

**POTANSİYEL EEG TABANLI BEYİN BİLGİSAYAR
ARAYÜZLERİ İÇİN MOTOR İMGELEME
AKTİVİTELERİNİN TESPİT EDİLMESİ**

**DETECTING MOTOR IMAGERY ACTIVITY FOR
POTENTIAL EEG BASED BRAIN COMPUTER
INTERFACE APPLICATIONS**

ÖZGÜR KARATAŞ

PROF. DR MEHMET ALİ ONUR

Tez Danışmanı

DOÇ. DR. HARUN ARTUNER

Tez Eş Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
BİYOMÜHENDİSLİK Anabilim Dalı için Öngördüğü

YÜKSEK LİSANS TEZİ

olarak hazırlanmıştır.

2020

Babam'a

ÖZET

POTANSİYEL EEG TABANLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZLERİ İÇİN MOTOR İMGELEME AKTİVİTELERİNİN TESPİT EDİLMESİ

Özgür Karataş

Yüksek Lisans, Biyomühendislik Bölümü

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Mehmet Ali ONUR

Eş Danışman: Doç. Dr. Harun ARTUNER

Haziran 2020, 105 Sayfa

Bu tez çalışmasında, potansiyel Beyin-Bilgisayar Arayüzü uygulamaları için motor imgeleme aktivitelerinin tespit edilebilmesi, teorik ve deneysel olarak incelenmiştir. Teorik çalışma, Beyin-Bilgisayar Arayüzü sistemlerinde farklı motor imgeleme davranışlarının sınıflandırılmasına yönelik başarı oranını iyileştirmek için birkaç yaklaşıma dayalı (Ortak Ortalamaya Referanslama, Temel Bileşenler Analizi, Kör Kaynak Ayırma, Genelleştirilmiş Özdönüşüm) doğrusal uzamsal filtreleme tekniğinin performansını değerlendirmek ve karşılaştırmaktır. Uzamsal filtrelerin performanslarının değerlendirilmesi için BBA yarışma veri setleri içerisindeki farklı imgeleme davranışlarına (sağ el/sol el ve ayak/dil) ait veriler kullanılmıştır. Verilerde beyazlatma ve düzenleme parametreleri ile, uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarının iyileştirilmesi hedeflenmiştir. Deneysel çalışmada, iki kanallı bir EEG cihazı kullanılarak farklı motor imgeleme davranışları (sağ el/sol el) ile değişen alfa bandı genlik düşüşü ritimlerinin (Eyleme Bağlı Desenkronizasyon, “EBD”) tespit edilebilirliği incelenmiştir. Teorik çalışmada incelenen uzamsal filtreleme yaklaşımlarından Genelleştirilmiş Özdönüşüm yöntemi, aktivitenin gerçekleştiği topografik bölgenin tespiti ve elektrot ölçümleri içerisindeki aktivitelere bağlı değişen sinyal örüntülerinin çıkartılması için kullanılmıştır. Deneysel çalışmalar 6 sağlıklı ve sağ elini kullanan katılımcı ile

gerçekleştirilmiştir ve ipucu tabanlı bir prosedür kullanılmıştır. Teorik çalışmadaki bulgulara göre, Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı diğer yaklaşımlara göre baskın olarak daha iyi bir sonuç vermiştir. Verilerde beyazlatma ön işlemesi uzamsal filtrelerin performansında iyi bir derecede iyileşme sağlamıştır. Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı için düzenleme parametreleri, genel sınıflandırma başarıları için düşük boyutta bir iyileşme gösterirken bazı denekler için iyi bir sınıflandırma başarısı sağlamıştır. Deneysel çalışmalardaki bulgulara göre, 6 katılımcı içerisinde 4 katılımcı için imgeleme aktivitelerine ait zaman dilimlerinde ve topografik olarak beyin imgelemelerle ilişkilendirilmiş bölgelerinde sinyal genliklerinin referans periyotlarına göre ortalama yaklaşık %50'sine (ort. %47,3) kadar azaldığı EBD örüntüleri, kullanılan uzamsal filtre yaklaşımı ile tespit edilebilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Elektroensefalografi, Motor İmgeleme, Uzamsal Filtreleme, Beyin Bilgisayar Arayüzü, Sensörimotor Ritimler

ABSTRACT

DETECTING MOTOR IMAGERY ACTIVITY FOR POTENTIAL EEG BASED BRAIN COMPUTER INTERFACE APPLICATIONS

Özgür KARATAŞ

Master of Science, Department of Bioengineering

Supervisor: Prof. Dr. Mehmet Ali ONUR

Co- Supervisor: Assoc. Prof. Harun Artuner

June 2020, 105 pages

In this study, the detection of motor imagery activities related to the potential Brain-Computer Interface applications is investigated in a theoretical and experimental way. The theoretical research focuses on several approaches (Common Average Reference, Principal Components Analysis, Blind Source Separation, Generalized Eigendecomposition) of linear spatial filters to improve the classification accuracy of different motor imagery activities in Brain-Computer Interface systems. Various motor imagery activities (right hand/left hand and foot/tongue) in BCI Competition datasets are used to evaluate the spatial filter performances. It is aimed to improve the classification accuracy performance of spatial filters by regularizing and whitening operations in the data. In the experimental study, the detectability of alpha-band amplitude drop rhythms (Event-Related Desynchronization, "ERD") varying with different motor imagery behaviors (right hand/left hand) was investigated by using a two-channel EEG device. Generalized Eigendecomposition method, which is one of the spatial filtering approaches examined in the theoretical study, was used to determine the activity-dependent topographical localization and to signal patterns from the electrode measurements. Experimental studies were carried out with 6 healthy and right-handed participants, and

a cue-based procedure was used. Based on the theoretical research findings, the Generalized Eigendecomposition approach yielded a significantly better outcome than other methods. The data whitening preprocesses provided a good improvement in the performance of spatial filters. Regularization for the Generalized Eigendecomposition showed a low improvement in overall classification accuracy, and it provided good classification success for some subjects. Based on the findings in the experimental studies, for 4 of 6 participants, the ERD patterns in the periods of the imagery activities and topographically associated regions of the brain were determined by the spatial filter approach, where the signal amplitudes decreased by an average of about 50% (mean: %47,3) compared to their reference periods.

Keywords: Electroencephalography, Motor Imagery, Spatial Filtering, Brain Computer Interface, Sensorimotor Rhythms

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimim boyunca öğrencisi olmaktan onur duyduğum; bilgisi, deneyimi, insani ve ahlaki değerlerinden çok şey öğrendiğim ve kendisini her daim örnek alacağım değerli danışman hocam **Prof. Dr. Mehmet Ali ONUR'a**, öncelikle beni öğrencisi olarak kabul ettiği ve sonrasında sabırla ve anlayışla, her türlü konuda yardımı ve desteği ile bu çalışmayı gerçekleştirmemi sağladığı için sonsuz saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmamda bilgi ve tecrübeleriyle beni yönlendiren ve destekleyen değerli eş danışmanım **Doç. Dr. Harun ARTUNER'e**,

Tez çalışmalarım boyunca değerli vaktini bana ayırarak, iyi niyetliliği ve güler yüzlülüğü ile yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyen değerli hocam ve tez jüri üyesi **Dr. Öğr. Üyesi Esin AKBAY ÇETİN'e**,

Tez çalışmamın olgunlaşmasını sağlayan önerileri, destekleri ve bana olan güvenleri için değerli tez jürisi başkanı **Prof. Dr. İsmail Cengiz KOÇUM'a** ve değerli tez jürisi üyeleri **Doç. Dr. Bilsay SÜMER'e** ve **Dr. Öğr. Üyesi Dinçer GÖKÇEN'e**,

Hayatımın her anında beni aydınlatan, iyi veya kötü hep yanımda olan, beni ve hayatımı değiştiren **Esra KOR'a**, ve **ailesine**,

Aramızda olmasa da varlığını her zaman hissettiğim babam **Mustafa Ali KARATAŞ'a**, bana her koşulda güvenen ve bugünlere gelmemde büyük emekleri olan annem **Emel Emine DÖNMEZ'e** ve kardeşim **Barış KARATAŞ'a**,

Arkadaşlıklarından keyif aldığım ve manevi desteklerini benden esirgemeyen sevgili arkadaşlarım **Pınar YALÇINKAYA'ya**, **Utku GİRİT'e** ve **Defne YAMAN'a**

Saygı, sevgi ve teşekkürlerimi sunarım.

Özgür KARATAŞ, Haziran 2020

İÇİNDEKİLER

ABSTRACT.....	iii
TEŞEKKÜR.....	v
İÇİNDEKİLER	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiv
SİMGELER VE KISALTMALAR	xvi
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL BİLGİLER	4
2.1. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemleri	4
2.1.1. Zihinsel Stratejiler.....	6
2.1.2. Beyin Görüntüleme Teknikleri	9
2.1.3. Sinyal İşleme ve Örüntü Tanıma	11
2.1.4. BBA Sistemlerinin Performanslarının Değerlendirilmesi	13
2.2. Elektroensefalografi.....	14
2.2.1. EEG Sinyallerinin Nörofizyolojik Kökenleri	14
2.2.2. Elektroensefalografi ile Ölçülebilir Biyofiziksel Olaylar.....	18
2.2.2.1. Spontan Aktivite	21
2.2.2.2. Uyarılmış Aktivite	22
2.2.2.3. İndüklenmiş Aktivite	22
2.2.3. Olayla İlişkili Potansiyeller ve Olaya İlişkin Eşzamanlılık	22
2.3. Motor İmgeleme ve Sensörimotor Ritimler.....	26
2.3.1. Motor İmgelemeye Dayalı BBA Çalışmaları	32
3. HESAPLAMALI ÇALIŞMALAR	35
3.1. Doğrusal Uzamsal Filtrelere Genel Bakış	35
3.1.1. Veri Bağımsız Doğrusal Uzamsal Filtreler.....	40
3.1.1.1. Ortak Ortalamaya Referanslama Yaklaşımli Uzamsal Filtreler	41
3.1.2. Veri Bağımlı Uzamsal Filtreler.....	41

3.1.2.1. Temel Bileşenler Analizi Yaklaşımli Uzamsal Filtreler	42
3.1.2.2. Kör Kaynak Ayırma Yaklaşımli Uzamsal Filtreler.....	45
3.1.2.3. Genelleştirilmiş Özdönüşüm Yaklaşımli Uzamsal Filtreler.....	46
3.2. Motor İmgeleme Aktivitelerinde Uzamsal Filtrelerin Değerlendirilmesi.....	47
3.2.1. Materyal	51
3.2.1.1. BBA Yarışması III – IIIa Veri Seti	51
3.2.1.2. BBA Yarışması IV – IIa Veri Seti	51
3.2.2. Yöntem.....	51
3.2.2.1. Uzamsal Filtrelerin Performanslarının Değerlendirilmesi	52
3.2.2.2. Beyazlatma Ön İşleminin Uzamsal Filtrelere Etkisi.....	53
3.2.2.3. Düzenlemeli GÖ Yaklaşımının Değerlendirilmesi	54
3.2.3. Lineer Diskriminant Analizi Sınıflandırıcısı.....	56
4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR	58
4.1. MI BBA Sisteminin Tasarlanması	58
4.2. Motor İmgeleme Sinyallerinin Kaydedilmesi	59
4.3. Motor İmgeleme Sinyallerinin Elde Edilmesi Prosedürü	62
4.4. Kaydedilen Sinyallerin Çevrimdışı Analizi	65
5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	68
5.1. Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Performanslarının Değerlendirilmesi	68
5.1.1. Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Performanslarının Karşılaştırılması	68
5.1.2. Verilerde Beyazlatma Uygulanarak Uzamsal Filtrelerin Karşılaştırılması ...	72
5.1.3. GÖ Düzenleme Parametrelerinin Karşılaştırılması.....	76
5.2. Deneysel Çalışmalara Ait Sonuçların İncelenmesi	80
6. YORUM.....	88
7. KAYNAKLAR.....	91
EKLER.....	99
EK 1 – Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performansları	99
EK 2 – Verilerde Beyazlatma ile Uzamsal Filtre Sınıflandırma Performansları	101
EK 3 – Düzenleme Parametreleri ile GÖ Filtrelerin Sınıflandırma Performansları .	103
ÖZGEÇMİŞ	105

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1.	Beyin-Bilgisayar Arayüzleri sistemlerinin tasarımında gerçekleştirilen kalibrasyon ve geribildirim aşamaları [11].	5
Şekil 2.2.	Beyin-Bilgisayar Arayüzü çevrimi [16, 17].	6
Şekil 2.3.	Beynin farklı görevler için uzmanlaşmış farklı uzamsal bölgelerinin temsili gösterimi [19].	7
Şekil 2.4.	Elektrik/Manyetik alan değişimlerine bağlı beyin görüntüleme tekniklerinin kullandığı beyin katmanlarının temsili gösterimi [17].	9
Şekil 2.5.	Elektrik alan değişimine bağlı beyin görüntüleme teknikleri ile elde edilen sinyallerin gösterimi [26].	10
Şekil 2.6.	Farklı zorlukta zihinsel görevlere karşı beyinde gerçekleşen metabolik değişimlerin NIRS ve fMRI görüntüleri [19].	11
Şekil 2.7.	Aksiyon potansiyellerin oluşumu [19]. Sol altta bulunan grafikte, nörona gelen presinaptik sinir hücrelerinin postsinaptik aktivitelerinin toplam değişiminin gösterir. Sağdaki grafik bu toplam değişimlere karşı sinir hücresinin aksiyon potansiyelindeki değişimleri gösterir. Presinaptik hücrelerin postsinaptik potansiyellerinin toplamı eşik değerinin üzerindeyse postsinaptik sinir hücresinin aksonu ateşlenir ve kısa süreli bir aksiyon potansiyeli tepesi meydana getirir.	15
Şekil 2.8.	Farklı dipol dizilimlerinin temsili gösterimi [35]. (a) bir dipolün doğrultusuna göre elektrik alan değişimleri. (b) Senkron – paralel dizilim. (c) Asenkron paralel dizilim, (d) Rastgele dizilim.	16
Şekil 2.9.	Hacim İletimi ve Kapasitif İletimin temsili gösterimi [23].	17
Şekil 2.10.	“Uluslararası 10/10 Elektrot Yerleşim Sistemi” ne göre elektrotların konumlarının temsili gösterimi [38].	19
Şekil 2.11.	Olayla İlişkili Potansiyeller’in hesaplanmasında ortalama alma işlevi ile elde edilen sinyal bileşenlerinin gösterimi [42].	24

Şekil 2.12.	Alfa ve Beta Bandında gerçekleşen Olayla İlişkili Eşzamanlılık (İndüklenmiş Potansiyeller) salınımlarının hesaplanması [44]	25
Şekil 2.13.	Uzuvların işlendiği bölgelerin homunkulus üzerinde dağılımları [45].	26
Şekil 2.14.	Düşük ve yüksek frekanslı μ - EBD ritimleri [47]. Sol taraftaki grafikler C3 elektrot bölgesinde el imgeleme aktivitesine bağlı olarak oluşan düşük ve yüksek μ - EBD ritimlerini; sağ taraftaki grafikler ise C3 elektrot bölgesinde ayak imgeleme aktivitesine bağlı olarak gerçekleşen μ - EBD ritimlerini gösterir. Düşük frekanslı μ - EBD ritimleri her iki imgeleme aktivitesinde de görülmüştür ve uzamsal olarak göreve özgüllüğü yoktur. Ancak sağ el hareketi homunkulus üzerinde beynin sol yarım küresinde C3 elektrotu çevresinde işlenen aktivitelerdir ve yüksek frekanslı μ - EBD ritimleri yalnızca el hareketine karşılık bir EBD genlik düşüşü göstermiştir. Yüksek frekanslı μ - EBD ritimleri çoğunlukla göreve özgü uzamsal özgüllüğe sahiptir	28
Şekil 2.15.	Yanal ve Orta Merkezli Homunkulus bölgesi kaynaklı aktivitelerde EBS salınımları [52]. El (üstteki grafikler) ve ayak (alttaki grafikler) hareketleri için 15-20 Hz ve 20-25 Hz bandında C3 ve Cz elektrotlarına ait EBS ritimleri gösterilmiştir. Homunkulus üzerinde yanal bölgelerde bulunan el alanı için EBS ritmine ait aktif beta bandı 15-20 Hz arasında baskın aktivite gösterirken, Homunkulus üzerinde orta bölgede temsil edilen ayak hareketi için aktif frekans 20 – 25 Hz aralığındadır. Aktif oldukları bölgeler el hareketi için C3 ve ayak hareketi Cz elektrot bölgeleridir ve uzamsal özgüllüğe sahiptir.	29
Şekil 2.16.	(a) Alfa ve beta bandı EBD/EBS salınımları. (b) El ve ayak hareketlerinin imgelemesinde yerel EBD/çevreleyen EBS ifadesinin topografik gösterimi. (c) 18-26 Hz sağ el imgeleme aktivitelerinin EBD/EBS görüntüleri [44].....	31
Şekil 2.17.	İmgeleme başlamadan önce bilinçsizce gerçekleşen ilk ayrılabilirlik zirvesi [74].....	32
Şekil 3.1.	Beyindeki sinyal kaynaklarının elektrik alanlarının kafatası yüzeyinde doğrusal olarak karışmasının temsili gösterimi [66]	36

Şekil 3.2.	Doğrusal Dönüşüm. Doğrusal dönüşüm uzamsal olarak karışmış elektrot ölçümleri içerisinde sinyal kaynaklarına yönelik bir yaklaşım gerçekleştirir [74].	39
Şekil 3.3.	Elektrot ölçümleri koordinatlarına sahip ölçüm uzayı sinyallerinin, yapay bileşen sinyalleri üzerinde yeniden oluşturulması [74].	39
Şekil 3.4.	2 kanallı ve 2 sınıfa sahip örnek bir EEG sinyalinin dağılım grafiği ve TBA dönüşümü ile elde edilen bileşen sinyallerinin yönelimleri. Yatay eksen kanallardan birini, dikey eksen diğer kanalı temsil eder [77].	42
Şekil 3.5.	Temel Bileşen Analizi yaklaşımında uzamsal filtre katsayılarının oluşturulması [71].	44
Şekil 3.6.	TBA yaklaşımında boyut düşürme özdeğerlerin (varyansların) büyüklüklerine göre en büyük bileşenler seçilerek gerçekleştirilir.	44
Şekil 3.7.	KKA yaklaşımında doğrusal dönüşümün temsili gösterimi. KKA yaklaşımı birkaç farklı uygulamaya sahiptir [71].	45
Şekil 3.8.	Genelleştirilmiş Özdönüşüm ile doğrusal dönüşüm katsayılarının hesaplanması [71].	47
Şekil 3.9.	Tez aşamasında doğrusal sınıflandırıcının eğitilmesinde izlenen akış şeması	48
Şekil 3.10.	Genel akış şeması ve sınıflandırma başarımlarının hesaplanmasının gösterimi.	50
Şekil 3.11.	Verilerde beyazlatma ön işlemesi ile, sinyallerin dağılımlarına yönelik değişimin temsili gösterimi [82], (a) Beyazlatma uygulamadan önce sinyallerin kanallar üzerine dağılımını, (b) Beyazlatma uygulandıktan sonra sinyallerin kanallar üzerine dağılımını gösterir.	54
Şekil 3.12.	Lineer Diskriminant Analizi ayırıcı düzleminin temsili geometrik gösterimi [82]. (a) İki ayrı sınıfa ait sinyallerin varyansların logaritması alınarak elde edilen özellik vektörlerinin 2 elektrot/bileşen üzerine dağılımını, (b) bu sınıfları birbirinden ayıran hiper düzlemi gösterir.	56
Şekil 4.1.	BIOPAC MP35 EEG cihazı ve SS2L analog/dijital çeviricisi.	60

Şekil 4.2.	Elektrotların yerleşimi ve uygulanması.....	60
Şekil 4.3.	Kanallara ait ayarların gerçekleştirilmesi.....	61
Şekil 4.4.	EEG pastası ve ölçüm elektrotları.....	61
Şekil 4.5.	Katılımcılardan bazılarının deneyler sırasındaki görüntüleri.....	62
Şekil 4.6.	Katılımcılar tarafından gerçekleştirilmesi beklenen aktiviteleri temsil eden ipucu işaretleri.....	63
Şekil 4.7.	Bir denemeye ait zaman çizelgesi.....	64
Şekil 4.8.	Aktivitelere bağlı EBD örüntülerinin hesaplanmasında kullanılan akış şeması.....	67
Şekil 5.1.	BBA yarışması IV - IIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	69
Şekil 5.2.	BBA yarışması IV - IIa veri seti ayak ve dil sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	70
Şekil 5.3.	BBA yarışması III - IIIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	71
Şekil 5.4.	BBA yarışması III - IIIa veri seti ayak ve dil sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	71
Şekil 5.5.	BBA yarışması IV - IIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	73
Şekil 5.6.	BBA yarışması IV - IIa veri seti ayak ve dil sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	74
Şekil 5.7.	BBA yarışması III - IIIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	75
Şekil 5.8.	BBA yarışması III - IIIa veri seti ayak ve dil sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.....	76

- Şekil 5.9. BBA yarışması IV - IIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.77
- Şekil 5.10. BBA yarışması IV - IIa veri seti ayak ve dil sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.78
- Şekil 5.11. BBA yarışması III - IIIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.79
- Şekil 5.12. BBA yarışması III - IIIa veri seti ayak ve dil sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.79
- Şekil 5.13. Katılımcı 1'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sol ele ait sinyaller, mavi grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.84
- Şekil 5.14. Katılımcı 1'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller, mavi grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.84
- Şekil 5.15. Katılımcı 2'ye ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sol ele ait sinyaller, mavi grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.85
- Şekil 5.16. Katılımcı 2'ye ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller, mavi grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.85
- Şekil 5.17. Katılımcı 3'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan

ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sol ele ait sinyaller, kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge. 86

Şekil 5.18. Katılımcı 3'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sağ ele ait sinyaller, kırmızı grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge. 86

Şekil 5.19. Katılımcı 4'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sol ele ait sinyaller, kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge. 87

Şekil 5.20. Katılımcı 4'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sağ ele ait sinyaller, kırmızı grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge. 87

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1	Geleneksel Dalga Bantları ve ilişkili oldukları frekans aralıkları.....	21
Çizelge 3.1.	Düzenleme parametrelerine göre, karşılaştırılan iki sınıfa ait sinyallerin kovaryans matrislerinin yeniden düzenlenmesi.....	55
Çizelge E1.1.	BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el).....	99
Çizelge E1.2.	BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)	99
Çizelge E1.3.	BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el).....	100
Çizelge E1.4.	BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)	100
Çizelge E2.1.	BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el).....	101
Çizelge E2.2.	BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)	101
Çizelge E2.3.	BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el).....	102
Çizelge E2.4.	BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)	102

Çizelge E3.1. BBA Yarışması IV Veri Seti IIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)	103
Çizelge E3.2. BBA Yarışması IV Veri Seti IIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar: Ayak ve Dil)	103
Çizelge E3.3. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)	104
Çizelge E3.4. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)	104

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

μV	Mikrovolt
ms	Milisaniye
s	Saniye
Na^+	Sodyum iyonu
K^+	Potasyum iyonu
δ	Delta Frekans Bandı
θ	Teta Frekans Bandı
α	Alfa Frekans Bandı
μ	Mü Frekans Bandı
β	Beta Frekans Bandı
γ	Gama Frekans Bandı
A	Dönüşüm matrisi
X	Elektrot uzayı ölçüm sinyalleri matrisi
S	Bileşen uzayı sinyalleri matrisi

Kısaltmalar

BBA	Beyin Bilgisayar Arayüzü
EEG	Elektroensefelogram
MEG	Manyetoensefelogram
ECOG	Elektrokortigram
LFP	Yerel Alan Potansiyelleri
NIRS	Yakın Kızılötesi Spektroskopisi

fMRI	Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme
Hb	Hemoglobin Seviyesi
UP	Uyarılmış Potansiyeller
IP	İndüklenmiş Potansiyeller
SMR	Sensorimotor Ritimler
MI	Motor İmgeleme
OİP	Olayla İlişkili Potansiyeller
EBD	Eyleme Bağlı Desenkronizasyon
EBS	Eyleme Bağlı Senkronizasyon
OOR	Ortak Ortalamaya Referanslama
TBA	Temel Bilişenler Analizi
KKA	Kör Kaynak Ayırma
GÖ	Genelleştirilmiş Özdönüşüm
SD-GÖ	Shrinkage Düzenlemeli Genelleştirilmiş Özdönüşüm
TR-GÖ	Tikhonov Düzenlemeli Genelleştirilmiş Özdönüşüm
LDA	Lineer Diskriminant Analizi

1. GİRİŞ

Beynimiz canlılık boyunca aktiftir ve sürekli olarak dış dünya ve bedenle etkileşime girer. Beynimizin temel görevi, bu etkileşimlere karşı homeostaziyi sağlamak amacıyla organizmanın ihtiyaçlarına ilişkin uygun biyolojik, kimyasal ve elektriksel çıktılar üreterek yanıt vermektir. Beynin tepkilerini üreten kontrol mekanizması, girdilerin eş zamanlı olarak bütün sinirsel bağlantılarının arasında dağıtılmış bir şekilde işlendiği karmaşık bir mekanizmayı içerir.

Beynin tepkilerini üreten karmaşık süreçler, sağlıklı bireyler tarafından düşünmeksizin ve çaba harcamadan gerçekleştirilebilir. Ancak sinir ağlarında meydana gelebilecek bir yaralanma, hastalık veya hasar ile bu süreçler sınırlanabilir veya kaybedilebilir. Bu duruma yönelik, motor hareketleri kısıtlı bireyler için alternatif nöroprotez cihazları üzerine yapılan çalışmalar ile birlikte 1973 yılında ilk defa Jacques Vidal [1] tarafından “Beyin-Bilgisayar/Makine Arayüzü” terimi ortaya atılmış ve yeni bir araştırma alanı doğmuştur.

Beyin-Bilgisayar Arayüzleri, beynin aktivitesini ölçen ve gerçekleştirdiği çıktılar ile doğal beyin çıktısının yerini alan, kaybedilen çıktıları geri kazandıran, beynin doğal çıktılarını geliştiren, tamamlayan veya yapay bir çıktıya dönüştüren böylece beyin ile dış veya iç ortam arasındaki devam eden etkileşimleri değiştiren sistemlerdir; insanların çevreyle etkileşimde beynin doğal iletişim yolları olan nöromusküler ve hormonal yanıtlarına alternatif olabilecek üçüncü bir iletişim yolu olarak tanımlanmıştır. Bu alanda yapılan çalışmalar özellikle sinirsel yolları zayıflamış ve motor hareketleri kısıtlı kişiler için oldukça önemlidir [2-4].

Sensörimotor ritimler, beynin motor korteksinde gerçekleşen ve çoğunlukla motor hareketlerle ilişkili kararları içeren süreçleri tanımlayan salınımlardır. Sensörimotor ritimlere (SMR) dayanan “Beyin-Bilgisayar Arayüzleri”, bir uzuv hareketinin gerçekleştirilmesi veya hayal edilmesinin sensörimotor korteks üzerinde kaydedilen elektriksel potansiyeller üzerinde yol açtığı tekrarlanabilir değişiklikleri kullanır. Bir

dışsal uyarana gerek duymadan bireylerin isteğine bağlı içsel aktivitelere dayandığı için günümüz BBA arařtırmalarında oldukça popülerdir. EEG cihazları taşınabilir, uygulaması kolay ve iyi zamansal çözünürlüğe sahip cihazlar oldukları için bugüne kadar motor imgelemeye dayalı BBA çalışmaları çoğunlukla EEG cihazı kullanılarak gerçekleştirilmiştir [3, 5].

Motor imgeleme aktiviteleri beynin lokalize bölgelerinde gerçekleşen aktivitelerdir. Motor imgelemeye dayalı bir BBA cihazı tasarlamak için beyinde aktivitenin gerçekleştiği topografik lokalizasyonun ve aktiviteyi tanımlayan büyük sinyal/gürültü oranına sahip sinyal örüntülerinin tanımlanması önemlidir. Ancak EEG cihazlarının iyi zamansal çözünürlüğüne karşılık uzamsal çözünürlükleri düşüktür. Beynin anatomik özelliklerinden dolayı kafatası yüzeyinden ölçülen EEG sinyalleri, beynin farklı bölgelerinin eşzamanlı aktivitelerini yansıtan birbirine karışmış sinyaller olarak elde edilir. Dolayısıyla motor imgeleme aktiviteleri gibi sınırlı alanda gerçekleşen aktivitelerin sinyal örüntülerinin tespit edilebilmesi güçleşir. Bu tip aktivite örüntülerinin belirlenmesinde EEG sinyalleri üzerinde uygulanan doğrusal dönüşüm fikrine dayalı uzamsal filtreleme yaklaşımları, özellikle EEG'nin zayıf uzamsal çözünürlüğünü iyileştirmek için çok kanallı olarak gerçekleştirilen ölçüm metotlarının kullanılmasıyla birlikte bilişsel ve uygulamalı nörobilim alanındaki çalışmalarda son yıllarda oldukça popüler hale gelmeye başlamıştır [6, 7].

Sunulan tez kapsamında, motor imgelemeye dayalı Beyin-Bilgisayar Arayüzleri için farklı imgeleme hareketlerinin tahmin edilebilme başarısını geliştirebilecek uzamsal filtreleme fikrine yoğunlaşmıştır. Tez kapsamında süreç iki aşamada ilerlemiştir. Birinci aşamada, Uluslararası Beyin Bilgisayar Arayüzü Topluluğu tarafından hazırlanan yarışma veri setleri üzerinde tasarlanan farklı uzamsal filtre yaklaşımlarının farklı motor imgeleme davranışlarının sınıflandırılmasına olan etkileri karşılaştırılmış ve başarımlarını iyileştirecek bazı yaklaşımlar denenmiştir. Tasarlanan uzamsal filtreler, “Ortak Ortalamaya Referanslama”, “Temel Bileşenler Analizi”, “Kör Kaynak Ayırma” ve “Genelleştirilmiş Özdönüşüm” yaklaşımlarıyla oluşturulmuştur. Verilerde beyazlatma ön işleme ve “Shrinkage” ve “Tikhonov” düzenleme parametreleri ile uzamsal filtrelerin başarımlarının iyileştirilebilmesi hedeflenmiştir.

İkinci aşamada, birinci aşamada elde edilen sonuçlara göre belirlenen uzamsal filtre yaklaşımının daha az elektrotla uygulanabilecek bir BBA sisteminde motor imgeleme aktiviteleri örüntülerinin belirlenmesinde kullanılabilirliği araştırılmıştır. Bu doğrultuda 2 kanallı bir EEG ölçüm prensibi belirlenerek sağ el ve sol el davranışları ile ilgili motor imgeleme aktivitelerinin gerçekleştiğini temsil eden alfa bandı “Eylemle Bağlı Desenkronizasyon” örüntüsünün tespit edilebilirliği incelenmiştir.

2. GENEL BİLGİLER

Tezin bu bölümünde, motor imgelemeye dayalı bir BBA sisteminin tasarlanmasına yönelik literatür özeti 3 başlık halinde aktarılmıştır. İlk başlıkta genel bir Beyin-Bilgisayar Arayüzü tanımı yapılmış ve bir BBA sisteminin tasarımı için gereksinimler açıklanmıştır. Sonraki başlıkta BBA sistemleri için kullanılan EEG cihazlarının sinyal kaynakları, EEG ile ölçülebilir sinyaller ve beyin aktiviteleri sonucu oluşan tipik EEG örüntülerine ait bilgiler sunulmuştur. Üçüncü başlıkta, motor imgeleme ve motor davranışlarla gerçekleşen sensorimotor ritimlerin nörofizyolojisine ve sinyal özelliklerine ait literatür özeti aktarılmış ve bu ritimler kullanılarak gerçekleştirilen bazı başarılı BBA çalışmalarına yönelik bir özet sunulmuştur.

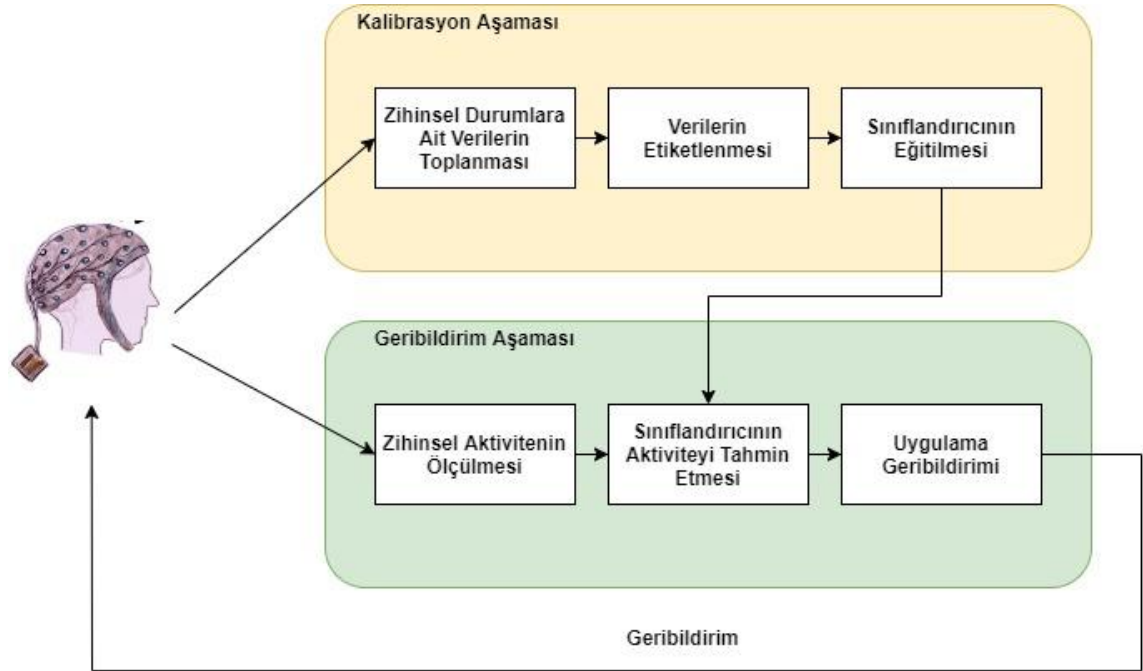
2.1. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemleri

Bir BBA sistemi, beynin dış çevreyle etkileşimi sonucu ürettiği yanıtların meydana getirdiği biyolojik, kimyasal veya elektriksel değişimleri tespit eder ve bu yanıtları dış dünyada veya vücudun kendisinde gerçekleşen yapay çıktılara dönüştürmeyi amaçlar [2].

Beyinde gerçekleşen bazı zihinsel aktiviteler benzer ve tekrarlanabilir metabolik veya elektriksel tepkiler meydana getirir. Beyin-Bilgisayar Arayüzü sistemlerinin temel işlevi, bu tip tepkilerinin örüntülerini sensörler aracılığıyla tespit ederek çevresel cihazların kontrolü için kullanılacak komutlara çevirmektir. Bu işlev, sinyal işleme ve örüntü tanıma algoritmalarının gerçekleştirilebileceği bir işlemci, çoğunlukla bir bilgisayar, tarafından bir döngü halinde işlenmesiyle gerçekleştirilir ve bu sebeple “Beyin-Bilgisayar Arayüzü” olarak adlandırılmıştır [2, 3, 8].

Beynin meydana getirdiği elektriksel ve metabolik tepkiler çoğunlukla kişiye ve göreve özgüdür. Beyindeki nöron popülasyonları ise yalnızca bir göreve özgü değildir ve birçok aktivitede görev alabilirler. Sinir ağları popülasyonlarının bilgi işleme mekanizması her zaman tam olarak bilinemediğinden aranan örüntünün özellikleri her zaman açık ve net değildir. Bu sebeple bir BBA sisteminin tasarlanması; nörofizyoloji, psikoloji, mantık, sinyal işleme, yazılım gibi birçok alanın multidisipliner çalışmasını içeren süreçlerle gerçekleşir [3, 9, 10].

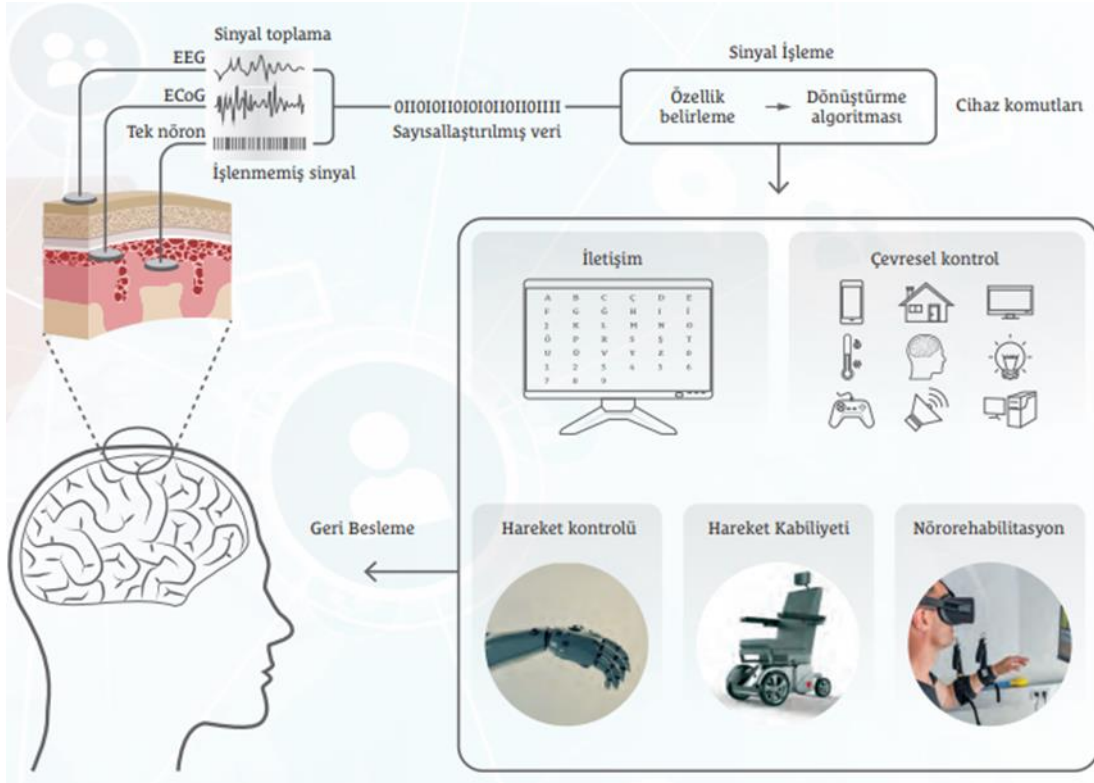
Bir BBA cihazının tasarlanması en basit haliyle kalibrasyon ve geri bildirim olarak adlandırılan iki aşamada gerçekleşir. Kalibrasyon bir BBA cihazının üreteceği komutlar ile ilişkilendirilecek beyin aktivite durumları örüntülerinin çevrimdışı olarak cihaza tanımlanması aşamasıdır. Böylelikle cihazın belirlenen zihinsel aktiviteler için sınıflandırma yeteneğinin geliştirilebilmesi amaçlanır ve bu aşamada aktivitelerle ilişkili beyin durumlarını içeren büyük boyutlu veri setleri kullanılır. İkinci aşama, kullanıcının eğitildiği ve cihazın kullanıldığı çevrimiçi geri bildirim aşamasıdır. Bu aşamada kullanıcı, cihaza tanımlanan zihinsel aktivite örüntülerini önce kontrollü ve tekrarlı bir şekilde üretebilme yeteneğini geliştirir; daha sonra bu yeteneğini ilgili komutları üretebilmek için kullanır [3, 10-14]. (Şekil 2.1)



Şekil 2.1. Beyin-Bilgisayar Arayüzleri sistemlerinin tasarımında gerçekleştirilen kalibrasyon ve geribildirim aşamaları [11].

