



T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ
UYGULAMALARINDA MOTOR
GÖRÜNTÜLEME EEG SİNYALLERİNİN
ANALİZİ İÇİN YENİ YAKLAŞIMLAR

Esra KAYA

DOKTORA TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Eylül-2022
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Esra Kaya tarafından hazırlanan “**Beyin Bilgisayar Arayüzü Uygulamalarında Motor Görüntüleme EEG Sinyallerinin Analizi için Yeni Yaklaşımlar**” adlı tez çalışması 05/09/2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. Seral ÖZŞEN

.....

Danışman

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

.....

Üye

Doç. Dr. İlker Ali ÖZKAN

.....

Üye

Doç. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

.....

Üye

Doç. Dr. Murat CEYLAN

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Sait GEZGİN
FBE Müdürü

Bu tez çalışması ÖYP Koordinatörlüğü tarafından 2017-ÖYP-045 nolu proje ile desteklenmiştir.

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

İmza

Esra KAYA

Tarih: 05.09.2022

ÖZET

DOKTORA TEZİ

BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ UYGULAMALARINDA MOTOR GÖRÜNTÜLEME EEG SİNYALLERİNİN ANALİZİ İÇİN YENİ YAKLAŞIMLAR

Esra KAYA

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

2022, 137 Sayfa

Jüri

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

Prof. Dr. Seral ÖZŞEN

Doç. Dr. İlker Ali ÖZKAN

Doç. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

Doç. Dr. Murat CEYLAN

Beyin-Bilgisayar Arayüzü (BBA) kavramı, insanların düşüncelerini ifade etmelerine ve farklı uygulamaları ve cihazları gerçek bir hareket olmadan kontrol etmelerine olanak sağladığı için son zamanların popüler araştırma konularından biri haline gelmiştir. Elektroensefalogram (EEG), bir kişinin kafa derisi yüzeyinden elde edilen elektriksel potansiyelleri ölçer ve farklı beyin bölgelerinin aktivitesini gösterir. Beyin ve bir bilgisayar veya makine arasındaki iletişim genellikle EEG sinyalleri ile sağlanır, çünkü bunlar sadece medikal alanda değil, normal yaşamda da uygun maliyetli ve kolay uygulanabilir özelliğe sahiptir. Öte yandan, doğrusal olmamaları ve gürültülü yapıları nedeniyle verimli bir şekilde işlenmeleri zordur, bu nedenle BBA ve EEG alanları sürekli çalışma ve iyileştirme gerektirmektedir.

Bu çalışmada robotik araçların kontrolüne yönelik kullanılan Motor Görüntüleme (MG) EEG sinyallerinin iyileştirilmesi için hem zaman hem de frekans domeni özelliklerini koruyan sinyal ayrıştırma yöntemlerine dayalı ve korelasyon tabanlı yeni uyarlamalı filtre algoritmaları geliştirilmiştir. Geliştirilen Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Dalgacık Ayrıştırma (KTUDA), Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayrıştırma (KTUAMA) ve Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Varyasyon Mod Ayrıştırma (KTUVMA) yöntemlerin başarısı EEG sinyal işlemede geleneksel olarak kullanılan bir eliptik bant geçiren filtrenin sonuçlarıyla karşılaştırılarak bulunmuştur. KTUVMA filtresi hem geliştirilen diğer yöntemlere hem de bant geçiren filtreye göre en başarılı sonucu veren filtreleme yöntemi olarak tespit edilmiştir. Ayrıca çalışmada yön tabanlı bir paradigmaya bağlı olarak sağlıklı bir kişiden 20 farklı günde elde edilen EEG sinyalleri, çentik filtresi, ortak ortalama referans, ayrık değer atma ve taban çizgisi düzeltme kullanılarak işlenmiştir. Kişi ve cihaz kaynaklı gürültü ve değişimlerin etkisini göz ardı etmek için makine öğrenmesiyle en iyi sınıflandırma sonucunu veren elektrot kanalları ve öznitelikler genelleme yapılabilecek şekilde seçilmiştir. Bu kanal ve öznitelikler farklı kişilerden alınan EEG sinyallerine uygulanmıştır. Elde edilen makine öğrenmesi sonuçlarının derin öğrenme yöntemleriyle karşılaştırılması için EEG sinyallerinin farklı boyutlarda ifade edilebilmesi özelliği kullanılarak Bilinen Konvolüsyonel Sinir Ağı (CNN) mimarisi

ResNet18'in farklı boyutlara uyarlanmasıyla sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak; MG EEG sınıflandırılmasında derin öğrenmenin (%77,1) makine öğrenmesi yöntemine (%68,6) göre daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Ayrıca yapılan ResNet18 bir, iki ve üç boyutlu çalışmasında; bir boyutlu uygulamanın hem işlem süresi açısından hem de kişi bazlı elde edilen ortalama ikili sınıflama doğruluğu (%77,1) açısından iki ve üç boyutlu uygulamalardan daha başarılı olduğu görülmüştür. Bir boyutlu ResNet18 ile BBA eğitimi görmüş kişiden %94,2 ikili sınıflama doğruluğu elde edilirken BBA eğitimi görmemiş kişilerden en yüksek %81,8 ikili sınıflama doğruluğu elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Beyin Bilgisayar Arayüzü, Derin Öğrenme, Elektroensefalogram, Filtreleme, Konvolüsyonel Sinir Ağı, Motor Görüntüleme, Robot Kontrol



ABSTRACT

Ph.D THESIS

NEW APPROACHES TO ANALYSIS OF MOTOR IMAGERY EEG SIGNALS IN BRAIN COMPUTER INTERFACE APPLICATIONS

Esra KAYA

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
SELÇUK UNIVERSITY**

**THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING**

Advisor: Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

2022, 137 Pages

Jury

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ

Prof. Dr. Seral ÖZŞEN

Doç. Dr. İlker Ali ÖZKAN

Doç. Dr. Kemal TÜTÜNCÜ

Doç. Dr. Murat CEYLAN

The concept of Brain-Computer Interface (BCI) has become one of the popular research topics recently as it allows people to express their thoughts and control different applications and devices without real action. An electroencephalogram (EEG) measures electrical potentials from the surface of a person's scalp and shows the activity of different brain regions. Communication between the brain and a computer or machine is usually provided by EEG signals because they are cost-effective and easy to implement not only in the medical field, but also in normal life. On the other hand, they are difficult to process efficiently due to their non-linearity and noisy nature, so BCI and EEG fields require continuous study and improvement.

In this study, new adaptive filter algorithms based on correlation and signal decomposition methods that preserve both time and frequency domain properties have been developed for the improvement of Motor Imaging (MI) EEG signals used for the control of robotic vehicles. The success of the developed Correlation-Based Adaptive Wavelet Decomposition (CBAWD), Correlation-Based Adaptive Empirical Mode Decomposition (CBAEMD) and Correlation-Based Adaptive Variational Mode Decomposition (CBAVMD) methods was found by comparing the results of an elliptical bandpass filter which is traditionally used in EEG signal processing. The CBAVMD filter has been determined as the filtering method that gives the most successful result, according to both the other developed methods and the band-pass filter. In addition, in the study, EEG signals obtained from a healthy person on 20 different days, depending on a direction-based paradigm, were processed using notch filter, common mean reference, discrete value throwing and baseline correction. In order to ignore the effect of noise and changes caused by people and devices, the electrode channels and features that give the best classification result with machine learning have been chosen so that generalization can be made. These channels and features were applied to EEG signals from different people. In order to compare the obtained machine learning results with deep learning methods, the known Convolutional Neural Network (CNN) architecture was classified by adapting ResNet18 to different dimensions, using the ability to express EEG signals in different sizes. As a result, it was determined that deep learning (77.1%) gave better results than machine learning method

(68.6%) in MI EEG classification. In addition, in the ResNet18 one-, two- and three-dimensional study; It was seen that one-dimensional application was more successful than two- and three-dimensional applications in terms of both processing time and average binary classification accuracy (77.1%) obtained on a person-based basis. With one-dimensional ResNet18, 94.2% binary classification accuracy was obtained from the subject who received BCI training, while the highest binary classification accuracy was 81.8% from the subjects who did not receive BCI training.

Keywords: Brain Computer Interface, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Electroencephalogram, Filtering, Motor Imaging, Robot Control



ÖNSÖZ

Bu tez çalışmam sırasında bilgi ve tecrübeleriyle bana destek olan, yol gösteren ve teşvik eden değerli danışman hocam Prof. Dr. İsmail SARITAŞ'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Gerektiğinde bana özveriyle zaman ayırıp araştırmalarımın bulundukları değerli katkılardan dolayı tez izleme jürilerim Prof. Dr. Seral ÖZŞEN ve Doç. Dr. İlker Ali ÖZKAN'a teşekkürü bir borç bilirim. Deneysel çalışmalara katılan gönüllülere de ayrıca teşekkür ederim.

Her türlü bilimsel ve manevi desteklerinden dolayı Doç. Dr. Murat KÖKLÜ'ye, ve yakın arkadaşlarım Dr. Öğr. Üyesi Güzin ÖZMEN ve Arş. Gör. Züleyha YILMAZ ACAR'a şükranlarımı sunarım. Her zaman fikir alışverişinde bulunduğum bölüm araştırma görevlisi arkadaşlarıma da teşekkür ederim.

Hayatımın her alanında beni destekleyen ve yanımda olan, sevgilerini ve sıcaklıklarını her zaman hissettiğim başta annem, babam ve kardeşlerim olmak üzere canım aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Esra KAYA
KONYA-2022

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	iv
ÖNSÖZ	iv
İÇİNDEKİLER	v
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	vii
1. GİRİŞ	1
1.1. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi.....	5
1.2. Tezin Organizasyonu	7
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	1
2.1. EEG Sinyallerinin Filtrelenmesi ile İlgili Çalışmalar.....	1
2.2. Motor Görüntüleme EEG Sinyalleri Üzerinde Gerçekleştirilen Çalışmalar	3
2.2. Derin Öğrenme Yöntemlerinin MG EEG Sinyallerine Uygulanması ile İlgili Çalışmalar	5
3. BEYNİN ÇALIŞMASI ve BÖLGELERİNE GÖRE YÖNETİLEN FONKSİYONLAR.....	9
4. BEYİN AKTİVİTESİNİ ÖLÇEN TEKNİKLER.....	13
4.1. Bilgisayarlı Tomografi (BT).....	13
4.2. Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG).....	14
4.3. Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRG).....	16
4.4. Pozitron Emisyon Tomografi (PET).....	17
4.5. Fonksiyonel Yakın Kızıl Ötesi Işın Spektroskopisi (fYKÖIS)	19
4.6. Manyetoensefalografi (MEG).....	21
4.7. Elektroensefalografi (EEG)	22
5. BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ (BBA) SİSTEMLERİ.....	29
5.1. BBA'lar için Paradigmalar	35
5.1.1. Sabit Durum Görsel Uyarılmış Potansiyel (SDGUP).....	35
5.1.2. İşitsel Uyarılmış Potansiyel (İUP)	36
5.1.3. P300 Görsel Uyarılmış Potansiyel (P300 GUP)	36
5.1.4. Zihinsel Görev	37
5.1.5. Yavaş Kortikal Potansiyel (YKP).....	37
5.1.6. Motor Görüntüleme (MG)	38
6. EEG SİNYAL İŞLEMEDE KULLANILAN YÖNTEMLER	41
6.1. Ön İşleme Yöntemleri.....	41

6.2. Öznitelik Çıkarma Yöntemleri.....	43
6.3. Sınıflandırma Yöntemleri	52
6.3.1. Makine Öğrenmesi.....	52
6.3.2. Derin Öğrenme	54
6.3.3. Sınıflandırma Metrikleri	57
7. UYGULAMALAR.....	58
7.1. Uygulama 1 – Sinyal Ayrıştırma Yöntemleriyle Korelasyona Dayalı Adaptif Filtre Tasarımı.....	58
7.1.1. Bireysel Olarak Uyarlanmış Görüntüleme Veri Seti	59
7.1.2. EEG Sinyal İşleme ve Önerilen Adaptif Filtreleme Yöntemleri	60
7.1.3. Öznitelik Çıkarma	64
7.1.4. Sınıflandırma	64
7.1.5. Uygulama Sonuçları	65
7.2. Uygulama 2 – Bir Kişiden Alınan 20 Günlük Motor Görüntüleme EEG Verileri ile Optimum EEG Kanal Sayısının ve Özellik Sayısının Belirlenmesi.....	73
7.2.1. Motor Görüntüleme EEG Veri Seti Tanımı.....	73
7.2.2. EEG Sinyal İşleme.....	75
7.2.3. Öznitelik Çıkarma	77
7.2.4. Sınıflandırma ve Sınıflandırma Performansına Göre Öznitelik Seçme.....	78
7.2.5. Uygulama Sonuçları	79
7.3. Uygulama 3 – Farklı Kişilerden Alınan Motor Görüntüleme EEG Verileri İle Makine Öğrenmesi ve Farklı Boyutlardaki Konvolüsyonel Sinir Ağlarının Performans Karşılaştırması.....	83
7.3.1. Motor Görüntüleme EEG Veri Seti Tanımı.....	83
7.3.2. Makine Öğrenmesi ve 1B, 2B ve 3B RESNET18 KSA Sınıflandırma.....	84
7.3.3. Uygulama Sonuçları	87
8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	93
8.1. Sonuçlar	94
8.2. Öneriler	100
KAYNAKLAR	104
EKLER	113

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

α	: Bir sinyalin ölçekleme üssü (6.2.)
α	: Penaltı parametresi (7.1.1.)
A	: Yaklaşım Katsayısı
$A_k(t)$	: Genlik veya zarf sinyali
B	: Boyut
$d(t)$	: t zamanına bağlı detay fonksiyonu
D	: Detay Katsayısı
$e_{min}(t), e_{max}(t)$	: t zamanına bağlı enterpolasyon ile bulunmuş zarf fonksiyonları
E	: Herhangi bir kanala ait EEG sinyali
$E(i)$	: i kanalına ait bir EEG sinyali
$E(j)$	: EEG sinyalinin j 'inci elemanı
$E_{OOR}(i)$	: i kanalına ait bir EEG sinyalinin ortak ortalama referans işlemi sonucu elde edilen sinyal
E_{Taban}	: Taban çizgi düzeltilmesi yapılmış EEG sinyali
f	: frekans
Hz	: Frekans birimi Hertz
L	: EEG sinyalinin uzunluğu
λ	: Lagrange çarpanı
$m(t)$	: t zamanına bağlı sinyalin ortalama fonksiyonu
μ	: Mikro
N	: Toplam elektrot kanal sayısı
$\omega_k(t)$	: Anlık merkezi frekans
∂	: Kısmi türev
$\emptyset_k(t)$	: Faz sinyali
ψ	: Ana dalgacık fonksiyonu
u_k	: Mod fonksiyonu
V	: Gerilim birimi Volt
X	: Sinyal
$x(t)$	: t zamanına bağlı bir sinyal fonksiyonu

Kısaltmalar

1BÇÖKSA	: 1 Boyutlu Çok Ölçekli Konvolüsyonel Sinir Ağı (1-D Multi-Scale Convolutional Neural Network)
ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform)
AEO	: Aşırı Enerji Oranı (Extreme Energy Rate)
AFBOUÖ	: Ayrımcı Filtre Bankası Ortak Uzamsal Örüntü (Discriminant Filter Bank Common Spatial Pattern)
AGF	: Alçak Geçiren Filtre (Low Pass Filter)
AGKS- ABOUÖ	: Ardışık Geri Kaydırma Seçimli Alt Bant Ortak Uzamsal Örüntü (Sub-Band Common Spatial Patterns with Sequential Backward Floating Selection)
AİTT	: Ayrık İkinci Türev Tahmincisi (Discrete Second Derivative Estimator)
AMA	: Ampirik Mod Ayrışımı (Empirical Mode Decomposition)
ATP	: Adenozin Trifosfat (Adenosine Triphosphate)

BBA	: Beyin Bilgisayar Arayüzü (Brain Computer Interface)
BFBTOUÖ	: Bileşik Filtre Bankası tabanlı Ortak Uzamsal Örüntü (Composite Filter Bank-based Common Spatial Pattern)
BMA	: Beyin Makine Arayüzü (Brain Machine Interface)
BMS	: Bulanık Mantık Sistemi (Fuzzy Logic System)
BT	: Bilgisayarlı Tomografi (Computed Tomography)
ÇDAMA	: Çok Değişkenli Ampirik Mod Ayrıştırma (Multivariate Empirical Mode Decomposition)
ÇK	: Çapraz Korelasyon (Cross Correlation)
ÇKA	: Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron)
ÇKAKSA	: Çok Katmanlı Algılayıcı Konvolüsyonel Sinir Ağı (Convolutional Neural Network with Multilayer Perceptron)
ÇÖE	: Çok Ölçekli Entropi (Multi Scale Entropy)
ÇÖTBA	: Çok Ölçekli Temel Bileşen Analizi (Multiscale Principal Component Analysis)
DA	: Dalgacık Ayrışımı (Wavelet Decomposition)
DAA	: Doğrusal Ayrımcılık Analizi (Linear Discriminant Analysis)
DİA	: Derin İnanç Ağları (Deep Belief Networks)
DKSA	: Derin Konvolüsyonel Sinir Ağı (Deep Convolutional Neural Network)
Dog	: Doğruluk (Accuracy)
DOUÖ	: Düzenleştirilmiş Ortak Uzamsal Örüntü (Regularized Common Spatial Pattern)
DPD	: Dalgacık Paket Dönüşümü (Wavelet Packet Transformation)
DüDB	: Düzeltilmiş Doğrusal Birim (Rectified Linear Unit)
DVM	: Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
EADA	: Eğimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi (Detrended Fluctuation Analysis)
EEG	: Elektroensefalografi (Electroencephalography)
EKG	: Elektrokardiyografi (Electrocardiography)
EKK	: En Küçük Kareler (Least Mean Squares)
EKoG	: Elektrokortikografi (Electrocorticography)
EMI	: Elektrik ve Müziksel Sanayi Ltd. Şirketi (Electric and Musical Industries Ltd.)
FBTY	: Fonksiyonel Bağlantı Toplumu Yöntemi (FUNCTIONAL CONNECTIVITY eNsemble mETHOD)
FD	: Fourier Dönüşümü (Fourier Transform)
FM	: Frekans Modülasyonu (Frequency Modulation)
fMRG	: Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (Functional Magnetic Resonance Imaging)
fYKÖİS	: Fonksiyonel Yakın Kızıl Ötesi Işın Spektroskopisi (Functional Near-Infrared Spectroscopy)
gKTSA	: Geliştirilmiş Kuaternion tabanlı Sinyal Analizi (improved Quaternion-based Signal Analysis)
GM	: Genlik Modülasyonu (Amplitude Modulation)
GN	: Gerçek Negatif (True Negative)
GP	: Gerçek Pozitif (True Positive)
GSY	: Güç Spektral Yoğunluğu (Power Spectral Density)
GUP	: Görsel Uyarılmış Potansiyel (Visual Evoked Potential)
HA	: Hjorth Aktivitesi (Hjorth Activity)
HH	: Hjorth Hareketliliği (Hjorth Mobility)

