de daha iyi bir sonuç elde edildi. Birinci ve ikinci birey için örnekleme frekansı 256 Hz'e kadar düşürebilir, ancak bu durumda üçüncü birey için sınıflandırma oranı azalmaktadır. Bunun nedeni bireyin üçüncü hareketi (üç kere göz kırpması) doğru yapamamasıdır.

Tablo 8. Farklı örnekleme frekanslarından elde edilen sınıflandırma oranı

	Örnekleme frekansı (Hz)	2048	1024	512	256	128	64	32
Birey	1.	%94	%92	%95	%96	%97	%88	%79
	2.	%99	%99	%99	%99	%98	%94	%89
	3.	%89	%85	%81	%83	%77	%72	%70

4.3. Önerilen Yöntemin Performansının Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması

Bu çalışmada farklı oturumlarda kaydedilmiş olan EEG sinyallerin yüz hareketlerinin artifaktlarını sınıflandırmak için başarılı bir yaklaşım sunulmuştur. Adı geçen artifaktlar EEG işaretlerini etkilenen göz ve çene sinyallerinin kombinasyonu anlamına gelmektedir. Kullanıcıların hareket görevlerini gerçekleştirmeleri kolay ve basittir. Data Set verileri altı kanal elektrottan beyni skalp kısmından kaydedildi. Bu kanallardan sadece F7 kanalın sinyallerinden daha iyi ayırt edilebilen öznitelikler çıkarıldı geri kalan beş kanalların sinyallerin öznitelikleri kanal F7 göre biraz daha düşük performansla sonuçlandı. Birçok EEG tabanlı uygulamalarda tek bir kanalı kullanarak, pratikte kullanımı daha avantajlı olmaktadır. Çalışmada kayıtlar 2048 Hz'de örneklendi. Öznitelik çıkartımı için literatürlerde birçok yöntem mevcuttur. Her yöntem her uygulamada iyi bir sonuç vermeyebilir. Tablo 9'da yapılan çalışmalarda kullandıkları yöntemler, kanal sayısı ve kaç tane bireyden kaç görev kaydetmeleri ve elde ettikleri sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Bu çalışmada ise öznitelik çıkarma kısmında önerilen yöntemlerin bir başka özelliği, özellik çıkarma işleminin basit olmasıdır. Diğer çalışmalarla karşılaştırsak (Tablo 9) bazı avantajlara sahiptir örneğin: öznitelik vektörleri hepsi iki boyutlu olması, EEG işaretlerinin 2 saniye içerisinde kaydedilmesi, özniteliklerin basitçe hesaplanması, sadece bir kanal elektrot kullanılması ve sınıflandırma algoritmasının zaman alıcı olmaması çalışmanın avantajlarıdır. Farklı görevler esnasında EEG işaretlerinin özniteliklerinin çıkarılması için karekök ortalaması, üçüncü dereceden polinom uydurması ve Hjorth betimleyici metotlarından faydalanıldı. Bu çalışma EEG sinyallerini etkileyen beş yüz hareketlerinden yapılan (göz ve çene artifaktlar) bir çalışmadır. Çalışmanın dezavantajlarından biri uluslararası standart veri tabanının olmaması yani, aynı veri kümesi uygulayarak diğer çalışmalarla bu sonuçların karşılaştırılması mümkün değildi. Başka dezavantajlarından birisi ise denek bulmaktır.

Çalışmada sunulan görevler elektronik bir cihazı, bir robot kolu veya bir tekerlekli sandalyeyi kontrol etmek için kullanılabilir. Örneğin, kişi gözünü kırptığında robot kolu yukarı doğru, gözünü sağa doğru çevirdiğinde sağa doğru, sola doğru çevirdiğinde sola doğru hareket edebilir. Ayrıca birey hareketsiz kaldığında robot kolu da hareketsiz kalabilir. Elde edilen sonuçlar kontrol edilecek cihazın yüksek doğrulukla çalıştırılabileceğini ortaya koymaktadır.

Denemeler ayrık sinyaller olarak iki saniye içerisinde kaydedildi ve öznitelik çıkarılıp sınıflandırıldı. Sonra tekrar bireylerden aynı görevleri sürekli şekilde ve istediği anda tercih ettiği görevi yapması istendi ve kaydedildi (Şekil 20). Sürekli kaydedilmiş olan bir sinyalin genliklerinden yola çıkarak 2 saniyelik bir sinyal elde edilir, işaretlerin sıraları bozulmadan öznitelik çıkarılıp sonra sınıflandırıldı.