Bir BBA cihazında beyin ile cihaz arasında kurulan iletişim; BBA kullanıcısının istemli zihinsel aktiviteleri sonucu beyinde meydana gelen metabolik veya elektriksel değişimlerin, bu değişimlerin elektrik alan veya optik özellikleri kullanılarak, elektriksel sinyallere dönüştürülmesiyle gerçekleştirilir. Bu iletişimin çalışma döngüsü Şekil 2.2’de gösterilen BBA çevrimiyle özetlenebilir. Kısaca BBA çevrimi, zihinsel stratejiler olarak adlandırılan yöntemlerle seçilmiş zihinsel görevlerin BBA kullanıcısı tarafından

gerçekleştirmesiyle başlar ve ardından bu görevlere ilişkin beynin tepkileri bir beyin görüntüleme tekniği ile elektriksel sinyallere dönüştürülerek bir bilgisayar veya sinyal işleme kabiliyetine sahip işlemci içeren bir cihaza aktarılır. Son olarak cihaz tarafından gerçek zamanlı uygulanan sinyal işleme ve sınıflandırma algoritmaları ile beynin içinde bulunduğu zihinsel evrenin saptanması ve bu evreyle ilişkili komutun cihaz tarafından gerçekleştirilmesi amaçlanır [3, 10, 13, 15, 16].



Şekil 2.2. Beyin-Bilgisayar Arayüzü çevrimi [16, 17].

2.1.1. Zihinsel Stratejiler

BBA cihazları düşünceleri okuyan cihazlar değildir; yalnızca belirli bilişsel veya zihinsel görevler (veya olaylarla) ilişkili olarak beyinde gerçekleşen özgül değişimleri tespit edebilir ve sınıflandırabilir. BBA kullanıcısının bu özgül değişimleri üretebilmesi için yapması gerekenler BBA sisteminin kullandığı zihinsel strateji ile belirlenir. Bu sebeple zihinsel stratejiler, BBA cihazı ile BBA kullanıcısı arasındaki iletişimin temelini oluşturur [3, 4, 18].

BBA sistemi tasarımı zihinsel stratejiler, hangi beyin bölgelerinin uyarılacağı veya ölçüleceğini belirler. İnsan beyni farklı işlevler için uzmanlaşmış bölgelerden oluşur. Beyin korteksinin başın arkasına yakın bölgeleri oksipital alanlardır ve görsel bilgileri işlemede uzmanlaşmıştır. Başın tepe noktasına doğru pariyetal alanlar bulunur. Pariyetal alanlar, mekânsal algılama ve hareketleri yönetmede görevlidir. Başın kenarlarına doğru bulunan temporal alanlar, duyu işleme görevlerini yerine getirir. Ön kısımda bulunan frontal bölgeler, planlama ve yüksek seviyeli karmaşık bilişsel işlevler için uzmanlaşmıştır. (Şekil 2.3)



Şekil 2.3. Beynin farklı görevler için uzmanlaşmış farklı uzamsal bölgelerinin temsili gösterimi [19].

Zihinsel stratejiler, beyni oluşturan sinir ağları aktivitelerinin BBA kullanıcısı tarafından istemli olarak modüle edilebilmesi için kullanılır. Bu kalıpların belirlenmesi beyni oluşturan sinir ağlarının özellikleri ve davranışları göz önünde bulundurularak belirlenir. BBA sistemlerinde kullanılacak çok sayıda zihinsel strateji tanımlanabilir ancak zihinsel stratejilerin belirlenmesinde göz önünde bulundurulması gereken en önemli koşul, belirlenen stratejilerin BBA kullanıcıları için gerçekleştirilmesi kolay ve kullanıcıyı yormayan aktiviteler olması gerekliliğidir. Bu sebeple zihinsel stratejiler üzerine yapılan çalışmalar belirli yaklaşımlar üzerinde yoğunlaşmıştır [20].

BBA sistemleri için kullanışlı zihinsel stratejilerden birisi beynin koşullandırılması ile gerçekleştirilen koşullu yanıtların kullanılmasıdır. Sinir ağlarının önemli özelliklerinden birisi, girdilerine bağlı olarak uyarlanabilir bir şekilde uyum sağlamasını sağlayan plastisiteleridir. Pavlov tarafından keşfedilen koşullanma ile ödüllendirme aracılığıyla sinir ağlarının plastisite özelliği kullanılarak beynin belirli bir davranışa yönelik daha güçlü yanıtlar üretebilmesi sağlanabilir. BBA ile ilgili yapılan ilk çalışmalarda Eberhard Fetz [21] tarafından bu fikir, bir primatın motor korteksine yerleştirilen tek bir elektrot ile bir nöron aktivitesinin bir analog metrenin iğnesini kontrol etmek için kullanılabileceğini göstermiştir. Koşullu yanıtlar ile sinir ağlarının, doğru eylemlerin yerine getirilmesine bağlı ödüller ile tepkileri değiştirilerek kişinin göreve ilişkin daha güçlü sinyaller ve dolayısıyla cihaz tarafından seçiciliği yüksek örüntüler oluşturması amaçlanır.

Bir diğer zihinsel strateji, beynin motor korteksinde gerçekleşen uzuvlarla ilişkili aktivitelerin kullanılmasıyla gerçekleştirilir. Beynin motor korteksinde bulunan sinir ağları motor hareketlere özgü tekrarlanabilir değişimler meydana getirir. Örneğin, bir uzvun hareket yönüne bağlı olarak ilişkili sinir ağları popülasyonunda bulunan nöronlar hareket yönüne olan mesafelerine göre ateşlenir. Böylece nöronların ateşlenme hızları ölçülerek hareket yönünün tahmin edilebileceği gösterilmiştir. Aynı şekilde bir hareketin hayal edilmesi de tipik olarak gerçek hareket sırasında üretilen aktiviteye uzamsal olarak benzer fakat daha küçük boyutta sinirsel aktivite üretir [5, 10, 22, 23].

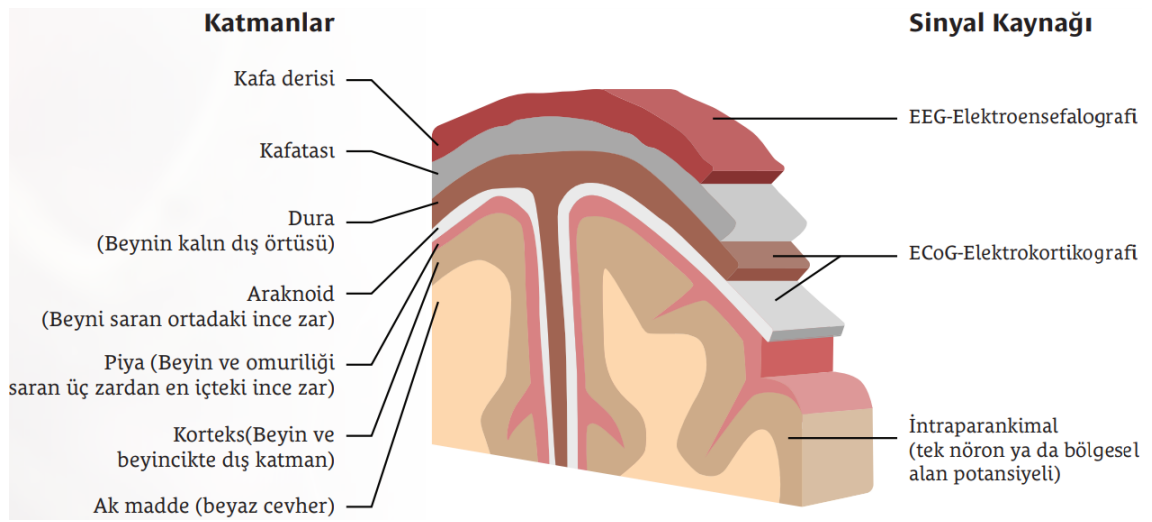
Motor hareketlerin hayal edilmesine benzer şekilde zihinsel aritmetik veya bir yüzü görselleştirme gibi bilişsel görevler de zihinsel strateji olarak kullanılabilir. Bilişsel görevler yeterince farklıysa aktifleşen beyin alanları da farklı olacaktır.

Başka bir zihinsel strateji, duyuusal uyaran türlerine yanıt olarak beyin tarafından üretilen sabit ve kalıplaşmış aktivitelere dayanır. Böyle bir uygulamada her bir komut için ilgili komutu temsil eden farklı duyuusal uyaranlar tanımlanır. Uyaranlar; görsel, işitsel veya dokunsal olabilir. Seçilecek komuta bu uyaranlardan birine odaklanılarak karar verilir. Uyaranların her biri; zamansal, spektral veya uzamsal olarak beyinde farklı örüntüler meydana getirecek şekilde seçilir. Kullanıcının odaklandığı uyaranın gücü, diğer

uyaranlara göre baskın bir örüntüyle sonuçlanır ve bu örüntü tespit edilerek kullanıcının isteği tanımlanabilir [12, 24, 25].

2.1.2. Beyin Görüntüleme Teknikleri

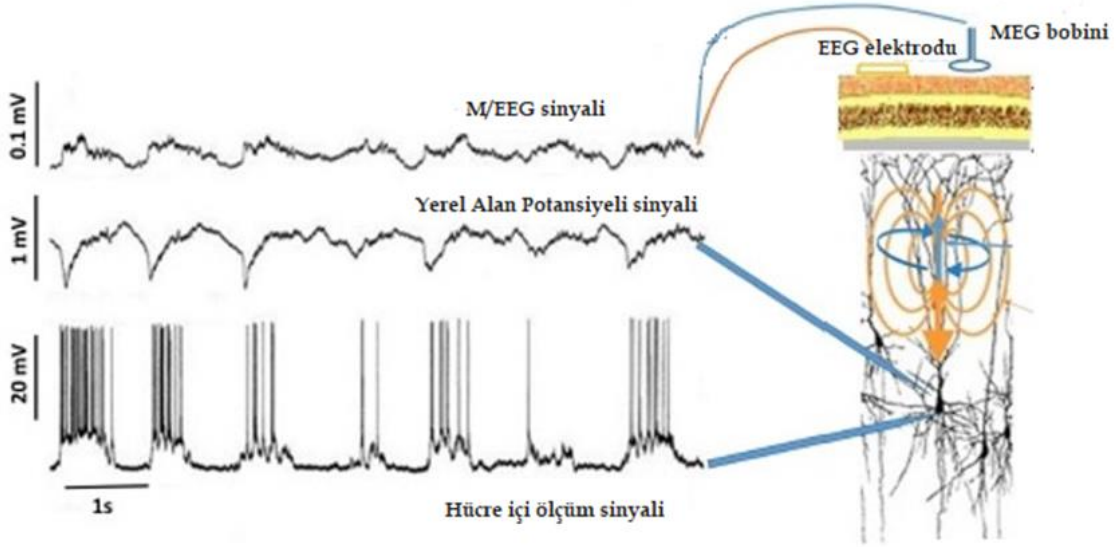
Beyindeki sinir ağlarının aktiviteleri ile birlikte beyinde elektriksel ve metabolik değişimler meydana gelir. Bu değişimlerden bazıları girişimsel (invazif) veya girişimsel olmayan (noninvazif) beyin görüntüleme teknikleri kullanılarak ölçülebilir.



Şekil 2.4. Elektrik/Manyetik alan değişimlerine bağlı beyin görüntüleme tekniklerinin kullandığı beyin katmanlarının temsili gösterimi [17].

Beyindeki elektriksel aktiviteyi ölçen ve girişimsel olmayan teknikler elektroensefalografi (EEG) ve manyetoensefalografi (MEG) cihazları kullanılarak gerçekleştirilir. EEG ve MEG, diğer beyin görüntüleme tekniklerine göre daha büyük ölçekli sinir ağlarının sebep olduğu elektrik ve manyetik alan değişimlerinin etkisini ölçer. Bu ölçüm teknikleri kafa derisi üzerine yerleştirilen elektrotlar veya bobinler aracılığıyla gerçekleştirilir. Girişimsel olarak gerçekleştirilen elektriksel aktivite ölçüm teknikleri ise kafatasının cerrahi bir yolla açılarak elektrotların yerleştirildiği bir işlem gerektirir. Elektrotlar dura katmanına yerleştirildiğinde bu elektrotlardan kaydedilen sinyale elektrokortikogram (ECoG) denir. Beyin dokusunun içerisine implante edilen elektrotlardan kaydedilen sinyale ise yerel alan potansiyelleri (LFP) denir. Yerel Alan Potansiyelleri elektrotları ile küçük ölçekli sinir ağlarının elektriksel aktivitesi

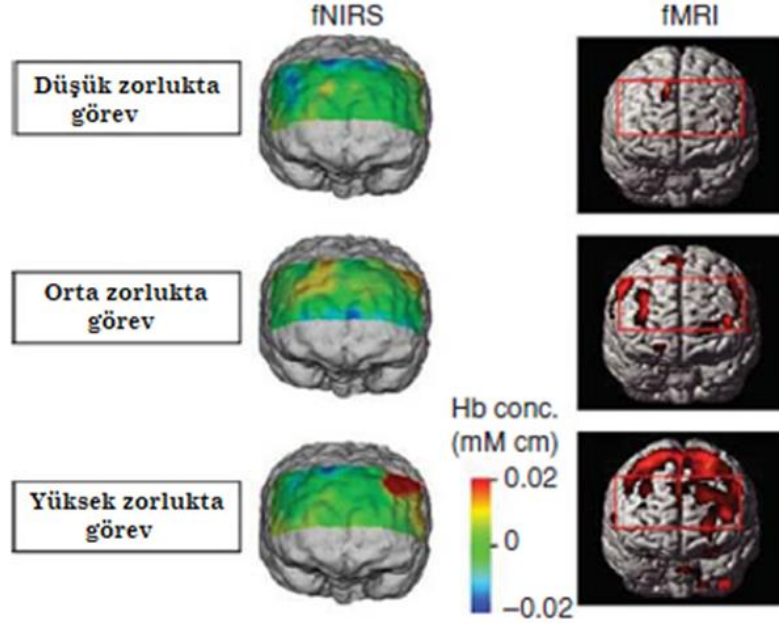
kaydedilebilir. ECOG, yerel alan potansiyeli ile karşılaştırıldığında daha geniş ölçekli sinir ağlarının aktivitesini kaydeder. Şekil 2.4 ve Şekil 2.5'te bu tip beyin görüntüleme tekniklerinin kullanıldığı beyin katmanları ve elde edilen sinyaller gösterilmiştir [18].



Şekil 2.5. Elektrik alan değişimine bağlı beyin görüntüleme teknikleri ile elde edilen sinyallerin gösterimi [26].

Fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI) ve yakın kızılötesi spektroskopisi (NIRS) yöntemleri, sinirsel aktivitelerle değişen kan oksijenlenme seviyesine bağlı (BOLD – Blood oxygenation level dependent) değişimleri ölçer. Kanın farklı oksijen seviyeleri ölçülebilir farklı optik özelliklere neden olur. Şekil 2.6'da farklı zorlukta görevlere karşı beyinin farklı bölgelerinde gerçekleşen Hb konsantrasyonu değişimlerinin NIRS ve fMRI görüntüleri gösterilmiştir [18, 27].

Girişimsel olmayan beyin görüntüleme tekniklerinin tamamı BBA araştırmaları için denenmiştir ve birbirlerine karşı avantajlara ve dezavantajlara sahiptir. EEG ve MEG teknikleri zamansal çözünürlükleri çok iyidir ancak uzamsal olarak çözünürlükleri zayıftır. Beynin derin bölgelerindeki elektrik ve manyetik alan değişimleri yüzeye doğru yayılırken oldukça zayıflamış olarak ulaşır. Ayrıca bu teknikler kas ve göz hareketlerinden kaynaklı artefaktlara karşı da oldukça hassastır. MEG ve fMRI çok büyük ve pahalı cihazlardır. NIRS yöntemi yeni bir yöntemdir ve henüz gelişme aşamasındadır.



Şekil 2.6. Farklı zorlukta zihinsel görevlere karşı beyinde gerçekleşen metabolik değişimlerin NIRS ve fMRI görüntüleri [19].

Girişimsel beyin görüntüleme teknikleri çok iyi sinyal/gürültü oranına sahiptir. Aynı zamanda çok iyi uzamsal çözünürlüğe ve daha yüksek bir frekans aralığına sahiptir. Artefaktlardan çok fazla etkilenmezler. Ayrıca elektrotların yeniden uygulanması ve bunun sonucunda ölçümlerde oluşabilecek değişiklikler girişimsel yöntemler için söz konusu değildir. Öte yandan girişimsel yöntemlerde elektrotların yerleştirilmesi cerrahi işlem gerektirir ve ECOG ve LFP ölçümlerinin uzun süreli kullanımlarda güvenilirliği kesin değildir. Kafatasının içine yerleştirilen elektrotların zamanla sinyal kalitesinin bozulması veya yerleştirildiği dokularda reaksiyonların meydana gelmesi gibi sorunlar oluşabilir. Beyin-Bilgisayar Arayüzü literatüründe, taşınabilirliğinin ve uygulanabilirliğinin kolay olması sebebiyle EEG ile yapılan çalışmalar baskın olarak bulunmaktadır [18].

2.1.3. Sinyal İşleme ve Örüntü Tanıma

BBA çevriminde sinyal işleme ve örüntü tanıma aşaması; üzerinde ön işleme, özellik belirleme ve sınıflandırma algoritmalarının koşturulduğu bir bilgisayar veya işlemci tarafından gerçekleştirilir. Bu aşamanın temel amacı matematik, istatistik ve sinyal işleme

ile ilgili yöntemler kullanılarak beyindeki aktiviteyi en yüksek doğrulukla tanımlayan sinyal bileşenlerinin tespit edilmesi, sınıflandırılması ve komutlara dönüştürülmesidir.

Beyinden ölçülen sinyaller çoğunlukla gürültü ve sinyal birbirine karışmış olarak alınır. İlgilenilen sinyal bileşeni genellikle ölçüm sonucu alınan sinyallerin sadece bir kısmıyla ilişkilidir. Ön işleme algoritmaları ile, beyin görüntüleme teknikleri aracılığıyla elde edilen sinyaller içerisindeki gizlenmiş ilgilenilen aktivite örüntüleriyle ilgili bilgileri kaybetmeden sinyal/gürültü oranı artırılarak sinyalin kalitesinin iyileştirilmesi amaçlanır [28].

BBA çalışmalarında cihaza aktarılan sinyal verileri genellikle çok büyük boyutlu verilerdir. Bu nedenle ham verilerle çalışmak zaman ve efor kaybına yol açabilir. Sınıflandırma algoritmalarının daha hızlı ve verimli bir şekilde çalışabilmesi için sinyallerin özelliklerini iyi tanımlayan daha az değerle çalışmak gerekir. BBA çevriminde özellik çıkarma algoritmaları aktiviteye özgü değişimlerin tanımlayıcı özelliklerini belirler. Özellik çıkarma işlemi sınıflandırmayı basitleştirmek için sinyallerin başka bir şekilde ifade edilmesidir ve BBA çalışmalarında çok önemli bir aşamadır. Çünkü sınıflandırma algoritmalarının performansı çıkartılan özelliklerin aktiviteleri ne kadar iyi tanımlayabildiği ile doğrudan ilişkilidir [29, 30].

Sınıflandırma aşaması BBA sistemlerinin ana sinyal işleme görevidir. Kullanıcıların zihinsel aktivitelerinin BBA uygulamaları için uygun komutlara dönüştürülmesi sınıflandırma algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilir. Sınıflandırma işleminin başarılı bir şekilde çalışabilmesi için öncelikle kullanılan sınıflandırıcının eğitilmesi gerekir. Sınıflandırıcının eğitilmesi çevrimdışı kalibrasyon aşamasında kişinin zihinsel aktivitelerinin evrelerini içeren veriler kullanılarak gerçekleştirilir. Verimli bir kalibrasyon için toplanan verilerin doğru etiketlenmiş sinyallerden oluşması önemlidir. Bu işlemi kolaylaştırmak için veri toplama aşamasına bir yaklaşım olarak ipucu (senkron) tabanlı bir yöntem kullanılır. Bu yöntemde veriler epok adı verilen denemeler halinde toplanır. Her deneme beyin bulunduğu farklı evrelerini içeren zaman dilimlerinden meydana gelir. Bu zaman dilimleri her deneme için eşit uzunluktadır. Genellikle zaman dilimleri boş ölçümlerinin yapıldığı dinlenme aşamasıyla başlar. Aktivitenin başlatılması,

aktivitenin başlayacağını belirten uyarıcı (örn. bir bip sesi) ve aktiviteyi tanımlayan bir gösterge ile gerçekleşir. Aktivitenin gerçekleşme periyodundan sonra belirli bir zaman dilimi boyunca ikinci bir dinlenme süreci bulunur ve bu süreçler her deneme için tekrarlanır. Bu yöntemi kullanan BBA sistemleri sadece aktivite dönemlerinde ölçülen sinyalleri sınıflandırmaya çalışır. Bu tip BBA sistemlerinin geliştirilmesi göreceli olarak kolaydır ancak gerçek hayatta kullanımı zordur ve sadece belirli zaman dilimlerinde kullanılabilirler üzere eğitilirler. İkinci bir yaklaşım asenkron çalışma modudur. Bu çalışma modunda ölçümler sürekli yapılır ve kullanıcı istediği zaman bir zihinsel aktivite gerçekleştirerek BBA cihazına komutlar gönderir. Kalibrasyon ve sınıflandırma işlemleri eşzamanlı olarak çevrimiçi gerçekleşir; eğitim ve test aşamaları gibi bir ayrım bulunmaz. Bu tip BBA sistemlerini geliştirmek daha zordur fakat gerçek hayatta kullanıma daha uygundur [5, 10, 30].

2.1.4. BBA Sistemlerinin Performanslarının Değerlendirilmesi

Bir BBA sisteminin performansı farklı şekillerde ölçülebilir. En çok kullanılan yöntemler, sınıflandırma performansı ve bilgi aktarım hızıdır [11, 31, 32].

Sınıflandırma performansı, doğru sınıflandırılmış deneme sayısının (gerekli zihinsel görevleri yerine getirme girişimlerinin) toplam deneme sayısına oranı olarak ifade edilir. Hata oranı ise yanlış sınıflandırılmış denemelerin toplam denemelere oranıdır.

$$\text{Sınıflandırma Performansı} = \frac{\text{Doğru sınıflandırılmış deneme sayısı}}{\text{Toplam deneme sayısı}} \quad (2.1)$$

$$\text{Hata Oranı} = \frac{\text{Yanlış sınıflandırılmış deneme sayısı}}{\text{Toplam deneme sayısı}} \quad (2.2)$$

Daha genel bir yöntem olarak “Bilgi Aktarım Hızı” kullanılır. Bilgi Aktarım Hızı; BBA sisteminde kullanılan sınıf sayısına, sınıflandırma işlemi için gereken zamana ve sınıflandırma performansına bağlıdır ve dakika başına aktarılan bit (bit/dakika) olarak ölçülür [11, 12, 32, 33].

$$B = \log N + P \log P + (1 - P) \log \frac{1-P}{N-1} \quad (2.3)$$

$$\text{Bilgi Aktarım Hızı} = B/T \quad (2.4)$$

Denklem 2.3 ve Denklem 2.4'te Bilgi Aktarım Hızının hesaplama yöntemi gösterilmiştir. Denklem 2.3'te N , olası sınıfların sayısıdır. P , N olası sınıflar için sınıflandırıcının karar verebilme doğruluğudur. B , tek bir sınıf için bit sayısı olarak hesaplanır ve tek bir sınıf seçmek için gereken ortalama süreye (T) bölünmesiyle elde edilir.

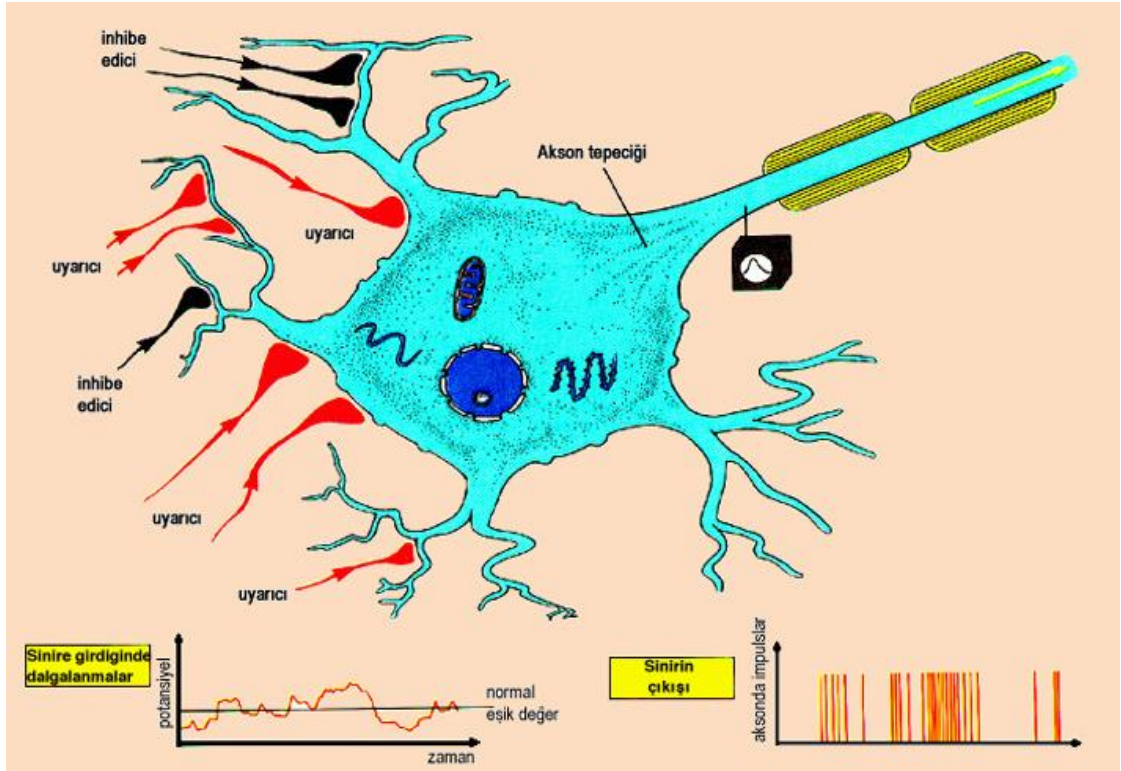
2.2. Elektroensefalografi

2.2.1. EEG Sinyallerinin Nörofizyolojik Kökenleri

İnsan beyinde yaklaşık 86 milyar sinir hücresi bulunur. Bu hücreler elektriksel özelliklere sahip uyarılabilir hücrelerdir ve merkezi sinir sisteminin temel hesaplama birimi olarak kabul edilirler. Sinir hücrelerinin hücre dışı etkileşimleri ve hücre içi aktiviteleri sonucunda elektrik alanlar meydana gelir. Beyinde gerçekleşen bilgi işleme süreci her bir sinir hücresinin yüzlerce başka sinir hücresinden gelen girdi bilgisini işleyerek yüzlerce başka nörona çıktı bilgisi olarak göndermesiyle gerçekleşir.

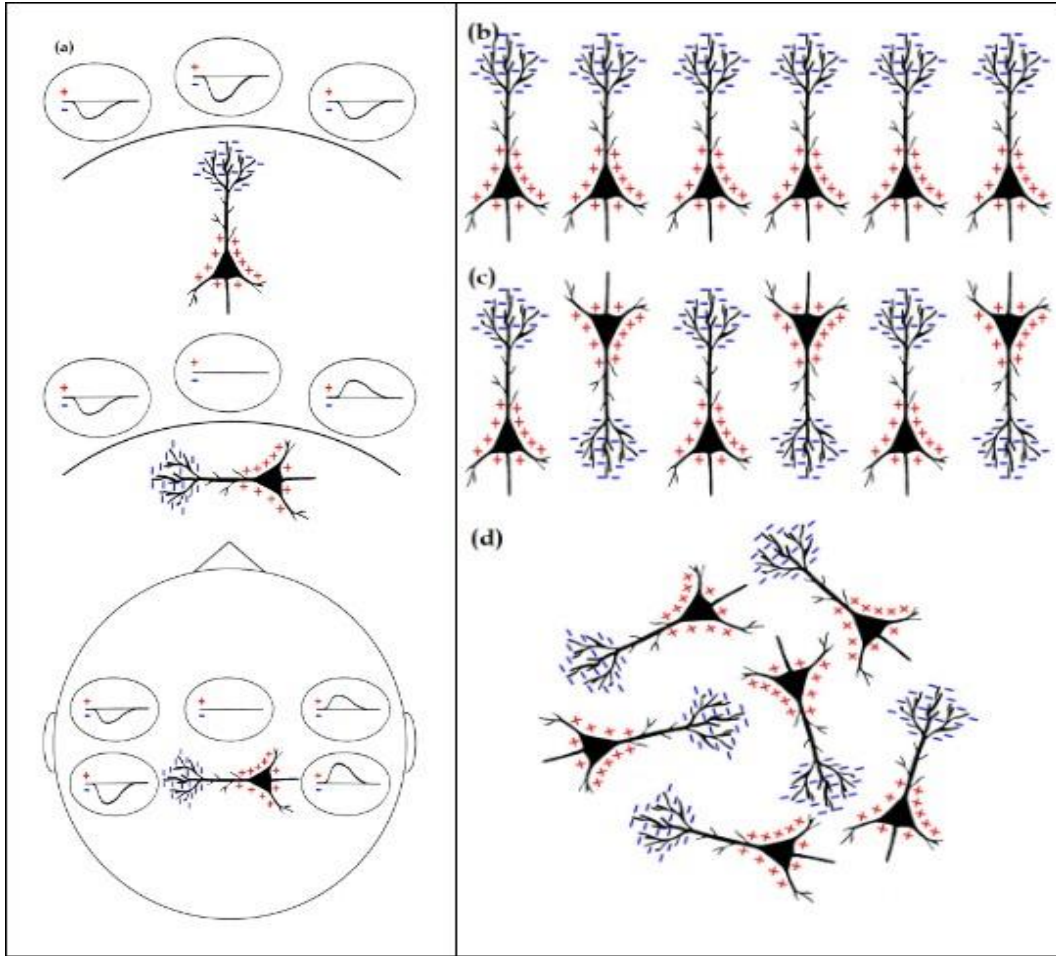
Sinir hücreleri kaynaklı elektrik alanlar, sinir ağlarının bilgi işleme sırasında sinirsel iletim yolu üzerindeki sinir hücrelerinin membranında ve sinapslarda gerçekleşen iyon akışındaki değişiklikleri yansıtır. Sinir hücrelerinin “Aksiyon Potansiyelleri” ve “Postsinaptik Potansiyeller” olmak üzere iki temel aktivitesi vardır. Bir sinir hücresi için dinlenme durumunda hücre içi ile hücre dışı arasında -70 uV'luk bir potansiyel fark bulunur. Presinaptik hücreler, bir uyarın vasıtasıyla uyarılmasıyla sinaps adı verilen hücreler arası boşluğa “nörotransmitter” adı verilen enzimler salgılar. Bu enzimler postsinaptik hedef sinir hücresinin hücre zarına bağlanarak iyon kapılı kanalları uyarır ve hücre dışında bulunan sodyum (Na^+) ve hücre içinde bulunan potasyum (K^+) iyonlarının yer değiştirmesine sebep olur. Sodyum iyonlarının hücre içine girmesi postsinaptik sinir hücrelerinin elektriksel potansiyelini pozitif yönde değiştirir. Eş zamanlı olarak hücreler arasındaki elektriksel potansiyel de negatif yönde değişir. Bu değişimler “Postsinaptik potansiyeller” olarak adlandırılır. Bir postsinaptik hücrede pozitif yönde artan elektriksel

potansiyel belirli bir eşik değerine ulaştığında, hücre, akson başlangıcından akson terminallerine kadar çok hızlı bir şekilde depolarize olur ve sabit bir pik tepesine (Aksiyon potansiyeli) ulaşır; ardından çok hızlı bir şekilde dinlenme durumuna geri döner. Aksiyon potansiyelleri, hücre içinde gerçekleşen çok hızlı değişimlerdir ve diken şeklinde elektriksel örüntüler meydana getirir. Uyarının şiddeti arttıkça diken şeklindeki elektriksel örüntülerin sıklığı ve uyarılan hücre sayısı artar. Postsinaptik potansiyeller, nörotransmitter enzimlerinin kimyasal etkileşimleriyle gerçekleştiğinden yavaş değişimlerdir. Şekil 2.7’de bir postsinaptik sinir hücresine bağlı presinaptik hücelere ait aksonların postsinaptik potansiyellerindeki değişimlerine karşı postsinaptik sinir hücresinin aksiyon potansiyeli tepkisi temsili olarak gösterilmiştir.



Şekil 2.7. Aksiyon potansiyellerin oluşumu [19]. Sol altta bulunan grafikte, nörona gelen presinaptik sinir hücrelerinin postsinaptik aktivitelerinin toplam değişiminin gösterir. Sağdaki grafik bu toplam değişimlere karşı sinir hücresinin aksiyon potansiyelindeki değişimleri gösterir. Presinaptik hücrelerin postsinaptik potansiyellerinin toplamı eşik değerinin üzerindeyse postsinaptik sinir hücresinin aksonu ateşlenir ve kısa süreli bir aksiyon potansiyeli tepesi meydana getirir.

Sinir hücreleri beyin farklı bölgelerinde farklı morfolojik yapıya sahiptir [34]. Piramidal hücreler olarak adlandırılan hücreler, kutuplu yapılarından dolayı beyin kabuğunda ölçülebilir elektrik alanları oluşturan en önemli hücre türleridir. Bir piramidal sinir hücresinin bir ucu pozitif ise diğer ucu negatiftir ve küçük bir pil gibi davranır. Bu durum dipol olarak adlandırılır. Her bir dipol beyindeki dizilimlerinin doğrultularına göre elektrik alan vektörleri oluşturur (Şekil 2.10a) [35].



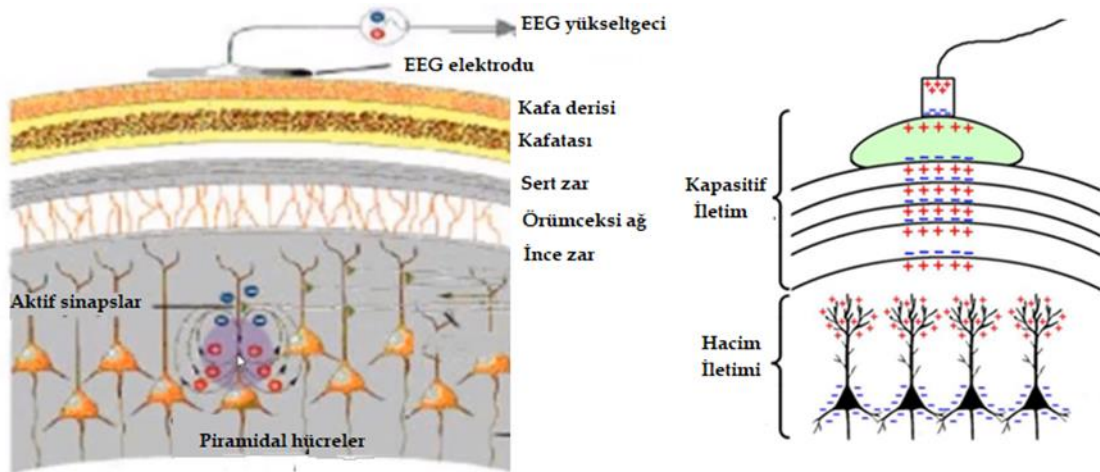
Şekil 2.8. Farklı dipol dizilimlerinin temsili gösterimi [35]. (a) bir dipolün doğrultusuna göre elektrik alan değişimleri. (b) Senkron – paralel dizilim. (c) Asenkron paralel dizilim, (d) Rastgele dizilim.

Sinir ağları içerisindeki dipoller senkron – paralel (Şekil 2.8b), asenkron – paralel (Şekil 2.8c) veya rastgele (Şekil 2.8d) düzende dizilimler gösterebilirler. Senkron paralel bir dizilim için dipoller paraleldir ve yükleri aynı yönde dizilmiştir. Asenkron paralel

dizilimde dipoller paraleldir ancak dipollerin yükleri değişkenlik gösterir. Rastgele dizilimde ise dipollerin dizilimleri ve yükleri için bir düzen yoktur [35, 36].

Tek bir dipolün oluşturacağı elektrik alanın büyüklüğü kafa derisine ulaşabilmesi için oldukça küçüktür ve kafa derisi üzerinde oluşan elektriksel alan değişimleri beyindeki dipol popülasyonlarının elektrik alan vektörlerinin toplamı olarak ifade edilir. Bu sebeple ölçülebilir bir sinyal elde edebilmek için paralel dizilimlerin gerekli olduğu sonucu çıkarılabilir. Rastgele dizilimler için doğrusal bir toplama işleminden söz etmek zordur ve net elektrik alan değişimlerinin kafa derisi üzerine etkileri küçük ve karmaşıktır. Senkron paralel bir dizilimde her bir dipolün işareti aynı olduğu için dipoller beyin kabuğundaki elektrik alanı güçlendirir ve belirginleştirir. Asenkron paralel bir dizilimde dipollerin pozitif ve negatif yüklerinin etkileri birbirlerini iptal ederek küçük güçte bir net elektrik alana ve doğrusal değişimlere yol açarlar [6, 35, 36].

Dipollerin aktiviteleri ile oluşan elektrik alanların kafa derisine doğru hareketi sırasıyla beyin, dura katmanı ve kafatası katmanlarından geçer. Bu katmanlar iletken hacimler ve yalıtkan engellerden meydana gelir. Elektrik alanların beyinden kafa derisine doğru hareketi “Hacim İletimi” ve “Kapasitif İletim” ile açıklanır [20] (Şekil 2.9).



Şekil 2.9. Hacim İletimi ve Kapasitif İletimin temsili gösterimi [23]

Hacim iletimi elektrik alanların beyindeki katmanların içerisinde yayılmasından sorumludur. Hacim iletimi; bir iyon havuzundaki bir yükün, kendisiyle aynı yüklü iyonları itmesi ve itilen iyonların sırayla aynı yüklü diğer iyonları itmesiyle hücre dışı boşlukta ilerleyen bir yük dalgası oluşturmasıdır. Engelsiz bir hacimde yüklü iyon dalgası, bulunduğu hacim içerisine yayılır ve uzamsal özgülüğü az olan aksiyon potansiyeli kademeleri oluşturur. Yük dalgası, bulunduğu hacmin sınırlarına ulaştığında iyonlar hacmi terk edemez ve hacim iletimi gerçekleşmez [20, 35].

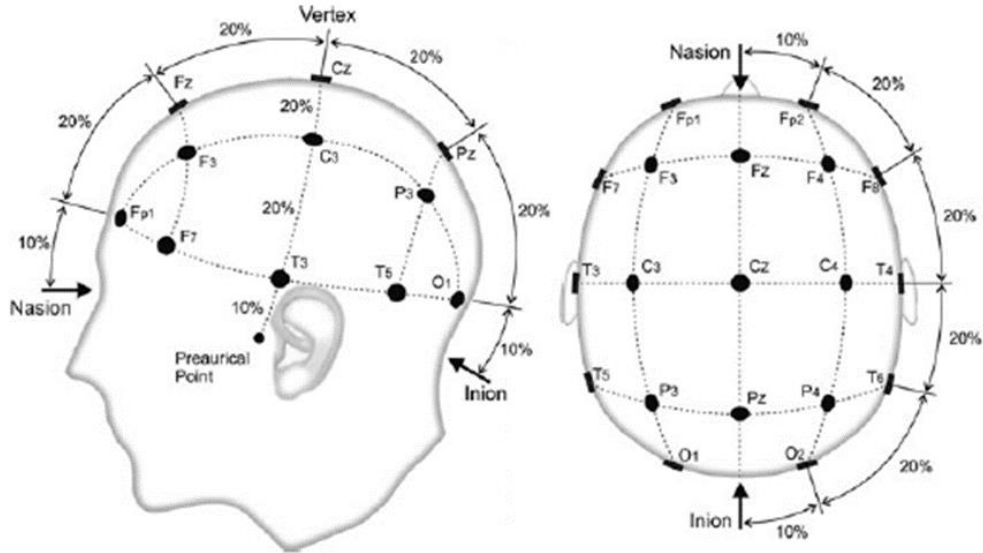
Kapasitif iletim, bir yalıtkan engel ile ayrılmış iki yüklü ortamda gerçekleşen iletimi temsil eder. Yalıtım katmanları iyonların karışmasını önler ve bir yalıtım katmanının her iki tarafında bir yük farkı oluşur. Negatif yüklü iyonlar katmanın bir tarafında ve pozitif yüklü iyonlar diğer tarafta birikir. Katmanlar arasında oluşan yük dengesi; yüklü hacimler arasındaki yalıtım katmanının özelliklerine, hacimlerin büyüklüğüne ve yüklü hacim ile yalıtım katmanı arasındaki mesafeye bağlıdır. Beyinden dura katmanlarına, kafatası katmanlarına, kafa derisi katmanlarına ve elektrot katmanlarına doğru gerçekleşen iletim, bir kapasitör yığımına benzer şekilde yalıtıcı katmanlarla ayrılmış iletken hacimlerde gerçekleşir [20, 35].