HHD	: Hilbert-Huang Dönüşümü (Hilbert-Huang Transform)
HK	: Hjorth Karmaşıklık (Hjorth Complexity)
HÜ	: Hurst Üssü (Hurst Exponent)
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)
İMF	: İçsel Mod Fonksiyonu (Intrinsic Mode Function)
İUP	: İşitsel Uyarılmış Potansiyel (Auditory Evoked Potential)
KA	: Karar Ağaçları (Decision Tree)
KAMA	: Koşullu Ampirik Mod Ayırıştırma (Conditional Empirical Mode Decomposition)
KB	: Korelasyon Boyutu (Correlation Dimension)
KBM	: Kısıtlı Boltzmann Makinası (Restricted Boltzmann Machine)
k-DOK	: k-EYK tabanlı Düzgün Otomatik Kodlayıcı (kNN-based Smooth Autoencoder)
k-EYK	: k-En Yakın Komşu (k-Nearest Neighbor)
KODB	: Kan-Oksijenasyon Düzeyine Bağlı (Blood-Oxygenation-Level Dependent)
KOKH	: Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Squared Error)
KSA	: Konvolüsyonel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks)
KTUAMA	: Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayırıştırma (Correlation Based Adaptive Empirical Mode Decomposition)
KTUDA	: Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Dalgacık Ayırıştırma (Correlation-Based Adaptive Wavelet Decomposition)
KTUVMA	: Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Varyasyon Mod Ayırıştırma (Correlation Based Adaptive Variational Mode Decomposition)
KZFD	: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (Short Time Fourier Transform)
MEG	: Manyetoensefalografi (Magnetoencephalography)
MG	: Motor Görüntüleme (Motor Imagery)
MGDSA	: Motor Görüntüleme Derin Sinir Ağı (Motor Imagery Deep Neural Network)
MİB	: Merkezi İşlem Birimi (Central Processing Unit)
MKH	: Minimum Kare Hatası (Minimum Squared Error)
MMS	: Medyan Mutlak Sapma (Median Absolute Deviation)
MRG	: Manyetik Rezonans Görüntüleme (Magnetic Resonance Imaging)
NMR	: Nükleer Manyetik Rezonans (Nuclear Magnetic Resonance)
OÇKKSA	: Otokodlayıcı ile çapraz kodlamalı Konvolüsyonel Sinir Ağı (Convolutional Neural Network with Cross-encoding Autoencoder)
ODOBR	: Otomatik Dalgacık Ortak Bileşen Reddi (Automatic Wavelet Common Component Rejection)
OİD	: Olayla İlgili Desenkronizasyon (Event Related Desynchronization)
OİP	: Olayla İlgili Potansiyel (Event Related Potential)
OİS	: Olayla İlgili Senkronizasyon (Event Related Synchronization)
OOR	: Ortak Ortalama Referansı (Common Average Reference)
OUÖ	: Ortak Uzamsal Örüntü (Common Spatial Pattern)
ÖrEn	: Örnek Entropi (Sample Entropy)
PET	: Pozitron Emisyon Tomografi (Positron Emission Tomography)
pKSA	: Pragmatik Konvolüsyonel Sinir Ağı (Pragmatic Convolutional Neural Network)
RF	: Radyo Frekansı (Radio Frequency)
RTF	: Radyal Taban Fonksiyonu (Radial Basis Function)
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü (Continuous Wavelet Transform)

SDGUP	: Sabit Durum Görsel Uyarılmış Potansiyel (Steady State Visual Evoked Potential)
SGO	: Sinyal-Gürültü Oranı (Signal-to-Noise Ratio)
SİKGC	: Süper İletken Kuantum Girişim Cihazı (Super-conducting Quantum Interference Device)
SSA	: Seyrek Spektro-temporal Ayırıştırma (Sparse Spectrotemporal Decomposition)
STD	: Standart Sapma (Standard Deviation)
SU	: Sıkıştırma ve Uyarma (Squeeze-and-Excitation)
TFD	: Ters Fourier Dönüşümü (Inverse Fourier Transform)
TK	: Teager-Keiser İşlemcisi (Teager-Keiser Operator)
TSGO	: Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio)
UKSB	: Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short Term Memory)
VMA	: Varyasyon Mod Ayırışımı (Variational Mode Decomposition)
YaEn	: Yaklaşık Entropi (Approximate Entropy)
YGF	: Yüksek Geçiren Filtre (High Pass Filter)
YKOKF	: Yüzde Kök Ortalama Kare Fark (Percentage Root Mean Square Difference)
YKÖ	: Yakın Kızıl Ötesi (Near-Infrared)
YKÖS	: Yakın Kızıl Ötesi Spektroskopi (Near-Infrared Spectroscopy)
YKP	: Yavaş Kortikal Potansiyel (Slow Cortical Potentials)
YKSA	: Yinelemeli Konvolüsyonel Sinir Ağı (Recurrent Convolutional Neural Network)
YN	: Yanlış Negatif (False Negative)
YP	: Yanlış Pozitif (False Positive)
YiSA	: Yinelemeli Sinir Ağları (Recurrent Neural Network)
YSA	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network)
YSOK	: Yığılmış Seyrek Otomatik Kodlayıcı (Stacked Sparse Autoencoder)
ZS-SUÖFA	: Zamansal-Spektral Tabanlı Sıkıştırma ve Uyarma Özellikli Füzyon Ağı (Temporal-Spectral-Based Squeeze-And-Excitation Feature Fusion Network)

1. GİRİŞ

Beyin-Bilgisayar Arayüzleri (BBA'lar), beyin ile bilgisayarlı sistemler arasında çift yönlü bir iletişim sağlayabilen araçlardır. Bu özelliğiyle makine ve insanların birbirlerinden öğrenmelerine olanak tanıyabilirler. BBA sistemleri sayesinde makineden beyne sinirsel uyarım gönderilerek beyinden makineye iletilen nöral veri kayıtları elde edilebilir. BBA'lar ayrıca doğrudan bir iletişim yoludur. Yani insan beyni ve organ veya uzuvlar arasındaki iletişim gerçekleşmeden ham beyin sinyali işlenip daha hızlı bir şekilde tepki ortaya çıkması ve karar alınması sağlanabilmektedir. BBA'lar klavye, fare, ya da oyun kolu gibi geleneksel arayüzlere göre çoğu insan için tanıdık değildir ve korkutucu, egzotik, aşırı bilimsel gibi görünebilir. Ayrıca BBA'lar, iyi bilinmeyen donanım ve yazılım gerektirmeleri sebebiyle çoğunlukla bilimsel dünyada kullanılmaktadır (Allison ve ark 2007). Ancak yeni teknolojilerle daha portatif ve ucuz BBA'ların ortaya çıkmasıyla son zamanlarda daha bilinir hale gelmiştir ve gelişimi hızla devam etmektedir.

BBA uygulamaları çoğunlukla ciddi düzeyde motor engeli olan kullanıcıların nöral aktivitelerini izleyip analiz ederek iletişim sağlamayı ya da inme, otizm, epilepsi veya duygusal bozukluklar gibi engelleri tedavi etmeyi amaçlamaktadır (Athif ve Ren 2019). Çoğunlukla medikal alanda kullanılan BBA'lar daha önce bahsedildiği üzere yeni teknolojilerin katkılarıyla sağlıklı insanların da yaşam kalitesini iyileştirmek için de kullanılmaya başlanmıştır (Allison ve ark 2007). BBA'lar sayesinde sağlıklı olsun olmasın bireyler düşünce ve duygularını ifade edebilir ve tekerlekli sandalye, robot, insansız araç veya video oyunları vb. cihaz ve uygulamaları kaslarını veya uzuvlarını kullanmadan düşünce yoluyla kontrol edebilir (Schiatti ve ark 2016, Batres-Mendoza ve ark 2017). Birinin elleri meşgulse ve üçüncü bir el ile başka bir cihaz kontrol edilebilecekse, ya da arka plan gürültüsü veya sessiz kalma gerekliliği sebepleriyle sesli iletişim mümkün değilse, BBA'ların varlığı kısıtlamalara çözüm olabilir. Cerrahlar, mekanikçiler, askerler ve pilotlar, bazen bu geçici engellere sahip olabilecek sağlıklı bireylere örnektir. Bir BBA, bu kişilerin araç talep etmesine, hayati bilgileri meslektaşlarına iletmesine, haritalarda gezinmesine veya zor, dikkat dağınık, tehlikeli veya imkânsız olabilecek başka görevleri gerçekleştirmesine izin verebilir. Örneğin, uzman bilgisayar oyuncularını konsol oyunlarının giderek daha karmaşık hale gelmesi sebebiyle genellikle aynı anda çeşitli tuşlar kullanır ve etkili kontrol için her iki elde

birden fazla parmak kullanılması gerekmektedir. Bu gibi durumlarda oyuncular geleneksel kontrolleri desteklemek için BBA'yı kullanabilirler (Allison ve ark 2007). BBA'larda kullanılan sensörler kulaklıklar, oyuncu mikrofonları, kulak içi kulaklıklar, kasklar veya başa takılan ekranlar gibi diğer cihazların yanı sıra şapka, bere veya gözlük gibi giysilerle kolayca entegre edilebilir olmasıyla da sağlıklı bireylerin günlük yaşamlarında yer alabilir. Bununla beraber teknolojinin gelişimi ile insanların her işi daha kolay hale getirecek yeni teknolojiye, akabinde zaman kazandıracak her türlü uygulama için ekstra fonksiyonlara ihtiyaçları hiç bitmeyecektir. Bazı insanlar kesip yapıştırarak için fareyi kullanmak yerine kelimeleri veya cümleleri yeniden yazmayı tercih ederler ya da otomatik seçimleri o yöndedir. Ancak bu kullanıcılar klavye yerine bir BBA aracılığıyla aynı işlemi yapmak için seçebilir, sürükleyebilir veya tıklayabilir. Bir toplantı esnasında kişi toplantı akışını bozmadan mobil bir BBA aracılığıyla ev otomasyon sistemini kullanabilir ya da başka birine mesaj atabilir. Televizyona uyarlanabilen bir BBA sistemi ile yayında çıkan bir reklamdaki beğendiği bir giyecek, yiyecek vb. her türlü şeyi sipariş edebilir. Kısacası temelde bütün fonksiyonlarımızı gerçekleştiren veya kontrol edem beynimiz olduğuna göre şu an için hayal olarak sayılabilecek her türlü şey içinde sonunda BBA'lar aracılığıyla gerçekleştirilebilir. Bunun yanında bir BBA, mümkün olan bir kişiye ait en özel iletişim kanalı olabilir (Allison ve ark 2007). Geleneksel arayüzler hareket gerektirdiğinden, diğer insanlar sadece bu hareketleri gözlemleyebilir ya da konuşmalara kulak misafiri olabilirler. Bu, özellikle aynı konsolu kullanan iki karşıt oyuncu yan yana oturuyorsa, bazı rekabetçi oyun ortamlarında bir sorun oluşturmaktadır. Aynı zamanda BBA'lar bu özelliğiyle güvenlik sektörü veya askeriye de kullanılabilir. Hareket için gerekli olan EEG aktivitesi, hareket başlamadan birkaç yüz milisaniye önce tipik olarak belirgindir ve hatta hareket etme kararının farkındalığından önce gelebilir. Bu yüzden hızlı bir iletişim aracı olabilir (Allison ve ark 2007).

Elektroensefalogram (EEG), Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG) ve Yakın Kızılötesi Spektroskopisi (YKÖS) beyin aktivitesini analiz etmek için kullanılan tekniklerden bazılarıdır, ancak EEG cihazları, uygun maliyetli, taşınabilir, iyi zamansal çözünürlüğe ve düşük kurulum maliyetine sahip olma özellikleriyle rehabilite edici veya başka türlü ticari uygulamalar için olan BBA'larda en yaygın kullanılan tekniktir (Belwafi ve ark 2014, Athif ve Ren 2019). Aktif beyin tarafından üretilen elektrik alanlarının ölçümü olan elektroensefalografi (EEG), klinik alanın içinde ve dışında

yaygın olarak kullanılan bir beyin haritalama ve nörogörüntüleme tekniğidir (Roy ve ark 2019). Normalde herhangi bir fizyolojik sinyali analiz etme süreci, temelde bir uzmanın bu sinyali incelemesi ve ardından bu konuda bir yorum veya karar vermesi ile ilgilidir. Ancak BBA'lar medikal alan dışında yaşamın her alanında kullanılabilme özelliğinden dolayı EEG sinyallerinin otomatik işlenmesi gerekmektedir. Bir BBA sistemi aracılığıyla harici bir yardımcı cihazı kontrol etmek için elde edilen EEG sinyalleri kullanıcının deneysel bir paradigma kullanarak bir dizi aktiviteye karşılık model oluşturacak şekilde alınır. Bu sayede aktiviteye özgü örüntüler ile ilgili EEG sinyalleri işlenerek BBA tabanlı sistemler eğitilebilir, kontrol edilebilir ve karar ve analiz mekanizmaları oluşturulabilir (Gaur ve ark 2021). Elde edilen EEG sinyalleri doğası gereği doğrusal değildir ve elektrot empedansları, elektrot yanlış yerleşimleri, göz kırpmaları, hareketler ve hatta nefes alma ve kalp atışından kaynaklı gürültü taşımaktadır. Ayrıca, aktivite örüntüleriyle ilgili EEG sinyalleri, sağlıklı bir kişiden diğerine, nörolojik bozukluğu olan bir kişiden diğerine veya konsantrasyon seviyesinden dolayı günden güne yüksek değişkenlik gösterme eğilimindedir, bu da zayıf sınıflandırma doğruluğu ve yüksek hata oranları ile sonuçlanmaktadır (Gaur ve ark 2021). Bu nedenle, aktivite ile ilgili EEG sınıflandırmasının doğruluğunu artırmada artefaktları temiz EEG sinyalleri elde edecek şekilde değerli bilgileri kaybetmeden gürültüleri ortadan kaldırmak zorunlu hale gelmiştir. EEG sinyal işleme sinyalin çok karmaşık ve zor olması sebebiyle günümüzde alandaki araştırmacılar tarafından yeni filtreleme algoritmaları mütemadiyen önerilmektedir.

Son yıllarda, bilişsel düşüncelerden kaynaklanan beyin işlevlerinden anlamlı bilgiler çıkaran BBA uygulamalarına ilgi dikkat çekici bir şekilde artmıştır (Hurtado-Rincon ve ark 2014, Batres-Mendoza ve ark 2017). BBA topluluğunda, Motor Görüntüleme (MG) EEG sinyalleri, hareket temelli bilişsel aktivite ile ilgili olduğu için kontrol uygulamalarına uygundur ve bu sebeple yaygın olarak kullanılan bir araştırma alanı haline gelmiştir (Hurtado-Rincon ve ark 2014, Batres-Mendoza ve ark 2017). MG sinyalleri engelli bireyler öncelikli olmak üzere bütün bireyler için en çok kullanılan sinyallerdir. Protez kol, tekerlekli sandalye, robotik araç veya haritalama uygulamalarında kullanılabilir. Bu nedenle dünya çapındaki araştırmacılar MG sinyallerini tanımlamada ve MG modellerini daha doğru bir şekilde tanımlamada en etkili özellikleri belirlemeye odaklanmaktadır. Bunun haricinde en az elektrot kanalı ile en doğru örüntü tanımayı yapmak ve sistemi modellemek de ön plandadır. Literatürdeki

çalışmalar genellikle sağ el ve sol el ile ilgili MG sinyallerinin ikili sınıflandırması ile ilgilidir. Literatür çalışmalarının çok azında, çalışma paradigmasının sağ ve sol elin yanı sıra ayak veya dil hareketlerini de içeren çok sınıflı sınıflandırmasıyla ilgili olduğu görülmektedir.

Örüntülerin tanınması veya sınıflandırma işlemi olan makine öğrenmesi bir sisteme verilen örnekler üzerinden eğitim yoluyla karar alınmasını sağlayan bir bilgisayar programı olarak tanımlanabilir (Gong ve Xu 2007). Makine öğrenmesinin süreç akışında sisteme verilen örnekleri temsil eden farklı yapıdaki özniteliklerin çıkarılması, daha sonra da bu öznitelikler arasındaki benzerlik ilişkilerine bakarak kategorilere ayrılması işlemleri vardır. Son yıllarda makine öğrenmesinin bir alt yapısı olan ve birbirine bağlı karmaşık bir nöral yapı kurarak insan beynini taklit eden derin öğrenme çok büyük ilgi görmektedir. Derin öğrenme bir eğitim veri kümesindeki tüm bilgileri kapsayan geleneksel sinir ağlarının eksikliklerini aşmayı amaçlamaktadır ve fazla sayıda katmandan oluşmaktadır (Al-Saegh ve ark 2021). Derin öğrenme uçtan uca bir yaklaşımdır. Ham verilerin çok az veya hatta herhangi bir ön işleme gerek kalmadan doğrudan derin ağ yapısına giriş olarak verilebileceği anlamına gelir. Yani derin öğrenme, özellik çıkarma, seçme ve sınıflandırmayı tek bir ardışık düzen olarak gerçekleştirmektedir (Al-Saegh ve ark 2021). Ağ içerisinde verilerin çoklu temsilleri öğrenilir ve bu temsiller, her seviyede farklı soyutlama seviyeleri ile öğrenilir. Her bir temsil bir katmanda öğrenildikten sonra daha bir sonraki katmana giriş olarak verilir (Khamparia ve Singh 2019). Bir konu ile ilgili bulunan az bir veri ile çalışmak için makine öğrenmesi yöntemleri yeterli iken günümüzde veri elde etmenin ve akabinde çok sayıda veri bulunabilmesinin kolay olmasıyla makine öğrenmesi yöntemlerinin limitleri ortaya çıkmaktadır. Ancak veri sayısının artması ve ilerleyen teknoloji ile üst düzey grafik işlemci birimlerinin hesaplama yetenekleri sayesinde yoğun ve karmaşık işlemlerin gerçekleştirildiği derin öğrenme yöntemleri popüler hale gelmiştir (Sengupta ve ark 2020).

Son zamanlarda, büyük EEG veri kümelerinin artan kullanılabilirliği nedeniyle, genellikle düşük sinyal-gürültü oranları ve verilerin yüksek boyutluluğu ile ilişkilendirilen EEG sinyallerinin kodunun çözülmesi ve sınıflandırılması daha iyi genelleme yeteneklerine ve daha esnek uygulamalara yönelik yeni yaklaşımlar gereklidir. Bu bağlamda, derin öğrenme, ön işleme, özellik çıkarma ve sınıflandırma modüllerinin otomatik olarak uçtan uca öğrenilmesine izin vererek ve aynı zamanda hedef görevde

rekabetçi performansa ulaşarak yapılması gereken işlemleri önemli ölçüde basitleştirebilir (Craik ve ark 2019, Roy ve ark 2019).

1.1. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi

Bu tez çalışmasında normalde rehabilitasyon amaçlı veya engelli bireylerin yaşam kalitesini arttırmak için kullanılan BBA sistemleri yerine sağlıklı bireylerin çok fonksiyonlu çalışabilmesini sağlamak için robotik bir aracın kontrolüne yönelik EEG sinyallerinin elde edilmesi ve komutlara dönüştürülmesi amaçlanmaktadır. Literatürde kullanılan MG EEG paradigmalarının çoğunluğu bir uzuv hareketine dayanmaktadır. Örneğin sağ el sağ yön için sol el sol yön için ayak hareketi geri yön veya durma eylemi için ve dil hareketi de ileri veya yukarı yön için kullanılmıştır. Ancak bir kişinin dil hareketinin hayali ile ileri yönü bağdaştırması doğasına aykırıdır. Ayrıca bireylerin sağlak veya solak olmaları da el hareket hayali ile gidilecek yön arasında ilişki kurmayı da zorlaştırmaktadır. Bu sebeplerle bu çalışmada uzuv hareketine değil de yönlerle bağlı bir paradigma kullanılması amaçlanmıştır. EEG sinyallerinin karmaşık doğası sebebiyle çevreden, kişiden ve donanımdan kaynaklı gürültülerin giderilmesi güçtür ve bu amaca yönelik sürekli çalışmalar yapılmaktadır. Bu çalışmanın bir başka amacı da EEG sinyallerini bilgi kaybı olmadan gürültülerinden temizleyen filtre yöntemlerinin geliştirilmesidir.