Tablo 9. Çalışmaların sınıflandırma performansları

Referans	Birey	sınıf	kanal	sınıflandırıcı	öznitelik	sonuçlar
Rezazadeh I. M. ve diğerleri [60]	10	5	üç çift	subtractive fuzzy clustering method (SFCM)	karekök ortalaması	%93.4
Hamed M. ve diğerleri [59]	4	5	iki kanallı biyoelektrik	c-mean (FCM)	karekök ortalaması	%90.8
Murugappan M. ve diğerleri [56]	20	5	64 elektrot	en-yakın komşuluk (kNN) ve lineer diskriminant analizi (LDA)	standart sapma, genlik ölçümü ve varyans'dır	%83.26 ve %75.21
Firoozabadi S. M. P. ve diğerleri [53]	3	5	üç bipolar elektrot	destek vektör makina	mutlak değer ortalama metodu	%89-100
Lou Benedict P. Ang ve diğerleri [49]	5	3	üç çift	minimum mesafe sınıflandırıcı	standart sapma,karekök ortalaması,güç yoğunluğu spektrumu	%85-94.44
Önerilen	3	5	1	en-yakın komşuluk (kNN)	karekök ortalaması, polinom uydurma, Hjorth betimleyici	%89-99

5. ÖNERİLER

1. Bu çalışma üç bireyden elde edilen EEG işaretlerindeki çeşitli EMG ve EOG artifaktlarının sınıflandırılması gerçekleştirildi. Daha sonra yapılacak olan çalışmalarda çok sayıda bireylerden denenerek elde edilen sonuçların kişiden kişiye değişiklik gösterip göstermediği araştırılabilir.
2. Kaydedilen EEG işaretlerinden öznitelik çıkarma aşamasında üç farklı yöntemden (Karekök ortalaması, Polinom eğri uydurması ve Hjorth betimleyici) faydalanıldı ve öznitelikler üç aşamada elde edildi bunlar bir aşamaya indirilebilir ve zaman domeni veya frekans domenine ait öznitelikler çıkarılarak araştırılabilir.
3. Çalışmada sadece k en yakın komşuluk (k-NN) sınıflandırıcı ile çıkarılan öznitelikler sınıflandırıldı, bunun dışında farklı sınıflandırıcılar örneğin; yapay Sinir Ağları, doğrusal ayırt etme analizi, destek vektör makineleri kullanılabilir.
4. Bu çalışmada EEG işaretlerini etkileyen, göz ve diş hareketlerini gösteren EMG ve EOG işaretlerinden faydalanıldı. Yapılacak olan diğer çalışmalarda farklı yüz hareketlerinden de faydalanılabilir.
5. EEG işaretleri toplam yedi kanal elektrot ile kaydedildi ve bunların arasından sadece F7 kanal sinyallerinin üzerinde öznitelik çıkarmaya çalışıldı, sistem performansını geliştirmek için başka kanallarda kullanılarak ve aynı görev sinyalleri kaydedilerek onlardan öznitelik çıkarılıp, sınıflandırılabilir ve sonuçlar karşılaştırılabilir.
6. Bu çalışmadan kazanılan deneyim, gerçek zamanlı bir beyin bilgisayar arayüzü cihazına, örneğin bir elektronik tekerlekli sandalyeye veya bir robot kola uygulanabilir.