2.2.2. Elektroensefalografi ile Ölçülebilir Biyofiziksel Olaylar

EEG sinyalleri, kafa derisi üzerine yerleştirilmiş bir EEG elektrotunun altında bulunan ve EEG elektrotunun yüzeyine dik eksen boyunca paralel olarak dizilmiş piramidal nöron popülasyonlarının uyarıcı ve inhibe edici postsinaptik potansiyellerinin oluşturduğu elektrik alan vektörlerinin cebirsel toplamını ifade eder. Güvenilir olarak EEG'nin sadece etkisi daha uzun süren postsinaptik potansiyelleri ölçebildiği varsayılmaktadır. Aksiyon potansiyellerinin çok hızlı (~ 1 ms) gerçekleşmesinden dolayı kafa derisi üzerine yerleştirilen elektrotlar bu değişimleri algılayamaz. Hücreler arasındaki sinapslarda gerçekleşen elektriksel yükteki değişimi temsil eden postsinaptik potansiyeller ise 200 ms'ye kadar hücre dışı alanda etkisini sürdürür ve ölçülebilir elektrik alan potansiyelleri oluşturur. [37, 38].

EEG ölçüm birimi voltur (mikrovolt, μV) ve belirli bir referans noktasına göre göreceli değerlerdir. Bir elektrottan kaydedilen değer, ölçüm elektrotu ile kafa üzerinde başka bir yere yerleştirilmiş bir referans elektrotu arasında ölçülen ve sabit bir frekansta örneklenen elektrik alan potansiyellerindeki farktır.

EEG ölçümlerinde genellikle çapı 0,4 cm ile 1 cm arasında değişen altın veya gümüş disk elektrotlar kullanılır. Elektrot sayısı ihtiyaca göre değişiklik gösterir. Her kanal için bir ölçüm elektrotu, bir referans elektrotu ve bir de toprak elektrotu bulunur. Referans elektrotları sıklıkla kulak memelerine ve toprak elektrotu genellikle buruna bağlanır. Çift kutuplu ölçümlerde ortak toprak elektrotu kulak memelerine de bağlanabilmektedir. Başın belirli bölgelerinden tutarlı kayıtlar elde etmek için “Uluslararası 10 -10 / 10-20 Sistemi” adı verilen bir standart elektrot yerleşim sistemi kullanılır. 10-10 veya 10-20 elektrot sistemi en çok kullanılan elektrot bölgelerinin eşit mesafelerle konumlandırıldığı bir dizilimi ifade eder. Bu sistemde elektrot yerleşimlerinin etiketleri için elektrot yerleşimlerinin karşılık geldiği beyin bölgelerinin baş harfleri ile başlayan bir adlandırma yöntemi kullanılmıştır. Şekil 2.10’da Uluslararası 10-10 sistemine elektrot yerleşim bölgelerinin konumları gösterilmiştir.



Şekil 2.10. “Uluslararası 10/10 Elektrot Yerleşim Sistemi” ne göre elektrotların konumlarının temsili gösterimi [38].

Sinirsel aktivitelere gerekleŒen dngler kafa derisinde llebilen elektriksel alan salınımlarına yol aar. Beyindeki salınımlar, nronların uyarılabilirliđindeki veya nron poplasyonlarındaki ritmik dalgalanmaları ifade eder. Salınımlar birok uzamsal ve zamansal lekte gzlenebilir ve birok nrobiyolojik olayla iliŒkilendirilmiŒtir [37, 39].

Nronların salınımlarını reten temel fizyolojik mekanizmanın inhibitr (GABAerjik) ara nronlar ve uyarıcı piramidal hcreler arasındaki etkileŒimler ile gerekleŒtiđi dŒnlmektedir. Bir piramidal hcre poplasyonu aktif hale geldiđinde, hcrelerin uyarılmaları birbirlerini uarmaya devam ettike artar. Bu sırada poplasyondaki ara nronlar da aktifleŒebilir ve inhibitr ara nronların aktifleŒmesiyle uyarıcı nronlar inhibe olur. Ara nronların aktivitesi azaldıđında, piramidal hcrelerin uyarılması tekrar artar. Uyarma ve inhibisyon durumları arasındaki bu deđiŒen denge bir salınının temelini oluŒturur. Salınımlar ayrıca tamamen uyarıcı ađlar veya tamamen inhibe edici ađlar tarafından da retilir. Salınımların frekansını, genliđini ve fazını modle eden birok ek faktr vardır [26, 40].

Sinirsel salınımlar birden fazla uzamsal-zamansal aktivitenin birbirleriyle iliŒisini aıklamak iin kullanılır. Sinirsel salınımlarının rolleri hakkında birok grŒ vardır. Bu grŒlerden birisinde; salınımların, farklı beyin alanları arasındaki sinir ađları boyunca bilgilerin birbirine karıŒmadan dinamik olarak ynlendirilmesinde rol oynadıđı dŒnlmektedir. İkinci bir grŒte; salınımların, sinirsel hesaplamaları koordine etmek iin bir i saat mekanizması oluŒturduđu dŒnlmektedir [29].

Salınımların hızı EEG sinyalinin frekansdır. EEG ile llebilir sinirsel aktiveler, karakteristik olarak sınıflandırılmıŒ sınırlı frekans aralıklarında gl salınımlar yapar. Bu salınım frekansları “Geleneksel dalga bantları” olarak adlandırılmıŒtir. izelge 2.1’de Geleneksel Dalga Bantları ve iliŒkili oldukları frekans aralıkları gsterilmiŒtir.

Çizelge 2.1 Geleneksel Dalga Bantları ve ilişkili oldukları frekans aralıkları

Dalga Bandı	Sembol	Frekans Aralığı
Delta	δ	0.1 – 4 Hz
Teta	θ	4 – 7 Hz
Alfa / Mu	α / μ	8-13 Hz
Beta	β	13- 30 Hz
Gama	γ	30 - ~ Hz

Beyin ağları farklı uzamsal boyutlarda bağlantılı aktiviteler gösterir. Mikroskobik ölçekteki aktiviteler, bir veya birkaç nöronun aktivitesini içerir. Bu tip aktiviteler EEG tarafından tespit edilebilir elektrik alanlar üretmezler. Mezoskopik ölçekteki aktiviteler, uzamsal olarak sınırlı bir alanda gerçekleşen nöron popülasyonlarının aktivitelerini içerir. Bu aktiviteler EEG tarafından ancak çok elektrotlu alınan EEG kayıtları ve istatistiksel analizleri içeren bir dizi sinyal işleme yoluyla tespit edilebilir. Makroskopik ölçekteki aktiviteler, büyük nöron popülasyonları içerisinde gerçekleşen aktivitelerdir ve bu tip aktiviteler birkaç elektrotla tespit edilebilen elektrik alan potansiyellerine sahiptir.

EEG sinyalleri farklı beyin süreçlerini yansıtan farklı şekillerde kaydedilebilir. Genel olarak EEG ile kaydedilen beyin aktiviteleri; uyarılmış, indüklenmiş veya spontan olarak sınıflandırılabilir. Kısaca; spontan kaydedilmiş aktivite, herhangi bir uyarının yokluğunda devam eden arka plan beyin aktivitesini ifade eder. Bir sinyalin tanımlayıcı, genlik ve faz (frekans, fazın türevidir) olmak üzere, iki bileşeni vardır. Uyarılmış ve indüklenmiş salınımlar, içsel veya dışsal uyarılmalarla ilişkilidir ve uyarılmalara bağlı olarak belirli bir zamanda gerçekleşir ancak faz ilişkilerinde farklılıklar gösterir.

2.2.2.1. Spontan Aktivite

Beyin, dış uyarılardan girdi olmadığında bile aktiftir. Spontan dinlenme durumu salınımları beyin belirli görevleri yapmaktan ayrıldığında devam eden arka plan aktivitesini ifade eder ve herhangi bir uyarının veya aktivitenin varlığı ile ilişkili değildir.

Bu nedenle dinlenme durumu aktiviteleri olarak adlandırılan salınımlar hiçbir zihinsel aktivitenin gerçekleşmediği durumlarda kaydedilir [26].

2.2.2.2. Uyarılmış Aktivite

Uyarılmış tepkiler bir uyarının başlamasından sonra ortaya çıkar ve ilgili sinyal uyarısına bağlı olarak sabit bir zaman gecikmesiyle ve aynı görüntüyle ortaya çıkar. Bu sebeple bu sinyaller hem zaman hem de faz kilitli sinyaller olarak tanımlanır. Genel olarak uyarılmış tepkilerin örüntüleri, nöronların afferent aktivitesindeki senkron değişikliklerden dolayı sabit bir nöral sistemin dışsal bir uyarana tepkisi olarak kabul edilir [26].

2.2.2.3. İndüklenmiş Aktivite

İndükleniş salınımlar uyarımdan sonra meydana gelir ancak bu tip sinyallerin görüntüleri her zaman aynı değildir ve nöronlar arasında rastgele faz ilişkilerine sahiptir. İndüklenmiş salınımlar, bir iç veya dış olay nedeniyle bir olayın süresi boyunca devam edebilen sinirsel aktivitenin modülasyonu olarak tanımlanabilir. Salınımların frekansı ve genliğinin büyük ölçüde aktif alanın büyüklüğüne bağlı olduğu gösterilmiştir. Genel olarak indüklenen salınımların frekansı ve genliği arasında ters bir ilişki vardır ve salınımların genliği artan frekansla azalır [26, 41].

2.2.3. Olayla İlişkili Potansiyeller ve Olaya İlişkin Eşzamanlılık

Duyusal uyarılma ve motor davranış gibi beyin aktivitelerine eşlik eden korteksin elektriksel aktivitesindeki değişiklikler tipik olarak iki çeşittir. Değişikliklerden biri zaman ve faz kilitlidir (uyarılmış aktivite); diğeri zaman kilitlidir, ancak fazda kilitlenmez (indüklenmiş aktivite) [10]. Bu değişiklikleri analiz etmenin iki yolu vardır.

Olay İlişkili Potansiyeller (OİP), uyarılmış potansiyeller (UP) olarak da adlandırılır, hem zaman hem de fazda kilitli olan (Uyarılmış Aktivite) örüntülerinin hesaplanmasında kullanılır. OİP'ler afferent sinir aktivitesindeki değişikliklere bağlı olarak sinir ağlarının tepkilerini temsil eder ve çoğunlukla duyuşsal uyarıların sinir hücresi popülasyonlarının

aktivitesinde sabit bir zaman gecikmesiyle meydana getirdiği değişiklikler olarak tanımlanır [31].

OİP analizi iki temel varsayımı temel alır:

- (i) Beyinde uyarana bağlı oluşan elektriksel tepki, uyarana göre sabit bir gecikme süresi ile meydana gelir ve her zaman aynı görüntüye sahiptir.
- (ii) Spontan aktiviteler ve gürültü bileşenleri, aktivite sinyali üzerinde gürültü görevi yaparlar ve rastgele dağılımlara sahiptir. Bu sebeple bir zaman noktasında ölçülen sinyal aşağıdaki denklemdeki gibi gösterilebilir.

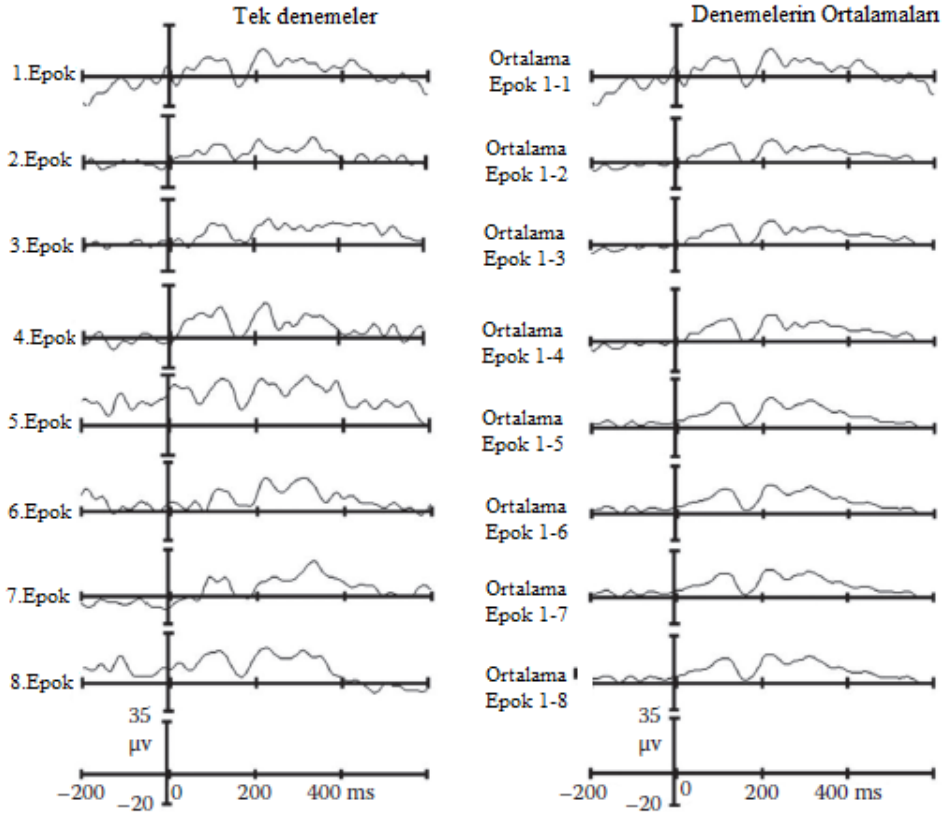
$$x_j(k) = S_j(k) + n_j(k) \quad (2.5)$$

Denklem 2.5'te, $x_j(k)$ j. deneme ve k. zaman noktasında alınan elektrot ölçüm değeridir. $S_j(k)$ ve $n_j(k)$ aynı noktadaki aktivite ilişkili sinyali ve aktivite ilişkisiz gürültü sinyalini temsil eder. $S_j(k)$ ve $n_j(k)$ bilinmeyen sinyal bileşenleridir. Ancak (i) numaralı varsayım nedeniyle denemeler arasında aynı zaman noktasında ortalama alındığında, aktivite sinyali sabit bir görünüme sahip olurken; (ii) numaralı varsayım nedeniyle gürültü sinyali rastgele dağılımı sebebiyle sifıra yakınsayacaktır. Böylelikle deneme sayısı arttıkça sinyal/gürültü oranı oldukça büyük sinyal elde edilmiş olur (Şekil 2.11).

$$\overline{x(k)} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (s_j(k) + n_j(k)) \cong \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (s_j(k)) \quad (2.6)$$

Ortalama alma işlemi sonrasında elde edilen sinyalin genliği her bir denemede alınan sinyallerin genliklerine göre daha küçüktür. Bunun nedeni genellikle daha büyük genliğe sahip olma eğiliminde olan rastgele dağılıma sahip faz kilitli olmayan aktivitenin ortalama alma sırasında elenmesinden dolayıdır. Denklem 2.6'da, eğer gürültü 0 ortalamalı rastgele bir süreç ise aktivitenin sonsuz denemeleri ile elde edilen sinyallerin ortalaması gerçek sinyale (gürültüsüz sinyale) eşit olacaktır. Fakat gerçek dünyada sonsuz sayıda deneme yapabilme ihtimali olmadığı için sinyalin varyansı olarak tanımlanan bir gürültü bileşeni vardır. Denklem 2.7'de σ^2 ifadesinin karakökü bize standart sapma sonucu verir.

$$\sigma^2(x) = \frac{\sigma^2(x) + \sigma^2(x)}{N} \quad (2.7)$$



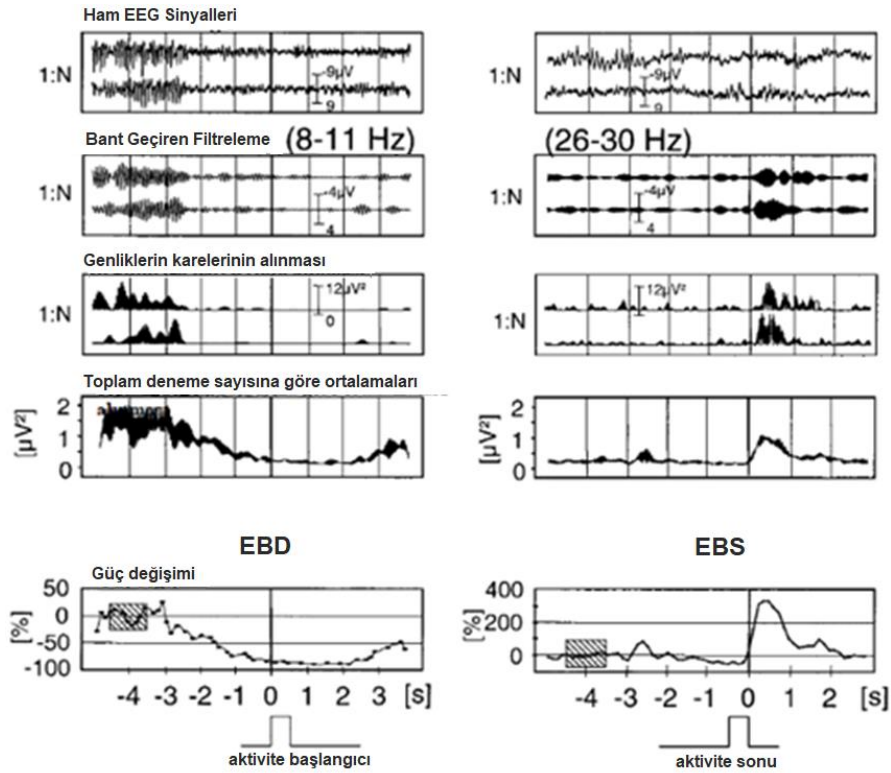
Şekil 2.11. Olayla İlişkili Potansiyeller’in hesaplanmasında ortalama alma işlevi ile elde edilen sinyal bileşenlerinin gösterimi [42].

Olaya İlişkin Eşzamanlılık, indüklenmiş aktivite davranışı gösteren nöron popülasyonlarının senkronizasyonlarındaki bir azalmaya veya bir artışa bağlı olarak gerçekleşen değişimleri temsil eder. Azalma durumu “Eyleme Bağlı Desenkronizasyon (EBD)” ve artma durumu “Eyleme Bağlı Senkronizasyon (EBS)” olarak adlandırılır [32-34]. EBD / EBS, EEG'nin frekans bileşenlerini kontrol eden ana nöronlar ve ara nöronlar arasındaki lokal etkileşimlerin aktivitesini temsil eder. İndüklenmiş potansiyellerin sinyal örüntüleri EEG ölçümlerinde frekansa özgü değişimler olarak ortak çıkar ve ilgili frekans bantlarındaki güç azalması veya güç artışları şeklinde görülür. Bu tip değişiklikler zaman kilitlidir ancak faz kilitli değildir ve rastgele faz ilişkileri sebebiyle, OİP hesaplamasında olduğu gibi, basit ortalama alma tekniği ile doğrudan hesaplanamaz.

Pfurtscheller [43] çoğunlukla birbirine zıt olarak çalışan EBD ve EBS örüntülerinin zaman alanında bir görüntüsünü oluşturmak için aşağıdaki 4 adımı içeren klasik bir yöntem tanımlamıştır:

- i. Olayla ilgili tüm denemelerin bant geçiren filtreler ile filtrelemesi;
- ii. Zamana bağlı güç spektrumlarını elde etmek için zamana bağlı genlik spektrumlarının karesinin alınması;
- iii. Tüm denemelerdeki güç spektrumlarının ortalamasının alınması;
- iv. Verileri üzerindeki değişkenliği azaltmak için belirlenen zaman pencereleri ile hareketli ortalamaların hesaplanması (isteğe bağlı);
- v. EBD / EBS için yüzde değişim değerleri, her bir zaman noktasında seçilen frekans bandındaki güç değerleri ($A(t)$), referans periyodunun (R) ilgili frekans bandındaki ortalama gücüne göre yüzde değişimi olarak denklem 2.8 ile hesaplanır. (Şekil 2.12).

$$\%ERDS(t) = 100 \times (A(t) - R) / R \quad (2.8)$$

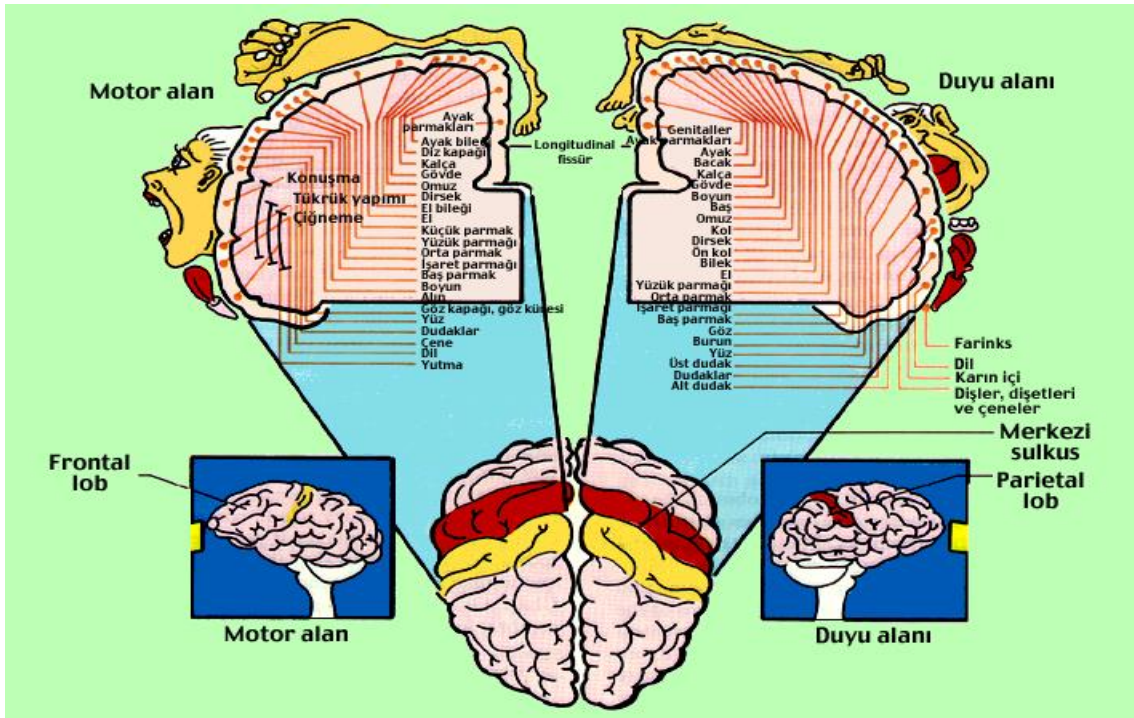


Şekil 2.12. Alfa ve Beta Bandında gerçekleşen Olayla İlişkili Eşzamanlılık (İndüklenmiş Potansiyeller) salınımlarının hesaplanması [44]

2.3. Motor İmgeleme ve Sensörimotor Ritimler

Sensorimotor ritimler, beynin motor korteksinde gerçekleşen ve motor hareketlerle ilişkili kararları içeren süreçleri tanımlayan salınımlardır. Sensörimotor ritimlere (SMR) dayanan Beyin Bilgisayar Arayüzleri, uzuv hareketinin gerçekleştirilmesinin veya hayal edilmesinin sensörimotor korteks üzerine kaydedilen ritmik aktivitede değişikliklere yol açtığına dair geniş bir literatüre sahip olması sebebiyle BBA araştırmalarında oldukça popülerdir. Bugüne kadar çoğu SMR araştırması EEG kullanılarak gerçekleştirilmiştir [3, 5, 36].

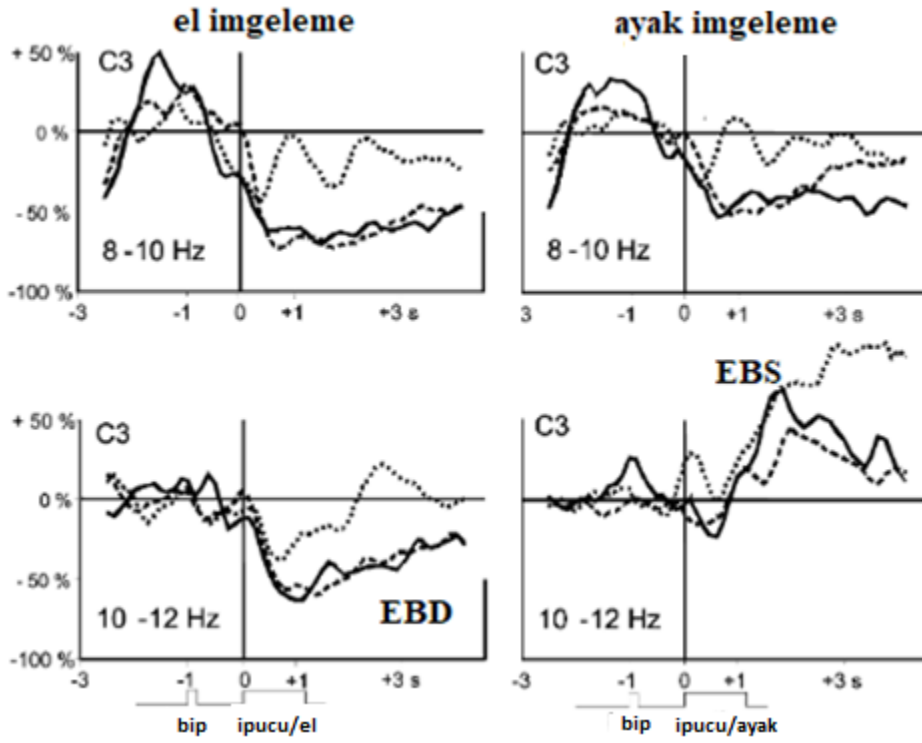
SMR kaynaklı elektrik ve manyetik alan salınımları sensörimotor korteksler üzerinde uzuvlara göre spektral ve uzamsal özgülüğe (somatotopik) sahiptir. Homunkulus haritası (Şekil 2.13), her bir uzuva ait aktivitelerin işlendiği bölgeleri temsil eder ve homunkulus üzerinde her bir uzuv için karar verici süreçlerin gerçekleştiği alanlar uzamsal olarak farklı bölgelere ve farklı büyüklüklere sahiptir [45].



Şekil 2.13. Uzuvların işlendiği bölgelerin homunkulus üzerinde dağılımları [45].

Sensörimotor ritimler indüklenmiş aktivite salınımlarıdır ve mü ile merkezi beta bandında gerçekleşen “Olaya İlişkin Eşzamanlık” örüntüleri olarak tanımlanan iki önemli salınıma sahiptir. EBD ve EBS salınımları ile beynin farklı hareket türlerini nasıl işlediğini açıklanır. Motor kortekste gerçekleşen EBD ve EBS örüntülerinin nörofizyolojik kökenleri, taloma-kortikal (talamus ve korteks) ve kortiko-kortikal (korteks içi) bağlantılarında bulunan sinir ağlarının aktiviteleriyle ilişkilendirilmiştir. Kortikal nöronların yaklaşık % 85'i uyarıcı, % 15'i inhibitör olarak görev yapar. Talamo-kortikal bağlantılarda duyuusal veya bilişsel bilgilerin işlenmesinde veya motor davranışların üretilmesinde rol oynayan aktif kortikal alanların elektrofizyolojik eşgüdümlemesi düşük genlikli EBD aktivitesi olarak açıklanır. Sinir ağlarında gerçekleşen bu genlik azalmasının (inhibasyon); sinir ağlarının enerji ihtiyaçlarının düzenlenmesi, uyarıcı süreçlerin sınırlanması veya kontrolü ve bir bellek işlemesi sırasında sinir ağlarının ilişkisiz kısımları için engelleyici etkileri olduğu öne sürülmektedir. Sinir ağları içerisinde bilginin aktif bir şekilde işlenmesinin düşük genlikli aktivitelere sebep olduğu varsayılır. EBS örüntüsü ise bilginin işlenmesi sonrasında kortikal nöronlardaki senkronizasyonun (işbirliğinin) yeniden sağlanmasını sağlayan uyarıcı süreçleri açıklayan yüksek genlikli aktiviteler olarak açıklanır [20, 36, 38, 46].

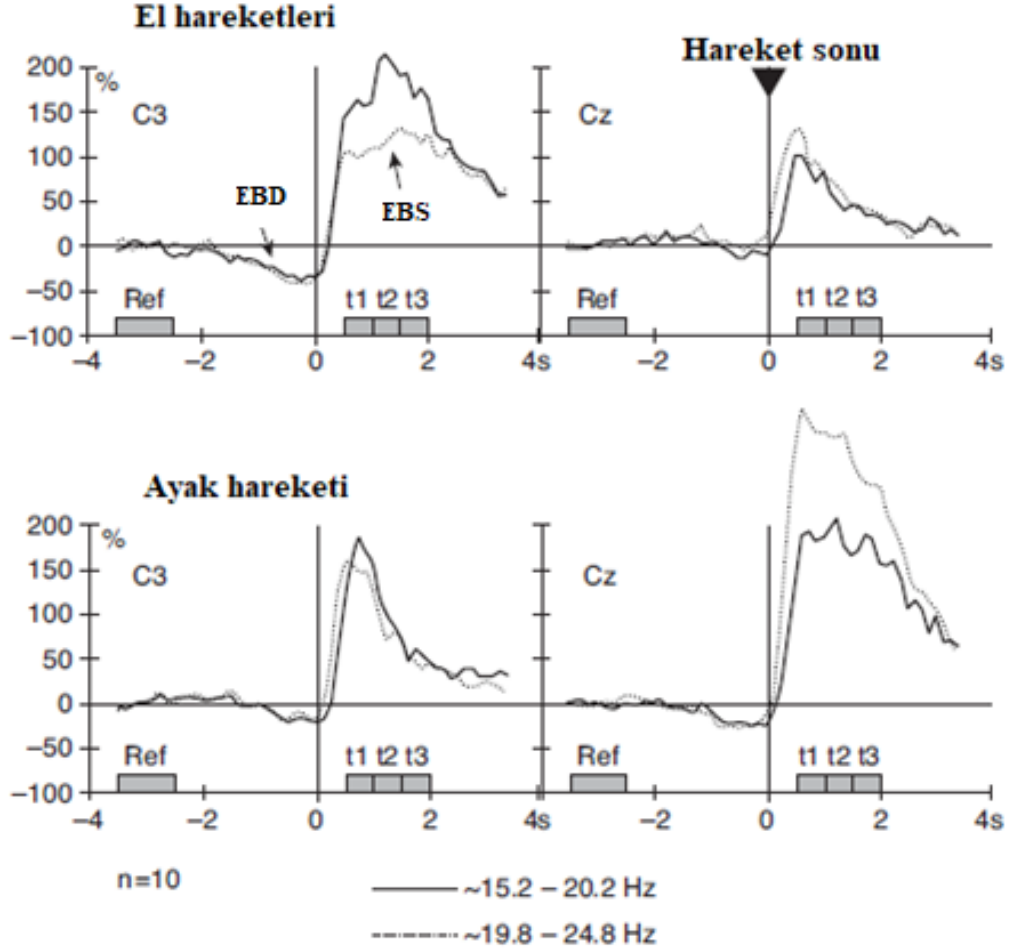
Sinir ağlarının alfa bandında gerçekleştirdiği tutarlı aktivitelerinin aktif bir bilgi işlemenin gerçekleşmediği spontan durumları ve engelleyici etkiyi yansıttığı düşünülmektedir. Genlik düşüşü olarak gerçekleşen EBD salınımlarının genliklerinin değişimindeki artış veya uzamsal olarak daha geniş bir alanda görülen EBD salınımları, bilgi işlemeye katılan sinir ağları popülasyonlarının sayılarındaki artışa bağlanmıştır. Alfa bandında (8-13 Hz) gerçekleşen EBD salınımlarını iki farklı şekilde tanımlanmıştır. Düşük frekanslı μ - EBD ritimleri (8-10 Hz) uzamsal ve fonksiyonel olarak düşük özgüllüğe salınımlardır ve motor davranışların tamamına yakınında ve tüm sensörimotor korteks üzerinde yaygın olarak gözlemlenebilmektedir. Bu salınımların genel motor hareketlerin hazırlanması ve dikkat süreçlerini yansıttığı düşünülmektedir. Yüksek frekanslı μ -EBD ritimleri (10-13 Hz) ise topografik olarak sınırlı alanlarda ve göreve özgü olarak gerçekleşir (Şekil 2.14). Hareketlerin kavranması ve hareket sırasının öğrenilmesi ile EBD salınımlarında güç değişimlerinin arttığı gözlemlenmiştir. EBD salınımları aynı zamanda beta bandında da görülebilir ancak alfa bandında görülen genlik düşüşleri daha belirgin değişimler gösterir (Şekil 2.16a) [41, 47-49].



Şekil 2.14. Düşük ve yüksek frekanslı μ - EBD ritimleri [47]. Sol taraftaki grafikler C3 elektrot bölgesinde el imgeleme aktivitesine bağlı olarak oluşan düşük ve yüksek μ - EBD ritimlerini; sağ taraftaki grafikler ise C3 elektrot bölgesinde ayak imgeleme aktivitesine bağlı olarak gerçekleşen μ - EBD ritimlerini gösterir. Düşük frekanslı μ - EBD ritimleri her iki imgeleme aktivitesinde de görülmüştür ve uzamsal olarak göreve özgüllüğü yoktur. Ancak sağ el hareketi homunkulus üzerinde beynin sol yarım küresinde C3 elektrotu çevresinde işlenen aktivitelerdir ve yüksek frekanslı μ - EBD ritimleri yalnızca el hareketine karşılık bir EBD genlik düşüşü göstermiştir. Yüksek frekanslı μ - EBD ritimleri çoğunlukla göreve özgü uzamsal özgüllüğe sahiptir.

SMR ritimler ayrıca sensörimotor olaylarla ilişkili olarak artabilir ve genlik artışı çok sayıda sinir ağının işbirliğine dayanır. Buna “Eyleme Bağlı Senkronizasyon (EBS)” denir. Somatosensöriyel uyarılma ve motor davranışlar için beta bandı EBS salınımları, β -sıfırlanma fonksiyonu olarak adlandırılır ve bu salınımların uzamsal özgüllüğe sahip olduğu belirtilmiştir. Sensörimotor korteksin orta merkezli alanları, lateralize sensörimotor alanlara göre daha düşük frekanslarda özgüllük göstermektedir. Örneğin Şekil 2.15’de el temsil alanı için 16-20 Hz ve tepe noktasına yakın orta merkezli alan için

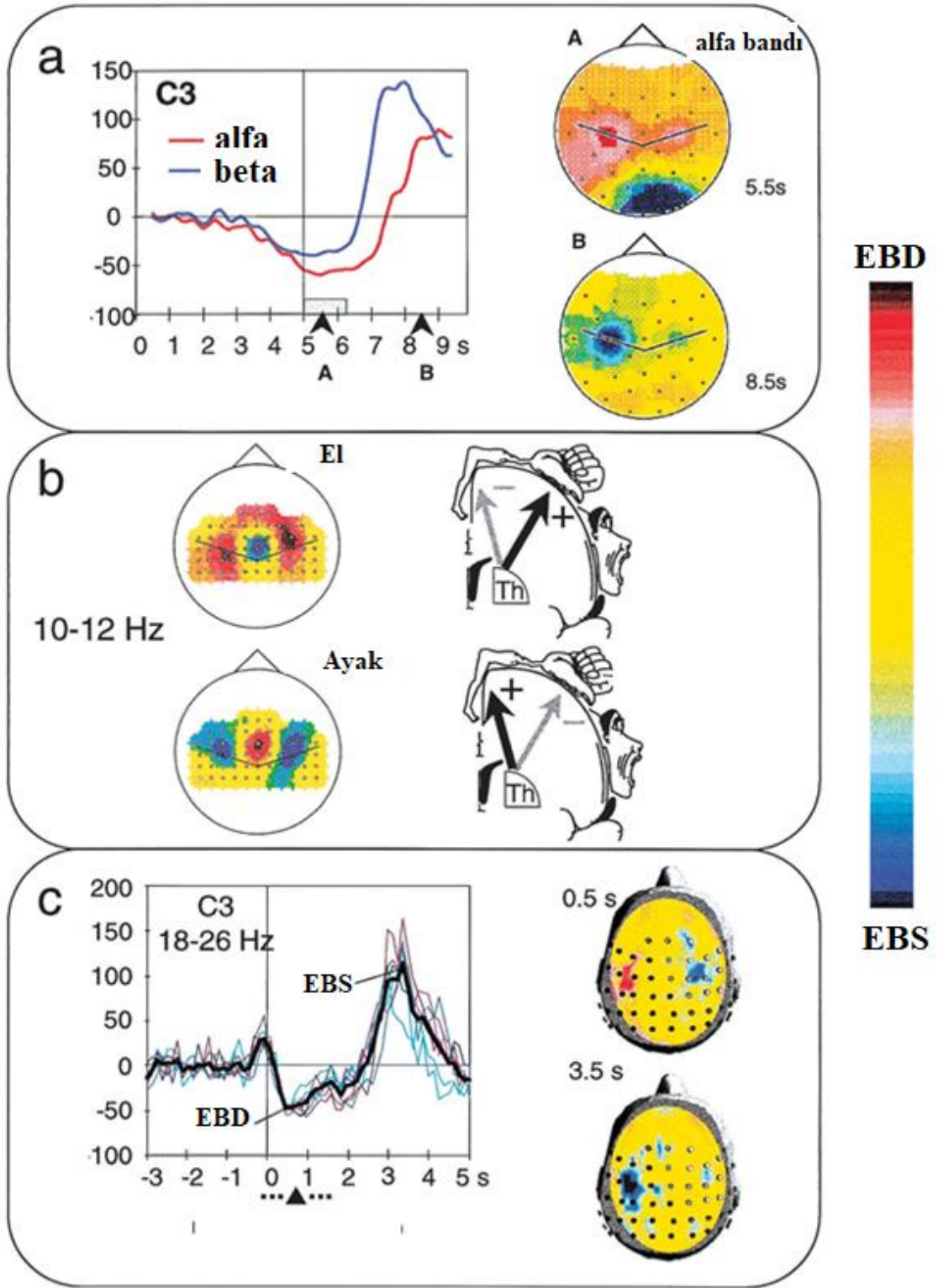
20–24 Hz frekans bileşenleri gösterilmiştir (Şekil 2.15). Motor aktivite sonrası motor kortekste indüklenen beta genlik artışları için yaygın bir görüş, β -EBS üreten ağların yüksek düzeyde aktifleştirilmiş bir durumdan inhibe edilmiş bir duruma geçişini temsil ettiği yönündedir. [41, 48, 50-53].



Şekil 2.15. Yanal ve Orta Merkezli Homunkulus bölgesi kaynaklı aktivitelerde EBS salınımları [52]. El (üstteki grafikler) ve ayak (alttaki grafikler) hareketleri için 15-20 Hz ve 20-25 Hz bandında C3 ve Cz elektrotlarına ait EBS ritimleri gösterilmiştir. Homunkulus üzerinde yanal bölgelerde bulunan el alanı için EBS ritmine ait aktif beta bandı 15-20 Hz arasında baskın aktivite gösterirken, Homunkulus üzerinde orta bölgede temsil edilen ayak hareketi için aktif frekans 20 – 25 Hz aralığındadır. Aktif oldukları bölgeler el hareketi için C3 ve ayak hareketi Cz elektrot bölgeleridir ve uzamsal özgüllüğe sahiptir.