Bu tez çalışmasında doğrusal olmayan ve gürültülü bir yapıya sahip olan EEG sinyallerinin önemli veri kaybı yaşamadan temizlenmesini sağlayan uyarlanabilir bir filtre yapısı önerilmiştir. Çünkü genel olarak belli beyin aktivitelerine denk gelen frekans bant aralıklarında bant geçiren filtreler uygulanmaktadır. Ancak insan beyni karmaşıktır ve kişiden kişiye farklı beyin bölgelerinde ve farklı frekanslarda aktiviteler gerçekleşebilir. Bunun için de daha genelleyici bir yapıya sahip olması amacıyla uyarlanabilir bir filtrenin EEG sinyallerinin işlenmesine esneklik katacağı düşünülmüştür. Günümüzde sinyal ayrıştırma yöntemleri hem zaman hem de frekans domenindeki bilgiyi açığa çıkaracak yeteneğe sahiptir. Sinyal ayrıştırma yöntemlerinin bu özelliği sayesinde ilgili bilgiyi uyarlanabilir olacak şekilde tutmak mümkün olabilmektedir. Bu durumdan esinlenerek bu çalışmada farklı sinyal ayrıştırma yöntemlerinden korelasyona bağlı uyarlanabilir filtreler önerilmiş ve bilinen bir veri seti üzerinde denenerek geleneksel bir bant geçiren filtrenin performansı ile karşılaştırılması

yapılmıştır. Çalışma sonucunda EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında önerilen yöntemlerin her biri geleneksel bant geçiren filtreye göre daha iyi sonuç vermiştir.

Tez çalışmasında BBA uygulamalarının genel olarak engelli bireylerin rehabilitasyonu ve tedavisinde kullanılması amacı dışında geleceğe dönük düşünülerek sağlıklı bireylerin de kullanabileceği uygulamalar üzerine yoğunlaşmak istenilmiştir ve bunun için oyun veya oyuncak sektörü veya askeri alanlarda kullanılabileceği düşünülerek robot kontrolüne yönelik EEG sinyalleri üzerinde çalışılmıştır. Bunun için de BBA uygulamalarında en çok kullanılan MG EEG sinyalleri elde edilmiştir. Literatürdeki çalışmalarda MG EEG paradigmaları vücut uzuvlarının hareket hayaline dayalı paradigmalardır ve bir kişinin ileri veya yukarı yön komutu ile dil hareketinin hayalini veya geri veya aşağı yön komutu ile ayak hareketinin hayalini eşleştirmesi insan doğasına aykırıdır. Bu yüzden yönlere bağlı bir paradigma önerilmiştir. Aynı zamanda kişilerin günlük BBA performanslarının değişimini incelemek için bir kişiden farklı günlerde EEG sinyali elde edilmiş ve yöne bağlı paradigmada performansı gözlemlenmiştir. Çalışma sonucunda literatürde öne sürüldüğü gibi BBA eğitimi almış bir kişinin performansının yüksek olması fikri net olarak kanıtlanamamıştır. Çünkü bir insanın günlük dinlenmişlik durumu veya konsantrasyon seviyesi değişmektedir. Buna ek olarak BBA sisteminden kaynaklı sorunlar da ortaya çıkabilmektedir. Bunun için de çalışma esnasında bu sorunların etkisini en aza indirip BBA performansını arttıracak şekilde etkili EEG elektrotlarının ve özelliklerinin geliştirilmesi için işlemler yapılmıştır. Yapılan işlemler sonucunda kişiden alınan MG EEG sinyallerinin sınıflandırılma sonucu optimum seviyeye getirilmiştir.

Genelleştirilen kanallar ve özellikler makine öğrenmesi yönteminin kullanılmasıyla farklı kişilerden elde ettiğimiz MG EEG sinyallerine uygulanmış ve kişiler arasındaki performans değişiklikleri incelenmiştir. Literatürde EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında derin öğrenme yöntemleri sıkça kullanılmaktadır. Sınıflama sürecine kadar yoğun ön işleme ve öznitelik çıkarma işlemlerinin uygulandığı sinyallerimizin makine öğrenmesi ile sınıflandırılmasından sonra ön işleme yapılmış sinyaller üzerinde derin öğrenme yöntemlerinin etkisi merak edilmiştir. Literatürde EEG sinyallerinin derin öğrenme ile sınıflandırılmasında çoğunlukla tercih edilen Konvolüsyonel Sinir Ağları (KSA) aslında görsel veriler üzerinde çalışmaktadır. Bunun için de EEG sinyalleri farklı şekillerde temsil edilmeye çalışılmış ve KSA yapısı için uygun hale getirilmiştir. Derin öğrenme yüksek hesap ve hafıza kabiliyetine sahip teknoloji gerektirdiğinden yüksek veri

boyutu işlem süresini ve yoğunluğunu arttırmaktadır. Literatürde farklı boyutlardaki girişlere göre oluşturulan KSA yapılarıyla EEG sınıflandırma çalışmaları çoğunluktadır ancak aynı mimariye sahip farklı boyutlardaki KSA yapılarıyla sınıflandırma çalışmaları bulunmamaktadır. Bu sebeple EEG sınıflandırmada bilinen ResNet18 KSA mimarisinin 1B, 2B ve 3B boyutları için EEG sinyal girişi uyarlanmış ve sınıflandırmalar sonucu en iyi performansın ResNet18'in 1B versiyonu ile elde edildiği görülmüştür. Ayrıca ResNet18 1B parametre sayısının az olması sebebiyle de en hızlı şekilde işlem yapan ağıdır.

1.2. Tezin Organizasyonu

İkinci bölümde tez çalışmasının uygulamalarıyla ilişkili olan çalışmalar karşılaştırma amaçlı incelenmiştir. Üçüncü bölümde insan beyninin bölgeleri ve kontrol ettiği çeşitli fonksiyonlara göre hangi bölgelerini aktif olarak kullandığı açıklanmıştır. Tezin dördüncü bölümünde beynin aktivitesini ölçen çeşitli tekniklerden bahsedilmiş ve çalışmada kullanılan EEG sinyalleri detaylı olarak ele alınmıştır. Beşinci bölümde BBA sistemleri ve BBA'lar için kullanılan MG'da dahil olmak üzere farklı paradigma çeşitlerinden bahsedilmiştir. Ayrıca BBA'lar için kullanılan EEG elektrot başlıklarından başlayıp bu tez çalışmasında kullanılan EEG elektrot başlığı olan Emotiv Epoc+ hakkında ve sinyal elde ederken kullanılan yazılım hakkında detaylı bilgiler verilmiştir. Tez çalışmasının altıncı bölümünde EEG sinyal işlemede kullanılan ön işleme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma yöntemleri yer almaktadır. Yedinci bölümde bu tez çalışması dahilinde yapılan üç farklı uygulama detaylı olarak anlatılmış ve uygulama sonuçları verilmiştir. Son olarak, sekizinci bölümde çalışmanın sonuçları ile literatürdeki çalışmalar karşılaştırılmış ve elde edilen sonuçlara göre çeşitli önerilerde bulunulmuştur.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

2.1. EEG Sinyallerinin Filtrelenmesi ile İlgili Çalışmalar

EEG sinyalleri doğası gereği doğrusal değildir ve elektrot empedansları, elektrot yanlış yerleşimleri, göz kırpmaları, hareketler ve hatta nefes alma nedeniyle gürültü taşır. Ayrıca, bir işlemi gerçekleştirirken belli bir örüntüde gerçekleşen ilgili EEG sinyalleri, sağlıklı bir kişiden diğerine, nörolojik bozukluğu olan bir kişiden diğerine veya konsantrasyon seviyesinden dolayı günden güne yüksek değişkenlik gösterme eğilimindedir, bu da zayıf sınıflandırma doğruluğu ve yüksek hata oranları ile sonuçlanmaktadır (Gaur ve ark 2021). Bu nedenle, aktivite ile ilişkili EEG sinyallerinin sınıflandırmasının doğruluğunu artırmak için, alandaki araştırmacılar için değerli bilgileri kaybetmeden artefaktları temiz EEG sinyalleri elde edecek şekilde sinyalleri filtrelemek elzem hale gelmiştir. Birçok çalışma, farklı eşikleme, farklı uyarlanabilirlik, farklı artefaktlar vb. temelinde EEG sinyallerini filtrelemek için geleneksel filtreler ile beraber Dalgacık Ayırıştırma (DA), Ampirik Mod Ayırıştırma (AMA) ve Varyasyon Mod Ayırıştırma (VMA) gibi sinyal analiz yöntemlerini kullanmaktadır.

Estrada ve ark. sürekli dalgacık dönüşümü ile gürültü gidermek için yumuşak ve sert eşikleme yaparken kesin, sezgisel emin, evrensel ve minimax olmak üzere dört farklı eşik seçim yöntemini uygulamış ve sonuçlarını SGO ve Minimum Kare Hata (MKH) parametrelerini kullanarak karşılaştırmıştır (Estrada ve ark 2011). Belwafi ve ark. 10 ila 100dB Sinyal-Gürültü Oranı (SGO) değerleri ve 6 farklı filtre türü olan en verimli filtre parametrelerini tahmin etmek amaçlı Ortak Uzamsal Örüntü (OUÖ) modeli kullanarak Motor Görüntüleme (MG) EEG sinyallerini filtrelemek için uyarlanabilir bir yaklaşım denemiştir. Çalışma sonucunda kullandıkları yöntem ile sınıflandırma doğruluğunun %40 oranında artırılabilceğini gözlemlemiştir (Belwafi ve ark 2014). Lahmiri ve ark. Ayrık Dalgacık Dönüşümünü (ADD) AMA ve VMA'nın içsel mod fonksiyonlarına (İMF'ler) uygulamıştır. İMF'leri yeniden yapılandırıp temiz EEG ve Elektrokardiyografi (EKG) sinyalleri elde etmek için en küçük kareler kısıtlaması ile ağırlıklı bir yaklaşım kullanmıştır. Sonuçlara bakıldığında sağ korteks EEG, sol korteks EEG ve EKG sinyalleri için sırasıyla 45.8, 45.6 ve 46.1 SGO değerleri ile VMA'nın daha iyi bir yaklaşım olduğu görülmektedir (Lahmiri ve Boukadoum 2015). Gaur ve ark. MG EEG sinyallerini örnek bazlı olarak filtrelemek için Çok Değişkenli Ampirik Mod Ayırıştırma (ÇDAMA) denemiştir. Çalışmada örnek kovaryans matrislerinden oluşan özellik setini

sınıflandırmak için Riemann geometrisini kullanılmıştır ve BBA Yarışması IV-2A veri setine ait 9 dokuz denek için 0.60 ortalama kappa değeri elde edilmiştir (Gaur ve ark 2016). Taran ve ark. EEG sinyallerini önce homojen gruplara ayırarak ve ardından bant sınırlı modlara ayırarak kümeleme tabanlı bir VMA uygulamıştır. Bern–Barcelona fokal ve fokal olmayan EEG veri tabanı üzerinde %96'lık bir doğruluk elde ederek çok başarılı bir sonuç elde etmişlerdir (Taran ve Bajaj 2018). Başka bir çalışmada Alyasseri ve ark. dört farklı gürültü türüyle bozulmuş EEG sinyallerini gürültüden arındırırken en iyi Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD) parametrelerini tahmin etmek için beş meta-sezgisel yöntem kullanmıştır. Sonuçlarını SGO, SGO iyileştirme, MKH, Kök MKH (KMKH) ve Yüzde Kök Ortalama Kare Farkı (YKOKF) kullanarak değerlendirdiler (Alyasseri ve ark 2019). Suhail ve ark. bilişsel görevlerin gerçekleştirilmesi sırasında kaydedilen EEG sinyallerini gürültüden arındırmak için tüm ana dalgacık fonksiyonlarını ve eşikleme yöntemlerini kullanmış ve en verimli çifti bulmak için sonuçları karşılaştırmıştır. Çalışma sonucunda Rigrsure eşikleme yöntemi ile Discrete Meyer (dmey) ana dalgacığının Tepe SGO (TSGO), MKH, YKOKF ve Çapraz Korelasyon (ÇK) parametrelerine göre en iyi performansı verdiğini bulmuşlardır (Suhail ve ark 2020). Dora ve ark. bir EEG sinyalindeki EKG sinyallerinin birbiriyle ilişkili olduğu bilgisine dayanarak EKG artefaktlarını tek bir kanal EEG'sinden çıkarmak için VMA'nın değiştirilmiş bir versiyonunu kullanmıştır. Bu çalışma, EKG artefaktlarını çıkarmak için ekstra bir EKG kanalının gerekli olmadığını göstermektedir (Dora ve Biswal 2020). Pise ve Rege Butterworth Alçak Geçiren Filtresi (AGF), Uyarlanabilir En Küçük Ortalama Kareler (EKK) filtresi ve ADD'yi epileptik ve uyku EEG sinyallerine uygulayarak karşılaştırmıştır. ADD'nin 46.67 TSGO değeri ile en iyi performansı verdiği görülmüştür (Pise ve Rege 2021). Kaur ve ark. depresyon hastalarına ait EEG sinyallerini filtrelemek için ADD ve Wavelet Packet Transform (DPD) ile VMA kullanan hibrit bir yaklaşım geliştirmiş ve sonuçlarını SGO, TSGO ve MKH değerleri ile değerlendirmiştir. VMA'dan sonra elde edilen İMF'leri eşiklemek için Eğimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi'ni (EADA) kullanmışlardır. En iyi performansı 22.779 TSGO değeri ile VMA-DPD hibrit yöntemi vermiştir (Kaur ve ark 2021).

Yapılan çalışmalardan da görüldüğü gibi EEG'nin BBA uygulamaları veya hastalık teşhisi gibi birçok kullanımı nedeniyle filtreleme yaklaşımları farklı parametrelerle ölçülen farklı sonuçlar vermektedir. Gürültü biliniyorsa, SGO, TSGO veya MKH parametrelerini kullanmak daha iyidir, ancak gürültü bilinmiyorsa, bir filtreleme

yönteminin performansı bir sınıflandırma doğruluğu veya kappa değeri vb. ile gösterilebilir. EEG sinyallerinin optimal frekans aralığı konuya göre değişebileceğinden, bir filtreleme yönteminin uyarlanabilir olması, değerli bilgileri kaybetmemek için kullanışlı olabilir. Bu nedenle bu tez çalışmasında DA, AMA ve VMA yöntemleri için yeni bir korelasyon tabanlı uyarlamalı filtreleme yaklaşımı önerilmiş ve performans sonuçları, genel olarak kullanılan 0,3 Hz ile 35 Hz aralığındaki bir Eliptik Bant Geçiren Filtrenin sınıflandırma doğruluğu sonuçları baz alınarak karşılaştırılmıştır.

2.2. Motor Görüntüleme EEG Sinyalleri Üzerinde Gerçekleştirilen Çalışmalar

Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) topluluğunda, Motor Görüntüleme (MG) EEG sinyalleri, hareket temelli bilişsel aktivite ile ilgili olduğu için ve bu özelliğiyle kontrol uygulamalarında kullanılabildiği için yaygın olarak kullanılan bir araştırma alanı haline gelmiştir (Hurtado-Rincon ve ark 2014, Batres-Mendoza ve ark 2017). EEG sinyallerinin doğrusal olmayan ve gürültülü doğası nedeniyle, MG sinyallerini kullanan verimli kontrol uygulamaları çok önemli hale gelmiştir, bu nedenle dünya çapındaki araştırmacılar MG sinyallerini tanımlamada ve MG modellerini daha doğru bir şekilde tanımda en etkili özellikleri belirlemeye odaklanmaktadır. Literatürdeki çalışmalar genellikle sağ el ve sol el ile ilgili MG sinyallerinin ikili sınıflandırması ile ilgilidir. Çalışmaların birkaçı, çalışmanın paradigmasının sağ ve sol elin yanı sıra ayak veya dil hareketlerinin olduğu çok sınıflı olan çalışmalardır.

Çalışmalardan ilkinde sağ el, sol el ve ayak hareket hayaline dayalı MG EEG sinyalleri ile otomatik bir kalibrasyon yapan ve nöro-geribildirimle asenkron bir BBA tasarlanmıştır. Çalışma 2B bir labirentte imlecin gezdirilmesiyle test edilmiştir. %74,84 hassasiyet ile görev tamamlanmıştır (Kus ve ark 2012). Bhattacharyya ve ark. EEG sinyalleri ile dört farklı el bilek ve parmak hareketlerinin düşüncesini sınıflandırmak için Aralık Tip-2 Bulanık bir yaklaşım tasarlamışlardır. Hem çevrimdışı hem de çevrimiçi gerçekleştirdikleri çalışmada Aşırı Enerji Oranı (AEO) özellikleri ile sırasıyla %86,45 ve %78,44 doğruluk elde edilmiştir (Bhattacharyya ve ark 2015). Bir başka çalışmada Emotiv Epoc başlığının performansı OpenVibe platformunda çevrimiçi olarak çeşitli senaryolar (bunlardan biri eşzamanlı sağ ve sol MG sinyalleridir) kullanılarak bir Destek Vektör Makinesi (DVM) sınıflandırıcısı ile değerlendirilmiştir (Fakhruzzaman ve ark 2015). Schiatti ve ark. Doğrusal DVM sınıflandırıcı uygulayarak sağ, sol ve ayak MG EEG sinyallerinin iki sınıflı bir şekilde sınıflandırılmasında en verimli Bant Gücü