6. KAYNAKLAR

1. Cooper, R., Osselton, J. W. ve Shaw, J. C., EEG technology, Butterworth ve Co. Publishers, 1969.
2. Wolpaw, R. J., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G. ve Vaughan, T. M., Brain-Computer Interfaces for Communication and Control, Clinical Neurophysiology, 113 (2002) 767-791.
3. Amyotrophic Lateral Sclerosis Fact Sheet, <http://www.ninds.nih.gov/disorders/amyotrophiclateralsclerosis/ALS.htm>, 7 Temmuz 2012.
4. McFarland, D. J. ve Wolpaw, J. R., EEG-based communication and control: speed-accuracy relationships, Applied Psychophysiology and Biofeedback, 28 (2003) 217-231.
5. Müller, A. K., An Introduction to Brain-Computer Interfacing in Toward Brain-Computer Interfacing, MIT Press, 2007.
6. Leuthardt, E. C., Schalk, G., Moran, D. ve Ojemann, J. G., The emerging world of motor neuroprosthetics: a neurosurgical perspective, Neurosurgery, 59 (2006) 1-14.
7. Sutter, E., The brain response interface: communication through visually induced electrical brain responses, Journal of Microcomputer Applications, 15 (1992) 31-45.
8. Middendorf, M., McMillan, G., Calhoun, G. ve Jones, K. S., Brain computer interfaces based on steady-state visual evoked response, IEEE Trans. Rehabil, 11,1 (2003) 72-87.
9. Aydemir, Ö., Beyin Bilgisayar Arayüzü Uygulamalarına Yönelik EEG İşaretleri için Öznitelik Çıkarma, Yüksek Lisans Tezi, K.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 2008.
10. Hinterberger, T., Neumann, N., Pham, M., Kübler, A., Grether, A., Hofmayer, N., Wilhelm, B., Flor, H. ve Birbaumer, N., A multimodal brain-based feedback and communication system, Experimental Brain Research, 154 (2004) 521-526.
11. McFarland, D. J., Miner, L. A., Vaughan, T. M. ve Wolpaw, J. R., Mu And Beta Rhythm Topographies During Motor Imagery and Actual Movement, Brain Topog, 12, 3 (2000) 177-186.
12. Wolpaw, J. R. ve McFarland, D. J., Control of a Two-Dimensional Movement Signal by a Noninvasive Brain-Computer Interface in Humans, Proceedings of National Academy of Sciences, 101, 51 (2004) 17849-17854.

13. Kennedy, P. R., The Cone Electrode: a Long-Term Electrode That Records from Neurites Grown onto Its Recording Surface, J. Neurosci. Methods ,29,3 (1989) 181-193.
14. Kennedy, P. R., Kirby, M. T., Moore, M.M., King, B. ve Mallory A., Computer control using human intracortical local field potentials, IEEE Trans Neural Syst. Rehabil. Eng,12,3 (2004) 339-344.
15. Donchin, E., Spencer, K. M. ve Wijesinghe, R., The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain computer interface, IEEE Trans. Rehabil. Eng , 8 (2000) 174-179.
16. Chapin, J. K., Moxon, K. A., Markowitz, R. S., Nicolelis, M. A., Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex, Nature Neuroscience, 2 (1999) 664-670.
17. Wilson, J. A., Felton, E. A., Garell, P. C., Schalk, G. ve Williams, J. C., ECoG factors underlying multimodal control of a brain-computer interface, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 14 (2006) 246-250.
18. Fatourechi, M., Bashashati, A., Ward, R., ve Birch, G., EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey, Clinical Neurophysiology, 118,3 (2007) 480-494.
19. Batar, H., Eeg İşaretlerinin Dalgacık Analiz Yöntemleri, Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş, Eylül (2005).
20. Berger, H., Uber das Electrenkephalogramm des Menschen, Archiv fur Psychiatrie und Nervenkrankheiten, 87 (1929) 527-570.
21. Elul, R., The genesis of the EEG, International Review of Neurobiology, 15 (1972) 227-272.
22. Purpura, D. P., Nature of electrocortical potentials and synaptic organizations in cerebral and cerebellar cortex, International Review of Neurobiology, 1(1950) 47-163.
23. Kandel, E. R., Schwartz, J. H. ve Jessel, T. M., Principles Neuroscience (4th ed), New York: McGraw Hill, 2000.
24. Savelainen A., An Introduction to EEG Artifacts, Independent research projects in applied mathematics, 2010.
25. Wessel, M., Pioneering Research into Brain Computer Interfaces, Master of Science Thesis, Man-machine Interaction Group, Delft University of Technology, Delft, 2006
26. Cohen, D ve Halgren, E., Magnetoencephalography (Neuromagnetism), Preprint from Encyclopedia of Neuroscience, 2003.