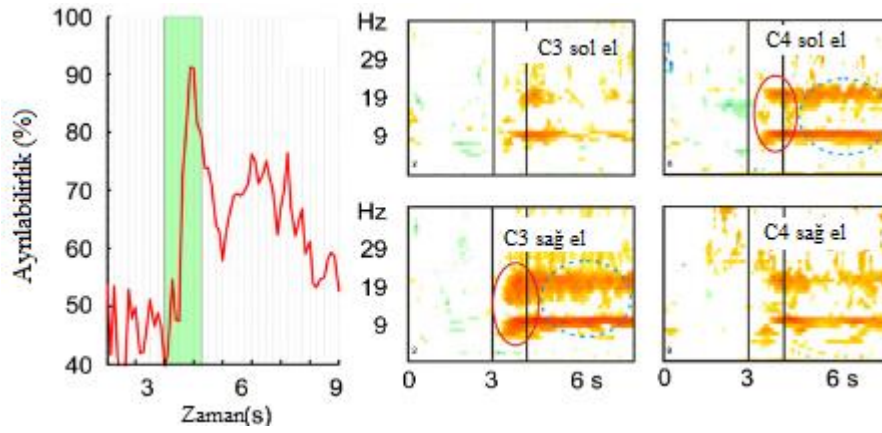
Hareketin yürütülmesi, hayal edilmesi veya aynalanması merkezi beta ve mü bandında gerçekleşen sensörimotor ritimleri güçlü bir şekilde etkiler. Sensorimotor kortikal alanlarda bulunan aktivite örüntülerinde gerçek hareket ve hareket görüntüleri güçlü benzerlikler gösterir [54]. Bu benzer örtüşen örüntüler, sinir ağlarının farklı motor görevlerde yer aldığı, şeklinde açıklanır ve bu açıklama, motor görüntülerin hareket hazırlığı ve gerçekleştirilmesinin aynı beyin yapıları aracılığıyla gerçekleştirildiği, açıklamasını desteklemektedir. Motor imgeleme davranışı, herhangi bir motor çıktısı olmadan bir motor hareketin hayal edilmesidir ve EEG ölçümlerindeki EBD ve EBS salınımları, lokalize bölgelerde ve özgül frekanslar ile tanımlanmıştır [55-57]. Jasper ve Penfeld [58] tarafından yapılan klinik çalışmalarla SMR EBD'nin motor görüntülerle ve gerçek hareketle ilişkili olduğunu göstermiştir. Gastaut [59], kesilmiş uzuvları olan deneklerin, eksik uzuvlarını hareket ettirdiğini düşündüklerinde gözlemlenen μ -EBD salınımlarını raporlamıştır. Hareketin gözlemlenmesi (aynalanması) sırasında mü ve beta frekans bandındaki sensörimotor beyin ritimlerinde EBD/EBS değişimleri görülmüştür ve bu durum insan ayna nöron sisteminin aktivitesine bağlanmıştır. Bu sistem, gözlemlenen eylemin içsel bir simülasyonunu yürüten bir “eylem gözlem-yürütme eşleştirme sistemi”, olarak tanımlanmıştır. Bu araştırmalar bir hareketin hem gözlemlenmesinde hem de yürütülmesinde aktif olan ayna nöronlarının makak maymunları üzerinde keşfiyle başlamıştır [56].

Belirli bir sensörimotor olaya ilişkin lokalize μ -EBD ritimleri komşu kortikal alanlarda artan senkronizasyon (β -EBS) ile birlikte gerçekleşebilir. Bu antagonistik davranışlar Lopes da Silva [38] tarafından “yerel EBD/çevreleyen EBS” terimi ile tanımlanmıştır (Şekil 2.16b). Yerel EBD / çevreleyen EBS ifadesi, davranışla doğrudan ilişki olmayan diğer sinir ağı alanlarının engellenmesinde görev yapan belirli bir sensörimotor alt sisteme ait bir mekanizmanın varlığı, olarak yorumlanmıştır [60-63].



Şekil 2.16. (a) Alfa ve beta bandı EBD/EBS salınımları. (b) El ve ayak hareketlerinin imgelemesinde yerel EBD/çevreleyen EBS ifadesinin topografik gösterimi. (c) 18-26 Hz sağ el imgeleme aktivitelerinin EBD/EBS görüntüleri [44].

Sensörimotor ritimlerin bazı kısa zamanlı beyin durumlarına da sahip olduğu gözlemlenmiştir. Kısa zamanlı bir beyin durumu, elektriksel potansiyellerde uyarana karşı 1 s'lik bir zaman penceresi içerisinde oluşan tepkiler olarak tanımlanır. SMR'lar üzerine yapılan bir çalışmada; motor korteksin uyarının başlamasından 60-80 ms sonra, hedefin ortaya çıkmasıyla tetiklenen olaylar zincirine girdiğini ve hedeflenen harekete yol açtığını belirten “eşleştirme süreci” hipotezi, açıklanmış ve ilk uyarılmadan itibaren sonraki ilk saniye içerisinde uyarılmadan yaklaşık 300 ms sonra başlayan net bir başlangıç ayrılabilirlik zirvesi rapor edilmiştir (Şekil 17). İlk kısa süreli ayrılabilirlik zirvesi, EEG sinyalleri ile incelenen görüntü görevlerinde yaklaşık 500-800 ms uzunluğundaki küçük bir zaman aralığında farklı uzamsal-zamansal örüntüler gösterdiği düşünülmektedir. Bu erken ayrılabilirlik zirvesi, somatotopik olarak özgül EBD örüntülerinin bir ipucu işaret uyarıcısı ile indüklenebildiği, şeklinde yorumlanmıştır. Bu sürecin bilinçsizce gerçekleştiği ve görsel işaret tarafından tetiklenen belirli bir motor belleğinin imgeleme sürecinde önceki deneyimlerin hatıralarının rol oynadığı, öne sürülmüştür. [74].



Şekil 2.17. İmgeleme başlamadan önce bilinçsizce gerçekleşen ilk ayrılabilirlik zirvesi [74].

2.3.1. Motor İmgelemeye Dayalı BBA Çalışmaları

Bazı başarılı motor imgelemeye dayalı BBA çalışmaları belirli frekanslardaki EEG potansiyelleri salınımları olarak ortaya çıkan özgül beyin ritimlerini kontrol etmeyi amaçlamıştır. Yaygın bir çalışma örneği, EEG elektrotlarından elde edilen sinyallerin imgeleme aktivitelerine bağlı alfa bandındaki güç değişimlerinin sınıflandırılması ile her

bir deęişim bilgisayar ekranındaki bir imlecin hareketi ile eşlenerek imlecin istenen yönde hareket ettirilmesini hedefler. Deneklere belirli bir hareket türünün (örneğin, bir eli açıp kapatarak) hayal edilmesini içeren belirli bir eğitim süreci uygulanarak mü bandı gücünün denekler tarafından istemli olarak modüle edilmesinin öğrenilmesi ve imlecin kontrol edilmesinin sağlanması amaçlanır. Temel fizyolojik dayanağı sinirsel popülasyonlar düzeyinde koşullanmayı gerçekleştirmektedir [33, 64, 65].

Sensörimotor salınım potansiyellerinin kontrolüne dayanan ilk çalışma Wadsworth BBA grubu tarafından geliştirilmiştir. Bir imleci ekranın ortasından üst veya alt kenarda bulunan bir hedefe taşımak için EEG'de μ -EBD ritmini kullanılması amaçlanmış ve bu amaç için 4 denek eğitilmiştir. Ölçümler 10-20 sistemindeki C3 konumunun 3 cm önüne ve arkasına yerleştirilmiş 2 EEG elektrotu ile çift kutuplu ölçüm yöntemi kullanılarak kaydedilmiştir ve mü ritminin gücü (9 Hz'de gücün kare kökü olarak) her 333 ms.'lik zaman dilimi için frekans analizi kullanılarak hesaplanmıştır. Hesaplanan değerler, önceden belirlenen 5 genlik seviyesiyle karşılaştırılmıştır. Büyük mü ritmi genlikleri yukarı imleç hareketine ve küçük mü ritmi genlikleri aşağı imleç hareketi ile eşlenmiştir. Kullanıcılara göre deęişen birkaç haftalık eğitim süreci sonucunda denekler arasında deęişen %80-95 arasında başarı oranı ile ortalama 3 saniye içerisinde hedefleri vurabilmişlerdir. Ayrıca eğitim sürecinin sonlarına doğru denekler, herhangi bir görüntüleme stratejisine ihtiyaç duymadan mü ritimlerini kontrol edebilmeyi öğrendiklerini, belirtmişlerdir [64].

Bir dięer çalışma, deneklerin iki boyutlu imleç hareketini bir önceki çalışma ile aynı yaklaşımı kullanarak ancak çift kutuplu iki EEG kanalı ile kontrol edebildiklerini göstermiştir. Çift kutuplu elektrotların (sol ve sağ yarımküre kanalları için; 10/20 elektrot sistemine göre FC3 / CP3 ve FC4 / CP4, referans Cz) mü bandının genlikleri yukarı - aşağı ve sol - sağ imleç hareketlerine eşlenmiştir. Sınıflandırmada, sol ve sağ genliklerin toplamının dikey imleç hareketine, farkları yatay imleç hareketine eşlendięi doğrusal bir işlem uygulanmıştır. Deneklerin performansını optimize etmek için 6-8 haftalık bir eğitim süreci uygulanmıştır ve ortalama %75 oranında sınıflandırma performansı elde edilmiştir [65].

Berlin Beyin-Bilgisayar Arayüzü (BBCI) projesi, gelişmiş özellik çıkarma ve makine öğrenme teknikleri ile kullanıcıların kapsamlı bir eğitim almadan cihazların kontrolünün gerçekleştirilebileceğini göstermiştir. Blankertz, Müller ve ark. [33] tarafından yapılan çalışmada, 14 denek ile üç tür motor imgeleme (sol el görüntüleri, sağ el görüntüleri veya ayak görüntüleri) içerisinde kullanıcıların seçtiği ikisi kullanılarak gerçekleştirilen tek boyutlu bir imleç kontrolü denenmiştir. Belirli bir frekans bandındaki güç varyanslarının imgeleme sınıfları ile ilişkilendirilen büyüklerinin belirlenmesine yönelik başlangıçta uygulanan bir kalibrasyon aşaması ile her bir denek için sınıflara göre iki tür özellik vektörü hesaplanmıştır. Seçilen frekans bandı sinyalleri (55 elektrottan elde edilmiştir) Genelleştirilmiş Özdönüşüm temelli Ortak Uzamsal Örüntüler yöntemi ile öğrenilen filtreler kullanılarak uzamsal olarak filtrelenmiştir. Her denek için 2 ile 6 bileşen seçilecek şekilde boyut düşürme uygulanarak özellik vektörü tanımlanmıştır. Sınıflandırma için, doğrusal bir sınıflandırıcı (LDA) kullanılmıştır. Sınıflandırıcının çıktısı, ekranın sol veya sağ kenarına yerleştirilen bir hedefi vurmak için imleci sola veya sağa hareket ettirmek için kullanılmıştır. İlk BBA oturumunda 14 eğitimsiz denekten 8'inde %80'den büyük, 4 katılımcıda %70 - %80 arası, bir denekte %50, bir denekte ise hiçbir örüntü bulunamamıştır. Bu sonuçlara göre, sinyal işleme ve makine öğrenimi tekniklerinin uygun şekilde kullanılmasının doğru EEG tabanlı kontrol elde etmek için uzun süreli eğitim ihtiyacını iyileştirebileceği şeklinde yorumlanmıştır [33].

3. HESAPLAMALI ÇALIŞMALAR

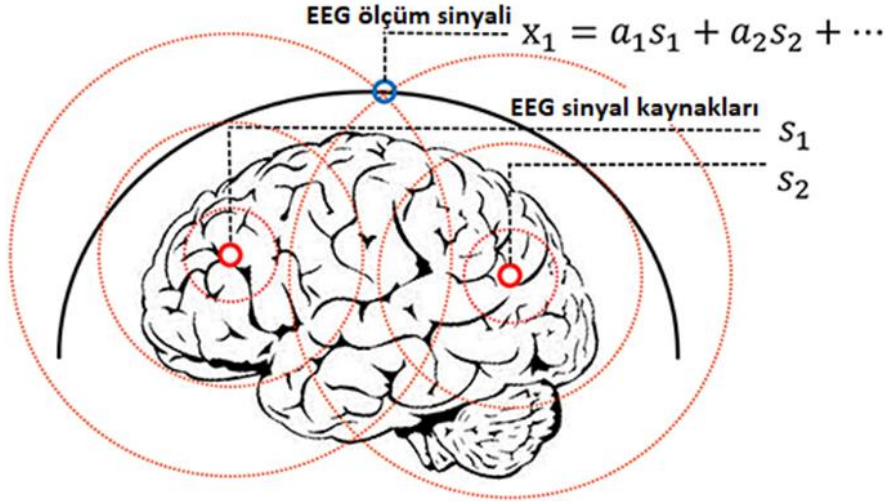
Tezin bu aşamasında, lokalize düşük genlikli motor imgeleme aktivitelerinin, kaydedilen uzamsal çözünürlüğü düşük EEG verileri içerisine gizlenmiş örüntülerinin belirlenmesinde ve sınıflandırılmasında uzamsal filtrelerin kullanılmasının etkilerinin incelenmesi amaçlanmıştır. Bu aşamada çok elektrotlu (çok boyutlu) EEG kayıtları içeren motor imgeleme aktivitelerine yönelik BBA çalışmalarında kullanılan veri setlerine dört farklı yaklaşımla tasarlanan uzamsal filtreler (Ortak Ortalamaya Referanslama, Temel Bileşenler Analizi, Kör Kaynak Ayırma ve Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımlarına dayalı uzamsal filtreler) uygulanarak motor imgeleme aktivitelerinin sınıflandırılması için kullanılan bir doğrusal sınıflandırıcının başarımlarını iyileştirecek uzamsal filtrelerin belirlenmesine odaklanılmıştır. Uzamsal filtrelerin amacı, farklı aktivite sınıflarına ait sinyal örüntüleri için sınıflandırma performansını iyileştirecek özellik vektörlerine ulaşmaktır.

3.1. Doğrusal Uzamsal Filtrelere Genel Bakış

Beyinde bulunan sinir ağları popülasyonları işlevsel olarak birçok duyuşsal, motor, bilişsel ve duygusal süreçlerle ilişkilidir ve sinir ağları popülasyonlarının aktiviteleri ile zamansal ve uzamsal olarak farklı büyüklüklerde birçok elektrik alan değişimleri meydana gelir.

Bir sinir ağının aktivitesi, aktif evrede olmadığı durumlar da dahil olmak üzere sürekli olarak elektrik alan salınımları üretir. Mezoskopik ve makroskopik ölçekte düzenlenmiş sinir ağları popülasyonlarının elektrik alan salınımlarının bir kısmı hacim iletimi yoluyla kafa derisine doğru yayılır ve kafa derisinin üzerine yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla ölçülebilir elektriksel potansiyel değişimleri oluşturur. Farklı süreçlerle ilişkili sinir ağlarının eşzamanlı olarak ürettikleri elektrik alanlar, hacim iletiminin etkisiyle uzamsal olarak daha geniş alanlara yayılır ve bu elektrik alanların kaynakları farklı uzamsal bölgelerde olmasına karşın kafa derisi yüzeyinde birbirine karışmış elektrik alan potansiyelleri değişimlerine neden olurlar (Şekil 3.1). Bu nedenle EEG cihazlarıyla yapılan ölçümlerin uzamsal doğruluğu düşüktür ve bir EEG elektrotundan kaydedilen sinyaller sadece bu elektrotun hemen altındaki nöronlardan gelen aktiviteyi yansıtmaz; birçok beyin bölgesinde oluşan karmaşık bir aktivite karışımını yansıtır. Bir beyin bölgesi

aktivitesinin her bir EEG elektrotundan kaydedilen sinyale katkısı, kafatasının anatomik yapısına ve sinir ağlarının ölçüm anındaki aktiflik durumlarına bağlıdır [6, 66].



Şekil 3.1. Beyindeki sinyal kaynaklarının elektrik alanlarının kafatası yüzeyinde doğrusal olarak karışmasının temsili gösterimi [66]

BBA çalışmaları, gerçek zamanlı olarak bir cihazın kontrolü üzerine yapılan çalışmalardır. Bu sebeple motor imgeleme ile ilişkili beyin aktivitesinin tek bir denemede beynin devam eden arka plan aktivitesinden (spontan beyin aktivitesinden) ayrıştırılarak sınıflandırılması için iyi bir sinyal/gürültü oranına sahip lokalize bilgi elde etmek önemlidir. [67]. Motor imgeleme aktiviteleri ile oluşan EBD ve EBS ritimleri, farklı denekler üzerinde benzer değişiklikler göstermesine karşın bazı çalışmalarda beklenen değişiklikleri göstermeyen denekler de gösterilmiştir [68]. Aynı zamanda motor imgeleme aktivitelerin salınımları incelendiğinde, EBD ve EBS örüntülerinin en iyi tanımlandığı frekansların denekler arasında çeşitlilik gösterdiği belirtilmiştir [68]. Motor imgelemeye dayalı BBA sistemleri, bir uyarana bağlı olmadan içsel bir zihinsel davranışı kullandığından ve genellikle bu tip davranışların kontrol edilmesi bir öğrenme (koşullanma) sürecine bağlı olduğundan insan beyinleri arasındaki farklılıkların bu tip BBA sistemlerinin tasarlanmasında göz önüne bulundurulması gerekir. Bir BBA kullanıcısının böyle bir BBA cihazını kullanabilmesi için kontrol sinyallerini istemli olarak güçlü bir şekilde üretebilmeyi öğrenmeye çalışırken, BBA cihazının da her kullanıcı için özelleştirilmiş bir özellik çıkartma ve sınıflandırma algoritmasına sahip olması önemlidir [68, 69].

EEG kullanılarak gerçekleştirilen BBA çalışmaları, çoğunlukla birden fazla elektrot ölçümünün kullanıldığı çok boyutlu zamansal verilerden oluşur. Uzamsal filtreleme teknikleri, çok boyutlu olarak kaydedilen sinyal verilerine bazı yaklaşımlar uygulayarak elektrot ölçümleri içerisindeki gizlenmiş aktivite örüntülerinin sinyal kaynaklarına yönelik verilerde iyileştirmeyi amaçlar. Uzamsal filtreleme ile elektrot sinyalleri içerisinde gözlemlenmesi zor olan aktivite kalıplarının tanımlaması için ağırlıklı elektrot aktivitesi kombinasyonlarını kullanılır. Ağırlıklar; istatistiksel olarak veya beyin yapısının anatomik özellikleri kullanılarak belirlenir ve çok kanallı verilerde yerleştirme, zihinsel aktiviteye ilişkin sinyal kaynaklarının belirlenmesi (topografik lokalizasyon) veya ön işleme aşaması için artefaktların tespiti açısından verileri yönlendirerek yapay bir şekilde yeniden oluşturulmasında kullanılır [70, 71].

Dönüşüm sonucu elde edilen sinyal bileşenlerinin uzamsal dağılımlarını göstermek için topografik haritalar kullanılır. Topografik lokalizasyon, araştırılan aktivite için en büyük etkiyi gösteren elektrotların tanımlanması anlamına gelir. Topografik lokalizasyon aktivitenin o elektrotun hemen altındaki sinir ağı popülasyonları tarafından üretildiği anlamına gelmez ancak o bölgenin aktiviteyle ilişkili daha büyük değişimler ürettiğini istatistiksel olarak ifade eder [6].

Uzamsal filtreme yaklaşımı temelde iki varsayıma dayanır [72, 73]:

- i. Beyinde farklı sinirsel kaynaklar farklı uzamsal-spektral-zamansal özelliklere sahiptir.
- ii. Beyinde farklı sinirsel kaynakların aktiviteleri eş zamanlı olarak gerçekleşir ve doğrusal olarak birbirine karışır.

EEG ile yapılan ölçümlerde kullanılan elektrot sayısı uzamsal çözünürlüğü belirler ve her bir elektrot bir boyut olarak adlandırılır. (ii) numaralı varsayıma göre bir elektrottan alınan ölçüm, birçok farklı sinirsel kaynaktan gelen aktivitenin farklı katsayılarla çarpımının cebirsel toplamı olarak ifade edilebilir [66].

$$x_i = a_1s_1 + a_2s_2 + \dots + a_ns_n \quad (3.1)$$

Denklem 3.1'de x_i , i. elektrottan bir zaman noktasında ölçülen elektrik alan potansiyeli değişim değerini, s_1, s_2, \dots, s_n farklı uzamsal bölgelerde bulunan nöron popülasyonları kaynaklarının ürettikleri elektrik alan değişimlerini, a_1, a_2, \dots, a_n ise bu kaynakların i. elektrottan ölçülen değere etkilerini ifaden eden katsayıları temsil eder. Bütün elektrotlar için bu ifade denklem 3.2'deki gibi bir matris gösterimiyle ifade edilebilir.

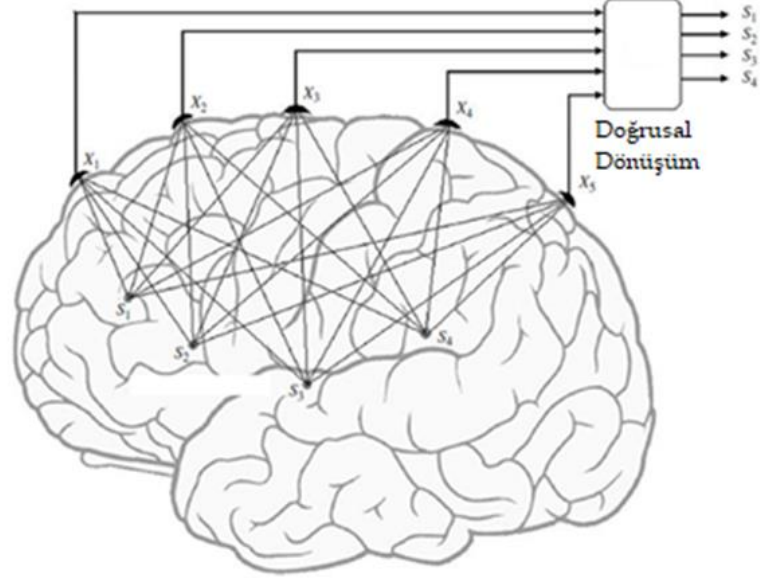
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_n \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$X = A * S \quad (3.3)$$

$$S = A^{-1} * X \quad (3.4)$$

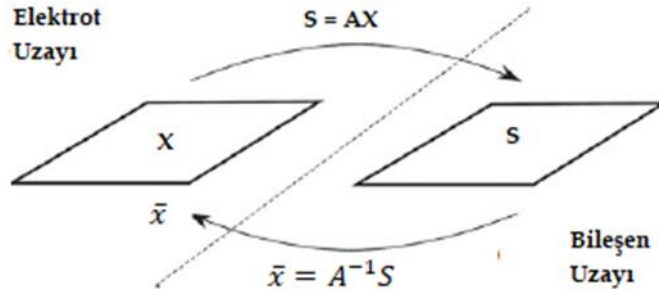
$X = A * S$ eşitliği (denklem 3.3) denklem 3.2'nin matris gösterimidir. Denklem 3.3'te X değişkeni bağımsız değişkendir ve elektrotlardan elde edilen ölçümleri ifade ettiğinden bilinen değerleri temsil eder. A ve S değişkenleri X 'e bağımlı değişkenlerdir. Bu değişkenlerin değerleri EEG ile ölçülebilen değerler değildir ancak X değişkeni özelliklerine uygulanan çeşitli yaklaşımlarla tahmin edilmeye çalışılır. Bu işleme doğrusal dönüşüm veya uzamsal olarak farklı kaynakların sinyallerini tahmin etme işlevi içerdiğinden doğrusal uzamsal filtreleme olarak adlandırılır [73].

Doğrusal dönüşüm ifadesi (ya da fonksiyonu), ölçüm elektrotlarını içeren elektrot kümesinden alınan sinyallerin zaman serilerini her bir örnekleme noktasında doğrusal olarak birleştirerek bir bileşen kümesinde yeniden tanımlanan yapay sinyallerin zaman serilerine dönüştüren bir işlemdir [72, 73].



Şekil 3.2. Doğrusal Dönüşüm. Doğrusal dönüşüm uzamsal olarak karışmış elektrot ölçümleri içerisinde sinyal kaynaklarına yönelik bir yaklaşım gerçekleştirir [74].

Bir başka deyişle doğrusal dönüşüm, geometrik olarak, elektrotlardan oluşan koordinat sistemine sahip bir uzayda tanımlanan sinyalleri, yapay bileşen koordinatlarını içeren bir uzayda yeniden tanımlamaktır (Şekil 3.3). Bileşen adı verilen dönüştürülmüş yapay sinyallerin amacı gerçek elektrot sinyallerini; sinyal/gürültü oranı, uzamsal çözünürlük veya ayrılabilirlik gibi özellikler açısından iyileştirmektir [74].



Şekil 3.3. Elektrot ölçümleri koordinatlarına sahip ölçüm uzayı sinyallerinin, yapay bileşen sinyalleri üzerinde yeniden oluşturulması [74]

Şekil 3.3'teki dönüşüm matrisi A , çok kanallı ölçüm elektrotlarının sinyallerini (X), çok kanallı bileşen sinyalleri kümesine (S) dönüştüren ağırlık matrisini temsil eder. A matrisini oluşturan ağırlıklar ölçüm elektrotları sinyalleri (X) üzerine uygulanan istatistiksel veya anatomik yaklaşımlarla elde edilen doğrusal kombinasyonları içerir. Bu doğrusal kombinasyonlar nedeniyle bileşen sinyalleri kümesine ait sinyallerin, ölçüm elektrotları kümesiyle olan doğrudan ilişkisi kaybolur. Ağırlık matrisinin (A) sütunlarının değerleri, bir bileşen sinyaline ölçüm elektrotları kümesindeki her bir elektrotun katkısını belirler. Bu nedenle bu değerler topografik lokalizasyon ve boyut düşürme gibi amaçlarla kullanılabilir. Ağırlık matrisinin tersini (A^{-1}) oluşturan matris (tamamı veya bazı satırları), bileşen sinyallerine tekrar uygulanırsa elektrot ölçüm sinyalleri (orijinal değerleri veya bazı özellikler açısından filtrelenmiş değerleri ile) tekrar elde edilebilir [6].

Doğrusal dönüşüm işlemi verilere bağımlı veya verilerden bağımsız şekilde oluşturulabilir. Verilerden bağımsız oluşturulan dönüşümler, elektrot ölçüm verilerini yerelleştirmeyi amaçlar ve elektrotların anatomik açıdan dizilimlerini göz önünde bulundurarak yeniden referanslama yaklaşımlarını içerir. Veri bağımlı dönüşümler, elektrot ölçüm verilerine farklı istatistiksel yaklaşımlar uygulayarak elektrotların aktiviteyle olan ilişkilerini ifade eden ağırlıkları belirler ve topografik lokalizasyonu gerçekleştirmeyi amaçlar.

3.1.1. Veri Bağımsız Doğrusal Uzamsal Filtreler

Veri bağımsız uzamsal filtreler, uzamsal filtre ağırlıklarını belirlemek için beynin anatomik yapısını göz önünde bulundurarak sabit geometrik ilişkiler kullanır. Bu sebeple filtreler verilere bağlı değildir. Bu filtreler, daha genel olmasına rağmen birçok uygulama için etkili olabilecek belirli yerel veya küresel özelliklere sahiptir. McFarland [75], BBA sistemleri için kullanışlı veri bağımsız uzamsal filtrelerin özelliklerini açıklamıştır. Bu tez kapsamında “Ortak Ortalamaya Referanslama (OOR)” yaklaşımına dayalı uzamsal filtreleme inceleme amacıyla seçilmiştir.

3.1.1.1. Ortak Ortalamaya Referanslama Yaklaşımli Uzamsal Filtreler

Ortak Ortalamaya Referanslama (OOR) yaklaşımli uzamsal filtre, ortak bir referans kullanılarak ölçülen elektrot sinyallerinin her bir zaman noktasında küresel ortalamasını hesaplayarak ve daha sonra her bir elektrot ölçümünden bu ortalamayı çıkararak bileşen sinyallerini oluşturur. Bu işlem tüm kanallarda benzer olan artefaktların etkisini azaltma eğilimindedir.

Matematiksel olarak Ortak Ortalamaya Referanslama yönteminin gösterimi denklem 3.5'te gösterilmiştir.

$$\bar{s}_i = s_i - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N s_j \quad (3.5)$$

Denklem 3.5'te \bar{s}_i ortak ortalamaya referanslama yöntemi ile i . dönüştürülmüş sinyal bileşeni gösterir. s_i , i . elektrottan alınan sinyali, N , toplam elektrot sayısını ve $\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N s_j$ ifadesi bir zaman noktasında bütün elektrotlardan alınan sinyallerin ortalamasıdır.

3.1.2. Veri Bağımlı Uzamsal Filtreler

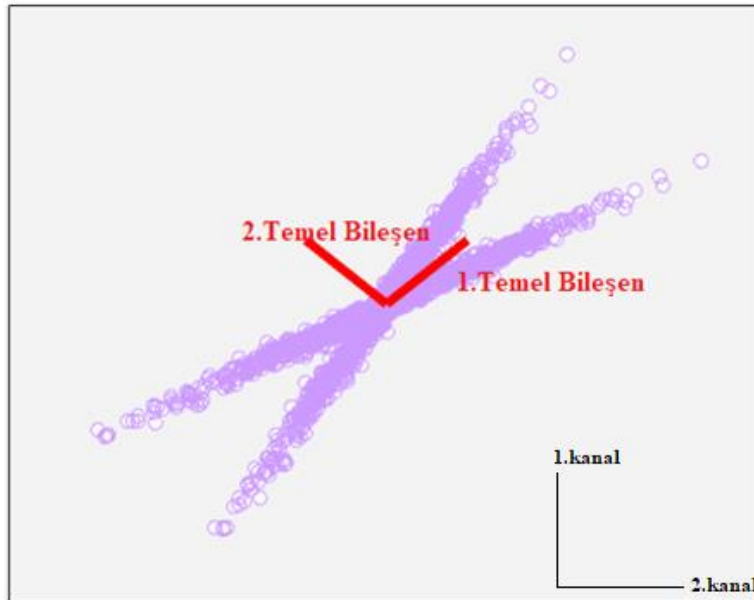
Veriye bağımlı uzamsal filtreler, doğrudan her BBA kullanıcılarının verilerinden ve kullanıcıya özgü olarak türetilir. Bu filtreler algoritma ve uzamsal geometriler açısından daha karmaşıktır ancak kullanıcı veya uygulama özelinde daha kesin sonuçlar verebilmektedirler. Bu sebeple özellikle ilgili beyin aktivitesinin kesin özellikleri hakkında çok az şey bilindiği durumlar için önemlidir. Veriye bağımlı filtreler, denklem 3.3'teki ağırlık matrisi (A) üzerine bazı kısıtlamalar getirilerek istatistiksel olarak türetilir. S , gerçek elektrot sinyallerinin doğrusal kombinasyonlarından oluştuğu için A üzerindeki kısıtlamalar, ham elektrot sinyallerini (X) doğrusal olarak birleştirerek daha anlamlı veya lokalize yapay bileşenler üretmek ve problemin boyutsallığını etkili bir şekilde azaltmak üzere kullanılır [76].

Bu tez kapsamında veri bağımlı uzamsal filtrelerin tasarlanmasında 3 farklı yaklaşım uygulanmıştır:

- i. Temel Bileşenler Analizi yaklaşımli uzamsal filtreler (TBA)
- ii. Kör Kaynak Ayırma yaklaşımli uzamsal filtreler (KKA)
- iii. Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımli uzamsal filtreler (GÖ)

3.1.2.1. Temel Bileşenler Analizi Yaklaşımli Uzamsal Filtreler

Temel Bileşenler Analizi, elektrotlardan alınan ölçümleri temsil eden elektrot uzayındaki elemanların birbirleri arasındaki korelasyonları yok eden doğrusal dönüşüm katsayılarını hesaplayarak bileşen uzayına dönüştürür. Bileşen uzayına dönüştürülmüş sinyaller; gerçek elektrot sinyallerinin geometrik olarak birbirine dik bileşenleri içeren bir koordinat düzleminde yeniden tanımlanmasıdır. Bu yaklaşımın temel dayanağı çok büyük varyansa sahip bileşenlerin anlamlı bileşenler olduğu varsayımdır ve temel amacı, elektrot uzayındaki ölçümler arasında en güçlü değişimi sağlayan (en büyük varyansa sahip) bileşenleri bulmak ve boyut indirgeyerek daha az elemana sahip bir bileşen uzayında sınıflandırma işlemi uygulamaktır [77].



Şekil 3.4. 2 kanallı ve 2 sınıfa sahip örnek bir EEG sinyalinin dağılım grafiği ve TBA dönüşümü ile elde edilen bileşen sinyallerinin yönelimleri. Yatay eksen kanallardan birini, dikey eksen diğer kanalı temsil eder [77].

Şekil 3.4'te iki elektrot ve iki sınıf içeren örnek bir EEG zaman serisinin kanallar açısından dağılımı ve TBA yaklaşımı uygulandıktan sonra elde edilen yapay bileşen sinyallerinin dağılımlarının gerçek elektrotlar açısından yönelim eksenlerini göstermektedir. Şekilde 1.Temel Bileşen ve 2. Temel Bileşen zaman serilerinin yönelimleri birbirine diktir ve aralarındaki korelasyon ortadan kaldırılmıştır.

TBA yaklaşımı, elektrot uzayındaki ölçüm elektrotlarının birbirleriyle olan ilişkilerini temsil eden kovaryans matrisinin hesaplanmasıyla başlar. Kovaryans matrisinin matematiksel ifadesi denklem 3.6'da verilmiştir.

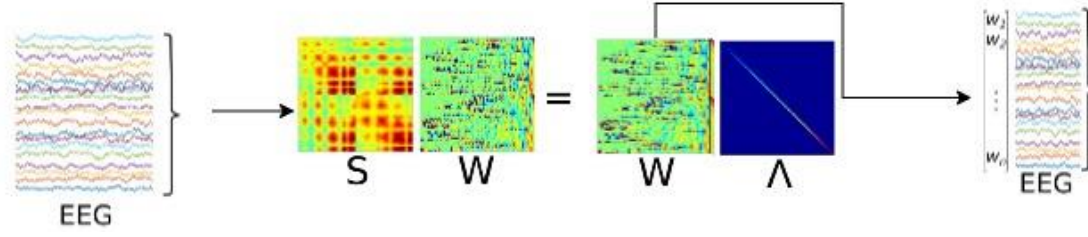
$$S = \frac{XX'}{\text{trace}(XX')} \quad (3.6)$$

Denklem 3.6'da S , n sayıda elektrot içeren elektrot uzayındaki ölçümlerden (X) elde edilen ve elektrotların birbirleriyle olan bağlantılarını gösteren $n \times n$ boyutlu kovaryans matrisini temsil eder. Bir kovaryans matrisi özdeğer ve özvektörlerin bir ifadesi olarak aşağıdaki denklem 3.7'deki gibi gösterilebilir.

$$S = W\Lambda W^{-1} \quad (3.7)$$

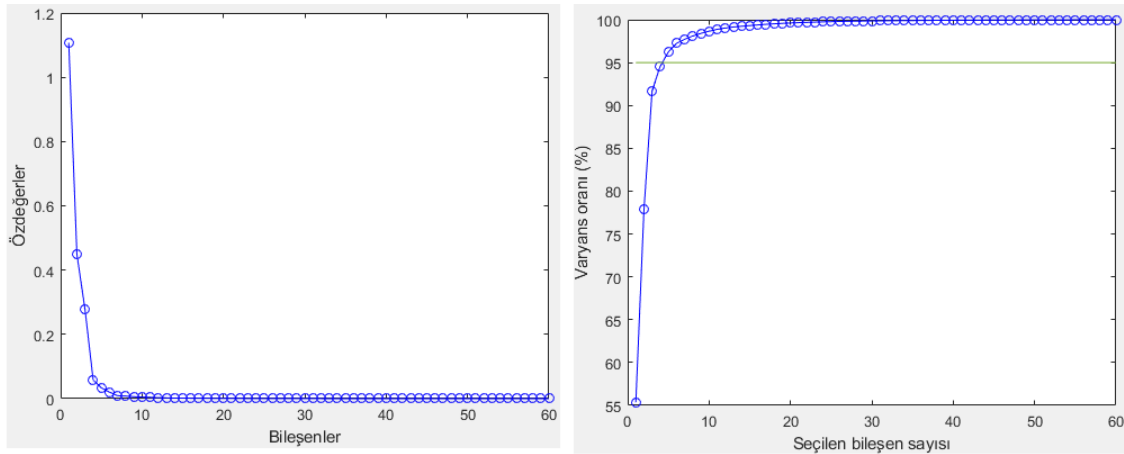
$$SW = W\Lambda \quad (3.8)$$

Denklem 3.7'de S bir kare matris olan kovaryans matrisini, W özvektör matrisini Λ ise özdeğer matrisini temsil eder. Özdeğer ve özvektör matrisleri, bir kovaryans matrisinin karakteristiğini belirten özelliklerdir ve S kovaryans matrisine bir özdönüşüm işlemi uygulanarak elde edilir. Özdönüşüm sonucu elde edilen özvektörler, yönü değişmeden kalan vektördür ve elektrot uzayındaki sinyalleri bileşen uzayına dönüştüren katsayıları ifade ederken; özdeğerler, dönüşüm sırasında kullanılan ölçeklendirme faktörleridir ve bileşen uzayındaki elemanların varyanslarını temsil eder. Şekil 3.5'te TBA yaklaşım ile belirlenen uzamsal filtre katsayılarının hesaplanması gösterilmiştir.



Şekil 3.5. Temel Bileşen Analizi yaklaşımında uzamsal filtre katsayılarının oluşturulması [71]

TBA yaklaşımında bileşen uzayındaki en güçlü değişime sahip örüntü, özdönüşüm uygulandıktan sonra elde edilen özdeğerlerin büyükten küçüğe doğru sıralanması ve en büyük özdeğerlere karşılık gelen özvektörlerin belirlenmesiyle elde edilir [77].



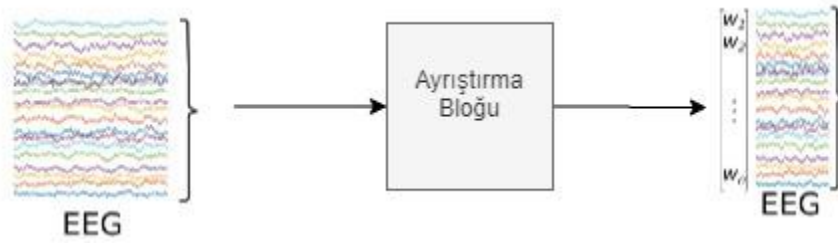
Şekil 3.6. TBA yaklaşımında boyut düşürme özdeğerlerin (varyansların) büyüklüklerine göre en büyük bileşenler seçilerek gerçekleştirilir.

Boyut düşürme işlemi bileşen uzayındaki elemanlardan düşük varyansa sahip olanların elenmesi işlemidir. Varsayıma göre, büyük özdeğere (varyansa) sahip bileşenler beyinde zihinsel aktivite gerçekleşirken beyin sinyallerinin gücünün en fazla değişim gösterdiği bileşenleri temsil eder. Eleme işleminde en yüksek varyansa sahip m sayıda baskın bileşen seçilir ve karşılık gelen özvektörler ise en yüksek değişim gösteren elektrot bölgelerini filtreleyen uzamsal filtre olduğu varsayılır. Şekil 3.6'da 60 elektrot kullanılarak gerçekleştirilen bir EEG kaydına uygulanan TBA yaklaşımıyla elde edilen bileşenlerin özdeğerlerini ifade eden grafikler gösterilmiştir. Şekilde, TBA yaklaşımıyla

gerçekleştirilen dönüşüm sonucunda elde edilen bileşen sinyallerinden en büyük varyansa sahip ilk 5 bileşen tüm varyansların yaklaşık %95'ini içermektedir. Bu sebeple ilk 5 bileşen dışındaki bileşenler önemsiz olarak tanımlanabilir ve boyut düşürme işlemi ilk 5 bileşen seçilerek uygulanabilir.