özniteliklerini elde etmek için bir öznitelik seçim algoritması önermiştir (Schiatti ve ark 2016). Batres-Mendoza ve ark. tarafından Karar Ağacı (KA) kullanılarak 9 denekten elde edilen iki sınıflı (sağ ve sol yön) MG EEG sinyallerini daha verimli bir şekilde sınıflandırırken kullanılan örnek sayısının azaltılması için geliştirilmiş Kuaternion Tabanlı Sinyal Analizi (gKTSA) adlı bir algoritma önerilmiştir (Batres-Mendoza ve ark 2017). Kumar ve ark. sınıf üyeliği hakkında bağımsız bilgiler içeren karşılıklı bilgilere dayalı olarak en ayırt edici alt bantları seçen gelişmiş bir Ayrımcı Filtre Bankası Ortak Uzamsal Örüntü (AFBOUÖ) algoritması önermiştir. Çalışmada filtre bankalarına Lineer Diskriminant Analizi (DAA) uygulamışlar ve sağ ve sol MG sinyal sınıflandırması için en anlamlı alt bantları elde etmek için puanları birleştirmişlerdir (Kumar ve ark 2017). Başka bir çalışmada Kirar ve ark. konuya ve göreve özgü ayırt edici frekans bantlarının belirlenmesi için bir Bileşik Filtre Bankası tabanlı Ortak Uzamsal Örüntü (BFBTOUÖ) yöntemi önermiş ve iki farklı veri kümesine ait MG sinyallerini (biri sağ el ve ayak MG sinyalleri, diğeri ise sağ el, sol el ve ayak MG sinyalleri) sınıflandırarak test etmiştir (Kirar ve Agrawal 2018). Nguyen ve ark. sağ el, sol el, her iki ayak ve dil hareketi hayal gücüne karşılık gelen çok sınıflı EEG sinyallerinin hem özellik çıkarımı hem de sınıflandırılması için Ortak Uzamsal Model (OUÖ) ve Bulanık Mantık Sistemi (BMS) kombinasyonunu kullanmıştır (Nguyen ve ark 2018). Bousseta ve ark. bir robot kolun kontrolü için sağ el ve sol el hareketini içeren bir paradigma ile EEG sinyali elde etmişlerdir. 8 Hz ile 22 Hz arası frekanslarda çalışılmıştır. Radyal Taban Fonksiyonuna (RTF) dayalı bir DVM sınıflandırıcı ile %85,45 doğruluk elde etmişlerdir (Bousseta ve ark 2018). Hassanpour ve ark. üretken bir derin öğrenme yaklaşımının bir sınıflandırma sistemini uçtan uca eğitebileceğini ve böylece sınıflandırmanın doğruluğunu artırabileceğini vurgulamıştır. Bu bağlamda, sağ el, sol el, her iki ayak ve dil MG sinyallerinin çok sınıflı bir EEG sınıflandırması için bir Derin İnanç Ağı (DBF) ve bir Yığılmış Seyrek Otomatik Kodlayıcı (YSOK) kullanılmıştır (Hassanpour ve ark 2019). Ha ve Jeong tarafından gerçekleştirilen bir çalışmada, 9 denekten elde edilen sağ ve sol MG EEG sinyalleri, EEG sinyallerinin tutarsız yapısından kaynaklanan Konvolüsyonel Sinir Ağı (KSA) mimarilerinin sınırlamalarını aşmak için kapsül ağları kullanılarak sınıflandırılmıştır (Ha ve Jeong 2019). Khan ve ark. hem öznitelik çıkarımı hem de öznitelik seçimi için Ardışık Geri Kaydırma Seçimli Alt Bant Ortak Uzamsal Örüntü (AGKS-ABOUÖ) adlı bir yöntem önermiş ve yöntemi sağ, sol ve dinlenme durumu MG sinyallerinde test etmiştir. Tuzlu ve ıslak jel elektrotlu iki farklı EEG başlığı için sonuçlar elde edilmiştir (Khan ve ark 2019). Athif ve Ren EEG sinyallerinin daha sağlam (robust)

sınıflandırılması için özelliklerin çıkarılmasında *WaveCSP* adlı yeni bir yöntem ortaya koymuştur. Bu yöntemde dalgacık ayrıştırma ve OUÖ kavramlarını bir araya getirmiştir. Yöntemi sağ ve sol MG sinyalleri üzerinde DAA, DVM ve k-En Yakın Komşu (k-EYK) sınıflandırıcıları ile test etmişler ve k-EYK ile maksimum ortalama doğruluğu elde etmişlerdir (Athif ve Ren 2019). Tang et al. sağ ve sol MG EEG sinyallerinin tanınması için giriş örneklerinin en yakın komşu değerlerini öğrenerek yeni bir giriş oluşturan k-EYK tabanlı Düzgün Otomatik Kodlayıcı (k-DOK) adlı yarı denetimli bir model önermiştir (Tang ve ark 2019). Bir başka çalışmada, 5 deneğin sağ ve sol MG sinyallerini sınıflandırmak için Koşullu Ampirik Mod Ayrıştırma (KAMA) yöntemi ile geliştirilmiş 1 Boyutlu Çok Ölçekli KSA (1BÇÖKSA) önerilmiştir (Tang ve ark 2020). Tiwari ve ark. 5 gizli katmana sahip bir MG Derin Sinir Ağı (MGDSA) mimarisi geliştirmiş ve 16 denekten elde edilen sağ ve sol MG sinyallerini sınıflandırmak için uygulamıştır. Bu uygulamada altı alt bandın güç spektrum yoğunluğu, toplam güç, bağlı güç ve mutlak güç değerleri öznitelik olarak kullanılmıştır (Tiwari ve ark 2021).

Literatürden de görüldüğü üzere, kontrol amaçlı kullanılan yön tabanlı MG EEG sınıflandırmaları daha çok ikili sınıflandırmalar olarak ve bir uzuv hareketinin hayal edilmesine dayalı olarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca çok sınıflı çalışmalarda sağ el ve sol elin yanı sıra ayak ve dil hareketi ile ilgili MG sinyalleri bulunduğundan, ayak veya dili ileri-geri veya yukarı-aşağı hareketlerle ilişkilendirmek zordur. Bu tez çalışmasında, MG görevinin gerçekleştirilmesini iyileştirmek için vücut bölümlerini hedef yön ile ilişkilendirmeye gerek olmayan dört temel yön komutu için yeni bir paradigma önerilmiştir. Ayrıca, sinyalin ayırt ediciliğini iyileştirmek için de bazı yeni sinyal işleme yaklaşımları geliştirilmiştir. Bununla birlikte, farklı günlerde BBA sistemi kullanan bir deneğin performanslarında meydana gelen değişiklikler hakkında herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Bu boşluğu doldurmak için 20 gün boyunca bir denekten EEG sinyalleri alınarak çok sınıflı MG görevlerindeki sınıflandırma performanslarını gözlemlenmiş ve genelleme yapacak şekilde en iyi sınıflandırmayı veren EEG kanalları ve öznitelikleri belirlenmiştir.

2.2. Derin Öğrenme Yöntemlerinin MG EEG Sinyallerine Uygulanması ile İlgili Çalışmalar

Son yıllarda uçtan uca bir yöntem olan ve makine öğrenmesinin eksik kaldığı noktaları telafi etmek için ortaya çıkan derin öğrenme EEG sinyallerinin

sınıflandırılmasında da kullanılmaktadır. Burada derin öğrenme için uçtan uca bir yöntem olarak nitelendirilmesinin sebebi bir sinyalin ya ham hali ile ya da çok az bir ön işleme geçirmiş hali ile bir ağı eğitilebilmesidir. Derin öğrenme kendi bünyesinde sinyali farklı seviyelerde temsillerini ortaya çıkararak öğrenir ve bir karara varabilir. Bu işlemin güvenilir olabilmesi için fazla sayıda veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Kullanılabilir EEG verilerinin son zamanlarda artış göstermesi sebebiyle de derin öğrenme EEG sinyal örüntülerinin tanınmasında yoğun olarak kullanılır olmuştur.

Xu ve ark. MG EEG sinyalinin özelliğini çıkarmak için C3, Cz ve C4 kanallarının zaman-frekans görüntülerini birleştiren dalgacık dönüşümü tabanlı bir girdi önermiştir. Kanalların zaman-frekans görüntüleri alt alta birleştirilmiştir. Daha sonra, sınıflandırıcı olarak 1 ve 2 boyutlu konvolüsyon çekirdeklerine sahip 2 katmanlı bir konvolüsyonel sinir ağı oluşturulmuştur. BBA yarışması II'nin 3. veri kümesi ve BBA yarışması IV-2a veri kümesi üzerine uygulanan çalışmada en iyi doğruluk cmor3-3 dalgacık fonksiyonu ve 2 kanal ile sırasıyla %89,56 ve %85,59 olarak bulunmuştur (Xu ve ark 2018). Zhou ve ark. tarafından yapılan çalışmada 2 konvolüsyon katmanlı tek ve çok dallı 3 boyutlu KSA modelinin konvolüsyonlarının algı alanı (receptive field) küçük, orta ve büyük olarak değiştirilerek etkilerini ölçmüştür. Çalışmada BBA yarışması IV-2a veri setinde elektrot yerleşimleri etrafına sıfırlar eklenerek bir 2 boyutlu görüntü elde edilmiştir. Üçüncü boyut olarak da zaman adımları eklenerek giriş verisi elde edilmiştir. Çok dallı orta algı alanına sahip 2 konvolüsyon katmanlı KSA %73,65 doğruluk ile daha iyi sonuç vermiştir (Zhou ve ark 2019). Amin ve ark. MG EEG sinyallerinin zamansal ve uzamsal özelliklerini korumak için KSA mimarisini farklı yöntemlerle füzyon etmiştir. Önerdikleri yöntemler Otokodlayıcı ile çapraz kodlamalı KSA olan OÇKKSA ve Çok Katmanlı Algılayıcı KSA olan ÇKAKSA yöntemleri ile BBA yarışması IV-2a veri seti üzerinde sırasıyla %73,8 ve %75,7 doğruluk elde etmişlerdir (Amin ve ark 2019). Tayeb ve ark. Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB), orta düzeyde karmaşıklığa sahip spektrogram tabanlı bir pragmatik KSA (pKSA) ve herhangi bir manuel işlem gerektirmeden doğrudan ham EEG sinyallerini işleyen yinelemeli KSA (YKSA) olmak üzere 3 farklı derin öğrenme yöntemini 2 sınıflı MG sinyallerinin sınıflandırması için önermiştir. Kendi elde ettikleri veri setinde UKSB, pKSA ve YKSA için sırasıyla %66,20, %84,24 ve %77,72 doğruluk elde ederken BBA yarışması IV-2b veri setinde UKSB ve pKSA için sırasıyla %78,93 ve %91,63 doğruluk elde etmişlerdir (Tayeb ve ark 2019). Mane ve ark. nöro-fizyolojik olarak esinlenilmiş Filtre Bankası Konvolüsyonel Ağ adlı yöntemi MG EEG sinyalleri

için önermişlerdir. MG'nın nörofizyolojik imzalarını yakalamak için filtreleme yaparak EEG'yi çoklu frekans bantlarına ayırarak verinin çoklu görüntü temsilini oluşturur. Daha sonra her bir bant için elde edilmiş görüntülerle KSA eğitilir. Bu çalışmada önerilen yöntem ile 54 kişiden oluşturulmuş kendi veri setleri için %73,44 ikili sınıflama doğruluğu elde etmişlerdir (Mane ve ark 2020). Sun ve ark. geleneksel zaman-frekans analiz yöntemlerinin dezavantajlarının üstesinden gelmek için gürültüye karşı dayanıklı olan seyrek spektro-zamansal ayrıştırma (SSA) yönteminin çıktısını KSA'nın girişi olarak kullanmıştır. Sıkıştırma ve uyarma (SU) blokları kanal bazında özellik çıktılarını uyarlamalı olarak yeden kalibre etmek için kullanılmıştır. BBA yarışması IV-2b veri seti ve kendi veri setleri için sırasıyla %79,3 ve %85,7 doğruluk elde etmişlerdir (Sun ve ark 2020). Hem deneğe özel hem de deneğe özel olmayan eğitimin çoklu deneyler üzerindeki etkisini gözlemlemek isteyen Hermosilla ve ark. zamansal ve uzamsal öznitelik çıkarımı için iki konvolüsyon katmanı içeren uçtan uca sığ bir mimari kullanılarak MG sınıflandırması için yeni bir KSA şeması önermiştir. Çalışmada BBA yarışması IV-2a ve IV-2b veri setleri için deneğe özel sınıflandırmada %75,58 ve %77,50 doğruluk elde edilirken deneğe özel olmayan sınıflandırmada ise %65,37 ve %75,33 doğruluk elde edilmiştir (Hermosilla ve ark 2021). Liu ve Yang, EEG'nin 3 boyutlu bir gösteriminin kullanıldığı yoğun bir şekilde bağlı çok dallı 3 boyutlu bir KSA modeli önerilmiştir. Orijinal 3B gösterime kıyasla elektrot yerleşimleri dışında kalan noktaları 0 ile doldurmak yerine sinyallerin ortalaması ile doldurmuşlardır. BBA yarışması IV-2a veri seti üzerinde %81,22 başarı elde etmişlerdir (Liu ve Yang 2021). MG EEG sinyallerinin zamansal ve spektral bilgilerini daha verimli elde etmek için yeni bir zamansal-spektral tabanlı sıkıştırma ve uyarma özellikli füzyon ağı (ZS-SUÖFA) kullanan bir MG-EEG kod çözme çerçevesi Li ve ark. tarafından önerilmiştir. BBA yarışma IV-2a veri seti üzerinde %74,71'lik bir doğruluk elde edilmiştir (Li ve ark 2021). Zhang ve ark. deneğe özel, deneğe özel olmayan ve deneğe uyarlanabilir şekilde 3 farklı derin KSA ağlarını eğitmiştir ve sonuçlarını gözlemlemiştir. 54 kişiden oluşan 2 sınıflı kendi veri setler üzerinde sırasıyla %63,54, %84,19 ve %86,89 doğruluklar elde ederek deneğe uyarlanabilir eğitimin daha başarılı olduğunu gözlemlemiştir (Zhang ve ark 2021).

Literatürden görüldüğü üzere çalışmalarda derin öğrenme yöntemlerinden KSA mimarisi baz alınarak birçok yöntem ve mimari geliştirilmiş ve MG EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında tatmin edici sonuçlar alınmıştır. KSA mimarisi genel olarak görüntüler üzerinde kullanıldığı için EEG sinyalinin farklı temsilleri giriş olarak

denenmiştir. Bu tez çalışmasında literatürden farklı olarak farklı boyutlardaki KSA mimarilerinin MG EEG sınıflandırılmasında farklı kazanımlarının olup olmadığını görmek üzere aynı mimariye sahip farklı boyutlardaki KSA mimarisiyle farklı kişilerden elde edilmiş MG EEG sinyalleri sınıflandırılmıştır. Bu işlem için ResNet18 mimarisinin 1B, 2B ve 3B versiyonları MG EEG sinyallerine uygulanmış ve sonuçları hem birbirleri ile hem de makine öğrenmesi sınıflandırmasıyla karşılaştırılmıştır.

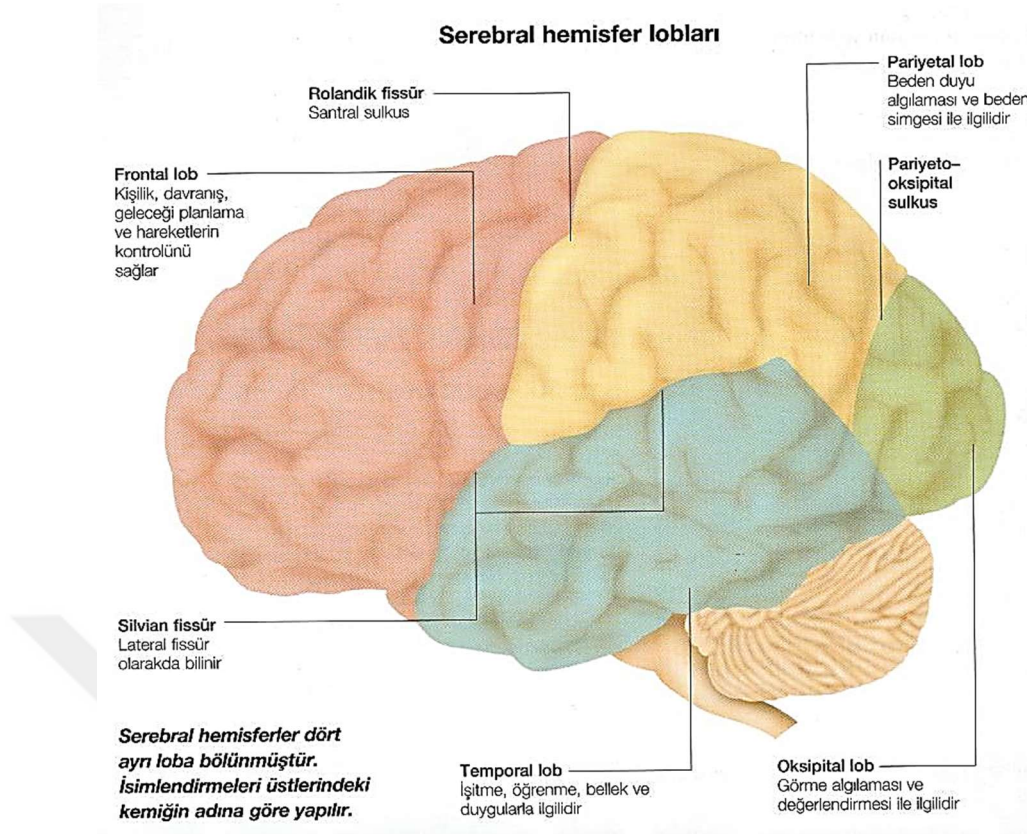


3. BEYNİN ÇALIŞMASI ve BÖLGELERİNE GÖRE YÖNETİLEN FONKSİYONLAR

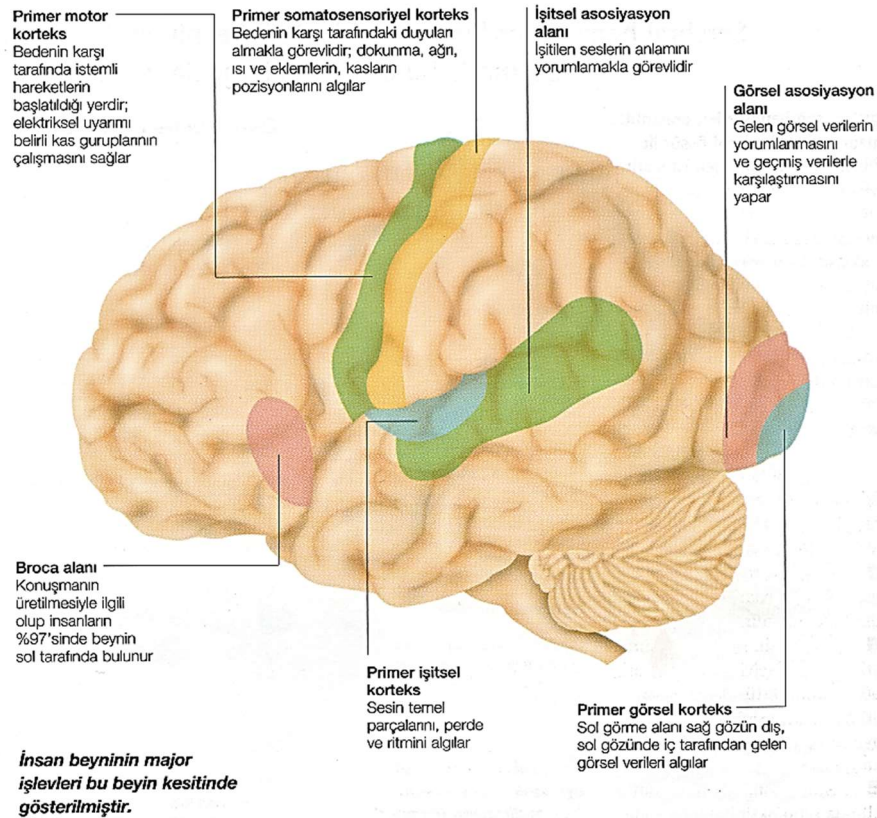
Beyin, sinir sistemimizin kontrol merkezidir ve insan vücudunun gerçekleştirdiği bütün fonksiyonları kontrol eder. Bu özelliğiyle en önemli parçalarımızdan biridir (Kumar ve Bhuvaneswari 2012, Abrahams 2016). Beyin omurilik üzerinden bilgiyi alıp, işleyip çeşitli fonksiyonları gerçekleştirmek üzere kontrol komutlarına çevirir (Abrahams 2016). İnsan vücudunun içsel ve dışsal olmak üzere motor veya duysal uyaranlara göre davranışlarını kontrol etmede önemli rol oynayan beyindeki milyonlarca nöron insan vücudu ve beyin arasındaki iletişimi sağlamaktadır (Kumar ve Bhuvaneswari 2012). İnsan beyninin sinirsel aktivitesi, doğum öncesi gelişimin 17. ve 23. haftaları arasında başlayıp yaşam boyu devam etmektedir (Sanei ve Chambers 2013). İnsan beyninin fonksiyonel ve bilişsel davranışını incelemek ve anlamak sinirsel hastalıkların teşhisi ve günlük yaşamı daha kolay hale getirmek için beynin fonksiyonlarını kullanma üzerine çalışmalar yapan araştırmacılar için ilginç bir alan teşkil etmektedir.