27. Vidal, J., Real-time Detection of Brain Events in EEG, Special Issue on Biological Signal Processing and Analysis, 65 (1977) 633-664.
28. Amcalar A., Design Implementation and Evaluation of A Real-Time P300-Based Brain-Computer Interface, Yüksek Lisans Tezi, Sabancı Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2009.
29. Inc., D., Surface Electromyography: Detection and Recording, Boston, MA, 2002.
30. Jun-Uk, C., Inhyuk, M. ve Mu-Seong, M., A Real-Time EMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection for a Multifunction Myoelectric Hand, Biomedical Engineering, IEEE Transactions, 53,11 (2006) 2232 - 2239.
31. Raez, M. B., Hussain, M. S. ve Yasin F., M., Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. Biological procedures online, 8 (2006) 11-35.
32. Zouridakis, G. ve Moore, J., Biomedical Technology and Devices Handbook, CRC Press, 2004.
33. Kayhan, G., Mayoelektrik Protez Elin Yapay Zeka Metotları Kullanılarak Gerçek Zamanlı Olarak Denetlenmesi, Doktora Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Samsun, 2011.
34. Hoffmann, V. A., EEG-Signalverarbeitung mit dem Emotiv Epoc Headset, Lisans Tezi, 2010
35. Elul, R., Gaussian Behavior of the Electroencephalogram: Changes during performance of mental task, Science, 164 (1969) 338-331.
36. Farwell L. A., ve Donchin, E., Talking off the top of the head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials, Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 70,6 (1988) 510-523.
37. Lauer, R. T., Peckham, P. G. ve Kilgore, K.L., EEG-Based Control of a Hand Grasp Neuroprosthesis. NeuroReport, 10 (1999) 1767-1771.
38. Pfurtscheller G., Neuper C., Guger C., Harkam W., Ramoser H., Schlogl A., Obermaier B. ve Pregenzer, M., Current Trends in Graz Brain-Computer Interface (BCI) Research. IEEE Transactions On Rehabilitation Engineering, 8,2 (2000) 216-219.
39. Barros, A. K., Vigario, R., Jousmaki, V. ve Ohnishi, N., Extraction of Event-Related Signals from Multichannel Bioelectrical Measurements, IEEE Transactions On Biomedical Engineering, 47,5 (2000) 583-588.
40. Wolpaw, J. R., McFarland, D. J., Vaughan, T.M. ve Schalk, G., The Wadsworth Center Brain-Computer Interface (BCI) Research and Development Program. IEEE

Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering, 11,2 (2003) 204-207).

41. Taylor, D. M., Tillery S. I. ve Schwartz A. B., Information Conveyed Through Brain-Control: Cursor Versus Robot, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 11,2 (2003) 195-199.
42. Trejo, L. J., Wheeler, K. R., Jorgensen, C. C., Calnton, S.T., Mathews, B., Hibbs, A. D., Matthews, R. ve Krupka, M., Multimodal Neuroelectric Interface Development. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 11,2 (2003) 199-204.
43. Millan, J. R., Renkens, F., Mouriño, J. ve Gerstner, W., Noninvasive Brain- Actuated Control of a Mobile Robot by Human EEG, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51,6 (2004) 1026-1033.
44. Lehtonen, J., Jylanki, P., Kauhanen, L. ve Sams, M., Online Classification of Single EEG Trials During Finger Movements, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55,2 (2008) 713-720.
45. Bell C. J., Shenoy P., Chalodhorn R ve Rao R. P. N., Control Of A Humanoid Robot By A Noninvasive Brain-Computer Interface In Humans, Journal Of Neural Engineering, 5 (2008) 214-220.
46. Chadwick N. A., McMeekin D. A. ve Tan T., Classifying Eye and Head Movement Artifacts in EEG Signals, 5th IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies, (2011) 285-291.
47. Micromed (Italya) Brain Quick EEG Sistemi,
<http://www.micromed.eu/prodsel.asp?cat=2>, 11 Temmuz 2012.
48. Barea R., Boquete L., Mazo M. ve Lopez E., System for assisted mobility using eye movements based on electrooculography, IEEE Transactions On Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 10,4 (2002) 209-218.
49. Lou Benedict P. A., Erwin F. B., Ramon A. B., Jr., Eleazar R. B., Grace H. B. ve Jonathan B. C., Facial Expression Recognition through Pattern Analysis of Facial Muscle Movements Utilizing Electromyogram Sensors. IEEE TENCON, (2004) 600-603.
50. Huang Ch., Chen Ch. ve Chung Hu., The Review of Applications and Measurements in Facial Electromyography, Journal of Medical and Biological Engineering, 25,1 (2004) 15-20.
51. Arjunan S. P., Weghorn H., Kumar D. ve Yau W. C., Vowel recognition of English and German language using Facial movement(SEMG) for Speech control based HCI, Conferences in Re-search and Practice in Information Technology (CRPIT), 56 (2006).