3.1.2.2. Kör Kaynak Ayırma Yaklaşımın Uzamsal Filtreler

TBA yaklaşımı ile edilen dönüşümde, bileşen uzayındaki sinyaller elektrot uzayındaki ölçüm sinyallerinin aralarındaki korelasyonlarının kaldırılmasıyla elde edilen zaman serilerini içerse de bu zaman serileri tamamen bağımsız değildir. Bağımsız Bileşenler Analizi ya da Kör Kaynak Ayırma yaklaşımı, farklı beyin aktivitesi kaynaklarının tamamen lokalize olduğunu ve bağımsız çalıştığını varsayarak bağımsız bileşenler içeren dönüşüm katsayıları matrisini belirlemeye çalışır [70, 71].



Şekil 3.7. KKA yaklaşımında doğrusal dönüşümün temsili gösterimi. KKA yaklaşımı birkaç farklı uygulamaya sahiptir [71].

Bağımsızlık ilişkisi kanallar arasındaki istatistiksel korelasyondan daha katı bir kısıtlama içerdiğinden algoritmalar göreceli olarak daha karmaşıktır ancak KKA yaklaşımının farklı uygulamaları ve varsayımları olmasına karşın EEG verilerinde benzer ayrışmalar üretebilmektedir [78].

KKA algoritmalarının bağımsız kaynak ayrışmasını etkili bir şekilde gerçekleştirebilmesi için bağımsız kaynakların sayısının önceden doğru bir şekilde tahmin edilmesi gerekir ve tanımlanabilecek maksimum bağımsız kaynak sayısı kullanılan elektrot sayısı ile sınırlıdır. Bu sebeple KKA yaklaşımlarının bir dezavantajı EEG sinyallerini oluşturan kaynakların sayılarını ve karışım sıralarını doğru olarak tahmin edememesidir [79].

3.1.2.3. Genelleştirilmiş Özdönüşüm Yaklaşımın Uzamsal Filtreler

Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı, iki sınıfa ait verileri, sınıflar arasındaki farkları maksimize eden farklı bir düzlemde ifade eden denetimli bir kaynak ayırma yöntemidir ve ortak uzamsal örüntüler olarak da adlandırılır [7].

GÖ yaklaşımı, bir sınıfa ait EEG sinyallerinin varyansını en üst düzeye çıkaran ve diğer sınıfın varyanslarını en aza indiren uzamsal filtreleri öğrenmeyi amaçlamaktadır. Belirli bir frekans bandında filtrelenen EEG sinyallerinin varyansı bu banttaki sinyal gücünü temsil eder. Bu sebeple GÖ, bant gücü özelliklerine dayalı olarak iki deney koşulu veya iki zaman periyodu arasında çok değişkenli verilerde güç oranını optimize etmek için kullanılabilir. İki farklı sınıfı (durumu) temsil eden sinyallerin biri aktivite sinyali ve diğeri referans sinyali olarak tanımlanırsa bu sinyallerin kovaryans matrislerini temsil eden matrisler, C_S matrisi (aktivite sinyali kovaryans matrisi) ve C_R matrisi (referans sinyalin kovaryans matrisi), 3.9 ve 3.10 numaralı denklemlerle elde edilir.

$$C_S = n^{-1}X_S X_S^T \quad (3.9)$$

$$C_R = n^{-1}X_R X_R^T \quad (3.10)$$

Sırasıyla 3.9 ve 3.10 numaralı denklemlerde X_S ve X_S^T , aktivite sinyalinin (kanal x zaman boyutlu matris) gerçekleştiği zaman periyodundaki kanallardan alınan ölçüm değerleri matrisini ve matrisin devriğini, X_R ve X_R^T , referans sinyalinin (kanal x zaman boyutlu matris), gerçekleştiği zaman periyodundaki kanallardan alınan ölçüm değerleri matrisini ve matrisin devriğini, n ise toplam deneme (epok) sayısını temsil eder.

Tüm elektrotlardaki ağırlıklı aktivitenin ifadesi, C_S ve C_R kovaryans matrislerinin arasındaki mesafeyi (veya güç oranını) en üst düzeye çıkaracak şekilde bir W ağırlık seti bulunarak gerçekleştirilir. Bu ifade Rayleigh denklemi ile elde edilebilir [9, 29].

$$\Lambda = \operatorname{argmax} \frac{W^T S W}{W^T R W} \quad (3.11)$$

Denklem 3.11'de $W^T SW$ ve $W^T RW$ ifadeleri, aktivite ve referans sinyallerinin enerjisini temsil eder. Dolayısıyla, Λ değişkeni ise bu iki sinyalin enerjileri oranıdır. Bu iki sinyalin enerjilerinin oranının en büyük değerini alması, aktivite sinyalinin aktivite/referans değerini maksimize eder. Denklem 3.11'in çözümü devam edilirse;

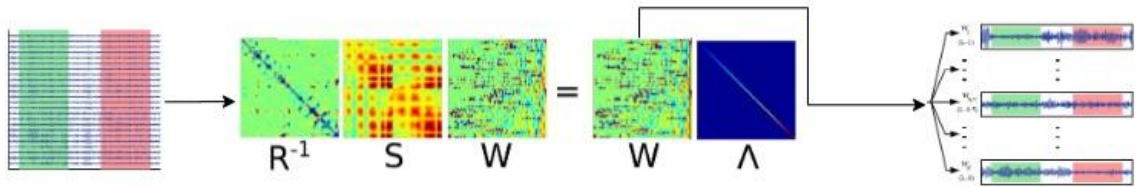
$$\Lambda = (W^T RW)^{-1}(W^T SW) \quad (3.12)$$

$$\Lambda = W^{-1}R^{-1}W^{-T}W^T SW \quad (3.13)$$

$$\Lambda = W^{-1}R^{-1}SW \quad (3.14)$$

$$W\Lambda = R^{-1}SW \quad (3.15)$$

Denklem 3.15 bir öz dönüşüm problemidir ve uygulaması TBA yaklaşımına benzer. Bu durumda ölçülen aktivite ve referans sinyallerinden elde edilen iki sınıfa ait bileşen sinyal aktiviteleri örüntüleri, özdeğer vektörleri büyükten küçüğe sıralandığında, Λ özdeğerlerinin sırasıyla en büyük ve en küçük değerlerine karşılık gelen W özvektör matrisindeki özvektör değerlerinin uzamsal filtreler için ağırlık matrisi olarak kullanılmasıyla elde edilir [80] (Şekil 3.8).



Şekil 3.8. Genelleştirilmiş Öz dönüşüm ile doğrusal dönüşüm katsayılarının hesaplanması [71]

3.2. Motor İmgeleme Aktivitelerinde Uzamsal Filtrelerin Değerlendirilmesi

EBD / EBS örüntüleri kullanılan BBA sistemleri için filtrelenmiş beyin sinyallerinin gücü veya genliği istemli olarak değiştirilerek kontrol sinyalleri üretilebilir [5]. İmgeleme aktivitelerinin içsel aktiviteler olması sebebiyle uygulamalarda aktivite sinyallerinin özellikleri kişiler arasında farklılık gösterebilmektedir. Motor imgelemeye dayalı BBA sistemlerinde beyin sinyallerinin sınıflandırılması için öncelikle özneye özgü sinyal

örüntülerinin tanımlayan örüntülerin özellik vektörleri belirlenerek sınıflandırıcının eğitilmesi gerekir. Bu amaç doğrultusunda, tez kapsamında tasarlanan uzamsal filtreler ile motor imgelemeye dayalı BBA sistemlerinde elektrot sinyalleri içerisinde gizlenmiş aktiviteye ilişkin ve özneye bağlı en güçlü değişimi sağlayan sinyal örüntülerinin sınıflandırılabilmesi için boyut düşürme ve topografik lokalizasyon özelliklerinin hesaplanması amaçlanmıştır.

Uzamsal filtrelerin motor imgeleme davranışlarına ait sinyal örüntülerinin sınıflandırılmasına yönelik etkilerinin karşılaştırılması, seçilen yarışma veri setleri üzerinde uygulanan uzamsal filtre yaklaşımlarına ait farklı uygulamaların seçilen doğrusal bir sınıflandırıcının sınıflandırma performansına etkileri karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Kullanılan veriler, ipucu tabanlı bir veri toplama yöntemi ile oluşturulmuş eğitim ve test veri setlerinden oluşmaktadır ve farklı motor imgeleme hareketlerini içeren EEG ölçüm sinyallerini içermektedir.



Şekil 3.9. Tez aşamasında doğrusal sınıflandırıcının eğitilmesinde izlenen akış şeması

Özneye özgü sinyal örüntülerinin özelliklerinin belirlenmesi ve sınıflandırıcının özneye özgü parametrelerinin belirlenmesi Şekil 3.9'da bir akış şeması ile gösterilmiştir. Aktivitelere ilişkin sinyallerin özellik matrislerinin belirlenmesinde sinyallerin bant gücü (alfa ve beta bantlarını içeren) özelliklerinden yararlanılmıştır.

Verilerin ayrıştırılması aşamasında, eğitim veri setindeki elektrot ölçümlerini içeren veriler motor imgelemede kullanılan farklı uzuvlara ait imgeleme davranışlarının sınıflarına karşılık gelen denemelere ayrıştırılmıştır. Böylece veri setlerindeki her

katılımcı için her sınıfa ait “(kanal sayısı) x (toplam zaman noktası) x (aktiviteye ait deneme sayısı)” boyutunda bir eğitim ve test veri matrisi vardır.

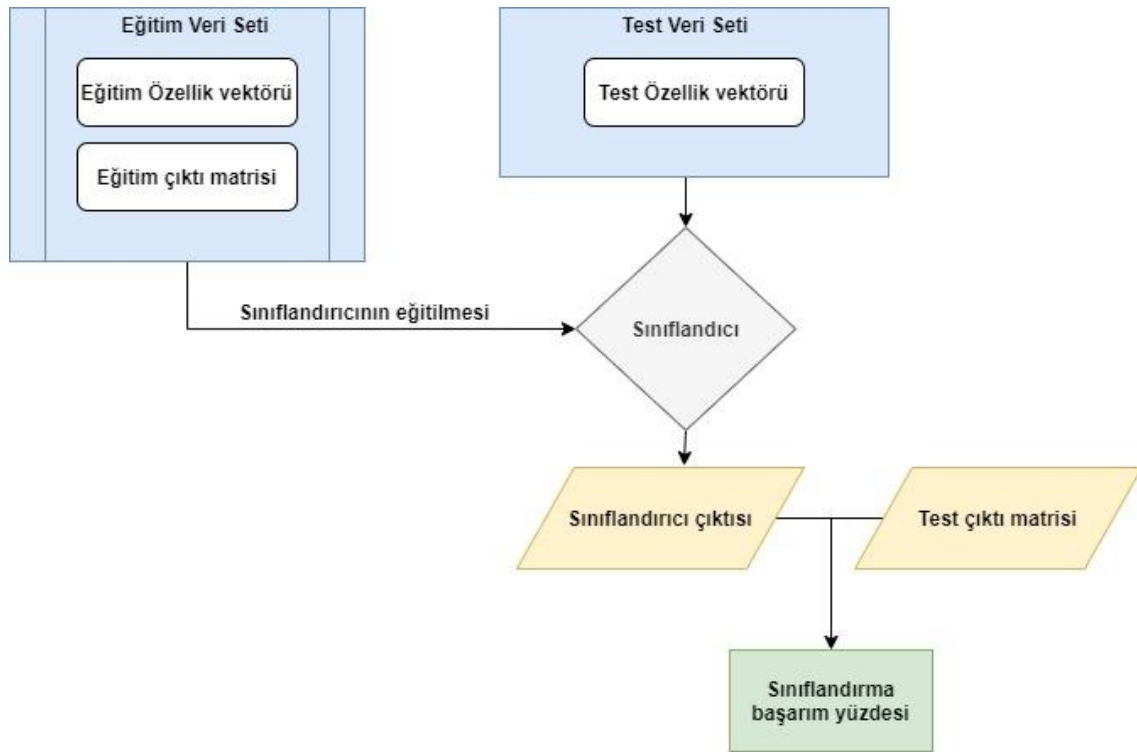
Basit alçak geçiren, bant geçiren veya yüksek geçiren filtreleme yöntemlerinden olan sonlu ve sonsuz dürtü yanıtı filtreler; sinyal işleme uygulamaları için klasik filtreleme yöntemlerini temsil eder. Bu filtreler aktivitenin gerçekleştiği frekans bandı ve aktivite ilişkisiz artefakt sinyallerinin frekans bantları arasında çakışma olmadığı durumlar için etkilidirler. Motor hareket ve motor imgeleme sinyalleri genellikle sensör motor alanları aktive eder ve alfa (8-13 Hz), beta (13-30 Hz) frekans bantlarında genlik/güç değişikliklerine neden olur. Bu sebeple verilerde, uzamsal filtreler uygulanmadan önce sinyal/gürültü oranını artırmak amacıyla sonsuz dürtü yanıtı 8-30 Hz bant geçiren filtreler (5. Dereceden Butterworth) uygulanmıştır.

Uzamsal filtreler, farklı uygulamalarının test edilmesi amacıyla farklı şekillerde uygulanmıştır. Böylece her bir uzamsal filtre uygulama fikri test edilerek seçilen sınıflandırıcının sınıflandırma performansına etkilerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Uzamsal filtreler uygulandıktan sonra elde edilen sinyallerden özellik vektörünün belirlenmesi için sinyallerin varyansları hesaplanmıştır. Varyanslar, bant gücü ifadesinin karekökü olarak tanımlandığı için seçilmiştir. Sınıflandırıcı olarak bir doğrusal sınıflandırıcı olan Lineer Diskriminant Analizi yöntemi kullanılmıştır. LDA yöntemi ikili sınıflandırma kullanılan oldukça güçlü ve hızlı bir sınıflandırıcıdır. LDA sınıflandırıcısı, Gauss dağılımına sahip değişimlerin ayrıştırılmasında daha başarılı olduğu için hesaplanan özellik vektörüne bir logaritma işlevi uygulanarak özellik vektörünün Gauss yapıda olması hedeflenmiştir.

Uygulanan yaklaşımlarının başarısının metrik olarak ölçümü için sınıflandırma başarısı kullanılmıştır. Sınıflandırma başarısının hesaplanmasında, ilk olarak eğitim veri setlerine uygulanan farklı uzamsal filtre yöntemleriyle hesaplanan dönüşüm vektörleri ve LDA ayırıcı düzlemin parametreleri belirlenmiştir. Daha sonra bu dönüşüm matrisi ve LDA düzlemi parametreleri kullanılarak test veri setinin çıktıları tahmin edilmiştir. Tahmin edilen çıktıları gerçek çıktılar karşılaştırılarak sınıflandırma başarısı hesaplanmıştır. Sınıflandırma başarısının hesaplanmasında izlenen yol Şekil 3.10'daki akış diyagramında

gösterilmiştir. Sınıflandırma başarımlarının belirlenmesi aşağıdaki adımlarla gerçekleştirilmiştir:

1. 8-30 Hz bant genişliğine sahip bant geçiren filtreler uygulanmış test sinyallerine eğitim veri setlerinden elde edilen uzamsal filtre dönüşüm katsayıları matrisleri (uzamsal filtreler) uygulanır. Ardından varyanslar ve varyansların logaritmik dönüşümleri hesaplanarak özellik vektörü hesaplanır.
2. Özellik vektörü ve eğitim veri setlerine ait işaretlenmiş çıktı bilgileri kullanılarak LDA ayırıcı düzleminin bu sınıflara uyarlanması sağlanır. Eğitim veri setlerinden elde edilen uzamsal filtreler ve LDA ayırıcı düzleminin özellikleri kullanılarak test veri setine uygulanır ve test veri setinin çıktıları tahmin edilir.
3. Test verilerinin gerçek çıktı verileri matrisi ile test verilerden sistemin tahmin ettiği çıktıları içeren matris karşılaştırılarak sistemin başarımlarının yüzdesi hesaplanır.



Şekil 3.10. Genel akış şeması ve sınıflandırma başarımlarının yüzdesinin hesaplanmasının gösterimi.

3.2.1. Materyal

Bu çalışmanın başarısı değerlendirilmesi için BNCI Horizon 2020 topluluğu tarafından yayınlanan halka açık genel amaçlı 2 veri setindeki 12 ayrı katılımcıya ait veriler kullanılmıştır. Senaryoların veri setlerinden seçilmesinin sebebi, sinyal edinimi sırasında oluşabilecek olası başarısızlıkların araştırılan uzamsal filtrelerin performanslarının sonuçlarına doğrudan etki edeceğinin düşünülmesidir. Seçilen veri setleri farklı motor imgeleme hareketlerine dayalı EEG ölçümlerini içermektedir ve literatürde çok sık kullanılan veri setlerinden seçilmiştir. Veri setleri içerisinde ilgililenen zaman pencereleri, yalnızca imgeleme aktivitelerinin sınıflandırılması incelendiğinden, her deneme için imgeleme aktivitesinin ipucu işaretinin gösterildiği zaman noktasından itibaren 0.5 – 2.5 s'lik zaman pencereleri seçilerek belirlenmiştir.

3.2.1.1. BBA Yarışması III – IIIa Veri Seti

Bu veri seti 3 katılımcıya ait verilerden oluşmaktadır. Katılımcılar deney boyunca 4 farklı motor imgeleme görevini gerçekleştirmeyi denemişlerdir. EEG ölçümleri 60 kanallı olarak kaydedilmiştir ve 250 Hz örnekleme frekansı ile örneklenmiştir. Denekler bir sandalye üzerine oturarak ekranda rastgele beliren ipucu işaretine göre sol el, sağ el, ayak ve dil hareketlerini imgelemeye çalışmışlardır. Denemeler her bir kişi için her bir imgeleme hareketinin toplam 40 defa denendiği 6 farklı oturumda gerçekleşmiştir [33].

3.2.1.2. BBA Yarışması IV – IIa Veri Seti

Bu veri seti 9 denekten alınan verilerden oluşturulmuştur. 4 sınıf hareketinin (sol el, sağ el, ayak ve dil) imgelenmesi denenmiştir. Her bir katılımcı için toplam 288 deneme gerçekleştirilmiştir. Ölçümler alınırken 22 EEG kanalı ve 250 Hz örnekleme frekansı kullanılmıştır [22].

3.2.2. Yöntem

Uzamsal filtrelerin başarısının incelenmesinde senaryolar 3 farklı uzamsal filtre uygulamasını test etmek için hazırlanmıştır. Birinci uygulama, OOR, TBA, KKA ve GÖ yaklaşımlarına dayalı uzamsal filtrelerin karşılaştırılmasını içerir. Bu aşamada filtreler en

saf haliyle uygulanmıştır. İkinci uygulama, uzamsal filtreler uygulanmadan önce bir ön işleme işlevi olarak beyazlatma işlevinin kullanılmasının etkisini inceler. Beyazlatma işleminin sinyal işleme uygulamalarında doğrusal dönüşüm uygulanmadan önce kullanılması faydalı olabilmektedir. Bu aşamada, beyazlatma işlevinin EEG sinyallerinde uzamsal filtrelerden önce uygulanmasının uzamsal filtrelerin başarısına etkisi araştırılmıştır. Üçüncü uygulama, Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı özelinde yapılmıştır. Genelleştirilmiş Özdönüşüm bir denetimli kaynak ayırma yöntemidir ve bazı aşırı uyma durumlarının önüne geçmek için bazı düzenleme parametrelerinin kullanıldığı uygulamalar içermektedir. Bu düzenleme parametrelerinin kullanımının Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımının başarısına olan etkisi araştırılmıştır.

3.2.2.1. Uzamsal Filtrelerin Performanslarının Değerlendirilmesi

Uzamsal filtreler OOR, TBA, KKA ve GÖ yaklaşımlarına dayalı olarak hesaplanmıştır.

OOR yaklaşımında her zaman noktasında bütün elektrotların ölçümlerinden hesaplanan genel ortalama, elektrot ölçümlerinden çıkartılarak verilerdeki makroskopik ölçekte gerçekte gerçekleşen aktivite ilişkisiz spontan (arka plan) aktivitenin elenmesi amaçlanmıştır. Motor imgeleme dinamikleri yerel olarak motor kortekste gerçekleşen aktivitelerdir. Temel varsayımda aktivite ilişkisiz bölgelerdeki sinyal değişiminin gücü aktiviteye bağlı güçlü değişimler üretmeyecek ve genel ortalamayı yakın değerlerde salınım gösterecektir. Böylece aktiviteye bağlı güçlü değişimlerin yerelleşmesi amaçlanmıştır.

TBA yaklaşımları ile elektrot verilerinin dağılımlarının yönelimleri üzerinden birbirine dik bileşenler içeren yeni bir koordinat düzlemi oluşturularak birbirleri arasında korelasyon içermeyen bileşen zaman serileri elde edilir. Verilerin yönelimleri belirli doğrultularda daha fazla yayılma özeliği gösterdiğinden bileşenlerin yayılım varyanslarını temsil eden özdeğerler içerisinde en büyük özdeğer sahip bileşenler seçilerek boyut düşürme işlemi uygulanmıştır. Boyut düşürme işleminde seçilen bileşenlerin varyanslarının (özdeğerlerinin) toplamının toplam varyansa göre %99'ını içeren bileşen sayısı kadar bileşen, temel bileşenler olarak seçilmiş ve diğer bileşenler elenerek boyut düşürme işlemi gerçekleştirilmiştir.

KKA yaklaşımının birkaç farklı uygulaması vardır ve çoğunlukla benzer sonuçlar üretir. Tez kapsamında KKA uygulaması olarak Jade algoritması, hızlı olduğu ve aynı veriler üzerinde tekrar uygulandığında aynı bileşenleri üretebildiği için seçilmiştir [81]. Jade algoritması, aktivite ilişkili sinyallerin Gauss olmayan dağılımlara sahip olduğu varsayımına dayanırken, gürültü veya spontan arka plan sinyal karışımlarının Gauss dağılımlara sahip olduğunu varsayar. Amaç Gauss olmayan dağılımları maksimize eden ağırlıklı elektrot kombinasyonlarını belirlemektir. KKA algoritmalarının bir zayıflığı olarak dönüşüm sonucu elde edilen bileşen sinyallerinin aktiviteye dayalı etkilerinin sırasını tam olarak belirleyememesi sebebiyle bu yaklaşımda bir boyut düşürme işlemi uygulanmamıştır.

Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı, uygulama olarak TBA uygulamasına benzerdir ancak TBA, veriler içerisinde en güçlü değişimi arayan denetimsiz bir teknik olarak uygulanırken; GÖ, bir sınıfın diğer sınıfa göre en büyük değişim gösteren örüntüleri arayan denetimli bir kaynak ayırma tekniği olarak uygulanır. GÖ yaklaşımında da TBA yaklaşımda olduğu gibi verilerin varyansları temsil eden özdeğerler büyükten küçüğe doğru sıralanmış ancak TBA uygulamasından farklı olarak en yüksek varyansa sahip ilk 2 bileşen uzamsal filtre olarak seçilmiştir.

3.2.2.2. Beyazlatma Ön İşleminin Uzamsal Filtrelere Etkisi

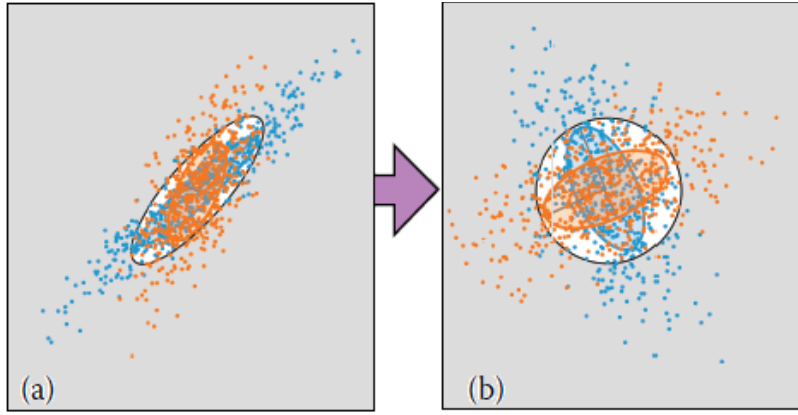
Verilerde beyazlatma, EEG verileri üzerinde doğrusal dönüşüm gerçekleştirilmeden önce bir ön işleme aşaması olarak test edilmiştir. Beyazlatma işlevi, TBA uygulamasında olduğu gibi sinyaller arasındaki korelasyonu yok eden bir doğrusal dönüşümü hesaplar, daha düşük değişime (varyansa) sahip bileşenlerinin etkisini artırarak sınıflandırıcının belirli bir sınıfa yönelik aşırı uyma durumunun önüne geçilmesini amaçlar. Dönüşüm sonucu elde edilen dağılımda her boyutta eşit varyanslara sahip ve birbirine dik (korelasyonları yok edilmiş) bileşenler elde edilir. Şekil 3.11’de verilerde beyazlatma ile verilerin dağılımında gerçekleşen değişim temsili olarak gösterilmiştir.

Sıfır Faz Bileşen Analizi ve TBA beyazlatma amacıyla verilerin ön işleminde kullanılan tekniklerdendir. Sıfır-faz bileşen analizi TBA’nın aksine verilerin gerçek

yönelimlerini koruduğu için beyazlatma uygulaması olarak seçilmiştir [83]. Sıfır faz bileşen analizinin hesaplanmasında kullanılan denklem 3.15'te gösterilmiştir.

$$Y = W\Lambda^{-\frac{1}{2}}W^T X \quad (3.15)$$

Denklem 3.15'te Y beyazlatma sonucu elde edilen bileşen sinyallerini, X elektrot ölçüm sinyallerini temsil eder. $\Lambda^{-\frac{1}{2}}$ özdeğer matrisinin karekökünü W özvektör matrisidir.



Şekil 3.11. Verilerde beyazlatma ön işlemesi ile, sinyallerin dağılımlarına yönelik değişimin temsili gösterimi [82], (a) Beyazlatma uygulamadan önce sinyallerin kanallar üzerine dağılımını, (b) Beyazlatma uygulandıktan sonra sinyallerin kanallar üzerine dağılımını gösterir.

3.2.2.3. Düzenlemeli GÖ Yaklaşımının Değerlendirilmesi

Genelleştirilmiş Özdönüşüm (GÖ) algoritması, iki koşul arasında her zaman maksimum uzaklığı hesaplamaya çalışır. Ancak bazı durumlarda GÖ yaklaşımı dezavantajlara sahip olabilmektedir. Örneğin aktivasyon değişiminin çok küçük olduğu veya küçük eğitim setlerinin bulunduğu durumlarda gürültüye karşı aşırı uyma veya durağansızlık gibi durumlarda performansının düşmesi gibi sonuçlara yol açabilir [81].

Bu gibi durumlar için, denklem 3.11'de bazı düzenlemelere ihtiyaç duyulmuştur. Bu düzenleme işlemi denklemin paydasına bir cezalandırma parametresinin eklenmesiyle

gerçekleştirilir. Buna yönelik birkaç uygulama vardır ancak uygulamalar farklı olmasına rağmen birbirine yakın sonuçlar verdiği bazı çalışmalarda gösterilmiştir [81].

Bu tez kapsamında bu yaklaşımlardan ikisi Tikhanov ve Shrinkage (daraltma) uygulamaları seçilmiştir. Düzenleme parametreleri her iki sınıfa ayrı ayrı uygulanarak her bir sınıfa ait en iyi 2 bileşen seçilerek dönüşüm matrisleri oluşturulmuştur. Tikhanov ve Shrinkage düzenlemelerine ait denklem 3.11'e uygulanan manipülasyonlar Çizelge 3.1'de aktarılmıştır. Denklemlerde S ve R iki ayrı sınıfı temsil eder.

Çizelge 3.1. Düzenleme parametrelerine göre, karşılaştırılan iki sınıfa ait sinyallerin kovaryans matrislerinin yeniden düzenlenmesi.

	Tikhanov Düzenlemesi	Shrinkage Düzenlemesi
1. Sınıfa ait uzamsal filtre (S) için denklem	$\Lambda_S = \frac{w^T S w}{w^T R w + \alpha(w^T K w)}$	$\Lambda_S = \frac{w^T S w}{(1 - \beta)w^T R w + \beta D I}$
2. sınıfa ait uzamsal filtre (R) için denklem	$\Lambda_R = \frac{w^T R w}{w^T S w + \alpha(w^T K w)}$	$\Lambda_R = \frac{w^T R w}{(1 - \beta)w^T S w + \beta D I}$

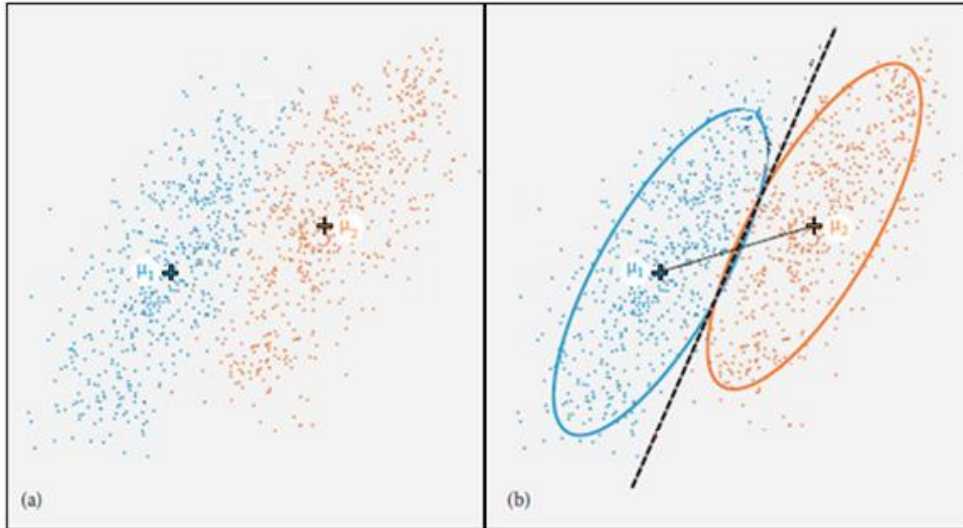
Tikhanov düzenlemesi için α ve K olmak üzere iki düzenleme parametresi kullanılır. Tez kapsamında tek değişkene indirmek için K matrisi birim matris olarak seçilmiştir ve α parametrelerinin değerleri logaritmik olarak (10^{-10} dan 10^{-1} e doğru artan) artan 10 farklı değer seçilmiş ve en iyi her bir denek için en iyi α parametresi, eğitim veri setinde 10-katlı çapraz doğrulama uygulanarak eğitim veri setleri içerisinde en iyi sınıflandırma performansını sağlayan değer seçilmiştir.

Shrinkage düzenlemesi için daraltma katsayısı β tek değişkendir. D değişkeni referans olarak seçilen sınıfa ait özdeğerlerin sütun matrisi ve I birim matristir. β katsayısı (0.1'den başlayarak 0.9'a doğru) doğrusal olarak artan değerler seçilmiş ve en iyi β değeri eğitim veri setinde 10-katlı çapraz doğrulama uygulanarak eğitim veri setleri içerisinde en iyi sınıflandırma performansını sağlayan değer seçilmiştir.

Denklemler üzerinden elde edilen A_S ve A_R matrisleri için ayrı ayrı özdeğişim uygulanarak elde edilen bileşenler içerisinde iki sınıf için de en yüksek özdeğere sahip 2 bileşene ait özvektörler uzamsal filtre olarak seçilmiştir.

3.2.3. Lineer Diskriminant Analizi Sınıflandırıcısı

Lineer Diskriminant Analizi (LDA, Fisher LDA), farklı sınıfları temsil eden verileri ayırmak için bir hiper düzlem kullanır. İki sınıflı bir problemde bir özellik vektörünün sınıfı, vektörün hiper düzleme göre bulunduğu bölgeyle ifade edilir. Şekil 3.12’de bir LDA sınıflandırıcısı ayırıcı hiper düzleminin belirlenmesi geometrik olarak gösterilmiştir.



Şekil 3.12. Lineer Diskriminant Analizi ayırıcı düzleminin temsili geometrik gösterimi [82]. (a) İki ayrı sınıfa ait sinyallerin varyansların logaritması alınarak elde edilen özellik vektörlerinin 2 elektrot/bileşen üzerine dağılımını, (b) bu sınıfları birbirinden ayıran hiper düzlemi gösterir.

LDA, her iki sınıf için eşit boyutlu kovaryans matrisine sahip ve verilerin Gauss dağılımına sahip olduğunu varsayar. Ayırıcı hiper düzlem, iki sınıf arasındaki mesafeyi en üst düzeye çıkaran ve sınıflar arası varyansı en aza indiren izdüşüm aranarak elde edilir. İki sınıfı ayıran düzlem 3.16, 3.17 ve 3.18 numaralı denklemlerle bulunur [72].

$$y = ax + b \quad (3.16)$$

$$a = (\mu_1 - \mu_2) / \sigma \quad (3.17)$$

$$b = \frac{-\sigma}{2} (\mu_1^2 - \mu_2^2) \quad (3.18)$$

LDA sınıflandırıcısı, çevrimiçi BBA sistemleri için çok düşük bir hesaplama gereksinimine sahip olduğu için oldukça kullanışlıdır. Ayrıca bu sınıflandırıcının kullanımı kolaydır ve genellikle iyi sonuçlar verir. Birçok BBA araştırmasında da başarıyla uygulanmıştır. LDA'nın ana dezavantajı, karmaşık doğrusal olmayan EEG verileri üzerinde zayıf sonuçlar sağlayabilen bir sınıflandırma yöntemi olmasıdır.

LDA algoritmasının uygulanması şu şekilde gerçekleşir:

1. İki sınıfa ait uzamsal filtrelenmiş veri setlerinin özellik vektörleri sınıflandırıcıya girdi olarak alınır.
2. Sınıflara ait özellik vektörlerinin ortalaması alınır. (μ_1 ve μ_2)
3. Sınıflara ait özellik vektörlerinin kovaryans matrisleri bulunur. Hesaplanan kovaryans matrislerinin ortalaması alınır. ($\sigma = \frac{\sigma_1 + \sigma_2}{2}$)
4. Denklem 14 ve 15'e göre, doğrusal ayırıcının a ve b katsayıları belirlenir.

4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Tezin bu aşamasında düşük maliyetli motor imgelemeye dayalı EEG tabanlı bir BBA sistemi tasarlanmış ve bu sistemin kullanıcıya özgü aktivite ritimlerini belirleyebilmesi açısından yeterliliği araştırılmıştır. Düşük maliyet göz önünde bulundurularak BBA sisteminin tasarlanmasında belirli kısıtlamalar belirlenmiştir. Tasarlanan BBA sisteminin 2 farklı sınıf için zihinsel strateji olarak basit el hareketlerinin hayal edilmesinin kullanıldığı bir sistem olması hedeflenmiştir. Mümkün olduğunca düşük sayıda elektrot kullanılmasının hem karmaşıklık hem de maliyet açısından daha az zorluk içermesi sebebiyle BBA sisteminde yalnızca 2 elektrot kullanılması bir kısıtlama olarak belirlenmiştir. Sinyal işleme ve sınıflandırma algoritmalarının gerçekleştirildiği işlemciye ait gereksinimleri düşük seviyede tutmak amacıyla daha küçük boyutlu verilerde işlem yapabilme olanağı sağlayan düşük örnekleme frekanslarının kullanılması bir diğer kısıtlama olarak seçilmiş ve örnekleme frekansı, tez kapsamında kullanılan EEG cihazının kapasitesine de bağlı olarak 100 Hz olarak belirlenmiştir.

4.1. MI BBA Sisteminin Tasarlanması

Motor imgelemeye dayalı BBA sistemleri, herhangi bir dış uyaran olmaksızın kullanıcının içsel beyin aktivitesini kullanır ve kullanıcının herhangi bir motor hareketi hayal ederek motor korteksten indüklenmiş aktivite değişimleri üretebilmesini amaçlar.

Motor imgeleme aktivitelerini kullanan bir EEG tabanlı BBA tasarlanması için imgeleme davranışlarının oluşturacağı elektrik alanların kaynaklarının beyinde görece geniş alanlarda üretilmesi ve yeterince güçlü salınımlar olması gerekir. Ellerin, ayakların ve dilin temsil edildiği alanlar diğer uzuvların temsil edildiği alanlara göre beynin motor korteksinin daha geniş alanlarında bağlantılı sinirsel kaynaklara sahiptir. Bu sebeple motor imgelemeye dayalı EEG kullanılarak gerçekleştirilen BBA çalışmaları genellikle bu uzuvların hareketlerinin hayalinin incelenmesi üzerine tasarlanır [25, 56].

Bir BBA sisteminin temel amacı, motor hareketleri kısmen veya tamamen hasarlı olan bireyler için uzuv kaybından kaynaklı sorunlar açısından kullanıcıyı desteklemektir. Motor imgeleme BBA'ları üzerine yapılan çalışmalarda, elektrot sinyalleri içerisinde

gömülü olan aktivite ilişkili sinyal bileşenlerinin belirlenmesi ve EEG cihazlarının düşük uzamsal çözünürlüğünü iyileştirilmesi için çoğunlukla çok elektrotlu (çok boyutlu) ölçüm metotları kullanılır. Fakat bu şekilde tasarlanan BBA sistemleri maliyeti yüksek ve dolayısıyla ulaşılabilirliği düşük sistemlerdir. Bir BBA sisteminin karmaşıklığı az ve düşük maliyetli olarak tasarlanması, ihtiyaç halinde herkes tarafından ulaşılabilirliğine yönelik göz önünde bulundurulması gereken bir etmendir.

Motor imgeleme aktiviteleri beynin motor korteks olarak adlandırılan bölgesinde sınırlı alanlarında gerçekleşen aktivitelerdir ve 8-30 Hz aralığına karşılık gelen alfa ve beta bantlarında baskın aktiviteler gösterirler. Bir motor imgelemenin başlangıcı, aktif uzva ait bölgede bir EBD genlik düşüşüyle tanımlanır ve EBD örüntüsü alfa bandında genellikle daha büyük değişimler gösterir. Bu sebeplerle tez aşamasında motor imgeleme davranışlarının tespitinde 8-13 Hz bandında gerçekleşen EBD örüntüsünün tespitine odaklanılmıştır. Tezin 3. Bölümünde tartışılan Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımli uzamsal filtre uygulaması aktivitelerin ağırlıklı olarak gerçekleştiği aktif elektrot bölgesinin tespiti ve aktiviteye ait sinyal örüntülerinin belirlenmesi için elektrot ölçüm sinyallerine uygulanmıştır.

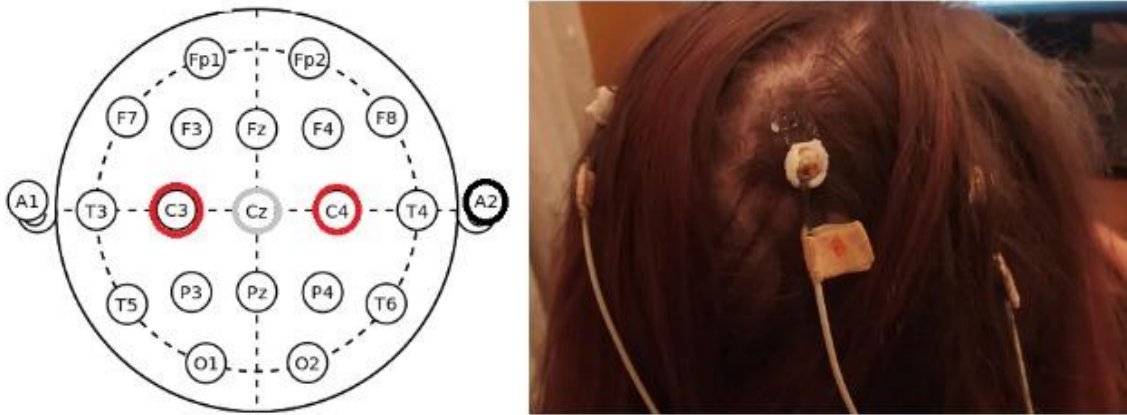
4.2. Motor İmgeleme Sinyallerinin Kaydedilmesi

Motor imgeleme ile ilgili sinyallerinin ölçülmesi BIOPAC firmasının bir ürünü olan, 4 EEG kanalını destekleyen, 24 bit ($\pm 200 \mu V$ ölçüm aralığı – 1 bit işaret biti) çözünürlüklü analog/dijital çeviriciye sahip MP35 cihazı ile gerçekleştirilmiştir. Cihaza ait BIOPAC PRO yazılımı ile cihazla doğrudan bağlantı kurularak her bir kanala özgü ölçüm konfigürasyonları gerçekleştirilebilmektedir. BIOPAC PRO yazılımı aynı zamanda verilerin görselleştirilebildiği ve veriler üzerinde çeşitli matematiksel ve sinyal işleme işlemlerinin gerçek zamanlı veya çevrimdışı olarak uygulanabildiği bir kullanıcı arayüzüne sahiptir. EEG sinyallerinin kaydedilmesinde her bir kanal için SS2L elektrot başlıkları kullanılmıştır. SS2L elektrot başlığı; bir ölçüm, bir referans ve bir toprak bağlantısı olmak üzere üç adet ölçüm probuna sahiptir (Şekil 4.1).