Beyin ön beyin, orta beyin ve arka beyin olmak üzere üç ana bölümden oluşmakta ve beynin farklı bölgeleri insan vücudunun farklı fonksiyonlarını yönetmektedir. Sağ ve sol yarımküre (hemisfer) olmak üzere ikiye ayrılan beyin geliştikçe serebral kortekste (beyin kabuğu) kıvrımlar oluşur ve ceviz görünümlü bir yapıya sahip olur. Bu kıvrımlar “*girus*” olarak bilinmektedir. Kıvrımlar arasındaki sığ oluklar da “*sulkus*” adını almaktadır. *Sulkusların* pozisyonları beyni ana dört loba ayırmaktadır. Beynin ön kısmında frontal lob, arka kısmında oksipital lob, orta kısmında ise *pariyetal* ve *temporal* loblar bulunmaktadır. Bu dört lobun haricinde de belirgin olarak çok özel fonksiyonların gerçekleştirildiği bazı farklı korteks bölgeleri bulunmaktadır (Abrahams 2016).

Frontal lob kişiliğimizi ve davranışlarımızı belirlemektedir. Planlama yapmamızı ve hareket edebilmemizi sağlamaktadır. Temporal lob işitme ve öğrenme fonksiyonlarımızı yönetirken, bir yandan da duygularımızı kontrol etmektedir. Temporal lob ayrıca bellek görevi de görmektedir. Pariyetal lob beden duyu algılama fonksiyonlarını yönetmektedir. Son olarak oksipital lob da görme ile ilişkilidir (Abrahams 2016). Şekil 3.1’de beyni dört loba ayıran sulkuslar ve bu dört lobun gerçekleştirdiği fonksiyonlar gözlemlenebilmektedir.

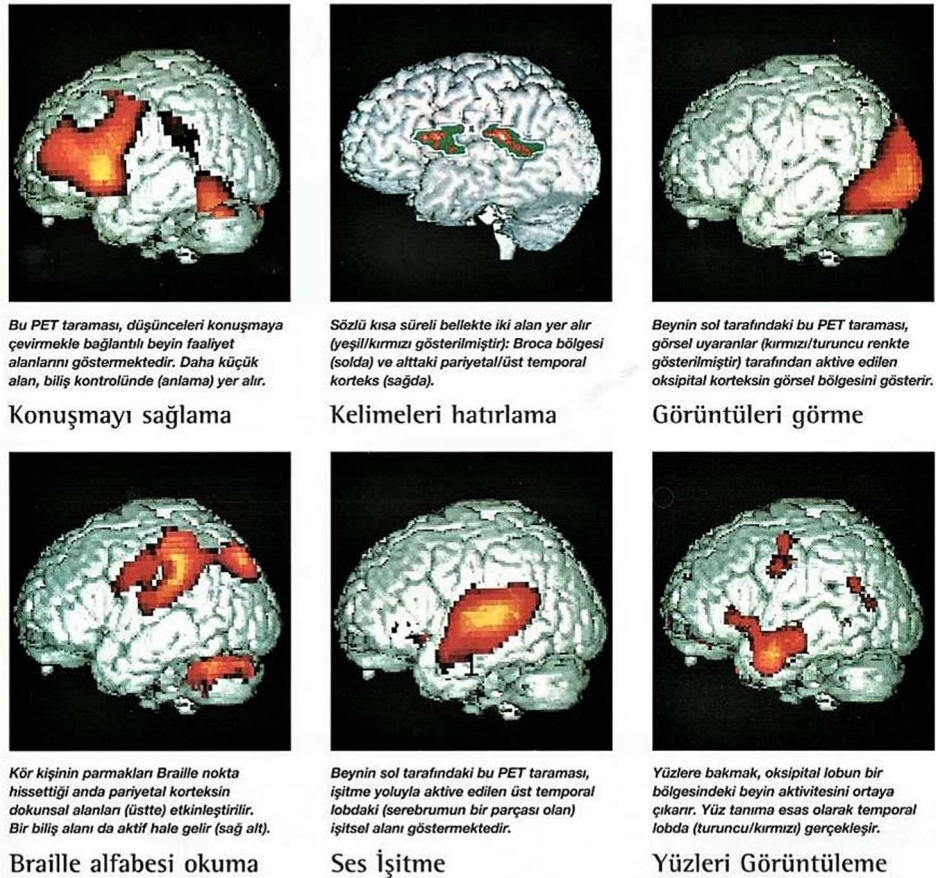


Şekil 3.1. Bir yarım kürede beynin dört ana bölgesi ve yönettiği fonksiyonlar (Abrahams 2016)



Şekil 3.2. Bir yarım kürede özel fonksiyonları yöneten serebral korteks alanları (Abrahams 2016)

Bunun yanında çok özel fonksiyonları yöneten korteks alanları da primer motor korteks, primer somatosensoriyel korteks, primer işitsel korteks ve primer görsel korteks olarak adlandırılmaktadır. Primer motor kortekste istemli hareketler kontrol edilir ve kas gruplarına uyarılar gönderilir. Primer somatosensoriyel korteks duyuşal reseptörlerden tat, ağrı, sıcaklık gibi bilgileri alıp bunların işlenmesini sağlar. Primer işitsel korteks sesin temel parçaları olan perde ve ritmini algılar. İşitsel korteks yakınında bulunan Broca alanı ise konuşmanın üretilmesiyle ilgilidir ve insanların %97'sinde sol yarımkürede bulunmaktadır. Yine işitsel korteksin birleşğinde bulunan işitsel asosiyasyon alanı işitilen seslerin anlamlandırılmasında işlev görmektedir. Primer görsel korteks sağ gözün dış, sol gözün ise iç tarafından gelen görüntüleri algılayarak, tam dış çevresinde bulunan görsel asosiyasyon alanı ise gelen görsel verilerin anlamlandırılmasında işlev görmektedir (Abrahams 2016). Şekil 3.2'de ise beyin üzerindeki özel fonksiyonları gerçekleştiren korteksler ve kontrol ettikleri fonksiyonlar yer almaktadır.



Şekil 3.3. Bir PET taraması esnasında gerçekleştirilen konuşmayı sağlama, kelimeleri hatırlama, görüntüleri görme, Braille alfabesi okuma, ses işitme ve yüzleri görüntüleme işlemleri gerçekleştirilirken beyinde aktif olan bölgeler (Abrahams 2016)

Şekil 3.3'te ise Pozitron Emisyon Tomografi (PET) taraması esnasında çeşitli işlemler gerçekleştirilirken aktif hale gelen beyin bölgeleri gösterilmektedir.



4. BEYİN AKTİVİTESİNİ ÖLÇEN TEKNİKLER

Beyin aktivitesini ölçen birçok yöntem bulunmaktadır. Bunlar beyin aktivitesini elektriksel, manyetik alansal, x-ışınları veya nükleer gibi farklı temellere dayanmaları sebepleriyle isimlendirilmişlerdir. Bazı yöntemler bir boyutlu, bazıları iki boyutlu, bazıları ise üç boyutlu olarak beyin aktivitelerini gösterebilmektedir. Bu tekniklerin bazıları sadece beyin aktivitesi ile ilişkili kullanılırken bazıları da tüm vücudu gözlemlemek için kullanılabilir. Aşağıda bu yöntemlerin en sık kullanılanları anlatılmaktadır.

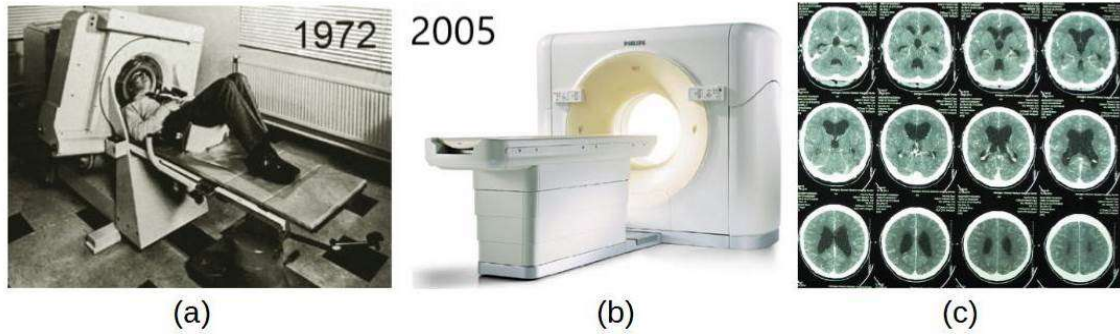
4.1. Bilgisayarlı Tomografi (BT)

Bilgisayarlı tomografi (BT), klinik rutinde sıkça kullanılan bir görüntüleme yöntemidir. Geleneksel röntgen görüntülemeye olduğu gibi x-ışınlarını kullanmaktadır. Geleneksel röntgen görüntüleme ortalama alma yöntemiyle üç boyutlu bir nesnenin iki boyutlu projeksiyonlarını üretir. Böylelikle, uzaysal bilgide bir azalma söz konusu olmaktadır. Her durumda bir projeksiyon bir ortalamaı temsil eder ve tanı için ışık kutusu üzerine birkaç radyografik kesit bindirildiğinde, bir dilimde mevcut olan kontrasta nazaran ortalama sonucu elde edilen kontrastta önemli bir azalma meydana gelmektedir. Bu sebeple geleneksel röntgende yumuşak dokuyu içeren klinik tanıya izin vermeyen düşük kontrastlı görüntüler ortaya çıkmaktadır (Buzug 2011).

1920'lerde, geleneksel röntgen görüntülemeye kullanılan ortalama alma yönteminin negatif etkisini ortadan kaldırmak için yapılan çalışmalarla ilk defa tomografik kavramı ortaya çıkmıştır. “Tomografi” kelimesinin kendisi dilim anlamına gelen “tomos” ve çizim anlamına gelen “graphein” Yunanca kelimelerinden oluşmaktadır. İlk olarak Berlin’li doktor Grossmann’ın tomografi cihazı ile vücudun tek bir dilimi görüntülenebilmiştir (Buzug 2011).

Bilgisayarlı Tomografi farklı anatomik yapıların (kas, kemik, sinir) üst üste binmesine dayanmadan insan vücudunun içinin invaziv olmayan bir şekilde görüntülenmesini sağlayan bir yöntemdir. Ortalama alınmadan 2 boyutlu bir düzleme projeksiyon alınır. Bu nedenle BT, geleneksel radyografiye kıyasla çok daha yüksek kontrastlı görüntüler verir. İlk BT tarayıcı 1972 yılında Sir Godfrey Newbold Hounsfield tarafından Electric and Musical Industries Ltd. (EMI) şirketinin merkezi araştırma laboratuvarlarında gerçekleştirildi. Hounsfield bu buluşu için 1979 yılında Allen M.

Cormack ile beraber Nobel Tıp Ödülü'nü kazandı (Buzug 2011). Şekil 4.1'de 1972 ve 2005 yıllarına ait BT tarayıcılar ve örnek beyin BT görüntüsü gösterilmektedir.



Şekil 4.1. Geçmişten günümüze BT tarayıcılar ve örnek BT görüntüsü **a)** Hounsfield tarafından gerçekleştirilen BT tarayıcı (Buzug 2011), **b)** günümüzde kullanılan 2005 yılına ait bir BT tarayıcı (Buzug 2011), **c)** örnek beyin BT görüntüsü (Ghodsi ve Safdarian 2017)

4.2. Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG)

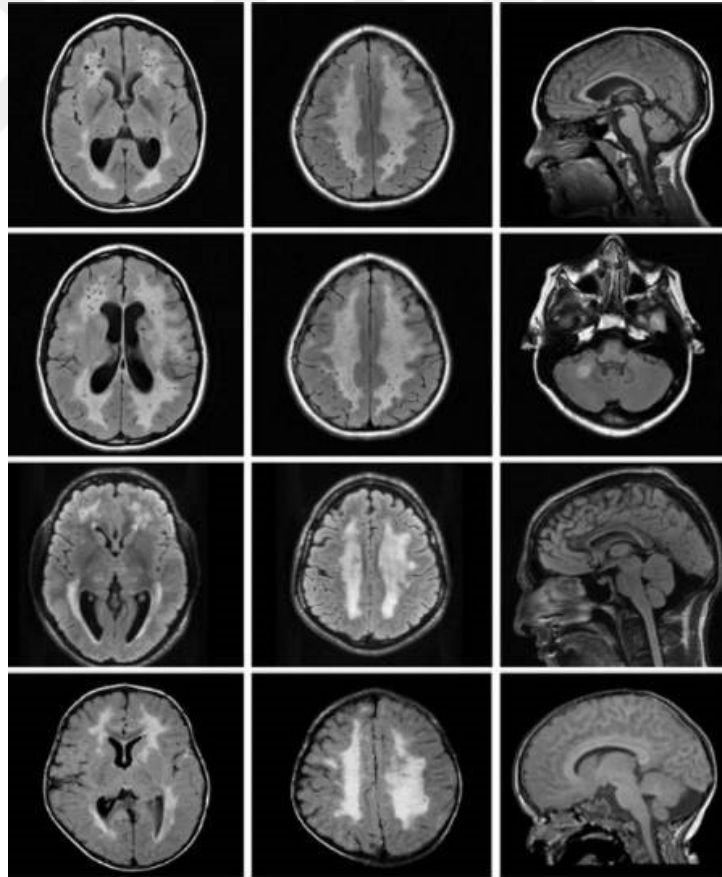
Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG), rutin klinik görüntüleme için iyi kurulmuş bir yöntemdir. Bir MRG sistemi, temel olarak bir mıknatıstan, bir manyetik alan gradyan sisteminden ve sinyal işleme için radyo frekansı (RF) bobinlerinden oluşmaktadır. MRG cihazının teknolojisini anlamak için ilk başta manyetik rezonans nedir bunu bilmemiz gerekmektedir (Kramme ve ark 2011).

Proton, elektron gibi temel parçacıkların parçacık ekseninde dönmeye spin denmektedir. Nükleer spin terimi ilk 1924 yılında kullanılmıştır. Cornelis Jacobus Gorter Nükleer Manyetik Rezonans (NMR) terimini ilk kullanan bilim adamıdır (Kramme ve ark 2011).

Kuantum-mekanik bir varlık olan Spin, manyetik bir momentle birleştirilmiş açısal bir momentum ile karakterize edilmektedir. Harici bir manyetik alana maruz kalan bir protonun manyetik momenti alanın yönüne paralel ve antiparalel olmak üzere yalnızca iki olası konuma sahip olabilir. Bu konumlar bir enerji farkı ile karakterize edilir ve enerjisel açıdan tercih edilen konum paralel konumdur. Bir elektromanyetik dalganın enerjisi, bu iki olası durum arasındaki enerji farkına tam olarak karşılık geliyorsa, paralel hizalanmış spinler, antiparalel konuma itilebilir. Antiparalel spinlerin orijinal paralel konuma geri dönmesiyle, enerji farkı, NMR sinyali olarak da adlandırılan bir elektromanyetik dalga olarak salınır. Uyarıcı elektromanyetik alanın dalga boyu ile iki

olası durum arasındaki farkı temsil eden dalga boyu aynı olduğunda rezonans koşulu sağlanmış olur. Bu olaya manyetik rezonans denir(Kramme ve ark 2011).

1971 yılında Amerikalı kimyager Paul Christian Lauterbur uzamsal olarak kodlanmış NMR'yi göstermek amacıyla suyla doldurulmuş iki test tüpünü kullanmıştır. Böylelikle, statik bir manyetik alanın üzerine manyetik alan gradyanını bindirerek nesnelerin bir izdüşümünü sağlayan uzamsal kodlanmış bir sinyal üretmiştir. Richard R. Ernst MR sinyalinin faz ve frekans kombinasyonu ile kodlanabileceğini fark etmiştir ve bu yöntem halen NMR'de temel yeniden yapılandırma algoritması olarak kullanılmaktadır. Nükleer kelimesiyle ilişkili korkudan kaçınmak için, NMR, 1981'de manyetik rezonans görüntüleme (MRG) olarak adlandırılmıştır. 1973 yılında ilk BT tarama sistemini tanıtan EMI şirketi 1976'da radyo dalgalarına dayalı bir tarayıcı geliştirmiş ve 1978 yılında da bir insan kafasının ilk MRG görüntüsünü yayınlamıştır (Kramme ve ark 2011). Şekil 4.2'de örnek beyin MRG görüntüsü bulunmaktadır.

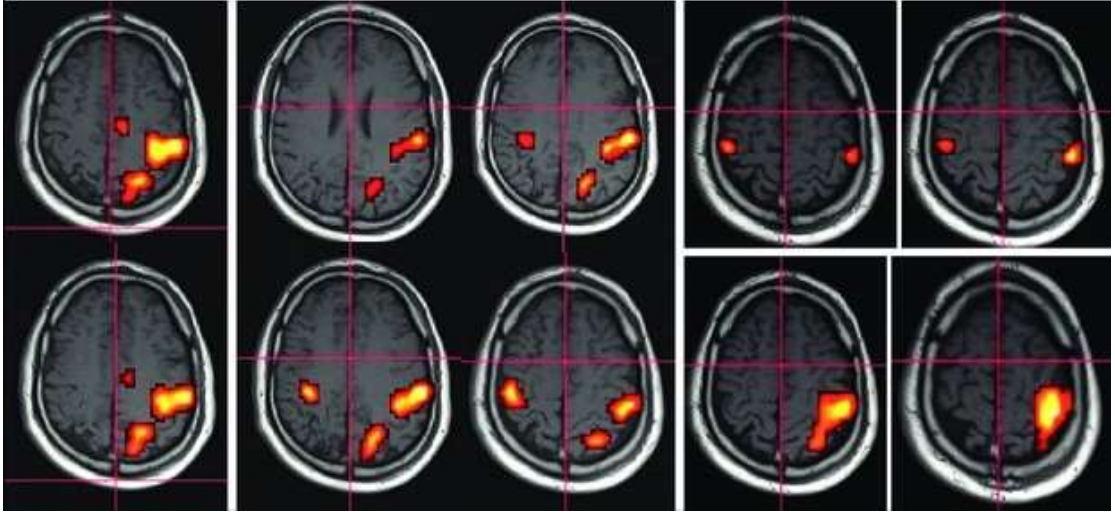


Şekil 4.2. Farklı kesitlerden gözlemlenebilen örnek beyin MRG görüntüsü (Vabres ve ark 2019)

4.3. Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRG)

Deoksi ve oksihemoglobin farklı manyetik özelliklere sahip olan maddelerdir. Deoksihemoglobin paramanyetiktir ve yakındaki manyetik alana bir homojen olmama durumu getirmektedir. Diğer yandan oksihemoglobin zayıf bir diamanyetiktir ve çok az etkiye sahiptir. Dolayısıyla deoksihemoglobin konsantrasyonundaki bir artış, görüntü yoğunluğunda bir artışa neden olmaktadır. Bu sebeple, 1990'da Ogawa daha önce Lauterbur'un NMR sinyalini su kullanarak iki boyutlu bir sinyal olan görüntü olarak göstermesinden ilham alarak ve bir endojen duyarlılık kontrast maddesi olan deoksihemoglobini kullanarak su sinyallerinin serebral oksijenasyona duyarlı hale getirilebileceğini göstermiştir. Böylelikle, bir hayvan modeli üzerinde yapılan çalışmada beyin kan damarlarının MRG görüntülerinin kan oksijenlenmesiyle değiştiğini göstermiştir. Bu tekniğe kan-oksijenasyon düzeyine bağlı (blood-oxygenation-level dependent – KODB) MRG yani fonksiyonel MRG (fMRG) denmektedir. Bu teknik beyin fonksiyonlarını doğrudan ölçmeden (nöronal hücre gövdelerinde gerçekleştirilen hesaplamalar, aksonlar boyunca hareket eden aksiyon potansiyeller gibi ölçümler) beyin perfüzyonundaki lokal artışların nöronal aktivitedeki artışların yerine kullanıldığı bir yaklaşım uygulayarak perfüzyon değişimlerini haritalamaktadır. Böylelikle beyin hangi bölümlerinin belirli bir zihinsel sürece dahil olduğunu gösteren aktivasyon haritaları üretilmektedir (Matthews ve Jezzard 2004, Pekar 2006, Purkayastha ve ark 2014).