52. Kim Y., Lett D. N., Youm Y. ve Chung W. K., Robust Discrimination Method Of The Electrooculogram Signals For Human-Computer Interaction Controlling Mobile Robot, Intelligent Automation and Soft Computing, 13,3 (2007) 319-336.
53. Firoozabadi S. M. P., Asghari Oskoei M. R. ve Hu H., A Human-Computer Interface based on Forehead Multi-Channel Bio-signals to Control a Virtual Wheelchair, 14th Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBM), (2009) 272-277.
54. Wei L., Hu H. ve Yuan K., Use of Forehead Bio-signals for Controlling an Intelligent Wheelchair, Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, (2009) 108-113.
55. Gibert Gu., Pruzinec M., Schultz T. ve Stevens C., Enhancement of Human Computer Interaction with facial Electromyographic sensors, Australian Research Council (ARC), OZCHI 2009, Australia, 421-424.
56. Murugappan M. , Ramachandran N. ve Sazali Y., Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform, J. Biomedical Science and Engineering, 3 (2010) 390-396.
57. Wei L., Hu H. ve Lu T., Evaluating the Performance of a Face Movement based Wheelchair Control Interface in an Indoor Environment, Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, (2010) 387-392.
58. Bulling A., Ward J. A., Gellersen H., ve Troster G., Eye Movement Analysis for Activity Recognition Using Electrooculography, IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 33,4 (2010)741-753.
59. Hamed M., Rezazadeh I. M. ve Firoozabadi M., Facial Gesture Recognition Using Two-Channel Bio-Sensors Configuration and Fuzzy Classifier: A Pilot Study, International Conference on Electrical, Control and Computer Engineering, (2011) 338-343.
60. Rezazadeh I. M., Wang Xi., Firoozabadi M. ve Hashemi Golpayegani M. R., Using affective human-machine interface to increase the operation performance in virtual construction crane training system: A novel approach. Automation in Construction, 20 (2011) 289-298.
61. Dat T. H., Shue L. ve Guan C., Electrooculographic signal classification based on time-frequency decomposition and nonparametric statistical modeling, Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference, (2006) 2292-2295.
62. The Study of Root Mean Square (RMS) Value, Mechanical, Electrical, Electronics Engineering, the royal academy of engineering.
63. Smyth, G. K., Polynomial Approximation, Encyclopedia of Biostatistics, Peter Armitage and Theodore Colton, John Wiley ve Sons, Ltd, Chichester, 1998.

64. Kalenderli, Ö. Sayısal Yöntemler.
65. Hjorth, B., An on-line transformation of EEG scalp potentials into orthogonal source derivations, Electroencephalography and Clinical Neuro- physiology, 39,5 (1975) 526-530.
66. Palaniappan, R., Biological Signal Analysis, Ramaswamy Palaniappan & Ventus Publishing Aps, 2010.
67. Barreto A. B., Scargle S. D. ve Adjouadi, M., A practical EMG-based human-computer interface for users with motor disabilities, Journal of Rehabilitation Research and Development, 37,1 (2000) 53-64.
68. Kayikcioglu, T. ve Aydemir, O., A polynomial fitting and k-NN based approach for improving classification of motor imagery BCI data, Pattern Recognition Letters, 31 (2010) 1207-1215.

ÖZGEÇMİŞ

Shahin POURZARE 1983 yılında İran'ın Uromieh Şehrinde doğdu. 2001 yılında Uromieh'nin Şehit Çemran Lisesinden mezun oldu. 2002 yılında Uromieh Azad Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'ne girmeye hak kazanmış ve öğrenimini burada 2007 yılında tamamlamıştır. 2010 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans öğrenimine başlamıştır. Yabancı dil olarak Azerice, Türkçe, Farsça ve orta derecede İngilizce bilmektedir.

YAYIN LISTESİ

SCI indekslerine giren dergilerde yayınlanan makale:

1. Aydemir, O., Pourzare, Sh. ve Kayıkcıoğlu, T., Classifying Various EMG and EOG Artifacts in EEG Signals, Przeład Elektrotechniczny, 11a, pp: 218-222, 2012.

Hakemli konferans/sempozyumların bildiri kitaplarında yer alan yayınlar:

1. Pourzare, Sh., Aydemir, Ö. ve Kayıkcıoğlu, T., Classification of Various Face Movement Artifacts in EEG Signals, 35th International Conference On Telecommunication And Signal Processing (TSP-2012), Prag/Çek Cumhuriyet 03-04 Temmuz 2012.
2. Pourzare, Sh., Aydemir, Ö. ve Kayıkcıoğlu, T., İnsan-Makina Etkileşimi İçin Yüz Hareketleri Yapıldığı Sırada Kaydedilen EEG İşaretlerinin Sınıflandırılması, 20. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Muğla, 18-20 Nisan 2012.