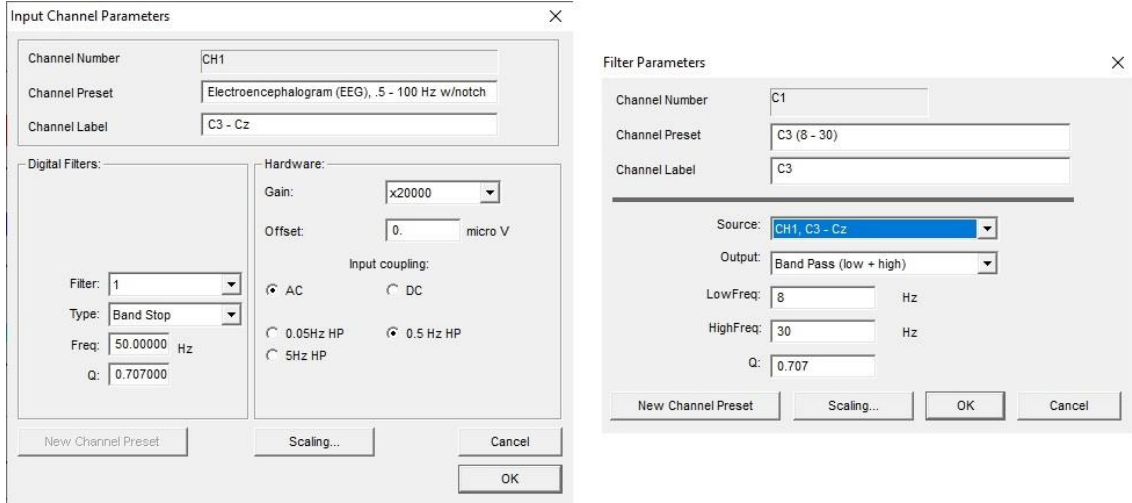
Şekil 4.1. BIOPAC MP35 EEG cihazı ve SS2L analog/dijital çeviricisi.

Elektrotlar, 10/10 Uluslararası Elektrot Yerleşim Sistemine dayanılarak C3 ve C4 elektrot bölgelerine yerleştirilmiştir. Her iki elektrot için ortak referans bağlantısı Cz elektrot bölgesi yerleştirilen bir elektrotla gerçekleştirilmiştir (Şekil 4.2). Toprak elektrotu bağlantısı olarak sağ kulak memesi kullanılmıştır.



Şekil 4.2. Elektrotların yerleşimi ve uygulanması.

EEG sinyallerinin kaydedilmesinde her bir elektrot için 100 Hz örnekleme frekansı kullanılmıştır ve ölçüm sırasında BIOPAC PRO yazılımının gerçek zamanlı filtreleme özelliği kullanılarak EEG sinyalleri 8 – 30 Hz bant genişliğine sahip sonsuz dürtü yanıtı bant geçiren filtreler ile filtrelenmiştir (Şekil 4.3).



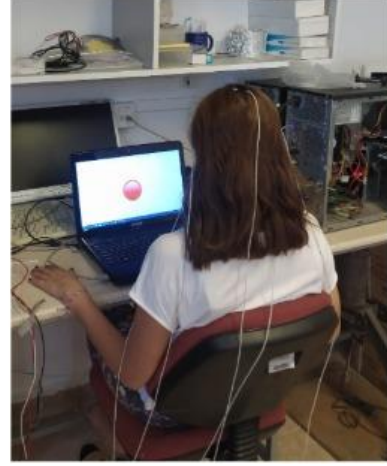
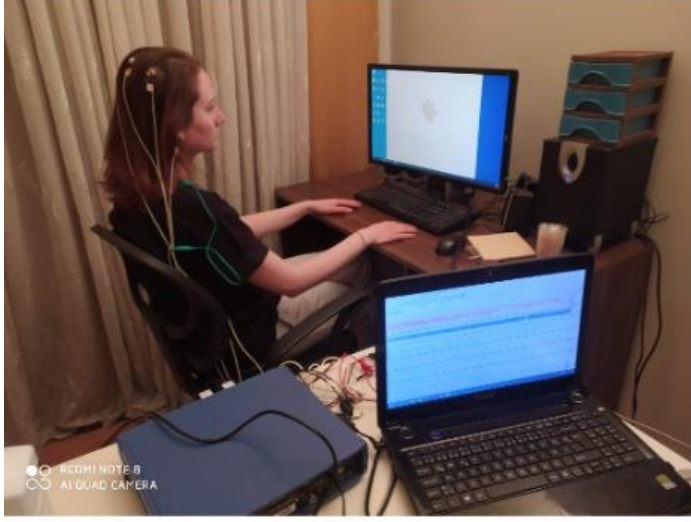
Şekil 4.3. Kanallara ait ayarların gerçekleştirilmesi.

Ölçüm elektrotları olarak altın elektrotlar kullanılmıştır. Elektrotların kafa derisine yerleştirilmesinde iletkenliği ve kafa derisi üzerindeki tutuculuğu arttırmak için KONIX marka EEG pastası kullanılmıştır (Şekil 4.4).



Şekil 4.4. EEG pastası ve ölçüm elektrotları.

Tez aşamasında deneyler Hacettepe Üniversitesi Fizyoloji laboratuvarında (2 katılımcı) ve ev ortamında (4 katılımcı) gerçekleştirilmiştir. Deneylere katılım öncesinde tüm katılımcılar beyin sinyallerinin toplanması hakkında bilgilendirilmiş ve gönüllülük baz alınmıştır. Deneyler 6 katılımcıyla (4 kadın 2 erkek, ortalama yaş \pm standart sapma = 27,8 \pm 2,4) gerçekleştirilmiştir (Şekil 4.5).

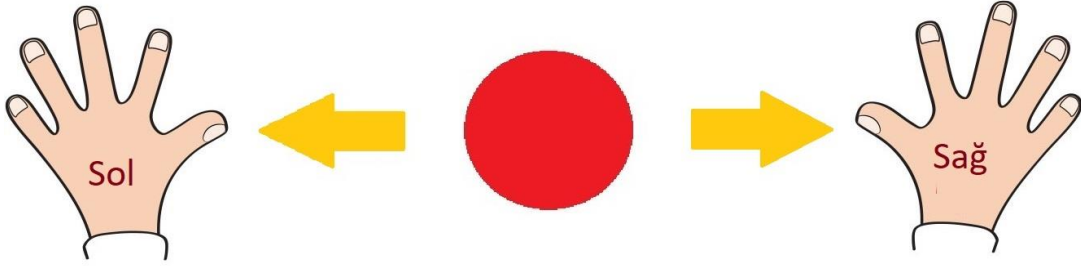


Şekil 4.5. Katılımcılardan bazılarının deneyler sırasındaki görüntüleri.

4.3. Motor İmgeleme Sinyallerinin Elde Edilmesi Prosedürü

Deney prosedürü, BBA yarışmaları veri setlerinin hazırlanmasında kullanılan prosedürler incelenerek belirlenmiş ve ipucu tabanlı bir yöntem veri toplama aşamasında uygulanmıştır. İmgeleme davranışları olarak, sağ veya sol el hareketlerinin imgelemesi ile ilişkilendirilmiş ipucu işaretleri ekranda gösterildiğinde katılımcılar tarafından işaret ile ilişkili elin kaldırıldığı ve bir kolun çevrilmesinin hayal edildiği bir uygulama denenmiştir.

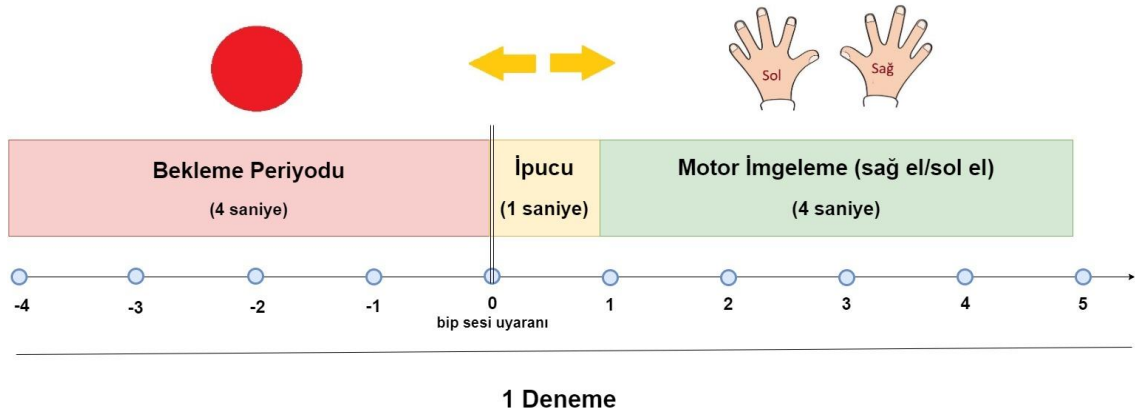
Deneyler sırasında kullanılan ipuçları (Şekil 4.6); kırmızı yuvarlak şekilli bekleme işareti, sağ el veya sol el hareketlerinin imgelemesini temsil eden iki farklı işaret ve imgelemeden önce imgelemenin yönünü belirten iki ok işareti olarak hazırlanmıştır. İpuçlarının katılımcıya gösterilmesi, MATLAB ortamında Appdesigner eklentisi kullanılarak hazırlanan bir uygulamayla bir bilgisayar ekranı üzerinden gerçekleştirilmiştir.



Şekil 4.6. Katılımcılar tarafından gerçekleştirilmesi beklenen aktiviteleri temsil eden ipucu işaretleri

Katılımcıların ipuçları ile hareketler arasındaki ilişkileri kavrayabilmesi için el hareketlerinin fiziksel olarak gerçekleştirildiği ve imgelemenin denendiği iki aşamalı bir deney öncesi hazırlık aşaması gerçekleştirilmiştir. Birinci hazırlık aşaması 15 dakikalık bir süreçte gerçekleştirilmiştir ve kullanıcıların verilen ipuçlarına karşılık gelen ilişkili el hareketlerini fiziksel olarak gerçekleştirerek ipuçlarını kavraması amaçlanmıştır. İkinci hazırlık aşaması yine 15 dakikalık bir süreçten oluşmuştur ve bu hazırlık aşamasında kullanıcılardan ipucu ile ilişkili el hareketlerinin gerçekleştirilmesi yerine hayal etmesi istenmiştir. Bu iki aşamanın da temel amacı katılımcıların deneyde kullanılacak ipuçlarına yönelik koşullanmasını sağlamak ve katılımcıyı imgeleme hareketlerini gerçekleştirebilmesine yönelik eğitmektir. Deneye katılan 6 katılımcıdan 4'üne bu 30 dakikalık eğitim süreci yalnızca bir defa uygulanırken, 2 katılımcı için bu eğitim süreci 4 günde ve günlük birkaç defa (2-3 arasında değişen sayıda) uygulanmıştır.

Verilerin toplanmasını içeren deney süreci birbirini tekrar eden denemelerden oluşmaktadır. Her bir deneme 4 saniyelik bir bekleme zaman dilimi ile başlatılmış ve katılımcıdan ekranın ortasında bulunan kırmızı yuvarlak şekilli bekleme ipucuna odaklanması istenmiştir. 4.saniyenin sonunda ekranda 100 milisaniye süren bir uyarıcı bip sesi ile birlikte 1 saniyelik ipucu zaman dilimi boyunca imgelenecek elin yönünü gösteren bir ok işareti katılımcıya gösterilmiştir. Ardından 4 saniyelik imgeleme zaman dilimi boyunca imgelenecek el hareketini temsil eden bir el resmi ekran üzerinde katılımcıya gösterilmiş ve katılımcıdan belirtilen elini yukarıya kaldırdığını ve bir kolu çevirdiğini hayal etmesi istenmiştir (Şekil 4.7).



Şekil 4.7. Bir denemeye ait zaman çizelgesi.

Her denek için deney süreci, sağ ve sol el imgeleme aktivitelerinin rastgele sırada ve eşit sayıda denendiği 50 denemeden (25 sağ el ve 25 sol el imgeleme aktivitesi) oluşmuştur. Sinyallerin elde edilmesi prosedürü 5 adımla özetlenebilir:

- i. BIOPAC PRO yazılımı üzerinden örnekleme frekansı 100 Hz olarak ayarlanmıştır. (Her 1 saniyelik zaman penceresi 100 ölçüm noktası içerir.)
- ii. Her bir kanal için BIOPAC PRO yazılımı üzerinden 50 Hz çentik filtre ve 8-30 Hz bant geçiren filtre ayarları seçilmiştir. (Ölçümler 2 kanal kullanılarak gerçekleştirilmiştir.)
- iii. Her katılımcı için oturum, 25 sağ el ve 25 sol el imgeleme hareketinin rastgele sırada gösterildiği denemelerden ve her bir deneme Şekil 4.7’de gösterilen aşamalara sahip 9 saniyelik zaman dilimlerinden oluşur. BIOPAC PRO yazılımı her bir örnekleme zaman noktasında C3 ve C4 elektrotlarına ait ölçüm değerlerini (mikrovolt cinsinden) hesaplar. MATLAB Appdesigner eklentisi, katılımcılara gerçekleştirmesi beklenen ipucu işaretlerini gösterirken aynı zamanda her deneme için bip sesi ve ok işaretli ipuçlarının gösterildiği (ipucu zaman dilimi) ilk zaman noktasını (saniye cinsinden) ve her deneme için gerçekleştirilen imgeleme sınıfı bilgilerini kaydeder (sol el = 1, sağ el = 2).
- iv. Bir kullanıcıya ait oturum sona erdiğinde, BIOPAC PRO yazılımından bir adet veri dosyası (“.txt” uzantılı) ve MATLAB Appdesiner eklentisinden bir adet çıktı dosyası (“.mat” uzantılı) elde edilir. Veri dosyası 3 sütundan oluşur. 1. sütun, her bir ölçüm noktasına ait zaman noktalarından; 2. ve 3. sütunlar, iki kanaldan ayrı ayrı elde edilen her bir örnekleme zaman noktasındaki ölçüm değerlerinden

oluşur. 2 kanal ve 9 saniyeden oluşan toplam 50 deneme için elde edilen veri dosyası 3 sütun x 45000 satır boyutundadır. MATLAB Appdesigner eklentisinden elde edilen çıktı dosyası, 2 x 50 boyutlu bir matristir. 1.sütun, her bir denemenin ipucu zaman dilimi başlangıç zamanını; 2.sütun, o denemeye ait gerçekleştirilmesi beklenen imgeleme aktivitesine ait sınıf bilgisinden oluşur.

- v. Bu iki dosya MATLAB ortamına çevrimdışı analiz için birleştirilmek üzere aktarılır.

4.4. Kaydedilen Sinyallerin Çevrimdışı Analizi

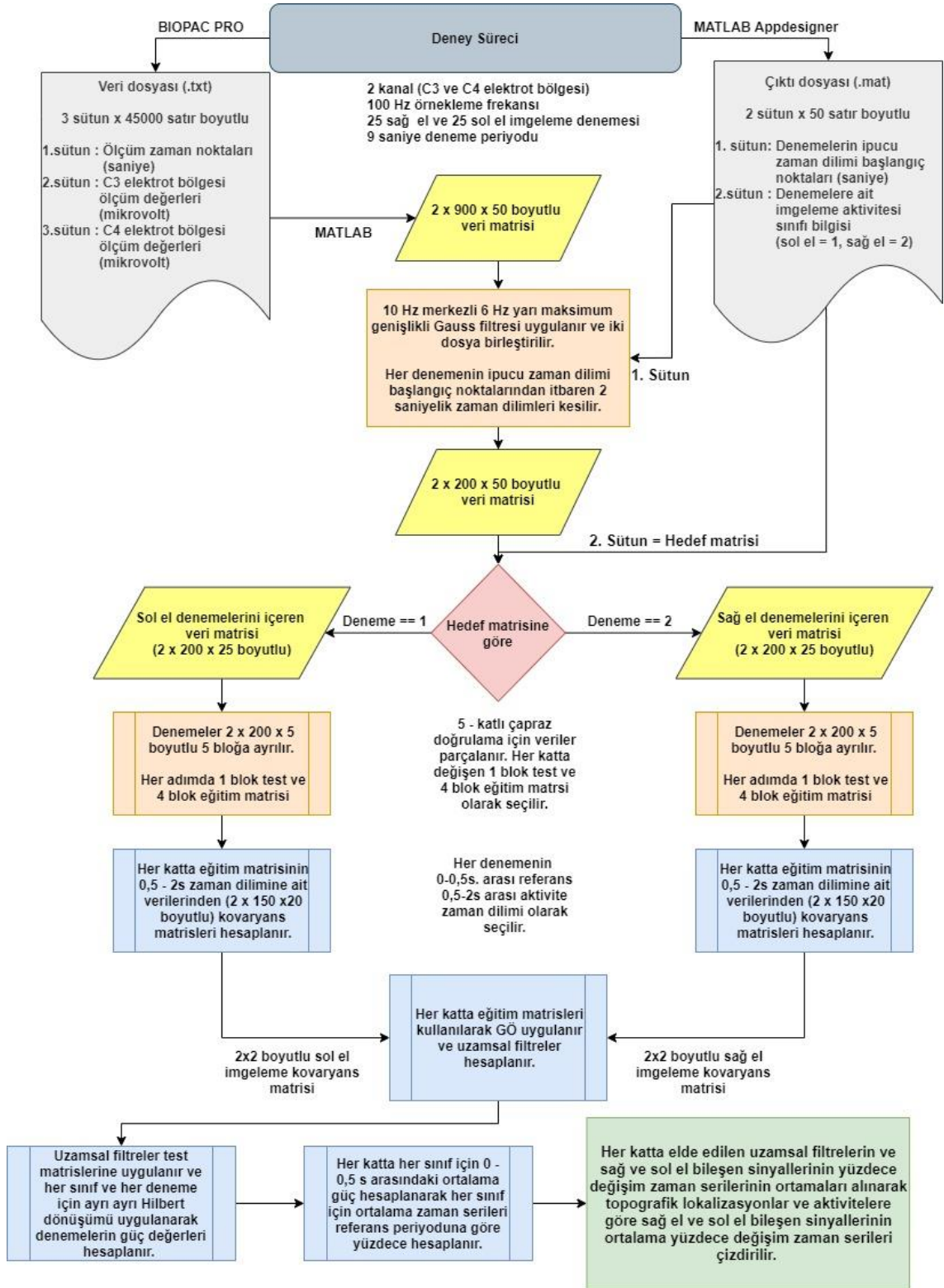
Tasarlanan BBA sisteminin performansının incelenmesi, zihinsel el imgeleme hareketlerinin beyinde ağırlıklı olarak gerçekleştiği topografik bölgelerin ve hareketlere bağlı indüklenmiş aktivite örüntülerinin nicel ve nitel olarak incelenmesiyle gerçekleştirilmiştir. İndüklenmiş aktivite örüntülerinin hesaplanmasında tezin 2.2.3. bölümünde açıklanan EBD/EBS örüntülerinin hesaplanması prosedürü kullanılmıştır. Tezde, el imgeleme hareketlerine bağlı beynin aktif olan bölgesine ait topografik lokalizasyonun belirlenmesi için verilerde 5-katlı çapraz doğrulama yöntemi uygulanmış ve her blokta elde edilen el imgeleme sınıflarına ait uzamsal filtrelerin ortalaması alınarak sınıflara ait uzamsal filtreler (topografik lokalizasyonlar) belirlenmiştir.

Tasarlanan BBA sisteminde kullanıcıya ait el imgeleme davranışlarının EBD örüntülerinin ve topografik lokalizasyonlarının belirlenmesi 7 adımla gerçekleştirilmiştir (Şekil 4.8):

- i. Verilerin elde edilmesi aşamasında 8-30 Hz'lik bir sonsuz dürtü yanıtı filtreleri uygulanarak elde edilen alfa ve beta bandını içeren veriler ile her denemeye ait ipucu zaman dilimi başlangıç zaman noktası ve imgelemenin gerçekleştirildiği sınıfa ait bilgiler MATLAB ortamına aktarılmıştır.
- ii. MATLAB ortamında veriler içerisinde 10 Hz merkez frekansında 6 Hz yarı maksimum genişliğinde bir Gauss filtresi uygulanarak alfa bandını içeren 7 – 13 Hz spektrumuna sahip sinyaller elde edilmiştir.
- iii. Veri dosyasından elde edilen 2 kanala ait veriler, 2 (kanal) x 45000 (zaman noktası) boyutlu, çıktı dosyası kullanılarak her deneme için ipucu zaman dilimi

başlangıç zaman noktalarından itibaren 2 saniyelik veriler seçilerek denemelere ayrıştırılmıştır. Böylelikle veri dosyasından 2 (kanal) x 200 (zaman noktası) x 50 (deneme içeren) bir girdi matrisi ve çıktı dosyasının 2. sütunundan her denemenin çıktıları içeren 1 x 50 (deneme sayısı) boyutlu hedef matrisi elde edilmiştir.

- iv. Hedef matrisindeki değerlere göre veri matrisi iki sınıf için iki ayrı veri matrisi olacak şekilde 2 (kanal) x 200 (zaman noktası) x 25 (deneme sayısı) boyutlu matrislere ayrıştırılır. Her deneme için ilk 50 zaman noktası (ipucu işaretinden itibaren 0 – 0,5 s zaman penceresi) referans periyodu, diğer 150 zaman noktası (ipucu işaretinden itibaren 0,5–2 s zaman penceresi) uzamsal filtrelerin öğrenilmesinde kullanılmak üzere aktivite periyodu olarak seçilir.
- v. iv. aşamada belirlenen aktivite periyodu zaman dilimlerinde sinyallere Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımının kullanıldığı 5 katlı çapraz doğrulama uygulanmış ve her blok için 20 sağ el ve 20 sol el imgelemeyi içeren eğitim bloklarının aktivite periyodu verilerinden çıkarılan uzamsal filtreler, 5 sağ ve 5 sol el imgelemeyi içeren test bloğunun verilerine uygulanarak bileşen zaman serileri ve aktiviteye ilişkin topografik lokalizasyonlar hesaplanmıştır.
- vi. Son olarak v. aşama sonucu elde edilen sinyallere, her deneme için Hilbert dönüşümü uygulanarak sinyallerin zarfı (bant gücünün karekökü) hesaplanmış ve her bloğa ait sağ el ve sol el imgeleme aktivitelerinin ortalaması alınarak iki sınıfa ait ortalama bant gücü zaman serileri hesaplanmıştır.
- vii. Elde edilen bant gücü sinyallerinden referans periyotlarının ortalama bant gücü hesaplanmış ve tezin 2.2.3. bölümünde açıklanan EBD değişiminin hesaplanması prosedürü kullanılarak sinyallerin bant gücünün zamana göre yüzde değişimi gösterilmiştir.



Şekil 4.8. Aktivitelere bağlı EBD örüntülerinin hesaplanmasında kullanılan akış şeması.

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Sunulan tez çalışması iki temel başlıkta özetlemiştir, bu kapsamda i) doğrusal uzamsal filtrelerin performanslarının değerlendirilmesi ve ii) deneysel çalışmalara ait sonuçların incelenmesidir.

5.1. Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Performanslarının Değerlendirilmesi

Doğrusal Uzamsal Filtrelerin performansı 3 aşamada incelenmiştir:

- i. Ortak Ortalamaya Referanslama, Temel Bileşenler Analizi, Kör Kaynak Ayırma ve Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımlarına dayalı 4 adet uzamsal filtrenin LDA sınıflandırıcısının sınıflandırma performansı üzerine etkisi iki yarışma veri seti üzerinde incelenmiştir.
- ii. i. Aşamasında karşılaştırılması yapılan uzamsal filtreler uygulanmadan önce verilere bir beyazlatma ön işlemi uygulanmış ve beyazlatma ön işleminin uzamsal filtrelerin performanslarına etkileri incelenmiştir.
- iii. Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımına uygulanan bazı düzenleme parametrelerinin, GÖ yaklaşımli uzamsal filtrenin performansı üzerine etkileri incelenmiştir.

Yarışma veri setleri kullanılarak yapılan bu çalışmada, yarışma verileri içerisindeki her deneme için ilgilenilen zaman periyodu bip sesli ipucu işaretinin zaman noktasının 0,5 saniye sonrasında itibaren (imgeleme aktivitesinin başlangıcından 0,5 saniye öncesine karşılık gelir) 2 saniyelik bir zaman periyodu veriler içerisinde kesilerek belirlenmiş ve sadece bu zaman dilimleri içerisinde incelemeler yapılmıştır. Bütün aşamalarda sınıflandırıcı olarak LDA sınıflandırıcısı kullanılmıştır.

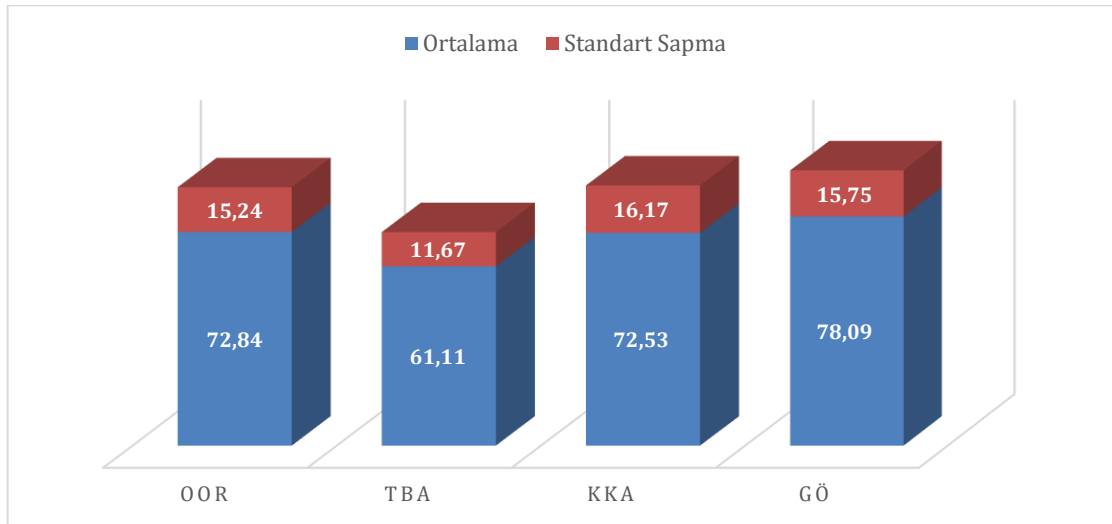
5.1.1. Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Performanslarının Karşılaştırılması

Bu bölümde “Ortak Ortalamaya Referanslama (OOR)”, “Temel Bileşenler Analizi (TBA)”, “Kör Kaynak Ayırma (KKA)” ve “Genelleştirilmiş Özdönüşüm (GÖ)” yaklaşımları ile oluşturan uzamsal filtrelerin kullanılmasının, seçilen yarışma veri setleri

üzerinde sağ el/sol el ve ayak/dil imgeleme hareketlerinin sınıflandırılmasına yönelik kullanılan bir LDA sınıflandırıcısının sınıflandırma performansına etkisi incelenmiştir.

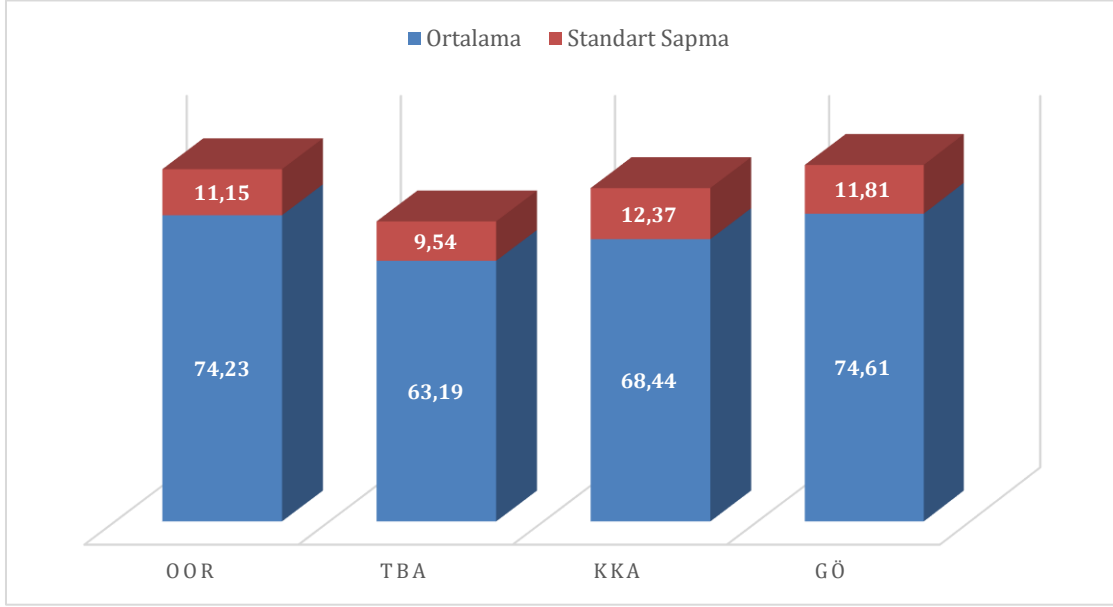
BBA yarışması IV – IIa veri seti için tasarlanan uzamsal filtrelerin, her bir deneğe ait sağ ve sol el imgeleme aktiviteleri verilerine uygulanmasıyla elde edilen sınıflandırma performansları başarıları Çizelge E1.1’de verilmiştir. Çizelgeler üzerinde, her bir denek için tasarlanan uzamsal filtre uygulamaları arasında en başarılı sınıflandırma performansını gösteren uzamsal filtre koyu olarak işaretlenmiştir. Doğrusal uzamsal filtre uygulamaları ile sağ ve sol el imgeleme hareketlerinde elde edilen ortalama sınıflandırma performansları Şekil 5.1’de gösterilmiştir.

Sonuçlara göre GÖ yaklaşımı, KKA yaklaşımı ve OOR yaklaşımına dayalı uzamsal filtreler kullanıldığında %70’in üzerinde sınıflandırma başarıları elde edilirken (OOR: $72,84 \pm 15,24$; KKA: $72,53 \pm 11,67$; GÖ: $78,09 \pm 15,75$); TBA yaklaşımına dayalı uzamsal filtre ile ($61,11 \pm 11,67$) şans düzeyine (%50’ye) yakın performans elde edilmiştir. Denek bazında incelendiğinde, deneklerin genelinde GÖ yaklaşımı en iyi performansı gösteren (9 denekten 6 ‘sında en iyi sınıflandırma performansı elde edilmiştir.) uzamsal filtre olmuştur.



Şekil 5.1. BBA yarışması IV - IIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

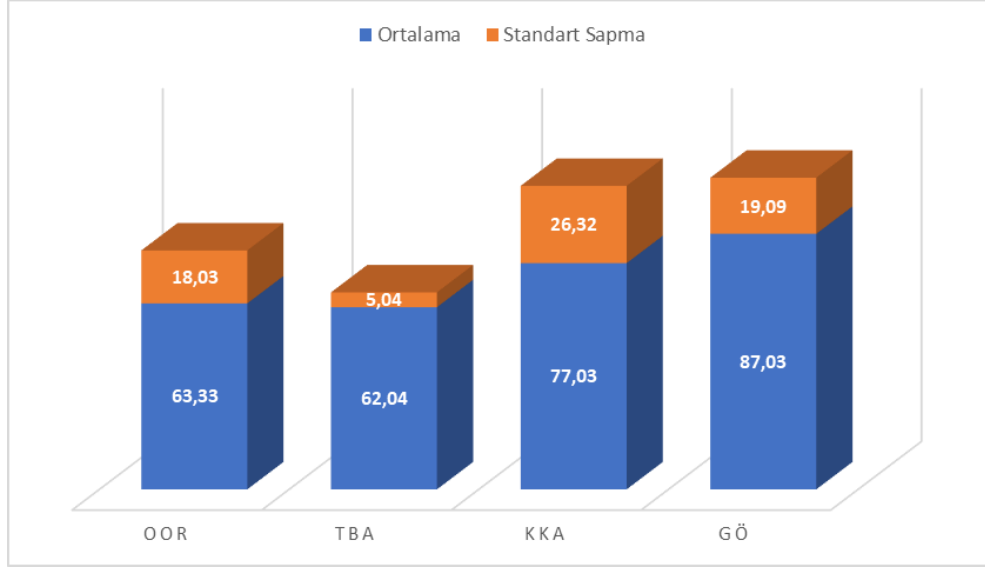
Aynı veri seti üzerinde ayak ve dil imgeleme aktivitelerine uygulanan uzamsal filtreler ile elde edilen sınıflandırma performansları her bir denek için Çizelge E1.2’de, ortalama performanslar ise Şekil 5.2’de gösterilmiştir. Sonuçlar el imgeleme hareketlerine göre benzerlik gösterse de KKA yaklaşımı ($68.44 \pm 12,37$) ile; OOR ($74.23 \pm 11,15$) ve GÖ ($74.61 \pm 11,81$) yaklaşımlı uzamsal filtreler göre daha kötü performans elde edilmiştir.



Şekil 5.2. BBA yarışması IV - IIa veri seti ayak ve dil sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

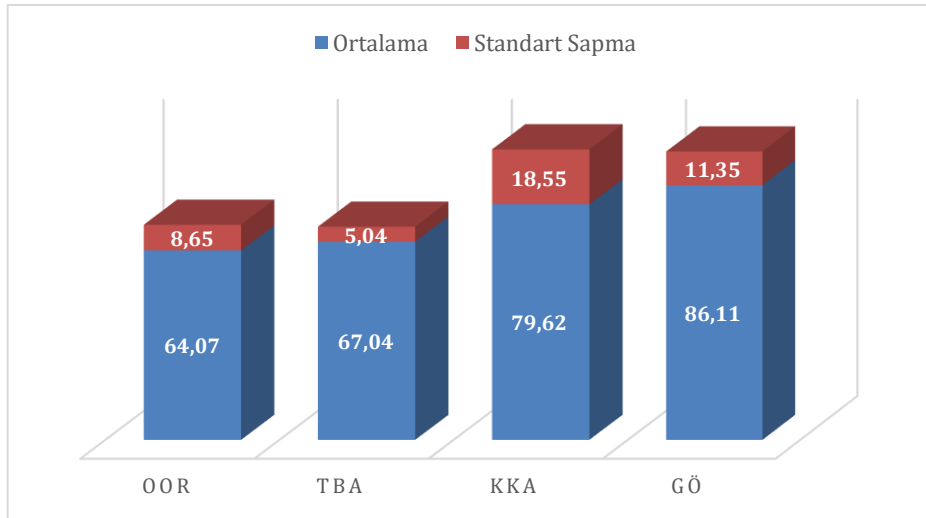
BBA yarışması III - IIIa veri seti için bir önceki veri setinde uygulanan aşamalar tekrarlanmıştır.

Bu veri setinde sağ ve sol el imgeleme aktivitelerine uygulanan uzamsal filtrelerin denek bazında sınıflandırma performanslarına etkisine ait Çizelge E1.3’te ve genel performanslarına ait grafik Şekil 5.3’te gösterilmiştir. Sonuçlara göre GÖ yaklaşımı ($\%87,03 \pm 19,09$) ve KKA yaklaşımı ($\%77,03 \pm 26,32$) diğer uzamsal filtreler göre oldukça iyi performans gösterirken GÖ yaklaşımının kullanılmasıyla $\%90$ ’a yakın bir sınıflandırma performansı elde edilmiştir.



Şekil 5.3. BBA yarışması III - IIIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

Bu veri seti için ayak ve dil imgeleme aktivitelerine uygulanan uzamsal filtreler ile elde edilen sınıflandırma performansları, her bir denek için Çizelge E1.4'te ve ortalama performansları ise Şekil 5.4'te gösterilmiştir. Sonuçlar el imgeleme aktiviteleriyle benzerdir. GÖ yaklaşımı ve KKA yaklaşımı, diğer uzamsal filtreler göre daha iyi performans gösterirken GÖ yaklaşımının kullanılması ile (%86,11 ± 11,35) en iyi sınıflandırma başarısı elde edilmiştir.



Şekil 5.4. BBA yarışması III - IIIa veri seti ayak ve dil sınıfları için doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

Bu iki yarışma veri setine ait hem denek bazında hem de genel sonuçlar incelendiğinde LDA sınıflandırıcısıyla uygulanan OOR, KKA ve GÖ yaklaşımlarıyla farklı deneklerde en iyi sınıflandırma performanslarına ulaşılabilmemesine karşın TBA yaklaşımının kullanılmasıyla oldukça kötü performanslar elde edilmiştir. Bunun sebebi TBA yaklaşımının beyinde aktivitenin gerçekleştiği kaynaklar üzerinde bir tahminde bulunmaması ve yalnızca ölçümler sırasında en güçlü değişimler gösteren elektrotlara yönelik bir tahminde bulunmasıdır. Ancak temelde TBA yaklaşımının bir denetimli uygulamasını içeren GÖ yaklaşımı, iki sınıfı birbirinden ayıran en güçlü değişimlere sahip elektrotlara yönelik tahminde bulunması özelliği ile oldukça başarılı ve stabil bir performans göstermiştir. OOR yaklaşımı ise bir kaynak ayırma yöntemi değildir; sinyalleri yeniden referanslayarak ve sinyaller üzerinde ortak olarak gerçekleşen aktivite ilişkisiz sinyallerin etkisini yok ederek bir yerelleştirmeyi amaçlar. Bu sebeple beyin laterize ve karşıt bölgelerinde gerçekleşen el imgeleme aktiviteleri için uzamsal filtre olarak kullanıldığında elde edilen sınıflandırma performansları iyi sonuçlar gösterirken beyin sensörimotor korteksinin orta tepe noktalarına yakın bölgelerinde işlenen ayak ve dil imgeleme aktiviteleri için daha kötü sonuçlar elde edilmiştir. KKA yaklaşımı ise öncelikle sınıfların etiketlerini bilmeden sınıflar üzerinde tahminler yaptıktan sonra bir kaynak ayırma yöntemi uygulaması sebebiyle iyi sonuçlar verebilirken bazı durumlarda, dönüşüm sonucunda elde edilen kaynakların önem sırasını tahmin edememesi nedeniyle dönüşüm sonucu elde edilen her bir yapay bileşen sinyali üzerinde denetimli olarak bir elemeye ihtiyaç duymaktadır. KKA yaklaşımı sinyal ilişkisiz verilerin Gauss dağılımına sahip olduğu varsayımına dayanır ve aktivite ilişkili örüntüleri Gauss dağılımına sahip olmayan dağılımlar üzerinden tespit etmeye çalışır. Ancak kas ve göz hareketlerinin neden olduğu artefaktlar da Gauss dağılımına sahip olmadığı ve aktivitelere göre daha kısa sürelerde gerçekleştiğinden KKA yaklaşımının uyumu daha çok artefaktlara yönelik olacaktır. Bu durum göz önünde bulundurularak tez aşamasında KKA yaklaşımı için bir boyut düşürme (bileşen eleme) uygulanmaması sebebiyle karşılaşılan bazı kötü sonuçlar olasıdır.