Bir manyetik rezonans görüntüsündeki (gördüğümüzdeki görünür yapıyı belirleyen) kontrast, nasıl elde edildiğine bağlıdır. Radyo frekansı veya gradyan darbeleri ekleyerek ve bunların zamanlamasını dikkatli bir şekilde seçerek, görüntülenen dokunun farklı özelliklerini vurgulamak mümkündür. fMRG tekniğinin beyindeki suyun dağılımını haritaladığı genel olarak doğru olsa da, bu görüntülerdeki faydalı kontrast sadece suyun yoğunluğundaki uzamsal varyasyonlardan değil, aynı zamanda gevşeme olarak bilinen ve farklı oranlar veya gevşeme süreleri ile ifade edilen temel nükleer manyetik süreçlerdeki farklılıklardan da gelir (Matthews ve Jezzard 2004, Pekar 2006, Purkayastha ve ark 2014). Şekil 4.3'te farklı aktivasyonların gösterildiği örnek bir beyin fMRG görüntüsü gözlemlenebilmektedir.



Şekil 4.3. Farklı bölgelerde farklı alanlara sahip aktivasyonların görüldüğü bir beyin fMRG görüntüsü (Francione ve ark 2015)

4.4. Pozitron Emisyon Tomografi (PET)

Vücuttaki işlevsel süreçlerin üç boyutlu bir görüntüsünü veya resmini üreten bir nükleer tıbbi görüntüleme tekniğidir. Sistem, biyolojik olarak aktif bir molekül üzerinde vücuda verilen bir pozitron yayan radyonüklid (izleyici) tarafından dolaylı olarak yayılan gama ışını çiftlerini tespit etmektedir. Vücut içindeki izleyici konsantrasyonunun üç boyutlu görüntüleri daha sonra bilgisayar analizi ile oluşturulur. Pozitron Emisyon Tomografi (PET) nörogörüntüleme, yüksek radyoaktif alanların beyin aktivitesi ile ilişkili olduğu varsayımına dayanmaktadır. Aslında dolaylı olarak izleyici oksijen-15 kullanılarak ölçülen, genel olarak ilişkili olduğuna inanılan beyin farklı bölgelerine olan kan akışıdır (Purkayastha ve ark 2014).

PET'te olay tespiti x ışınlarının sadece görüntüsü istenen bölgeye gönderilmesi işlemi olarak adlandırılan elektronik kolimasyona dayanır. Bir olay aşağıda belirtilen durumlarda geçerli sayılmaktadır (Bailey ve ark 2005):

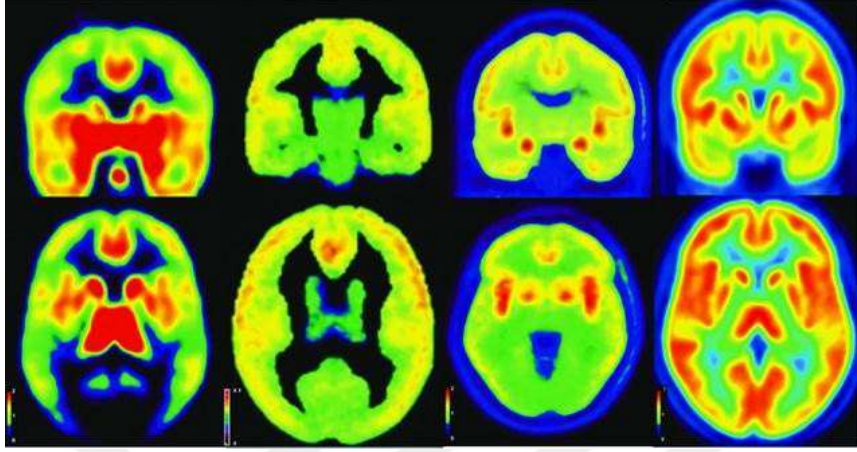
- Tesadüf penceresi olarak bilinen önceden tanımlanmış bir elektronik zaman penceresi içinde iki foton algılandığında,
- Bu iki foton arasında oluşan müteakip yanıt hattı, tomografinin geçerli bir kabul açısı dahilindeyse,
- Her iki foton tarafından kristalde depolanan enerji, seçilen enerji penceresi içindeyse.

Bu tür tesadüfi olaylara genellikle anlık olaylar denmektedir. Bununla birlikte, yukarıdaki kriterleri karşıladığı için anlık olay olarak kaydedilen bazı olaylar istenmeyen olaylardır. Bu da fotonlardan bir veya ikisinin de dağılmasından ya da tesadüf olarak iki fotonun ilişkisiz pozitron yok etmeleri sebebiyle saptanmasından kaynaklanmaktadır. PET tespitindeki çeşitli olayları tanımlamak için yaygın olarak kullanılan terminoloji aşağıda belirtilmiştir (Bailey ve ark 2005):

- Adından da anlaşılacağı üzere tek bir olay bir detektör tarafından sayılan tek bir fotondur. Bir PET tarayıcı genel olarak tekli olayların %1 ila %10'unu eşleştirilmiş tesadüf olaylara dönüştürmektedir.
- Gerçek bir tesadüf olay, tek bir pozitron-elektron yok oluşundan kaynaklanmaktadır. İki yok olma fotonunun her ikisi de, çevredeki atomlarla önemli ölçüde etkileşime girmeden tomografinin karşıt taraflarındaki detektörlere ulaşmakta ve tesadüf zamanlama penceresi içinde kaydedilmektedir.
- Rastgele (veya tesadüfi) bir olay, iki çekirdeğin yaklaşık olarak aynı anda bozunmasıyla meydana gelmektedir. Her iki pozitronun da yok edilmesinden sonra dört adet foton yayınlanır. Farklı yok oluşlardan gelen bu fotonlardan ikisi zamanlama penceresi içinde sayılıp aynı pozitrondan geldikleri kabul edilirken diğer ikisi kaybolmaktadır. Bu olaylar başlangıçta geçerli anlık olaylar olarak kabul edilir, ancak izleyicinin dağılımı ile uzamsal olarak ilişkisizdir.
- Çoklu (veya üçlü) olaylar rastgele olaylara benzemektedirler, ancak tesadüf zamanlama penceresinde iki imhadan kaynaklı üç olay algılanmaktadır. Hangi olay çiftinin aynı yok oluştan kaynaklandığına karar vermedeki belirsizlik sebebiyle bu olay göz ardı edilmektedir.
- Dağınık olaylar, tesadüf zamanlama penceresinde tespit edilen tek bir pozitron yok oluşundan gelen fotonlardan biri veya her ikisi *Compton* etkileşimi denilen çarpışma sonucunda belli bir açıyla saçıldıklarında ortaya çıkmaktadır. *Compton* saçılması, fotonun enerjisinde bir kayba ve fotonun yönünün değişmesine neden olmaktadır. Çoğu PET detektörünün nispeten zayıf enerji çözünürlüğü nedeniyle, yayılan hacim içinde saçılan birçok foton, enerji kayıpları temelinde ayırt edilememektedir.

Pozitron emisyon tespit sistemleri, 1950'lerdeki ilk kullanımlarından bu yana, bugün sahip olduğumuz yüksek çözünürlüklü, yüksek hassasiyetli tomografik cihazlara dönüşmüştür. PET enstrümantasyonu, özellikle son on yılda, duyarlılığın artırılmasına,

çözünürlüğün iyileştirilmesine ve hasta tarama sürelerinin kısaltılmasına vurgu yapılarak hızla gelişmeye devam eden bir alandır (Bailey ve ark 2005). Şekil 4.4'te beyin aktivasyonlarını gösteren örnek bir PET görüntüsü bulunmaktadır.



Şekil 4.4. Farklı kesitlerde beyin aktivasyonlarının görüldüğü bir PET görüntüsü (Peciña ve ark 2019)

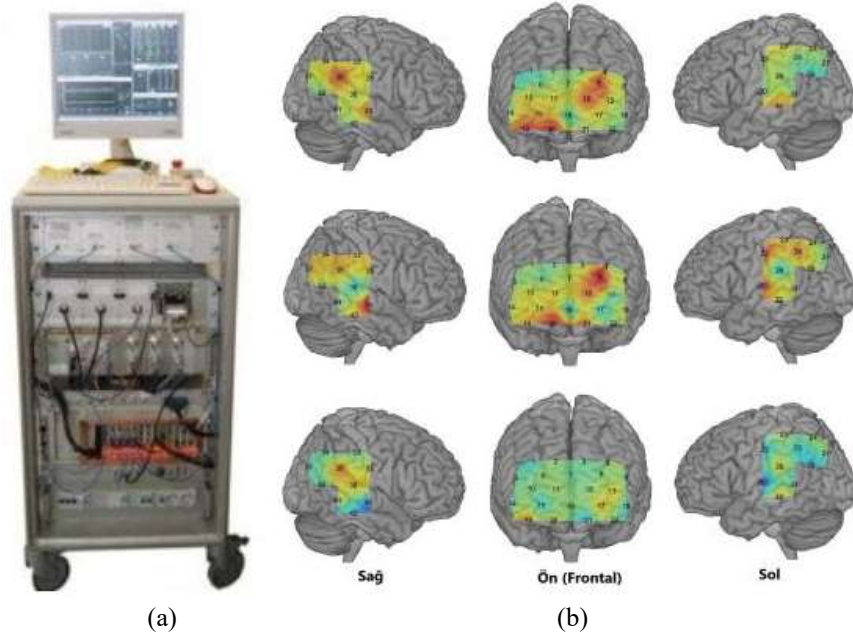
4.5. Fonksiyonel Yakın Kızıl Ötesi Işın Spektroskopisi (fYKÖİS)

Fonksiyonel Yakın Kızıl Ötesi Işın Spektroskopisi (fYKÖİS), nöral aktivite ile ilişkili kan hemoglobin konsantrasyonlarındaki değişiklikleri, yani oksijen seviyelerini özellikle doku oksijen saturasyonu StO₂'yi tespit ederek beyin fonksiyonunun invaziv olmayan değerlendirmesidir (Kramme ve ark 2011, Purkayastha ve ark 2014). Oksijen molekülü oksidatif metabolizmada yer alır ve fizyolojik sağlığın genel bir göstergesidir. Oksijen, hemoglobine bağlanır ve hücrelere salınır, burada tüm hücre fonksiyonlara güç sağlayan Adenozin Trifosfat (ATP) üretmek için mitokondriye yayılır (Kramme ve ark 2011). Dokunun fonksiyonel durumu, optik özelliklerini de etkilemektedir. İnsan beyni de çevresel uyaranlara tepki verirken bir takım fizyolojik değişikliklere uğramaktadır. Kan seviyelerindeki ve elektrokimyasal aktivitedeki bu değişiklikler aynı zamanda beynin optik özelliklerini de etkilemektedir (Bunce ve ark 2006).

Hemoglobin, Yakın Kızıl Ötesi (YKÖ) ışığını biyolojik ortamdaki diğer moleküllerden daha iyi emmektedir. Hemoglobinin optik özelliklerine dayalı oksijenasyon hakkında bilgi sağlayan fYKÖİS tekniği dokudaki oksijenlenme derecesini, dokuya ışık verilmesi ve absorbe edilmemiş olarak ortaya çıkan ışığın miktarının ölçülmesiyle belirlemektedir (Kramme ve ark 2011). Bu teknikte YKÖ spektrum ışığının cilt, doku ve kemiğin 700-900 nm spektrumunda çoğunlukla şeffaf olmasından dolayı optik pencereden faydalanılmaktadır. Hemoglobin ve oksijensiz hemoglobin bu

spektrumda ışığı güçlü bir şekilde emmektedir. Emilim spektrumlarındaki farklılıklar, çoklu dalga boylarında ışığın zayıflamasını kullanarak hemoglobin konsantrasyonundaki nispi değişiklikleri ölçebilmektedir (Purkayastha ve ark 2014).

Önkol ve tenar bölgelerden kaydedilen periferik StO₂ değerleri sıklıkla santral oksijen seviyeleri için vekil olarak kullanılmaktadır. Farklı programlama stratejileri ve farklı algoritmalar kullanarak oksijen konsantrasyonlarını saptayan farklı Yakın Kızılötesi Spektroskopi (YKÖS) cihazları türleri vardır. Farklı YKÖS teknolojilerine ek olarak, YKÖS sinyalinin kas/organ vasküler yatağına ulaşmadan önce yağ veya cilt kan akışı gibi bir dizi anatomik ve fizyolojik engellerle karşılaşabilmektedir. Ayrıca, vücudun çeşitli bölgeleri fizyolojik ve patofizyolojik koşullara farklı kardiyovasküler tepkiler verebilmektedir. Bu gibi durumlar fYKÖIS görüntülemeye yorumlamayı zorlaştırmaktadır (Kramme ve ark 2011). Bunların yanında fYKÖIS'lar güvenlidir, invaziv değildir, nispeten ucuzdur. Taşınabilir ve kablosuz olabilme özellikleriyle de diğer beyin görüntüleme teknolojilerinin kısıtlamaları ile mümkün olmayan ekolojik geçerliliğe sahip klinik araştırma ve çalışmalar tasarlamayı mümkün kılmaktadır (Bunce ve ark 2006). Şekil 4.5'te fYKÖIS cihazı ve çıktısı olan örnek beyin görüntüsü gözlemlenebilmektedir.



Şekil 4.5. fYKÖIS cihazı ve görüntüsü **a)** fYKÖIS görüntüleme cihazı (Torricelli ve ark 2014) **b)** fYKÖIS tekniği ile sağ, sol, ve ön beyinden elde edilen örnek aktivasyon görüntüleri (Duan ve ark 2020)

4.6. Manyetoensefalografi (MEG)

Manyetoensefalografi (MEG) çalışan beyin tarafından kafa derisinin dışında üretilen küçük manyetik alanların, beynin aktif olması sırasında veya istirahat halindeki eşzamanlı olarak ateşlenen nöronların post sinaptik potansiyelleri tarafından ölçülmesine ve analizine izin veren invaziv olmayan bir tekniktir (Purkayastha ve ark 2014). Elektroensefalografi (EEG) yönteminde kafa derisinden ölçülen beyin aktivitesi ile ilgili elektriksel potansiyel değişiklikler sinyal kaynağını tam olarak lokalize etmemizi engelleyen araya giren yapıların bozucu etkilerine maruz kalmaktadır (Proudfoot ve ark 2014). Bunun yerine MEG, üretimi Ampère yasasının uygulanmasında "sağ el kuralına" uyan hücre içi akım akışının neden olduğu manyetik alan değişikliklerini ölçmektedir. Bunlar da beyin zarı, kafatası ve kafa derisinden nispeten değişmeden geçmektedir (Proudfoot ve ark 2014). MEG tarafından yakalanan nöronal aktivite, piramidal hücrelerin (çok kısa) aksonal aksiyon potansiyelleri tarafından değil, uyarıcı ve inhibitör dendritik postsinaptik potansiyellerin net katkıları tarafından üretilmektedir. Apikal dendritlerden ("dipol" olarak gösterilir) geçen bu akım, radyal olarak yansıyan bir manyetik alan oluşturmaktadır. Bu nedenle, MEG, kafatasına teğet bir oryantasyonda düzenlenen dipolleri tespit etmede üstündür. Bununla birlikte, manyetik alan değişimi mesafe ile hızla azaldığından, MEG daha derin (subkortikal dahil) kaynaklara karşı daha az duyarlıdır (Proudfoot ve ark 2014).

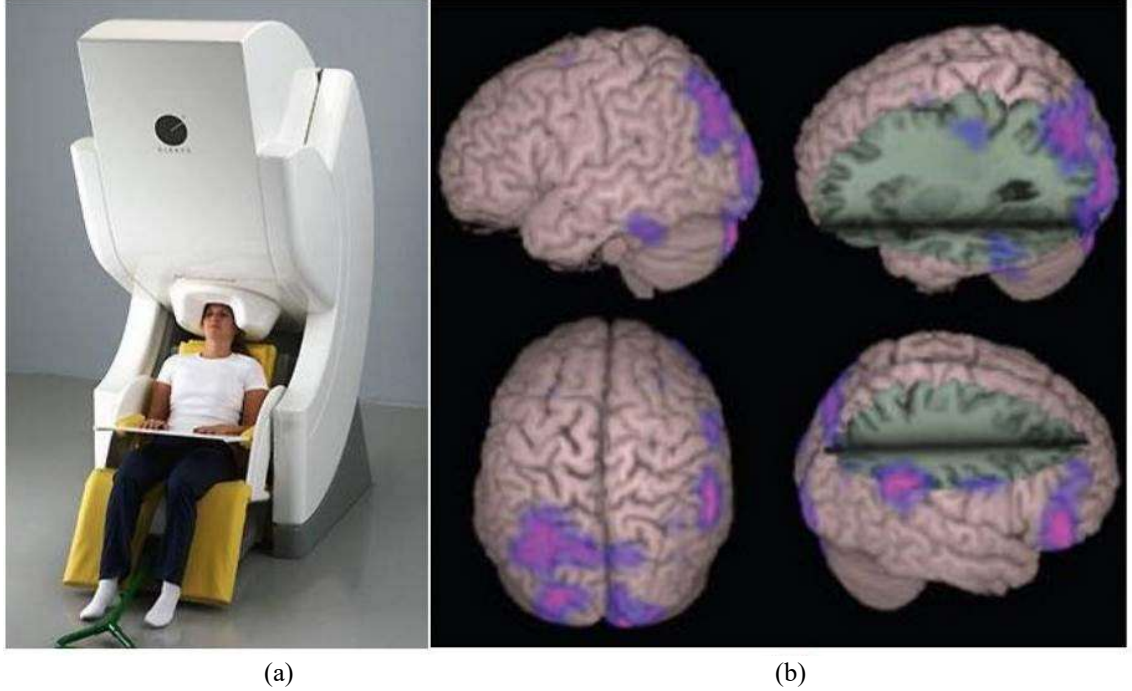
Endojen olarak oluşturulmuş manyetik alanları tespit etme yeteneği, 1960'larda Massachusetts Institute of Technology'de fizikçi David Cohen tarafından gerçekleştirilmiştir. Cohen, Dünya'nın manyetik alanının ezici gürültüsünü ortadan kaldırmak için manyetik olarak korumalı bir oda uygulayarak 'manyetokardiyografi' keşfini ilerletmiştir. Daha sonra, işbirlikçisi James Zimmerman tarafından geliştirilen süper iletken kuantum girişim cihazını (SİKGC'ler) kullanan süper iletken döngüleri kullanarak daha da küçük manyetoensefalografik sinyali ölçebilmiştir. Çok düşük sıcaklıklarda, SİKGC'ler kaydedilebilen ve dijital sinyale ('kuantizasyon') dönüştürülebilen manyetik alan değişikliğine karşı son derece hassastır (Proudfoot ve ark 2014).

MEG kask dizisinde SİKGC sensörleri ve süper iletken kurşun kabuk, sıvı helyuma daldırılarak soğutulmaktadır. Her SİKGC sensörü, beynin manyetik alanlarını alan bir süper iletken tel bobini içerir ve SİKGC'e manyetik olarak bağlıdır. Böylelikle, SİKGC bobin tarafından alınan manyetik alana orantılı bir voltaj değeri üretmektedir.

Bir bilgisayar programı yardımıyla, SİKGC verilerini zamanın bir fonksiyonu olarak beyin boyunca akan akımların haritalarına dönüştürülür (Purkayastha ve ark 2014).

MEG emsalsiz zamansal çözünürlük sunmaktadır. fMRG'nin en iyi ihtimalle birkaç yüz milisaniyelik zamansal çözünürlüğü ile karşılaştırıldığında, MEG olayları milisaniye hassasiyetinde çözebilir (Proudfoot ve ark 2014).

Bütün bunların yanında, elektromanyetik sinyaller başın, açma ve kapama dahil olmak üzere gözlerin hareketi, iskelet veya kalp kası hareketleriyle de üretilebilmektedir. Bu nedenle sensörler, beyin aktivitesiyle ilgisi olmayan bu fizyolojik gürültüyü de alır. Dental amalgam, metal fermuarlar, mücevherler ve sutyen tutturucularından kaynaklanan parazitler de sinyali etkilemektedir. Bu yüzden MEG çekimi öncesi tarama yapılabilir. Ayrıca, manyetik olarak korunan oda içindeki tüm uyaran sunum ve tepki cihazlarının da elektromanyetik olarak sessiz olmasını sağlamak için büyük özen gösterilmelidir (Proudfoot ve ark 2014). Şekil 4.6'da MEG cihazı ve örnek bir MEG beyin görüntüsü gösterilmektedir.



Şekil 4.6. MEG cihazı ve görüntüsü **a)** MEG görüntüleme cihazı (Sarraf ve Sun 2016) **b)** Farklı kesitlerden gösterilen örnek ME beyin görüntüsü (Tarapore ve ark 2013)

4.7. Elektroensefalografi (EEG)

İnsan beyninin sinirsel aktivitesi, doğum öncesi gelişimin 17. ve 23. haftaları arasında başlar. Bu erken aşamadan itibaren ve yaşam boyunca beyin tarafından üretilen

elektrik sinyallerinin sadece beyin fonksiyonunu değil, aynı zamanda tüm vücudun durumunu da temsil ettiğine inanılmaktadır (Sanei ve Chambers 2013). Elektroensefalografi (EEG), kafa derisi yüzeyinden kaydedilen bir tür salınımlı elektrik potansiyelidir. Beyindeki nöronal aktivasyonlar tarafından üretilir ve kafatası ve kafa derisinin neden olduğu zayıflama nedeniyle genliği (μV aralığında) çok küçüktür (Miranda ve Castet 2014). Elektroensefalografi, Yunanca enkephalo (beyin) ve graphein (yazmak) kelimelerinden türetilmiştir. EEG, kafa derisine veya doğrudan kortekse yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla ölçülebilir. İkinci durumda, bazen Elektrokortikografi (EKG) olarak adlandırılır (Blinowska ve Durka 2006).

Richard Caton (1842–1926), beyin potansiyellerini araştıran ilk bilim adamı olarak kabul edilmektedir. Bir galvanometre aracılığıyla elektrik akımlarını ölçerek kedi ve tavşanların açıkta kalan beyinleri üzerinde çalışmalar yapmıştır (Blinowska ve Durka 2006). Fritsch (1838–1927) ve Hitzig (1838–1907), insan beyninin elektrikle uyarılabileceğini keşfetmiştir (Sanei ve Chambers 2013). Adolf Beck (1863–1939) tavşanların ve köpeklerin beyinlerinin spontan aktivitesini araştırmıştır. Beynin elektriksel aktivitesinin ritmik salınımlarını ilk keşfeden (1890'da) kişidir. Ayrıca, “alfa bloke etme” denilen, gözlerin ışıkla uyarılmasında bu ritmik salınımların kaybolduğunu ilk olarak gözlemleyen kişi olmuştur (Blinowska ve Durka 2006). Daha sonra, meslektaşı Napoleon Cybulski (1854-1919), fotografik bağlantılı bir galvanometre kullanarak EEG aktivitesini grafiksel bir biçimde sunan ve bir köpekte elektrik stimülasyonu ile ortaya çıkan epileptik EEG aktivitesini gözlemleyen ilk kişi olmuştur (Blinowska ve Durka 2006, Sanei ve Chambers 2013). 1920'de insan EEG'leri çalışmasına başlayan Hans Berger (1873–1941) ilk zamanlar galvanometre ile daha sonraları ise Edelman modeliyle çalışmış ve 1929'da ilk EEG sinyalini, insan kafa derisinin yüzeyinden kaydetmiştir (Blinowska ve Durka 2006, Sanei ve Chambers 2013). Fotoğraf kağıdı üzerinde bir ila üç dakikalık insan EEG kayıtları hakkındaki ilk çalışmada sadece fronto-okspital derivasyonlu tek kanallı bipolar bir yöntem kullanmıştır ve EEG sinyallerinin ana bileşeni olarak alfa ritmi bulunmuştur (Sanei ve Chambers 2013). Bu süre zarfında Berlin-Buch'ta kurulan ve Kornmuller liderliğindeki başka bir grup, EEG'nin daha kesin kaydını sağlamıştır ve yine Kornmuller, çok kanallı kayıtların ve daha geniş bir beyin bölgesini kapsamak için çok sayıda elektrot kullanmanın önemini fark etmiştir (Sanei ve Chambers 2013). İngiltere'de W. Gray Walter beyin anormalliklerinin teşhisinde büyük klinik ilgiyi başlatan yavaş beyin aktivitesinin (delta

ritimleri) odaklarını keşfederek klinik elektroensefalografinin öncüsü olmuştur (Sanei ve Chambers 2013). Kuzey Amerika'da insan EEG'leri ilgili araştırma faaliyetleri 1934 civarında başlamıştır. Hallowell Davis ve Fredric Gibbs tarafından geliştirilen epileptik nöbet çalışması EEG'ler üzerine yapılan başlıca çalışma olmuş ve böylelikle 1935, günümüz klinik elektroensefalografisinin ana alanlarının doğuşuna tanık olmuştur (Blinowska ve Durka 2006, Sanei ve Chambers 2013). Hallowel ve Pauline Davis, insan uykusu sırasında EEG'nin doğasını araştıran ilk kişiler olmuşlardır. A. L. Loomis, E. N. Harvey ve G. A. Hobart, matematiksel olarak ilk defa insan uyku EEG kalıplarını ve uyku evrelerini incelemiştir. Bu çalışmaların takibinde Amerikan EEG Derneği 1947'de kurulmuş ve İlk Uluslararası EEG Kongresi bu tarihlerde Londra, Birleşik Krallık'ta yapılmıştır (Sanei ve Chambers 2013).

Farklı frekans aralıklarıyla ayırt edilen beş ana beyin dalgası vardır ve bunlar düşükten yüksek frekanslara doğru bu frekans bantları sırasıyla alfa (α), teta (θ), beta (β), delta (δ) ve gama (γ) olarak adlandırılmaktadır. Alfa ve beta dalgaları, 1929'da Berger tarafından tanıtılırken Delta ritmi, 1936'da Walter tarafından alfa aralığının altındaki tüm frekansları belirtmek için ortaya atılmıştır. 1938 yılında Jasper ve Andrews, 30 Hz'in üzerindeki dalgaları belirtmek için 'gama' terimini kullanmıştır. Son olarak daha önce delta ritmi içinde yer alan teta ritimleri 4-7.5 Hz aralığında frekanslara sahiptir ve 1944'te Wolter ve Dovey tarafından tanıtılmıştır (Sanei ve Chambers 2013).

Delta ritmi 0,5-4 Hz aralığında olup genlik bakımından en yüksek (75-200 μ V) dalgadır (Blinowska ve Durka 2006, Kumar ve Bhuvaneswari 2012, Sanei ve Chambers 2013). Delta sinyalleri bütün kafa derisi üzerinde yüksek tutarlılık göstermektedir (Blinowska ve Durka 2006). Bu dalgalar öncelikle derin uyku ile ilişkilidir ancak uyanık halde de mevcut olabilir. Boyun ve çenenin büyük kaslarının neden olduğu artefakt sinyallerini gerçek delta sinyalleriyle karıştırmak çok kolaydır, çünkü kaslar derinin yüzeyine yakın olmakla beraber büyük sinyaller üretmektedir. Oysa ilgili delta sinyalleri beyin derinliklerinde oluşmakta ve kafatasından geçerken ciddi şekilde zayıflamaktadır. Bununla birlikte, basit sinyal analiz yöntemlerinin EEG'ye uygulanmasıyla tepkinin ne zaman aşırı hareketten kaynaklandığını gözlemlemek kolay hale gelmektedir (Sanei ve Chambers 2013). Bebeklerde delta sinyalleri baskın ritimlerdir ve normaldir ancak uyanık yetişkinler için anormaldir. Ayrıca bu ritim büyüme hormonunu uyarmaktadır (Kumar ve Bhuvaneswari 2012).

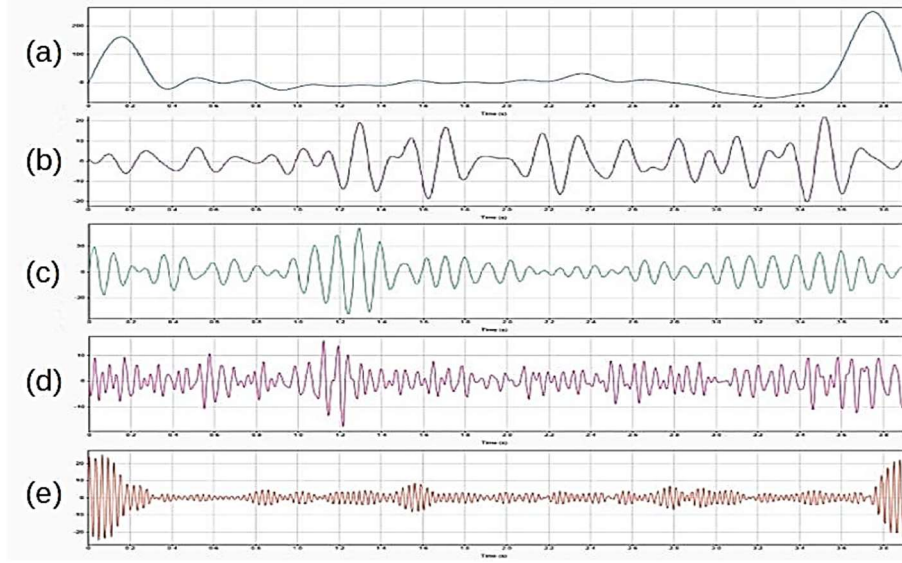
Teta dalgaları 4 ila 8 Hz aralığındadır ve yetişkin insanlarda nadiren görülmektedir (Blinowska ve Durka 2006, Kumar ve Bhuvaneswari 2012). Bu tür beyin dalgaları bilinçaltı aktivite ile ilişkili olup derin gevşeme ve meditasyonda gözlemlenmektedir. Yetişkinlerde anormaldir ancak 13 yaşından küçük çocuklarda normaldir. İnsan büyüme hormonu, gevşemeyi artıran ve ağrıdan kurtulmayı sağlayan serotonin hormonu, hafıza ve öğrenmeye yardımcı olan kortikal hormon üretimini teşvik etmektedir (Kumar ve Bhuvaneswari 2012). Bir teta dalgasına genellikle diğer frekanslar eşlik eder ve uyarılma düzeyiyle ilişkili görünmektedir. Uyanık yetişkinde daha büyük teta dalgası aktivitesi durumları anormaldir ve çeşitli patolojik problemlerden kaynaklanır (Sanei ve Chambers 2013). Bu durumlarda alfa ritmi yavaşlamış olup teta aktivitesi olarak ortaya çıkabilmektedir (Blinowska ve Durka 2006). Teta dalgalarının ritmindeki değişiklikler, gelişim ve duygusal çalışmalar kapsamında incelenmektedir (Sanei ve Chambers 2013). Teta ritimleri yetişkin insanlarda nadiren görülmesiyle beraber kemirgenlerde baskındırlar; bu durumda frekans aralığı daha geniştir (4–12 Hz) ve dalgaların genliği yüksektir. Kemirgenlerdeki teta ritimlerinin beyin yapıları arasındaki bilgi transferinde bir geçit mekanizması görevi gördüğü varsayılmaktadır (Blinowska ve Durka 2006).

Uyanıklık durumunda baskın olan alfa dalgaları başın arka yarısında ve genellikle beynin oksipital bölgesinde bulunur (Blinowska ve Durka 2006, Sanei ve Chambers 2013). Alfa dalgaları için frekans 8-13 Hz aralığındadır ve genellikle yuvarlak veya sinüzoidal şekilli bir sinyal olarak görünür (Sanei ve Chambers 2013). Alfa dalgaları, genellikle uyanık ama gözleri kapalı, çoğunluğu yetişkin olmak üzere tüm yaş gruplarında görülmektedir (Kumar ve Bhuvaneswari 2012, Sanei ve Chambers 2013). Alfa dalgası, tüm beyin aktivitesi alanındaki en belirgin ritimdir. Çoğu denek gözleri kapalıyken alfa dalgaları üretir, bu yüzden bunun beynin görsel bölgeleri tarafından daha önce üretilen bir örüntünün beklenmesi veya taranmasından başka bir şey olmadığı iddia edilmiştir. Bu durumlarda oluşan alfa dalgaları gözlerin açılması, yabancı seslerin duyulması, kaygı durumu, zihinsel konsantrasyon veya dikkat ile azalmakta veya ortadan kalkmaktadır (Blinowska ve Durka 2006, Sanei ve Chambers 2013). Albert Einstein, alfa durumunda kalarak karmaşık matematiksel problemleri çözebilmiştir, ancak insanların genelinde alfa dalgalarıyla beraber beta ve teta dalgaları da bulunmaktadır. Bir alfa dalgası, oksipital alanlar üzerinde daha yüksek olup normalde 50 μ V'den daha az bir genliğe sahiptir (Sanei ve Chambers 2013). Bilinç ve bilinçaltı zihin arasında bir köprü görevi gören alfa,

rahatlamayı ve ağrıdan kurtulmayı artıran kimyasal bir reaktör olan serotonin üretimini tetiklemektedir (Kumar ve Bhuvanewari 2012).

Beta dalgası, beynin 13-30 Hz aralığında değişen elektriksel aktivitesidir (Kumar ve Bhuvanewari 2012). Beta dalgası, aktif düşünme, aktif dikkat, dış dünyaya odaklanma, konuşma, somut problemleri çözme, yargılama ve karar verme ile ilişkili beynin artan uyanıklık ve odaklanma durumları ile ilgili ritmidir ve normal yetişkinlerde bulunur (Blinowska ve Durka 2006, Kumar ve Bhuvanewari 2012, Sanei ve Chambers 2013). Beta dalgaları ayrıca davranışlarla da ilgilidir. Gördüklerimiz, dokunduklarımız, duyduğumuz, kokladıklarımız ve tat aldıklarımızla ilgilidir. Genellikle frontal ve parietal lobların her iki tarafında görülür (Kumar ve Bhuvanewari 2012). Bir insan panik halindeyken yüksek seviyeli bir beta dalgası elde edilebilir. Ritmik beta aktivitesine esas olarak frontal ve merkezi bölgelerde rastlanır. Beta ritminin genliği normalde 30 μ V'nin altındadır. (Sanei ve Chambers 2013). Beta dalgaları, beyinde yaşlanmayı hızlandıran başlıca hormon olan ve aynı zamanda öğrenme ve hafıza durumları için arayüz oluşturan Kortizol üretimini tetiklemektedir (Kumar ve Bhuvanewari 2012).

Gama dalgaları, 30-100 Hz civarına düşen algı ve bilinç ile ilişkili olan ritimlerdir. Analog teknikler, 25 Hz frekansından daha düşük ritimleri kaydetmek ve ölçmek için sınırlı olduğundan, bu dalga dijital EEG'nin geliştirilmesinden sonra analiz edilmiştir. Bu dalgalar, hiper uyanıklık ve duyuşal girdilerin entegrasyonu sırasında meydana gelmektedir. Gama, nihai bir deneyim için duyuları ve hafızayı düzgün bir şekilde birleştirir (Kumar ve Bhuvanewari 2012). Yani, bilgi işleme (örneğin, duyuşal uyarıların tanınması) ve istemli hareketlerin başlangıcı ile ilişkilidir (Blinowska ve Durka 2006). Yüksek EEG frekanslarının ve en yüksek beyin kan akışının (aynı zamanda oksijen ve glukoz alımının) olduğu bölgeler beynin frontal ve merkezi bölgeleridir. Genel olarak, EEG ritimleri için en yavaş kortikal ritimlerin aktif olmayan bir beyinle ve en hızlı kortikal ritimlerin ise bilgi işlemeyle ilgili olduğu söylenebilmektedir (Blinowska ve Durka 2006). Şekil 4.7'de EEG'nin beş temel ritimleri gösterilmektedir.



Şekil 4.7. EEG'nin frekanslarına göre ayrılan 5 temel ritmi **a)** Delta (0,5-4 Hz), **b)** Teta (4-8 Hz), **c)** Alfa (8-13 Hz), **d)** Beta (13-30 Hz), **e)** Gama (30-100 Hz).

Elektroensefalografi (EEG) sensörü, beynin elektrik sinyallerini ölçebilen elektronik bir cihazdır. EEG sensörleri, tipik olarak, belirli bir süre boyunca beynin yüzeyine yakın büyük nöron gruplarının aktivitesi ile oluşan elektrik sinyallerini ölçmektedir. Deri ile sensör elektrotu arasındaki elektrik akımındaki küçük dalgalanmaları ölçülmesi, elektrik akımının yükseltilmesi ve filtrelenmesi gibi işlemleri gerçekleştirebilirler (Soufineyestani ve ark 2020).