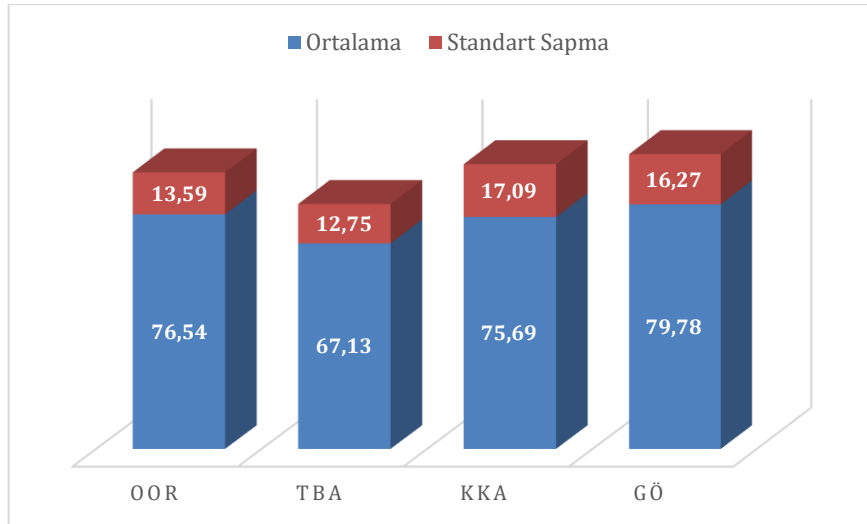
5.1.2. Verilerde Beyazlatma Uygulanarak Uzamsal Filtrelerin Karşılaştırılması

Sinyal işleme alanında verilerde beyazlatma yöntemi, sınıflar arasında daha düşük boyutta salınım gösteren sınıfların dağılımlarını genişleterek sınıflandırıcının daha büyük değişimlere sahip sınıflara yönelik aşırı uyumasını önlemeyi ve sinyal kalitesinde

iyileştirmeyi amaçlar. TBA yaklaşımı da diğer uzamsal filtreler uygulanmadan önce verilerde beyazlatma yaklaşımı olarak kullanılabilir ancak bu tez kapsamında verilerin yönelimlerini de koruduğu için “Sıfır Fazlı Bileşen Analizi” beyazlatma yöntemi olarak kullanılmıştır.

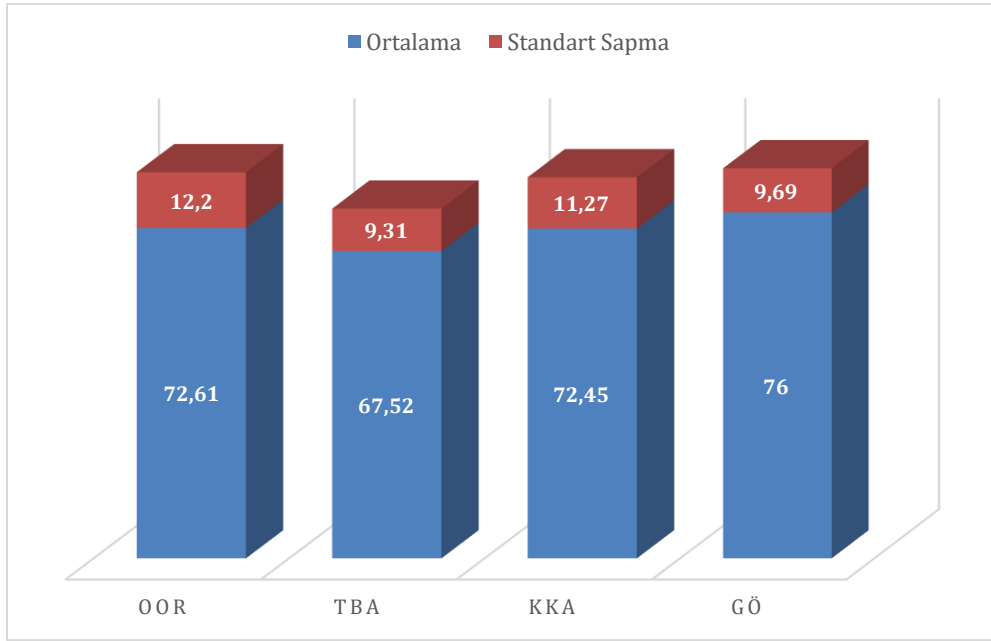
Verilerde Beyazlatma uygulamasının incelenmesinde Sıfır Fazlı Bileşen Analizi ile beyazlatma uygulaması, uzamsal filtreler uygulanmadan önce ve sinyallere bant geçiren filtreler uygulandıktan sonra, bir ön işleme aşaması olarak uygulanmıştır ve imgeleme aktivitelerinin sınıflandırılmasında iyileşme hedeflenmiştir. Hedeflenen iyileşmenin incelenmesi için bir önceki aşamadaki işlemler, test edilen uzamsal filtrelerin beyazlatma ön işleme ile birlikte uygulanmasıyla tekrarlanmış ve elde edilen sınıflandırma performansları karşılaştırılmıştır.

BBA yarışması IV – IIa veri seti üzerinde sağ ve sol el imgeleme aktiviteleri için beyazlatma işlemi ve test edilen uzamsal filtre yaklaşımlarının uygulanmasıyla elde edilen sınıflandırma performansları her bir denek için Çizelge E2.1’de ve genel sınıflandırma performansları Şekil 5.5’te gösterilmiştir.



Şekil 5.5. BBA yarışması IV - IIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

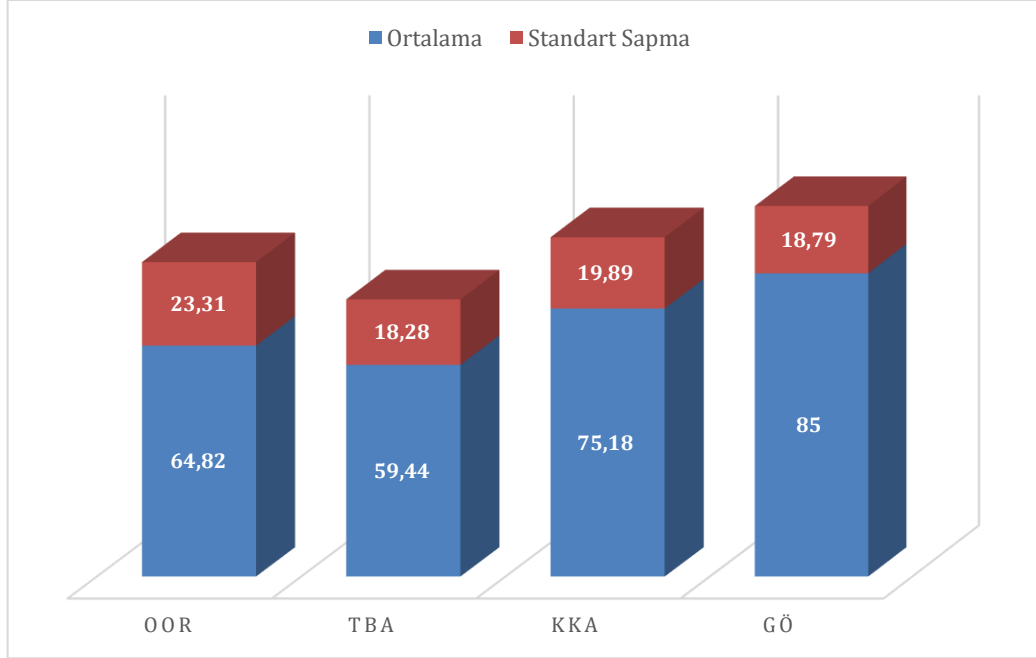
Saf uzamsal filtrelerin uygulanması ile elde edilen sınıflandırma performansları ile karşılaştırıldığında (Şekil 5.1) her bir uzamsal filtrede, verilerde beyazlatma ön işlemi uygulanmasıyla belirgin bir iyileşme elde edilmiştir. GÖ, KKA ve OOR yaklaşımlarına beyazlatma ön işlemi uygulanması ile %75'in üzerinde ortalama sınıflandırma başarısı elde edilirken beyazlatma uygulanmış TBA yaklaşımı, saf TBA uygulaması ile elde edilen sınıflandırma performanslarına göre %5'in üzerinde bir iyileşme göstermiştir. (İyileşme seviyeleri: OOR : %8,5; TBA : %6; KKA : %3,1; GÖ: 1.5).



Şekil 5.6. BBA yarışması IV - IIa veri seti ayak ve dil sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

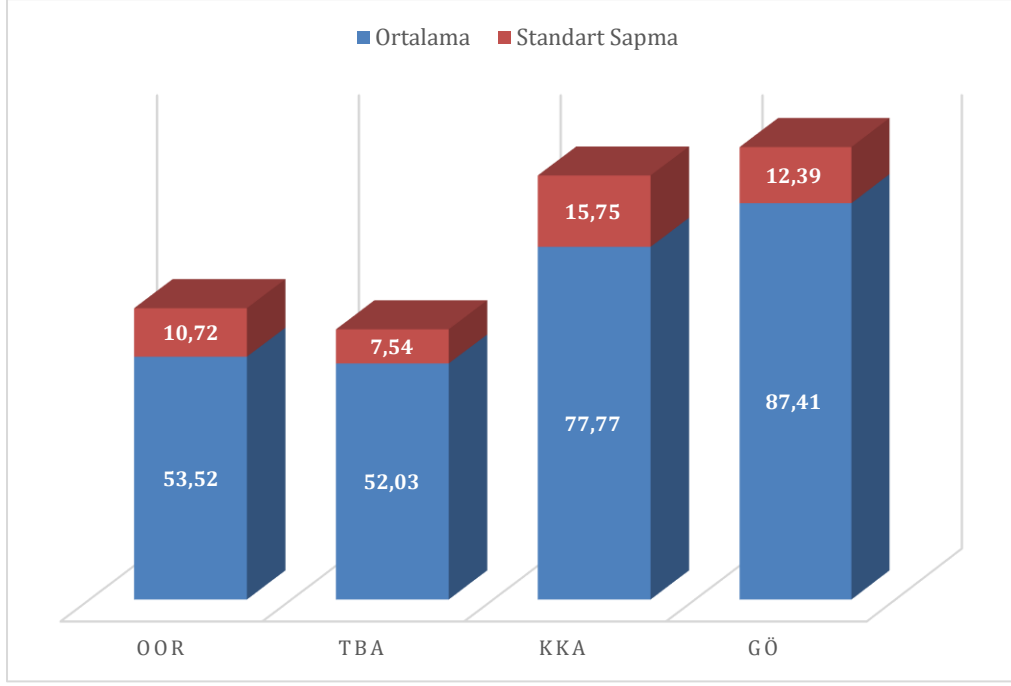
Şekil 5.6'da BBA yarışması IV-IIa veri setine ait ayak/dil imgeleme aktivitelerinin sınıflandırılmasında, verilerde beyazlatma ön işlemesinden sonra uzamsal filtrelerin uygulanmasıyla elde edilen sınıflandırma performansları gösterilmiştir. Beyazlatma uygulanmamış saf uzamsal filtrelerin uygulaması ile karşılaştırıldığında (Şekil 5.2), el imgeleme aktivitelerinde de olduğu gibi, beyazlatma ön işlemi ile uzamsal filtre uygulamalarının tamamı, saf uzamsal filtre uygulamalarına göre belirgin iyileşme göstermiştir. Denek bazında sınıflandırma performansı incelemesi Çizelge E2.2'de gösterilmiştir. Denek bazında incelendiğinde yine uzamsal filtrelerin performanslarında

beyazlatma ön işlemesi ile iyileşme görülmüş ve uzamsal filtrelerin başarımlarının sıralamaları, beyazlatma uygulanmamış saf uzamsal filtre uygulamalarıyla aynı kalmıştır.



Şekil 5.7. BBA yarışması III - IIIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

BBA yarışması III – IIIa veri setine ait verilerde beyazlatma ön işlemesi ile uygulanan uzamsal filtrelerle elde edilen sınıflandırma performansları, el imgeleme aktiviteleri ve ayak/dil aktiviteleri için denek bazında sırasıyla Çizelge E2.3 ve Çizelge E2.4’te ve genel ortalama performanslar ise sırasıyla Şekil 5.7 ve Şekil 5.8’de gösterilmiştir. Sonuçlar, BBA yarışması IV – IIa veri setinden elde edilen performanslarla benzerdir. GÖ yaklaşımı ile her iki imgeleme aktivitelerinin sınıflandırılmasında da en iyi performans elde edilirken verilerde beyazlatma ön işlemesi ile sınıflandırma performansları iyileştirilmiştir. Denek bazında iyileşme, her iki veri setinde de sağlanmıştır.



Şekil 5.8. BBA yarışması III - IIIa veri seti ayak ve dil sınıfları için verilerde beyazlatma etkisiyle doğrusal uzamsal filtrelerin sınıflandırma performanslarına etkisi.

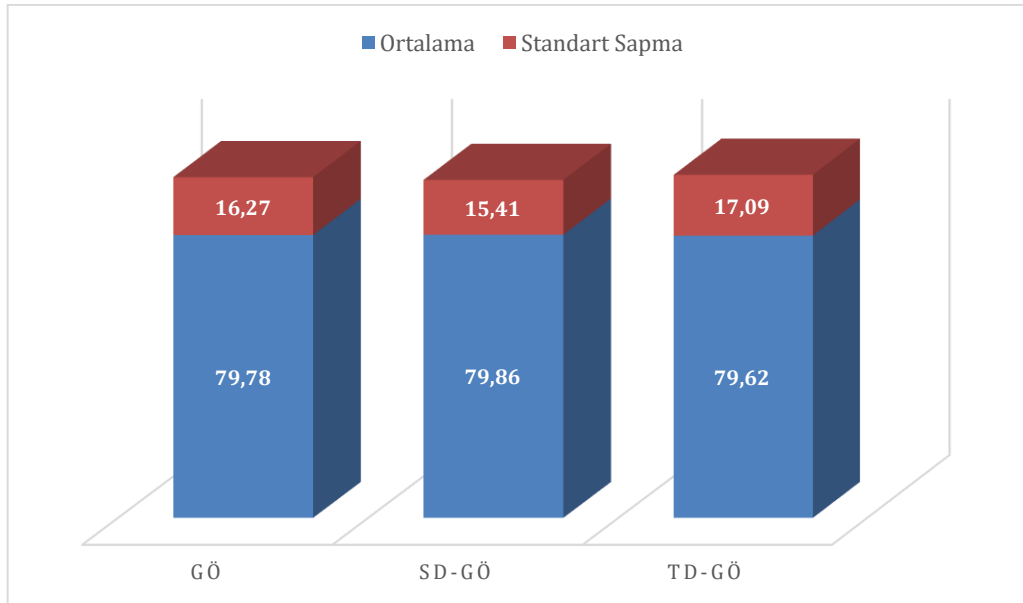
Hem denek bazında hem de genel olarak GÖ yaklaşımı hem el imgeleme aktiviteleri hem de ayak/dil ayırımına yönelik sınıflandırma performansları açısından neredeyse tüm deneklerde en iyi performansı gösteren yaklaşımdır. Beyazlatma uygulaması KKA ve OOR yaklaşımlarının performanslarını GÖ yaklaşımlarına yaklaştırmıştır. TBA yaklaşımı, performansı iyileştirme göstermiş olmasına rağmen diğer uzamsal filtreler içerisinde en kötü performansa sahip uzamsal filtredir.

5.1.3. GÖ Düzenleme Parametrelerinin Karşılaştırılması

GÖ yaklaşımı, uzamsal filtrelerin verilerde beyazlatma uygulamaları ve saf olarak uygulanmaları karşılaştırıldığında en iyi sınıflandırma performansı elde edilmiş uzamsal filtredir. Bunun sebebi, GÖ yaklaşımının denetimli bir uzamsal filtre olması dolayısıyla doğru etiketlenmiş ve sinyal/gürültü oranı yüksek veriler için sınıflar arasındaki korelasyonu ve bağımsızlığı denetimli bir şekilde gerçekleştirebilmesi olarak yorumlanabilir.

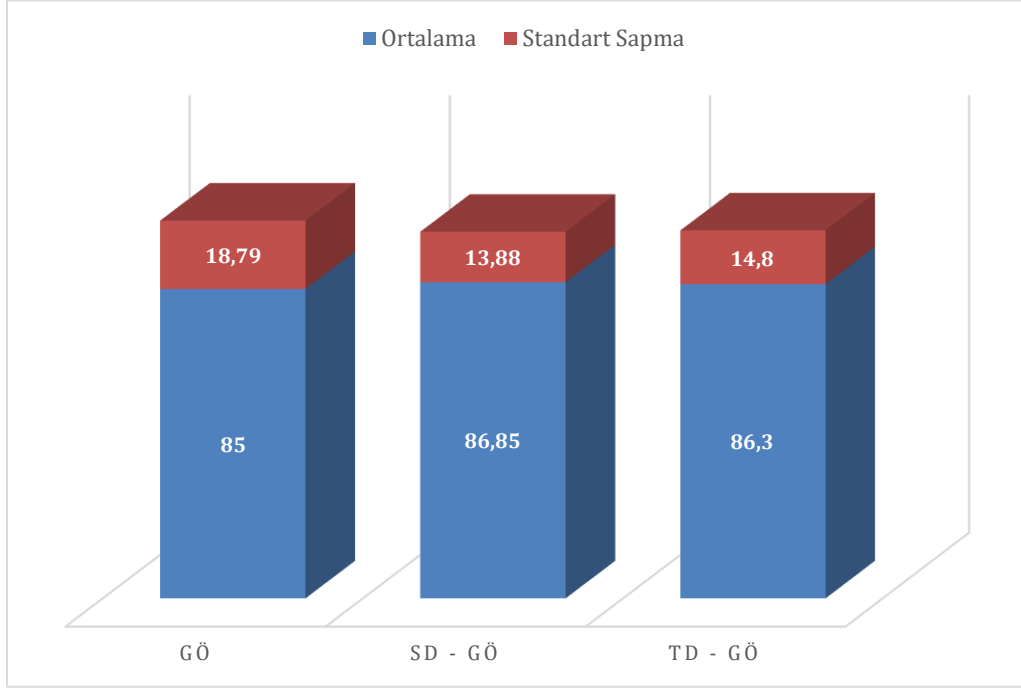
GÖ yaklaşımının bir diğer avantajı da denetimli bir kaynak ayırma yöntemi olması sebebiyle sinyal/gürültü oranı düşük sinyaller için veya sınıflar arasında daha küçük boyutta değişimler gösteren sınıflar içeren verilerde büyük değişim gösteren sınıflara aşırı uymayı önlemek için algoritma üzerinde manipülasyonlara izin veren esnekliğe sahip olmasıdır.

GÖ yaklaşımının sinyal işleme uygulamalarında küçük veri setleri ve sınıflara yönelik aşırı uymayı önlemek amacıyla bazı düzenleme parametrelerin kullanıldığı çeşitli uygulamaları bulunmaktadır. Motor imgeleme aktivitelerinin sınıflandırılmasında bu uygulamalar içerisinde ikisi (Shrinkage, Tikhanov düzenlemeleri) bu tez kapsamında karşılaştırma olarak seçilmiştir. Verilerde beyazlatma ön işlemesi sınıflandırma performanslarını belirgin bir şekilde iyileştirdiği için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı, beyazlatma ön işlemi uygulanmış sinyal verileri üzerine uygulanmıştır. Karşılaştırma diğer aşamalarda olduğu gibi, seçilen veri setleri üzerinden el imgeleme aktiviteleri ve ayak/dil imgeleme aktivitelerine yönelik sınıflandırma performanslarının karşılaştırılmasıyla gerçekleştirilmiştir.



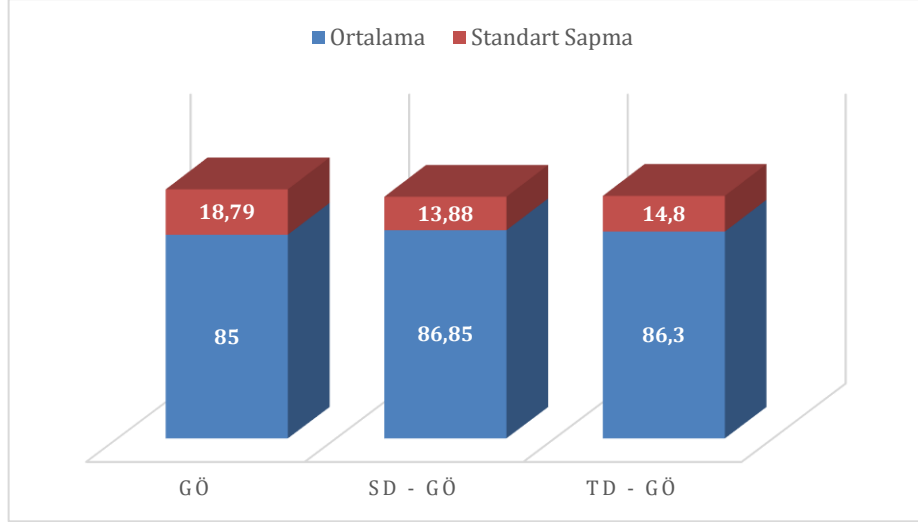
Şekil 5.9. BBA yarışması IV - Ila veri seti sağ ve sol el sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.

Düzenlenmiş GÖ uygulamalarının BBA yarışması IV-IIa veri setinde el imgeleme aktivitelere uygulanması ile elde edilen denek bazında sınıflandırma performansları Çizelge E3.1’de gösterilmiştir. Genel sınıflandırma performanslarını içeren grafik Şekil 5.9’da, ayak/dil imgeleme aktivitelere ait performanslar denek bazında Çizelge E 3.2’de ve genel sınıflandırma performansları içeren grafik Şekil 5.10’da gösterilmiştir.



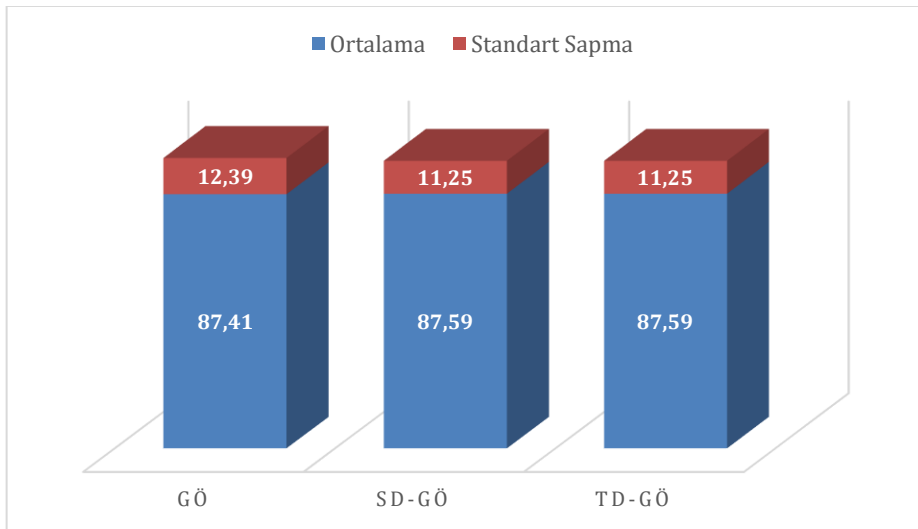
Şekil 5.10. BBA yarışması IV - IIa veri seti ayak ve dil sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.

BBA yarışması IV-IIa veri setinde GÖ yaklaşımında düzenleme parametreleri olarak kullanılan Shrinkage (SD-GÖ) ve Tikhanov (TD-GÖ) düzenlemeleri, genel sınıflandırma performansları açısından küçük iyileşmelere sebep olsa da denek bazında bakıldığında bazı deneklerde daha büyük iyileşmeler göstermiştir.



Şekil 5.11. BBA yarışması III - IIIa veri seti sağ ve sol el sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.

BBA yarışması III – IIIa veri seti için, sonuçlar, BBA yarışması IV – IIa veri seti ile benzerdir. Denek bazında sonuçlar Çizelge E3.3 (el imgeleme aktiviteleri) ve Çizelge E3.4'te (el/ayak imgeleme aktiviteleri), genel ortalama performansları ise Şekil 5.11 (el imgeleme aktiviteleri) ve Şekil 5.12'de (el/ayak imgeleme aktiviteleri) gösterilmiştir. Genel performanslarda minimal düzeyde iyileşmeler gözlenmiş ve denek bazında bazı denekler için %95'in üzerinde sınıflandırma performansları elde edilmiştir.



Şekil 5.12. BBA yarışması III - IIIa veri seti ayak ve dil sınıfları için düzenlenmiş GÖ yaklaşımı sınıflandırma performansları.

5.2. Deneysel Çalışmalara Ait Sonuçların İncelenmesi

Tezin 4.bölümünde açıklanmış deneysel çalışmalar 6 katılımcı (2 erkek ve 4 kadın) ile gerçekleştirilmiştir. Katılımcıların hepsi daha önce EEG ile ilgili hiçbir tecrübe yaşamamış ve BBA çalışmalarında bulunmamış sağlıklı bireylerden oluşmaktadır. Deneysel çalışmalar laboratuvar (2 kişi) ve ev ortamında (4 kişi) ile gerçekleştirilmiştir.

Deneyler 4. Bölümde açıklandığı gibi 30 dakikalık bir eğitim sürecinden sonra 50 ipucu ile (25 sağ el ve 25 sol el) gerçekleştirilen imgeleme aktivitelerinden oluşmaktadır. Belirlenen BBA sisteminin başarısının incelenmesi, EBD güç azalması olarak adlandırılan alfa bandı güç azalmasının referans periyoduna göre yüzde değişimlerinin ve aktif topografik bölgelerin incelenmesi ile gerçekleştirilmiştir.

Deney prosedüründe her bir deneme; 4 s'lik bir bekleme süresi, ardından bir ipucu ile imgelenecek elin yönünü gösteren işaret ile 1 s'lik imgeleme için hazırlık aşaması (bekleme) ve ekranda beliren imgeleme işareti ile birlikte 4 s'lik imgeleme aktivitesinden oluşmaktadır. 2 elektrottan elde edilen ölçüm sinyalleri, öncelikle denemeler halinde ayrıştırılarak 2 kanal, 9 saniye ve 50 denemeden oluşan veri matrislerine dönüştürülmüştür (2 x 900 x 50 boyutlu elektrot ölçüm değerlerini içeren matris). Denemelere ait imgelenen aktivitelerin sınıfları MATLAB Appdesigner eklentisinde, gösterilen imgelemenin yönünü gösteren ok işaretli ipucunun gösterildiği ilk zaman noktaları ile birlikte 2 x 50 boyutlu bir matris olarak işaretlenmiştir. Deney aşaması ve EEG ölçümleri, BIOPAC cihazının MATLAB ortamından kontrolü gerçekleştirilemediği için eşzamanlı olarak gerçekleştirilememiştir. Bu sebeple öncelikle EEG ölçümleri alınmaya başlanmış ve kişiler arasında 3-5 saniye arasında değişen boş ölçümlerden sonra deney prosedürü başlatılmıştır. Deneyin prosedürünün başlatıldığı andaki zaman noktası BIOPAC cihazı üzerindeki saniye üzerinden kaydedilerek MATLAB ortamına aktarılan veriler üzerinde gerçekleştirilecek işlemlerden önce ilgili boş ölçümleri içeren sinyaller çıkartılmıştır. Böylece BIOPAC cihazından alınan zaman bilgisi ile MATLAB ortamından alınan ipucu noktalarının eşleşmesi sağlanmıştır. Daha sonra MATLAB ortamına aktarılan iki dosya kullanılarak bir veri matrisi ve bir hedef matrisi oluşturulmuştur.

Elde edilen 3 boyutlu (2 kanal x 900 zaman noktası x 50 deneme) veri matrisi içerisinde ok işaretli ipuçlarının başladığı zaman noktalarından itibaren her deneme için 2 saniyelik zaman periyotları kesilerek 1 saniyelik aktivite öncesi ve 1 saniyelik imgelemenin gerçekleştiği zaman periyotlarındaki elektrot ölçümleri içeren ikinci bir matris oluşturulmuştur. Matrisin boyutu, ölçümlerde 100 Hz'lik örnekleme frekansı kullanıldığından, 2 kanal x 200 zaman noktası x 50 denemeden oluşmaktadır.

Veriler daha sonra işaretlenen deneme ipuçlarına göre iki ayrı imgeleme sınıfını içeren veri matrislerine ayrılmıştır. Her bir sınıfa ait veri matrisi 2 kanal x 200 zaman noktası x 25 deneme sayısı boyutundaydı. Her bir sınıf için topografik lokalizasyonun belirlenmesi Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı 5 katlı çapraz doğrulama ile gerçekleştirilmiştir. Uygulamada her bir sınıfa ait veriler 5 ayrı bloğa ayrılarak 4 blok eğitim ve 1 blok test kümesi olarak seçilmiştir ve her adımda deney bloğu 1 blok kaydırılarak kalanlar eğitim bloğu olarak seçilmiş ve bütün bloklar test edilinceye kadar devam etmiştir. İşlem adımları şu şekildedir:

- i. Verilere öncelikle 10 Hz merkez frekansına ve 6 Hz yarı maksimum genişliğine sahip bir Gauss çekirdeğiyle konvolüsyon işlemi uygulanmış ve veriler 7 -13 Hz bant genişliğinde alfa bandını içerecek şekilde filtrelenmiştir. Sonsuz dürtü yanıtı filtrelerin performanslarının uygulandığı verilere bağlı olması ve sonlu dürtü yanıtı filtrelerin performanslarının filtrenin derecesinin doğru hesaplanmasına bağlı olması ve yavaş olması sebebiyle bir konvolüsyon işlemi filtreleme olarak seçilmiştir.
- ii. Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımının uygulanacağı zaman penceresi için ipucu zaman dilimlerinin başlangıcından itibaren 0,5 – 2 s arası seçilerek iki sınıfa ait imgelemeye ait değişimlerin gerçekleşmesi beklenen zaman periyodu aktivite periyodu olarak seçilmiştir.
- iii. Böylelikle GÖ yaklaşımı uzamsal filtre dönüşüm katsayıları matrisi, her bir katta, 2 sınıf için 2 eğitim matrisinden elde edilmiş (her biri 2 kanal x 150 zaman noktası ve 20 deneme içeren veri matrisi) ve 2 sınıf için 2 test matrisi (2 kanal x 200 zaman noktası x 5deneme) üzerine uygulanmıştır.
- iv. Uzamsal filtre dönüşüm katsayılarının belirlenmesi, 2 sınıf için eğitim matrislerinin kovaryans matrisleri hesaplanarak kovaryans matrisleri üzerinden

Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımı (“ $\text{eig}(\text{covS1}, \text{covS2})$ ” komutuyla, S1 ve S2 iki farklı sınıf için kovaryans matrisleridir) uygulanmış ve elde edilen sağ ve sol el sınıflarına ait uzamsal filtreler test veri matrislerine uygulanmıştır.

- v. Test veri matrislerinden elde edilen iki farklı sınıfa (sağ el ve sol el) ait zaman serileri üzerinde Hilbert dönüşümü uygulanarak sinyallerin zarfı hesaplanmış ve ortalamaları alınmıştır. Bu ifade alfa bandı bant gücünün kareköküne karşılık gelmektedir.
- vi. Daha sonra test verisi bir sonraki bloğa kaydırılarak test matrisi değiştirilmiştir Eğitim matrisleri diğer blokları içerecek şekilde aynı işlemler 5 defa tekrar uygulanmıştır. 5 blok için elde edilen uzamsal filtre matrisleri ve alfa bandı güç zaman serilerinin ortalaması alınarak her bir sınıf için genel uzamsal filtre ve ortalama güç zaman serileri hesaplanmıştır. Belirlenen uzamsal filtreler topografik lokalizasyonu temsil etmektedir.
- vii. Yüzdece güç değişiminin hesaplanması için referans periyodu ipucu başlangıcından itibaren 0,5 s’lik bir pencere seçilerek (ilk 50 zaman noktası) hesaplanmış ve bu zaman penceresi içerisinde ortalaması alınarak ve bölüm 2.2.3’te açıklanan denkleme göre ortalama yüzdece güç değişim zaman serileri hesaplanmıştır.

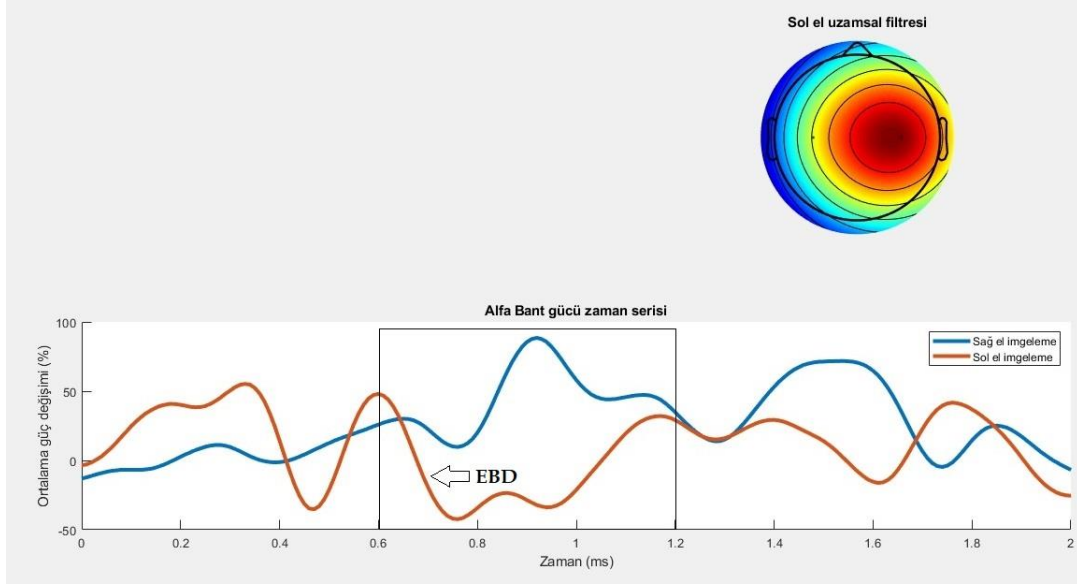
Sonuç olarak, her bir denek için her bir sınıfa ait topografik lokalizasyon ve o imgeleme sınıflarının aktivitelerini içerisinde sağ eli ve sol eli imgeleyen bileşen sinyallerinin yüzdece güç değişim sinyalleri grafikleri çizilerek alfa bandı güç düşüşü EBD örüntüsünün yüzdece değişimi ve süreleri incelenmiştir. Katılımcılardan 4’ü için veriler toplanmadan önce bölüm 4.2’de açıklanan eğitim prosedürüne göre yaklaşık 30 dakikalık bir eğitim gerçekleştirilmiştir. Katılımcılardan diğer ikisi üzerinde eğitim prosedürü, 4 gün boyunca gün içerisinde birkaç defa uygulanmış ve sonrasında gerçekleştirilen deney aşaması ile toplanan veriler karşılaştırma amaçlı seçilmiştir.

Sonuçlarda, kısa eğitim süreci uygulanmış 2 katılımcı üzerinden alınan sinyallerde EBD veya EBS salınımları olarak ayırt edilebilecek bir değişim görülememiştir.

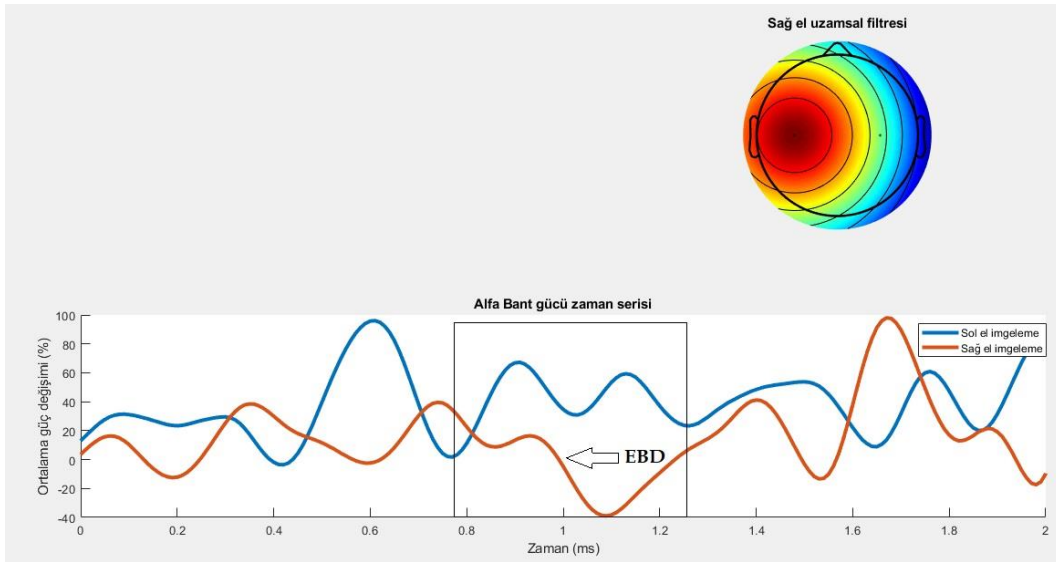
Kısa bir eğitim sürecinden geçmiş diğer 2 katılımcı ise imgeleme başlangıcından 200 ms öncesi ve 200 ms sonrası arasında referans periyoduna göre ortalama %50'ye yakın bir EBD azalması örüntüsü tespit edilmiştir. (1.katılımcı: sol el : %48; sağ el : %40,2. Katılımcı : sol el : %38; sağ el : %49) Bu katılımcılara ait sağ ve sol imgeleme aktivitelerine yönelik ortalama yüzdece güç değişimlerinin ve topografik lokalizasyonlarının gösteren grafikler; 1. Katılımcı için Şekil 5.11 (sol el) ve Şekil 5.12'de (sağ el), 2. Katılımcı için Şekil 5.13 (sol el) ve Şekil 5.14'te (sağ el) gösterilmiş, grafiklerde EBD salınımlarının gözlemlendiği zaman penceresi gri çerçeve ile işaretlenerek EBD azalmasının görüntüsü ok işareti ile gösterilmiştir. Verilen grafiklerin tamamında "0. saniye" bip sesi ve ok işaretiyle gerçekleştirilecek imgeleme aktivitesinin yönünün gösterildiği zaman noktası ve "1. saniye" imgeleme hareketinin gerçekleştirilmesinin başladığı ipucunun gösterildiği zaman noktasıdır.

4 günlük uzun eğitim sürecine katılmış 2 katılımcıda, 1 saniyeden daha uzun süren ve referansa göre ortalama %70'in üzerinde (ort. %71,2) EBD salınımlarını tespit edilebilmiştir. 3.katılımcıya ait iki farklı imgelemeye dayalı grafikler Şekil 5.15 (sol el) ve Şekil 5.16'da (sağ el) 4. Katılımcıya ait iki farklı imgelemeye dayalı grafikler Şekil 5.17 (sol el) ve Şekil 5.18'de (sağ el) gösterilmiştir. Grafiklerdeki topografik haritalarda, aktif elektrot bölgelerinin beklenen bölgelerde temsil edildiği görülmüştür.

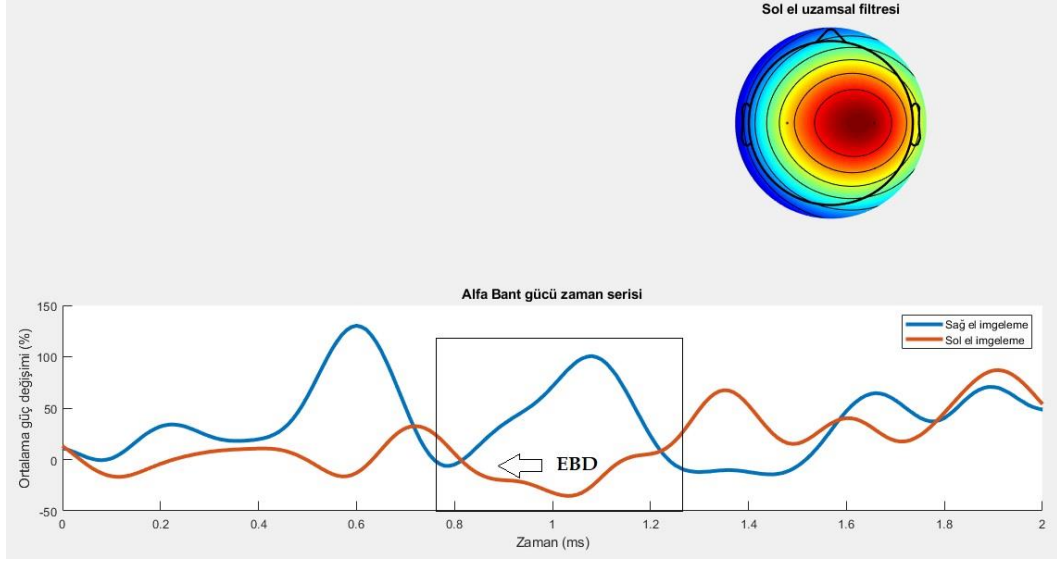
Beyinde sol ele yönelik imgelemenin motor korteksin sağ lateral kısmında bulunan C4 elektrotu bölgesinde, sağ ele yönelik imgelemenin motor korteksin sol kısmında bulunan C3 elektrotu bölgesinde ağırlıklı olarak gerçekleştiği daha önceki birçok çalışmada gösterilmiş [44, 50, 84] ve bölüm 2.3'te açıklanmıştır. Katılımcılara ait grafikler incelendiğinde, aktivitenin gerçekleştiği bölgeler ve EBD örüntülerinin gerçekleştiği zaman pencereleri açısından tutarlı olduğu düşünülmüştür. Bazı katılımcıların aktivitelerinde ilgilenilen elin aktiviteleriyle birlikte eş zamanlı olarak diğer elin hareketinde de bir EBD genlik düşüşü gözlemlenmiştir. Ancak aktiviteyle ilişkili el için genlik düşüşünün daha büyük olduğu ve bir süre sonra aktiviteyle ilişkili olmayan elin referans durumuna daha hızlı bir şekilde geri döndüğü gözlemlenmiştir. Bu tür örüntünün varlığı bazı çalışmalarda gösterilmiştir [41, 44, 56].



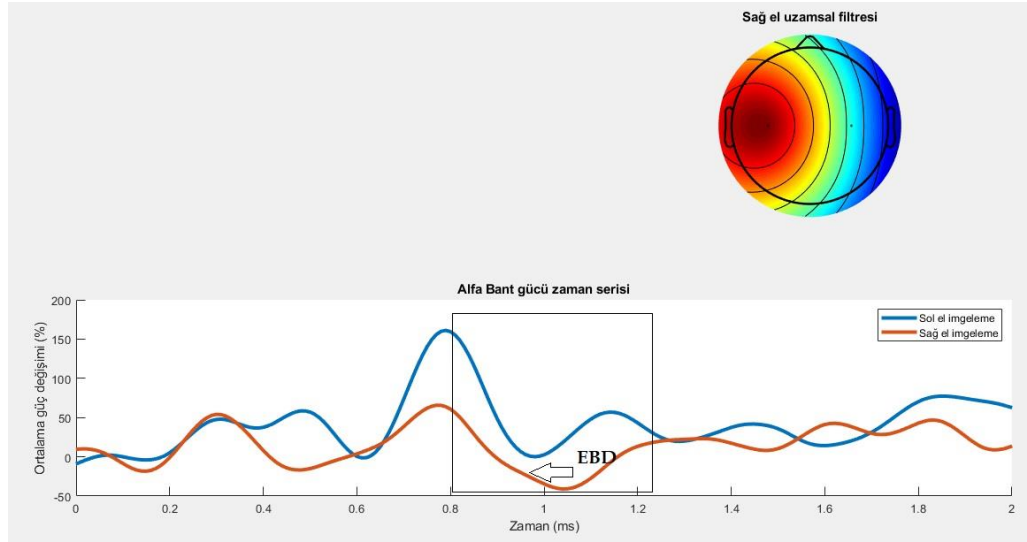
Şekil 5.13. Katılımcı 1'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sol ele ait sinyaller, mavi grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



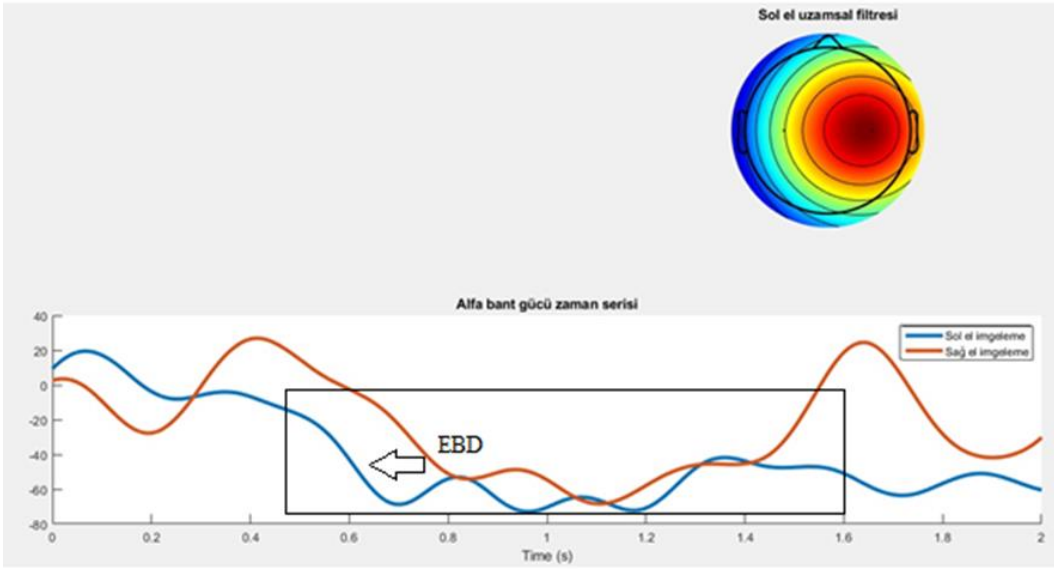
Şekil 5.14. Katılımcı 1'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller, mavi grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



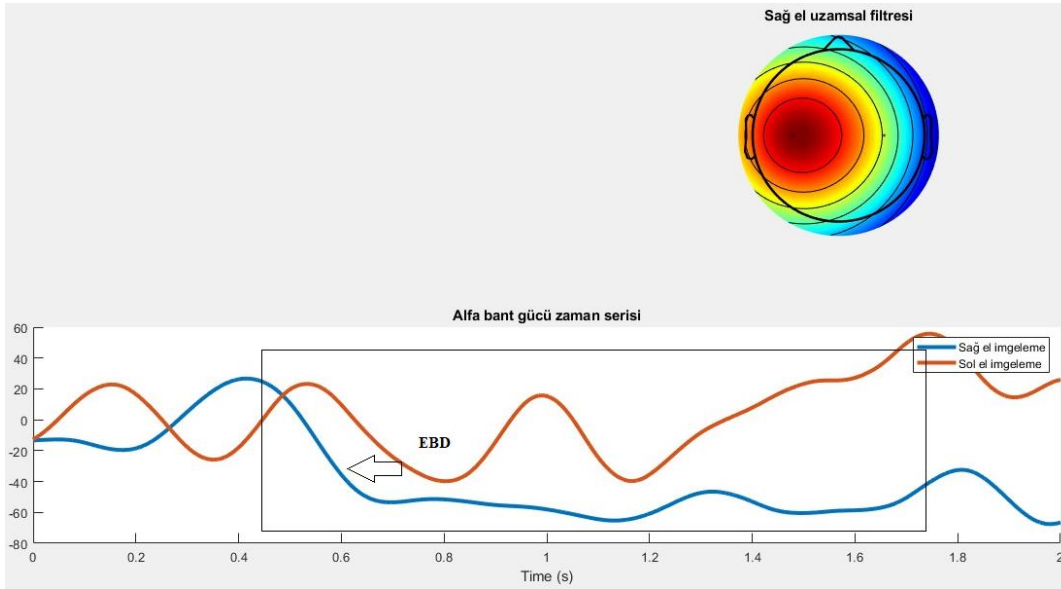
Şekil 5.15. Katılımcı 2'ye ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sol ele ait sinyaller, mavi grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



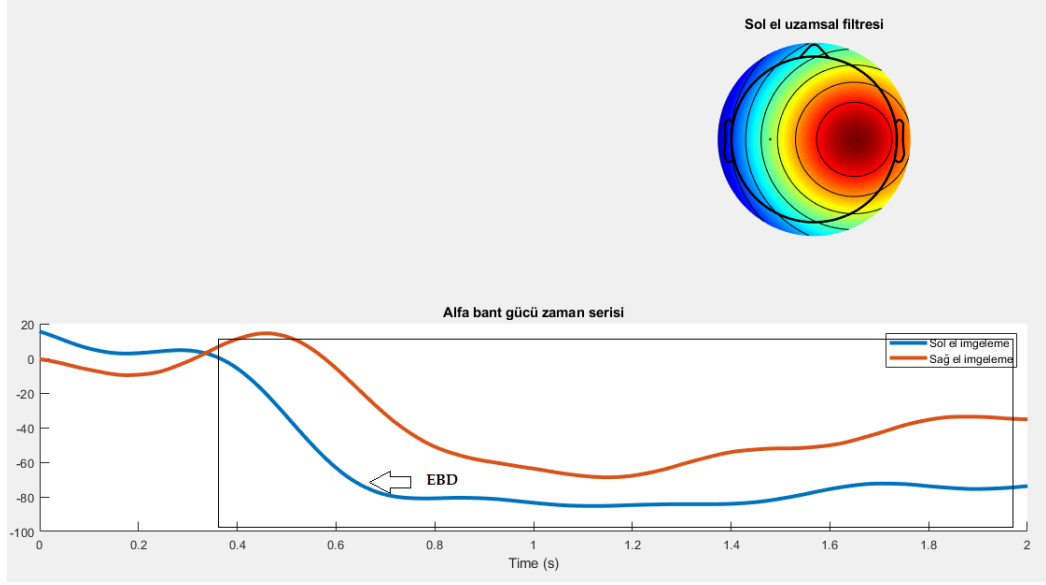
Şekil 5.16. Katılımcı 2'ye ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller, mavi grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



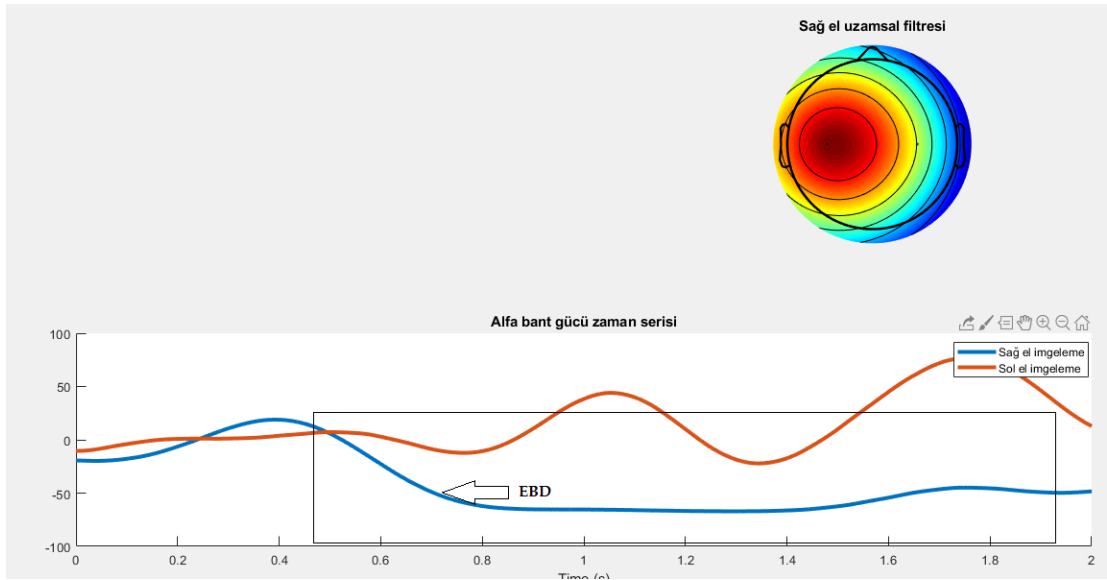
Şekil 5.17. Katılımcı 3'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sol ele ait sinyaller, kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



Şekil 5.18. Katılımcı 3'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sağ ele ait sinyaller, kırmızı grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



Şekil 5.19. Katılımcı 4'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sol ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sol ele ait sinyaller, kırmızı grafik sağ ele ait sinyaller) ve sol el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.



Şekil 5.20. Katılımcı 4'e ait uzamsal filtre uygulandıktan sonra elde edilen sol el ve sağ eli tanımlayan sinyal bileşenlerinin sağ ele ait denemelerden alınan ortalamalar sonucu elde edilen zaman serileri (Mavi grafik sağ ele ait sinyaller, kırmızı grafik sol ele ait sinyaller) ve sağ el uzamsal filtresinin topografik olarak en aktif olduğu bölge.

6. YORUM

Tez kapsamında motor imgeleme davranışlarının BBA sistemleri açısından tespit edilebilirliğine yönelik deneysel ve teorik yaklaşımlar test edilmiş ve incelenmiştir. Teorik çalışmalar, lokalize gerçekleşen motor imgeleme aktiviteleri için çok kanallı bir EEG yapısı kullanılarak gerçekleştirilen BBA sistemlerinde farklı imgeleme davranışlarının tespit edilebilmesine yönelik araştırmaları içermektedir. Deneysel çalışmalar ise düşük maliyetli bir BBA cihazı gerçekleştirmek için az sayıda elektrot kullanılan bir sistem iki imgeleme aktivitesindeki farkı arttıran uzamsal filtreleme yaklaşımıyla test edilerek aktivitenin başlangıç zamanlarına ilişkin belirgin bir EBD örüntüsünün tespit edilebilirliğine yönelik araştırmaları içerir.

Çok kanallı gerçekleştirilen çalışmalar için GÖ yaklaşımı, en iyi performansı sağlayan uzamsal filtreleme yaklaşımı olmuştur. Bunun sebebi olarak denetimli bir kaynak ayırma yöntemi olması ve araştırılan duruma ilişkin varsayımların kullanılabilmesini sağlayan esnekliği ile örüntülerin tespitine dair hipotezler kullanılarak test edilebilmesine olanak sağlaması olarak düşünülebilir.

KKA yaklaşımı, aktiviteler arasında yeterli bir ön bilgiye sahip olunmadığı durumlarda kestirim yapabilmek için sinyal işleme literatüründe kullanılan yaygın bir yöntemdir ve EEG ölçümlerinde bağımsız olarak değişim gösteren sinyal örüntülerinin farklı kaynaklar tarafından gerçekleştirildiği yaklaşım nedeniyle kullanılabilirliğine yönelik çalışmalar mevcuttur. Ancak elde edilen sinyal bileşenleri üzerinden bir eleme gerçekleşmeden kullanılması, motor imgeleme aktivitelerinin tespiti konusunda bazı deneklerde başarılı sınıflandırma performansları göstermesine karşın en iyi performansı gerçekleştirememiştir. Ancak KKA dönüşümü ile elde edilen kaynaklar üzerinde denetimli ve çevrimdışı bir eleme yöntemi ile, elemenin her bir kullanıcı için analizci tarafından incelenerek elle gerçekleştirildiği bir yaklaşımla, uygulanması daha iyi sonuçlar verebilir.

OOR yaklaşımı, diğer yaklaşımlara göre uygulaması oldukça basit ve hızlı bir yaklaşımdır. Tez çalışmasında incelenen veri setleri üzerinde oldukça başarılı sonuçlar

verdiği denekler gözlemlenmiştir. Ancak verilerde herhangi bir boyut düşürme yöntemi uygulamadığı için OOR uygulandıktan sonra elde edilen sinyalleri tanımlayan özellik matrisleri kanal sayısına bağlı olarak daha büyük bir matris ile sonuçlanır ve sınıflandırıcının performansını etkileyebilir. Bu sebeple iyi bir sinyal/gürültü oranına sahip ham sinyallerden oluşan ve az sayıda kanal içeren veriler için kullanılabilirliği göz önünde bulundurulabilir.

TBA yaklaşımı, aktivite periyotları içerisinde en büyük değişimi gösteren elektrot bölgeleri açısından çıkarım yapan ancak sınıflara yönelik bir çıkarım içermeyen bir yapısı olması sebebiyle diğer uzamsal filtreler göre oldukça kötü bir performans göstermiştir ve aktivitelerin tespitinde uzamsal filtre olarak kullanılması önerilmemektedir. Ancak kullanılacak elektrot boyutunun düşürülmesinde, en büyük değişim gösteren elektrot bölgelerine yönelik bir yaklaşım oluşturduğu için uzamsal filtreler uygulanmadan önce bir boyut düşürme veya ölçümler için elektrot sayısında bir azaltma ihtiyacı durumunda önemli elektrot bölgelerinin tespitinde bir inceleme olarak kullanılabilir.

Verilerde beyazlatma işlemi, sınıflar arasında daha düşük bir değişime (değişim veya yayılım) sahip sınıflar için bu sınıflara yönelik bir iyileştirme yaparak sinyal/gürültü oranını arttırmaya yarayan özdönüşüme dayalı bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım motor imgelemeye dayalı EEG veri setlerinde uygulandığında uzamsal filtrelerin performansını TBA yaklaşımı da dahil olmak üzere iyileştirmiştir ve LDA sınıflandırıcısıyla birlikte kullanıldığında bazı denekler için imgeleme aktivitelerinde başarı oranı %95'lerin üzerine çıkmıştır. Elde edilen bulgulara göre bir uzamsal filtre uygulamasından önce beyazlatma işleminin uygulanması, sonuçlarda iyileşme ihtiyacı istenildiği durumlarda önerilebilir.

Genelleştirilmiş Özdönüşüm yaklaşımına uygulanan düzenleme parametreleri olan Tikhanov ve Shrinkage düzenlemeleri sonuçlar üzerinde küçük çapta iyileşmeler göstermiştir ve ihtiyaç halinde sonuçlarda iyileşme ihtiyacı istenildiği durumlarda göz önünde bulundurulabilir.

Deneysel çalışmalar iki kanallı bir EEG cihazı ile motor imgeleme EBD aktivitelerinin tespitine yönelik gerçekleştirilmiştir. Böylelikle düşük maliyetli bir EEG tabanlı BBA cihazının EBD aktivitelerine yönelik çıkarımlar yapabilecek sinyal örüntülerini tespit edebilmesinin incelenmesi amaçlanmıştır.

Yapılan deneysel çalışmalar sonucunda, çalışmaya katılan 6 katılımcı içerisinde 4 katılımcı için incelenen BBA sistemi EBD örüntülerini saptayabilmiştir. Saptanan EBD örüntülerinin zaman süresi, oluşma şekli kişiler arasında farklılık göstermektedir. Gözlemlenen EBD salınımları ok işaretli ipucu işaretlerinin gösterilmeye başlandığı zaman noktasının 500 milisaniye sonrasında itibaren 1 saniyelik bir zaman dilimi içerisinde farklı başlangıç zamanlarında gerçekleşmiştir. Böyle bir örüntü birçok çalışmada doğrulanmıştır.[18, 44, 49, 55, 64, 65]. Gözlemlenen EBD örüntülerinin gerçekleşme süresi kişiler arasında farklılıklar göstermektedir. 2 denekte yaklaşık 400 milisaniye süresi boyunca gerçekleşirken, 2 denekte 1 saniyeden fazla EBD örüntüsü gözlemlenmiştir. Bu durum motor imgeleme dayalı içsel bir BBA cihazının kullanılmasının bir beceri olduğu ve öğrenme ve uygulamaları aşaması kişiler arasında farklılıklar gösterdiğini belirten çalışmalarla tutarlıdır [2, 10, 85]. Kullanıcıların bazılarında asıl el imgeleme aktivitesinin gerçekleştiği EBD örüntüsünü izleyen eşzamanlı bir karşıt el EBD genlik düşüşü de gözlemlenmiştir. Ancak karşıt el EBD genlik düşüşleri, ilgilenilen elin genlik düşüşü EBD yüzdesine göre daha düşüktür ve daha hızlı bir şekilde referans durumuna geri dönmektedir. Literatürde el imgelemeye dair bazı çalışmalarda böyle bir örüntünün varlığı bildirilmiştir [5, 67, 86, 87]. Bu sonuçlar umut vericidir. Ancak az sayıda örneklem içerdiği (her bir katılımcı 25 sağ el ve 25 sol el imgeleme aktivitelerine göre oluşturulmuştur) için böyle bir sistemin, daha büyük örneklem ve eğitilmiş deneklerle tekrarlanmasıyla doğrulanması ve eğitimsiz denekler için tekrar uygulanması bu araştırma konusunda daha iyi sonuçlar verebilecektir.

7. KAYNAKLAR

- [1] J.J. Vidal, Toward direct brain-computer communication, *Annual review of Biophysics and Bioengineering*, 2 (1973) 157-180.
- [2] C. Brunner, N. Birbaumer, B. Blankertz, C. Guger, A. Kübler, D. Mattia, J.d.R. Millán, F. Miralles, A. Nijholt, E. Opisso, BNCI Horizon 2020: towards a roadmap for the BCI community, *Brain-computer interfaces*, 2 (2015) 1-10.
- [3] L.F. Nicolas-Alonso, J. Gomez-Gil, *Brain Computer Interfaces, a Review*, *Sensors*, 12 (2012) 1211-1279.
- [4] B. Allison, Trends in BCI research: progress today, backlash tomorrow?, *XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students*, 18 (2011) 18-22.
- [5] G. Pfurtscheller, C. Neuper, Motor imagery and direct brain-computer communication, *Proceedings of the Ieee*, 89 (2001) 1123-1134.
- [6] M.X. Cohen, *Analyzing neural time series data: theory and practice*, MIT press (2014).
- [7] B.W. Brunton, L.A. Johnson, J.G. Ojemann, J.N. Kutz, Extracting spatial-temporal coherent patterns in large-scale neural recordings using dynamic mode decomposition, *Journal of neuroscience methods*, 258 (2016) 1-15.
- [8] J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, W.J. Heetderks, D.J. McFarland, P.H. Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L.A. Quatrano, C.J. Robinson, T.M. Vaughan, Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting, *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, 8 (2000) 164-173.
- [9] F. Lotte, *A Tutorial on EEG Signal-processing Techniques for Mental-state Recognition in Brain-Computer Interfaces*, Springer London (2014), pp. 133-161.
- [10] J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland, G. Pfurtscheller, T.M. Vaughan, Brain-computer interfaces for communication and control, *Clinical Neurophysiology*, 113 (2002) 767-791.
- [11] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, K.-R. Müller, Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis, *IEEE Signal processing magazine*, 25 (2007) 41-56.

- [12] B.Z. Allison, D.J. McFarland, G. Schalk, S.D. Zheng, M.M. Jackson, J.R. Wolpaw, Towards an independent brain–computer interface using steady state visual evoked potentials, *Clinical neurophysiology*, 119 (2008) 399-408.
- [13] M.V. Gerven, J. Farquhar, R. Schaefer, R. Vlek, J. Geuze, A. Nijholt, N. Ramsey, P. Haselager, L. Vuurpijl, S. Gielen, P. Desain, The brain–computer interface cycle, *Journal of Neural Engineering*, 6 (2009) 041001.
- [14] M.A. Lebedev, M.A.L. Nicolelis, Brain–machine interfaces: past, present and future, *Trends in Neurosciences*, 29 (2006) 536-546.
- [15] J.A. Pineda, The functional significance of mu rhythms: Translating “seeing” and “hearing” into “doing”, *Brain Research Reviews*, 50 (2005) 57-68.
- [16] J.N. Mak, J.R. Wolpaw, Clinical applications of brain-computer interfaces: current state and future prospects, *IEEE reviews in biomedical engineering*, 2 (2009) 187-199.
- [17] T. Baydemir, Bilgisayarlarla İletişim Düşünerek de Mümkün, *Bilim ve Teknik Dergisi*, TÜBİTAK, ANKARA, (2020), pp. 48 - 58.
- [18] J.R. Wolpaw, G.E. Loeb, B.Z. Allison, E. Donchin, O.F. do Nascimento, W.J. Heetderks, F. Nijboer, W.G. Shain, J.N. Turner, BCI meeting 2005-workshop on signals and recording methods, *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 14 (2006) 138-141.
- [19] H. Tsunashima, K. Yanagisawa, Measurement of brain function of car driver using functional near-infrared spectroscopy (fNIRS), *Computational intelligence and neuroscience*, 2009 (2009).
- [20] E.R. Kandel, J.H. Schwartz, T.M. Jessell, D.o. Biochemistry, M.B.T. Jessell, S. Siegelbaum, A. Hudspeth, *Principles of neural science*, McGraw-hill New York (2000).
- [21] E.E. Fetz, Operant conditioning of cortical unit activity, *Science*, 163 (1969) 955-958.
- [22] A. Schlögl, F. Lee, H. Bischof, G. Pfurtscheller, Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005, *Journal of neural engineering*, 2 (2005) L14.

- [23] K.J. Miller, G. Schalk, E.E. Fetz, M. den Nijs, J.G. Ojemann, R.P. Rao, Cortical activity during motor execution, motor imagery, and imagery-based online feedback, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107 (2010) 4430-4435.
- [24] D.S. Klobassa, T.M. Vaughan, P. Brunner, N. Schwartz, J.R. Wolpaw, C. Neuper, E. Sellers, Toward a high-throughput auditory P300-based brain-computer interface, *Clinical Neurophysiology*, 120 (2009) 1252-1261.
- [25] G.R. Muller-Putz, R. Scherer, C. Neuper, G. Pfurtscheller, Steady-state somatosensory evoked potentials: suitable brain signals for brain-computer interfaces?, *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 14 (2006) 30-37.
- [26] P. Adjarian, The Application of Electro- and Magneto-Encephalography in Tinnitus Research – Methods and Interpretations, 5 (2014).
- [27] G. Bauernfeind, R. Leeb, S.C. Wriessnegger, G. Pfurtscheller, Development, set-up and first results for a one-channel near-infrared spectroscopy system/Entwicklung, Aufbau und vorläufige Ergebnisse eines Einkanal-Nahinfrarot-Spektroskopie-Systems, *Biomedizinische Technik*, 53 (2008) 36-43.
- [28] M. Fatourehchi, A. Bashashati, R.K. Ward, G.E. Birch, EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey, *Clinical neurophysiology*, 118 (2007) 480-494.
- [29] F. Lotte, Study of electroencephalographic signal processing and classification techniques towards the use of brain-computer interfaces in virtual reality applications, (2008).
- [30] P.S. Hammon, V.R. de Sa, Preprocessing and meta-classification for brain-computer interfaces, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54 (2007) 518-525.
- [31] A. Schlogl, J. Kronegg, J. Huggins, S. Mason, 19 evaluation criteria for bci research, *Toward brain-computer interfacing*, (2007).
- [32] D.J. McFarland, W.A. Sarnacki, J.R. Wolpaw, Brain-computer interface (BCI) operation: optimizing information transfer rates, *Biological psychology*, 63 (2003) 237-251.

- [33] B. Blankertz, K.R. Muller, D.J. Krusienski, G. Schalk, J.R. Wolpaw, A. Schlogl, G. Pfurtscheller, J.D.R. Millan, M. Schroder, N. Birbaumer, The BCI Competition III: Validating Alternative Approaches to Actual BCI Problems, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14 (2006) 153-159.
- [34] S. Ramón y Cajal, Estudios sobre la corteza cerebral humana. III. Estrutura de la corteza acustica, *Rev. Trim. Micrográf*, 5 (1900) 129-183.
- [35] A.F. Jackson, D.J. Bolger, The neurophysiological bases of EEG and EEG measurement: A review for the rest of us, *Psychophysiology*, 51 (2014) 1061-1071.
- [36] F.L. Da Silva, EEG: origin and measurement, *EEg-fMRI*, Springer (2009), pp. 19-38.
- [37] M.X. Cohen, Where does EEG come from and what does it mean?, *Trends in neurosciences*, 40 (2017) 208-218.
- [38] D.L. Schomer, F.L. Da Silva, *Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*, Lippincott Williams & Wilkins (2012).
- [39] G. Buzsáki, B.O. Watson, Brain rhythms and neural syntax: implications for efficient coding of cognitive content and neuropsychiatric disease, *Dialogues in clinical neuroscience*, 14 (2012) 345.
- [40] G. Buzsaki, *Rhythms of the Brain*, Oxford University Press (2006).
- [41] C. Neuper, M. Wörtz, G. Pfurtscheller, ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation, *Progress in brain research*, 159 (2006) 211-222.
- [42] K. Nidal, A.S. Malik, *EEG/ERP analysis: methods and applications*, Crc Press (2014).
- [43] G. Pfurtscheller, Quantification of ERD and ERS in the time domain, Event-Related Desynchronization. *Handbook of Electroenceph. and Clin. Neurophysiol.*, Elsevier BV (1999), pp. 89-105.

- [44] G. Pfurtscheller, F.L. Da Silva, Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles, *Clinical neurophysiology*, 110 (1999) 1842-1857.
- [45] W. Penfield, E. Boldrey, Somatic motor and sensory representation in the cerebral cortex of man as studied by electrical stimulation, *Brain*, 60 (1937) 389-443.
- [46] R. Chen, Z. Yaseen, L.G. Cohen, M. Hallett, Time course of corticospinal excitability in reaction time and self-paced movements, *Annals of neurology*, 44 (1998) 317-325.
- [47] G. Pfurtscheller, C. Neuper, G. Krausz, Functional dissociation of lower and upper frequency mu rhythms in relation to voluntary limb movement, *Clinical neurophysiology*, 111 (2000) 1873-1879.
- [48] G. Pfurtscheller, Central beta rhythm during sensorimotor activities in man, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 51 (1981) 253-264.
- [49] G. Pfurtscheller, A. Aranibar, Evaluation of event-related desynchronization (ERD) preceding and following voluntary self-paced movement, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 46 (1979) 138-146.
- [50] G. Pfurtscheller, Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 83 (1992) 62-69.
- [51] C. Neuper, G. Pfurtscheller, Post-movement synchronization of beta rhythms in the EEG over the cortical foot area in man, *Neuroscience letters*, 216 (1996) 17-20.
- [52] C. Neuper, G. Pfurtscheller, Evidence for distinct beta resonance frequencies in human EEG related to specific sensorimotor cortical areas, 112 (2001) 2084-2097.
- [53] M.T. Jurkiewicz, W.C. Gaetz, A.C. Bostan, D. Cheyne, Post-movement beta rebound is generated in motor cortex: evidence from neuromagnetic recordings, *Neuroimage*, 32 (2006) 1281-1289.
- [54] M. Jeannerod, Neural Simulation of Action: A Unifying Mechanism for Motor Cognition, *NeuroImage*, 1 (2001) S103-S109.

- [55] G. Pfurtscheller, C. Neuper, Dynamics of sensorimotor oscillations in a motor task, *Brain-Computer Interfaces*, Springer (2009), pp. 47-64.
- [56] G. Pfurtscheller, C. Neuper, Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans, *Neuroscience letters*, 239 (1997) 65-68.
- [57] G. Pfurtscheller, A. Berghold, Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 72 (1989) 250-258.
- [58] H. Jasper, W. Penfield, Electrocorticograms in man: effect of voluntary movement upon the electrical activity of the precentral gyrus, *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, 183 (1949) 163-174.
- [59] H. Gastaut, R. Naquet, Y. Gastaut, A study of mu rhythm in subjects lacking one or more limbs, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, ELSEVIER SCI IRELAND LTD CUSTOMER RELATIONS MANAGER, BAY 15, SHANNON ..., (1965), pp. 720-&.
- [60] F.L. da Silva, Neural mechanisms underlying brain waves: from neural membranes to networks, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 79 (1991) 81-93.
- [61] F.H.L. da Silva, Event-related neural activities: what about phase?, *Progress in brain research*, 159 (2006) 3-17.
- [62] P. Suffczynski, Event-related dynamics of alpha band rhythms: a neuronal network model of focal ERD/surround ERS, *Event-related desynchronization: handbook of electroencephalography and clinical neurophysiology*, 6 (1999) 67-85.
- [63] G. Pfurtscheller, C. Neuper, C. Andrew, G. Edlinger, Foot and hand area mu rhythms, *International Journal of Psychophysiology*, 26 (1997) 121-135.
- [64] J.R. Wolpaw, D.J. McFarland, Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans, *Proceedings of the national academy of sciences*, 101 (2004) 17849-17854.
- [65] J.R. Wolpaw, D.J. McFarland, Multichannel EEG-based brain-computer communication, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 90 (1994) 444-449.

- [66] X. Xing, Z. Li, T. Xu, L. Shu, B. Hu, X. Xu, SAE+ LSTM: A New framework for emotion recognition from multi-channel EEG, *Frontiers in neurorobotics*, 13 (2019) 37.
- [67] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlögl, F.H. Lopes Da Silva, Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks, *NeuroImage*, 31 (2006) 153-159.
- [68] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlögl, F.L. Da Silva, Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks, *NeuroImage*, 31 (2006) 153-159.
- [69] G. Pfurtscheller, EEG-based BCI-Search for optimal electrode positions and frequency components, *Med. Prog. Thr. Tec.*, 21 (1995) 111-121.
- [70] M.X. Cohen, Comparison of different spatial transformations applied to EEG data: A case study of error processing, 97 (2015) 245-257.
- [71] M.X. Cohen, Comparison of linear spatial filters for identifying oscillatory activity in multichannel data, *Journal of neuroscience methods*, 278 (2017) 1-12.
- [72] P.L. Nunez, R. Srinivasan, *Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG*, Oxford University Press, USA (2006).
- [73] L.C. Parra, C.D. Spence, A.D. Gerson, P. Sajda, Recipes for the linear analysis of EEG, *NeuroImage*, 28 (2005) 326-341.
- [74] B. Graimann, B.Z. Allison, G. Pfurtscheller, *Brain-computer interfaces: Revolutionizing human-computer interaction*, Springer Science & Business Media (2010).
- [75] D.J. McFarland, L.M. McCane, S.V. David, J.R. Wolpaw, Spatial filter selection for EEG-based communication, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 103 (1997) 386-394.
- [76] J. Wolpaw, E.W. Wolpaw, *Brain-computer interfaces: principles and practice*, OUP USA (2012).
- [77] J. Dien, K.M. Spencer, E. Donchin, Localization of the event-related potential novelty response as defined by principal components analysis, *Cognitive Brain Research*, 17 (2003) 637-650.

- [78] A. Delorme, J. Palmer, J. Onton, R. Oostenveld, S. Makeig, Independent EEG sources are dipolar, *PloS one*, 7 (2012).
- [79] L. Sun, Y. Liu, P.J. Beadle, Independent component analysis of EEG signals, *Proceedings of 2005 IEEE International Workshop on VLSI Design and Video Technology*, 2005., IEEE, (2005), pp. 219-222.
- [80] M.X. Cohen, Using spatiotemporal source separation to identify prominent features in multichannel data without sinusoidal filters, *European Journal of Neuroscience*, 48 (2018) 2454-2465.
- [81] J.-F. Cardoso, High-order contrasts for independent component analysis, *Neural computation*, 11 (1999) 157-192.
- [82] C.S. Nam, A. Nijholt, F. Lotte, *Brain–computer interfaces handbook: technological and theoretical advances*, CRC Press (2018).
- [83] A.J. Bell, T.J. Sejnowski, The “independent components” of natural scenes are edge filters, *Vision research*, 37 (1997) 3327-3338.
- [84] G. Pfurtscheller, C. Neuper, Event-related synchronization of mu rhythm in the EEG over the cortical hand area in man, *Neuroscience letters*, 174 (1994) 93-96.
- [85] C. Neuper, Motor imagery and ERD Event-Related Desynchronization—*Handbook of Electroencephalography and Clinical Neurophysiology vol 6 revised edn*, ed G Pfurtscheller and FH Lopes da Silva, Amsterdam: Elsevier, (1999).
- [86] J. Kalcher, G. Pfurtscheller, Discrimination between phase-locked and non-phase-locked event-related EEG activity, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 94 (1995) 381-384.
- [87] J.A. Stancák, G. Pfurtscheller, Mu-rhythm changes in brisk and slow self-paced finger movements, *Neuroreport*, 7 (1996) 1161-1164.

EKLER

EK 1 – Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performansları

Çizelge E1.1. BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)

Sağ/Sol El	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	86,11	61,11	81,94	84,72
Denek 2	57,64	55,56	53,47	51,39
Denek 3	88,19	54,86	89,58	95,14
Denek 4	66,67	55,56	70,14	65,97
Denek 5	54,17	56,94	54,86	63,89
Denek 6	59,72	54,17	62,50	70,14
Denek 7	63,89	52,08	57,64	84,03
Denek 8	92,36	71,53	92,36	93,75
Denek 9	86,81	88,19	90,28	93,75

Çizelge E1.2. BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)

Ayak/Dil	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	70,83	60,42	70,83	69,44
Denek 2	72,22	64,58	70,83	72,92
Denek 3	77,78	58,33	71,53	68,06
Denek 4	57,64	63,19	51,39	63,89
Denek 5	65,28	45,14	55,56	69,44
Denek 6	63,89	57,64	61,81	59,72
Denek 7	86,11	60,42	61,11	85,42
Denek 8	83,33	75	86,81	89,58
Denek 9	90,97	77,78	86,11	93,06

Çizelge E1.3. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)

Sağ/Sol El	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	83,33	67,78	91,11	97,78
Denek 2	48,33	58,33	46,67	65
Denek 3	58,33	60	93,33	98,33

Çizelge E1.4. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)

Sağ/Sol El	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	72,22	74,44	92,22	90
Denek 2	65	70	88,33	95
Denek 3	55	56,67	58,33	73,33

EK 2 – Verilerde Beyazlatma ile Uzamsal Filtre Sınıflandırma Performansları

Çizelge E2.1. BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)

Sağ/Sol El	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	82,64	74,31	85,42	89,58
Denek 2	57,64	52,08	56,25	52,78
Denek 3	90,97	77,78	97,22	97,92
Denek 4	71,53	62,50	74,31	74,31
Denek 5	60,42	56,94	57,64	65,28
Denek 6	64,58	54,17	59,72	64,58
Denek 7	79,17	59,03	63,19	83,33
Denek 8	94,44	84,72	95,83	97,22
Denek 9	87,50	82,64	91,67	93,06

Çizelge E2.2. BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)

Ayak/Dil	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	67,36	55,56	68,06	72,92
Denek 2	70,14	63,89	70,14	68,75
Denek 3	76,39	70,14	69,44	76,39
Denek 4	56,94	61,81	61,11	67,36
Denek 5	59,03	60,42	62,50	70,83
Denek 6	64,58	68,06	61,81	65,28
Denek 7	81,94	65,97	81,25	80,56
Denek 8	83,33	74,31	85,42	89,58
Denek 9	93,75	87,50	92,36	92,36

Çizelge E2.3. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)

Sağ/Sol El	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	91,11	80	92,22	96,67
Denek 2	56,67	45	53,33	63,33
Denek 3	46,67	53,33	80	95

Çizelge E2.4. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)

Sağ/Sol El	OOR	TBA	KKA	GÖ
Denek 1	65,56	51,11	83,33	92,22
Denek 2	50	60	90	96,67
Denek 3	45	45	60	73,33

EK 3 – D zenleme Parametreleri ile G  Filtrelerin Sınıflandırma Performansları

Çizelge E3.1. BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)

Sağ/Sol El	G�	SD - G�	TD - G�
Denek 1	89,58	89,58	89,58
Denek 2	52,78	54,86	53,47
Denek 3	97,92	98,61	98,61
Denek 4	74,31	75	74,31
Denek 5	65,28	62,50	63,89
Denek 6	64,58	70,14	65,97
Denek 7	83,33	79,86	81,94
Denek 8	97,22	95,83	95,83
Denek 9	93,06	92,36	93,06

Çizelge E3.2. BBA Yarışması IV Veri Seti Ila için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar: Ayak ve Dil)

Ayak/Dil	G�	SD - G�	TD - G�
Denek 1	72,92	68,75	68,75
Denek 2	68,75	68,06	69,44
Denek 3	76,39	75,69	75,69
Denek 4	67,36	74,31	71,53
Denek 5	70,83	72,22	73,61
Denek 6	65,28	65,97	65,28
Denek 7	80,56	81,94	80,56
Denek 8	89,58	84,72	87,50
Denek 9	92,36	92,36	92,36

Çizelge E3.3. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Sağ el ve Sol el)

Sağ/Sol El	GÖ	SD - GÖ	TD - GÖ
Denek 1	96,67	98,89	98,89
Denek 2	63,33	71,67	70
Denek 3	95	90	90

Çizelge E3.4. BBA Yarışması III Veri Seti IIIa için Doğrusal Uzamsal Filtrelerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması (Sınıflar : Ayak ve Dil)

Sağ/Sol El	GÖ	SD - GÖ	TD - GÖ
Denek 1	92,22	91,11	91,11
Denek 2	96,67	96,67	96,67
Denek 3	73.33	75	75