EEG sensörlerinde genel olarak jel tabanlı ve solüsyon tabanlı ıslak elektrotlar ve kuru elektrotlar olmak üzere iletkenliği sağlayan üç farklı elektrot çeşidi kullanılmaktadır;

- **Jel bazlı:** EEG başlıklarından bazıları, cilt ile sensör elektrotu arasında düşük empedanslı elektrik teması sağlamaya yardımcı olmak için iletken bir jel gerektirir. Her elektrotun bulunduğu oyuk içine jel uygulanarak kafa derisine bağlantı sağlanır. Bir deney tamamlandıktan sonra, jeli çıkararak ve elektrotları temizleyerek kulaklığı temizlemek gerekir. Bu genellikle buharlaşma özelliklerinden dolayı alkol ile yapılır (Soufineyestani ve ark 2020).
- **Solüsyon bazlı:** Bu teknolojiye sahip EEG başlıklarında, her bir elektrota tuzlu su solüsyonu iletken madde olarak uygulanır ve böylelikle elektrotlar ile kafa derisi arasındaki bağlantı sağlanır (Soufineyestani ve ark 2020).
- **Kuru:** Kuru EEG cihazlarında, elektrotları kafa derisine bağlamak için herhangi bir jel veya solüsyon kullanılmaz, bu da eğitimli bir teknisyenin yardımı olmadan

5. BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ (BBA) SİSTEMLERİ

Beyin-bilgisayar arayüzleri (BBA) bazen de beyin-makine arayüzleri (BMA'lar) olarak adlandırılan BBA'lar, EEG'nin en yaygın uygulamalarından biridir ve beynin elektriksel aktivitesi ile bir bilgisayar veya robotik uzuv gibi bir harici cihaz arasında doğrudan bir iletişim yoludur (Miranda ve Castet 2014, Soufineyestani ve ark 2020). Beynin elektriksel aktivitesinin keşfinden yaklaşık yüz yıl sonra, ilk BBA araştırması, 1970'lerde Los Angeles California Üniversitesi'nde (UCLA) Ulusal Bilim Vakfı'nın desteği ile Jacques Vidal tarafından rapor edilmiştir (Vidal 1973, 1977, Sanei ve Chambers 2013). Vidal, araştırmasında beyin sinyallerinin zihinsel bir protez oluşturmak için nasıl kullanılabileceğini göstermiştir (Sanei ve Chambers 2013). Son yıllarda, bilişsel düşüncelerden kaynaklanan beyin işlevlerinden anlamlı bilgiler çıkaran Beyin-Bilgisayar Arayüzü (BBA) uygulamalarına ilgi belirgin şekilde artmıştır. Bu tür uygulamalar, bireylerin sağlıklı olsun olmasın, düşünce ve duygularını ifade etmelerine, tekerlekli sandalye, robot, insansız araç veya video oyunları vb. cihaz ve uygulamaları kasları veya uzuvlarına ihtiyaç duymadan kullanmalarına olanak tanır (Schiatti ve ark 2016, Batres-Mendoza ve ark 2017). Geleneksel olarak, BBA sistemleri, klinik sağlık hizmetleri için bir hastanın sinirsel aktivitesini izlemek ve analiz etmek için kullanılmaktadır (Athif ve Ren 2019).

Engelliler için tasarlanmış BBA cihazları kas hareketlerine dayanmaz; bunun yerine, belirli bir beyin aktivitesini, bir aktivite yapmayı hayal ederek veya ekrandaki bir nesneye konsantre olarak kullanırlar ve bunları kontrol fonksiyonlarına ve komutlarına dönüştürürler (Soufineyestani ve ark 2020). Buradaki engelli bireyler, amiotrofik lateral skleroz (ALS) veya kas distrofisi gibi ilerleyici nöromusküler hastalıklara sahip kişiler olduğu gibi inme, travmatik beyin hasarı veya omurilik yaralanması gibi ilerleyici olmayan hastalıklar nedeniyle motor işlevlerinin çoğunu veya tamamını kaybetmiş ('kilitli' sendrom olarak bilinir) kişiler olabilir. Bu tür bireyler için BBA yaklaşımları, tekerlekli sandalye, protez, temel iletişim vb. kontrolünde kullanılabilir (Miranda ve Castet 2014).

Medikal alan dışında BBA uygulamaları sağlıklı bireylerin fonksiyonlarını geliştirmek ve çok yönlü fonksiyonları gerçekleştirmek için de kullanılmaktadır. BBA'lar çok çeşitli alanlarda yapay olarak akıllı, yarı otonom ve otonom sistemlerle düzenli ve sezgisel olarak etkileşime girilmesine olanak tanımaktadır ve günümüzde sadece medikal

alandan değil de her alanda kullanılabilecek, cerrahi operasyona gerek olmayan beyin-bilgisayar ya da beyin-makine arayüzlerinin geliştirilmesi için motivasyon sebebi olmaktadır (Krucoff ve ark 2016, Al-Qaysi ve ark 2018). BBA, bir silahı ateşlemek için kullanılan ek bir anahtar gibi ek bir bağımsız sinyal sağlayabilir veya birincil arabirim tarafından gönderilen komutları değiştirebilir. Ayrıca, birinin elleri meşgulse ve arka plan gürültüsü veya sessiz kalma ihtiyacı nedeniyle sesli iletişim mümkün değilse, BBA'lar en iyi iletişim aracı olabilir (Allison ve ark 2007). Bilginin hem beyinden makineye (nöral kayıt) hem de makineden beyne (sinirsel uyarım) gönderildiği çift yönlü bilgi akışına izin veren yapısı sayesinde de BBA'lar makine ve insanların birbirinden öğrenmelerine olanak sağlayacak bir potansiyele sahiptir (Krucoff ve ark 2016, Al-Qaysi ve ark 2018). BBA'lar literatürde çok işlevli protez (Bhattacharyya ve ark 2015), tekerlekli sandalye kontrolü (Mistry ve ark 2018), drone kontrolü (Kim ve ark 2014), sanal klavye (Hosni ve ark 2019), jest tabanlı arayüz (Edla ve ark 2018), anket çalışmaları (Moon ve Lee 2015), sonifikasyon ve metinleştirme (González-Castañeda ve ark 2017), işaret dili sınıflandırma (AlQattan ve Sepulveda 2017), duygu sınıflandırma (Zheng ve ark 2014) ve ev otomasyonu (Shivappa ve ark 2018) gibi bir çok alanda kullanılabilmektedir. Şekil 5.1'de engelli ve engelli olmayan bireyler için kullanılan BBA uygulamaları gösterilmektedir.



Şekil 5.1. Engelli ve Engelli Olmayan Bireyler İçin Kullanılan BBA Uygulamaları

BBA'lar invaziv ve invaziv olmayan olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. İnvaziv BBA'larda beyin aktivitelerini ölçmek için beyne implant yerleştirilmektedir. EKG yöntemi invaziv bir yöntemdir. EEG, MEG, fMRG, PET, fYKÖIS gibi yöntemler ise invaziv olmayan yöntemlerdir. Daha güvenli oldukları için invaziv olmayan BBA'lar tercih edilmektedir. İnvaziv olmayan BBA'lar arasında da EEG tekniği ön plana çıkmaktadır. Çünkü EEG zararlı ışın yaymaması, ucuz ve taşınabilir olması sebepleriyle BBA uygulamaları için çok daha uygun bir yöntemdir (Miranda ve Castet 2014). Medikal alanlar dışında BBA uygulamalarının kullanılabilmesi için piyasada farklı birçok EEG başlığı bulunmaktadır. Şekil 5.2'de BBA uygulamalarında kullanılan EEG başlıklarından bazıları örnek olarak gösterilmektedir.

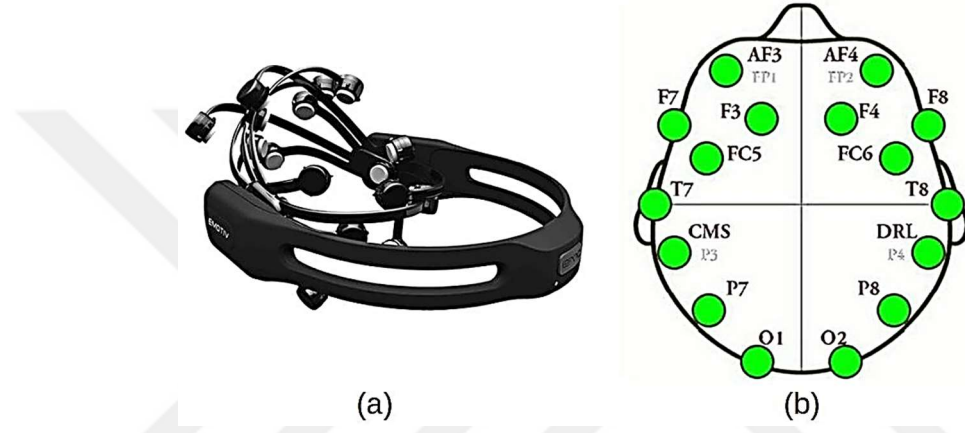


Şekil 5.2. BBA Uygulamalarında kullanılan bazı EEG başlıkları

a) OpenBCI R&D Bundle (OpenBCI 2022) **b)** g.tec (g.tec 2022) **c)** Biopac B-Alert (BIOPAC 2022) **d)** mBrainTrain (mBrainTrain 2022) **e)** SmartBCI (mitsar-eeg 2022) **f)** CGX Quick-20 (CGXSystems 2022).

Bu EEG cihazlarının genel ortak özelliği taşınabilir olması ve bilgisayar veya bir makine ile iletişimi kablosuz olarak sağlamalarıdır. Jel veya solüsyon bazlı veya kuru elektrotlu olabilirler. Jel yerine kuru elektrot teknolojisinin de kullanımı ile EEG sensörleri, kulaklıklar, oyuncu mikrofonları, kulak içi kulaklıklar, kasklar veya başa takılan ekranlar gibi diğer cihazların yanı sıra şapka, kepe, bere veya gözlük gibi giysilerle kolayca entegre edilebilir hale gelmiştir (Allison ve ark 2007). Tercihlere göre de elektrot cinsi seçilebilmektedir. Bu tarz başlıklarda en başta kanal sayısı olmak üzere iletişim hızı,

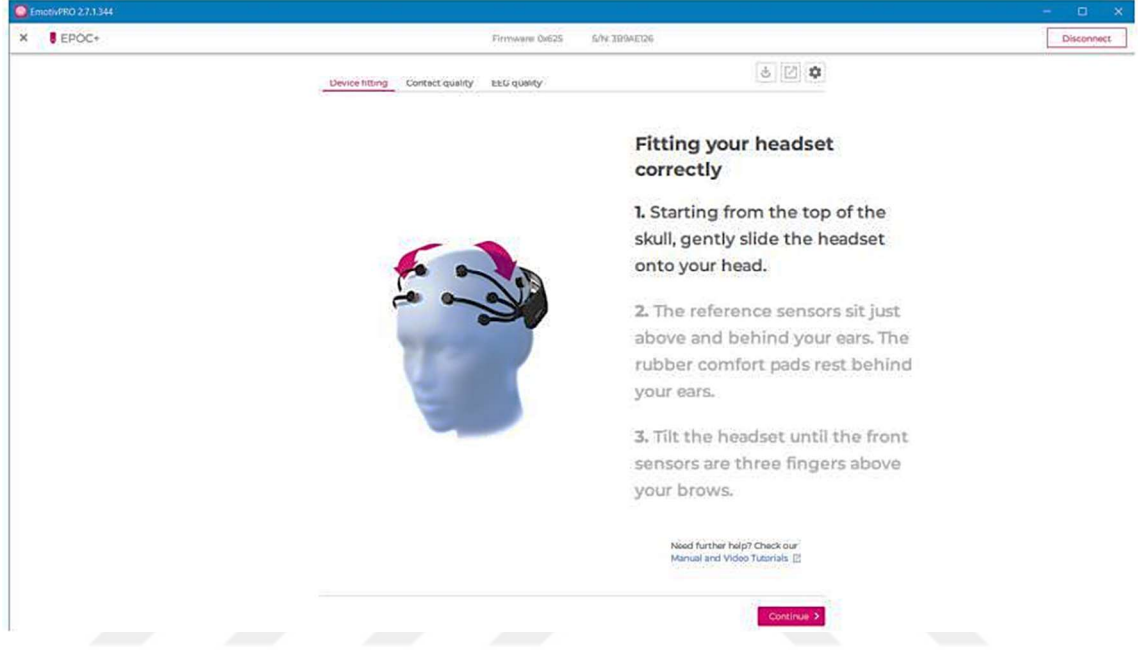
sinyal örnekleme frekansı, sinyal çözünürlüğü gibi birçok özelliği bulunmaktadır. Bazı EEG başlıklarının arayüz programları açık kaynaklı iken bazıları ise lisanslıdır. Bu tez çalışmasında Emotiv şirketinin Emotiv Epoc+ EEG başlığı kullanılmıştır. Bu başlığın tercih edilmesinin sebebi genel olarak birçok BBA uygulamasında kullanılıyor olması, diğerlerine nazaran ucuz olması ve solüsyon bazlı elektrotlara sahip olmasıdır. EmotivPRO öğrenci lisanslı yazılımı da sinyalin elde edilmesinde arayüz olarak kullanılmıştır. Şekil 5.3'te Emotiv Epoc+ EEG başlığı ve elektrot yerleşimleri gösterilmektedir.



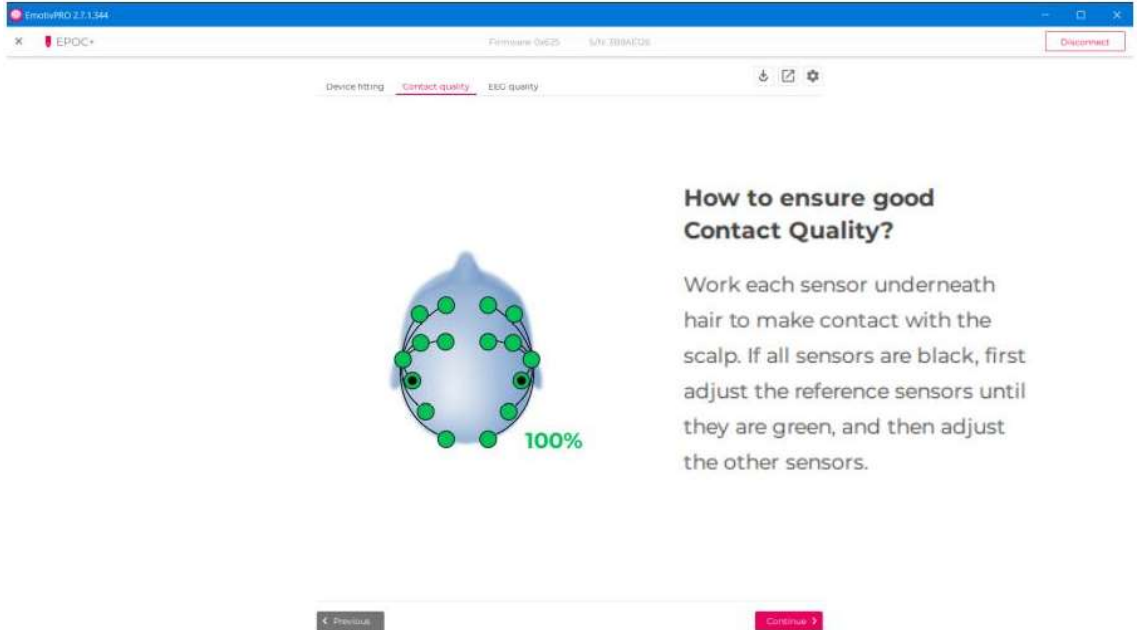
Şekil 5.3. Elektrot başlığı ve yerleşimleri **a)** Emotiv Epoc+ EEG Başlığı **b)** 10/20 sistemine göre kafa derisi üzerindeki elektrot yerleşimleri (Emotiv 2022).

Emotiv Epoc+ 14 kanallı solüsyon bazlı elektrotlara sahip olan bir EEG başlığıdır. Bilgisayar ile iletişim kablosuz olarak USB dongle cihazı aracılığıyla gerçekleşmektedir. Kullanıcının isteğine göre 128 veya 256 Hz örnekleme frekansına sahip olabilir (Tez çalışmasında 256 Hz örnekleme frekansı kullanılmıştır). 14 veya 16 bit çözünürlüğe sahiptir. Bluetooth ile 6 saate kadar pil ile çalışabilir ve tekrar şarj edilebilir (Emotiv 2022). EEG başlık takıldığında EmotivPRO yazılımı arayüz olarak kullanılarak başlık ile kafa derisi arasındaki temas ve EEG sinyal kalitesi için belli ayarlamalar yapılması gerekmektedir (Emotiv 2022). Yüksek temas ve yüksek EEG kalitesi elde edilene kadar başlık ile küçük hamlelerle hareket ettirilmelidir. Şekil 5.4-5.7'de Emotiv Epoc+ başlığının kafa derisi ile tam teması ve yüksek EEG sinyal kalitesi elde etmek için ayarlama yapılırken EmotivPRO arayüzü gösterilmektedir. Temas ve EEG kalitesi için kırmızı renk kötü kaliteyi gösterirken, yeşilin tonları ise iyi kaliteyi göstermektedir. %80'ler üzerindeki temas ve EEG kalitesi kabul edilebilir seviyededir (Emotiv 2022). Şekil 5.8'de ise EEG kaydı yapılırken görev başlangıcını bir çizgi ile etiketleyerek

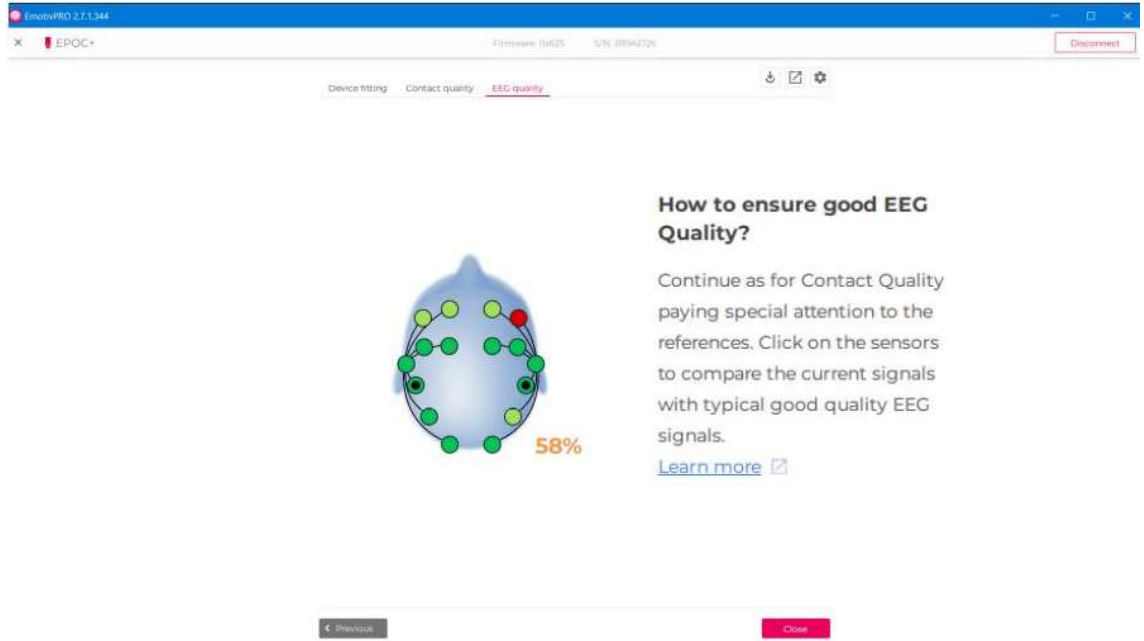
gösteren EmotivPRO yazılımında görülen EEG sinyalleri bulunmaktadır. EmotivPRO arayüzünde görülen EEG sinyalleri Emotiv Epoc+ başlığı tarafından çeşitli filtreleme işlemlerinden geçirilmiştir. Ancak yazılım ham sinyallerin kullanımına da izin vermektedir. Bu tez çalışmasında MATLAB ortamı kullanıldığı için ham sinyaller üzerinde işlemler gerçekleştirilmiştir.



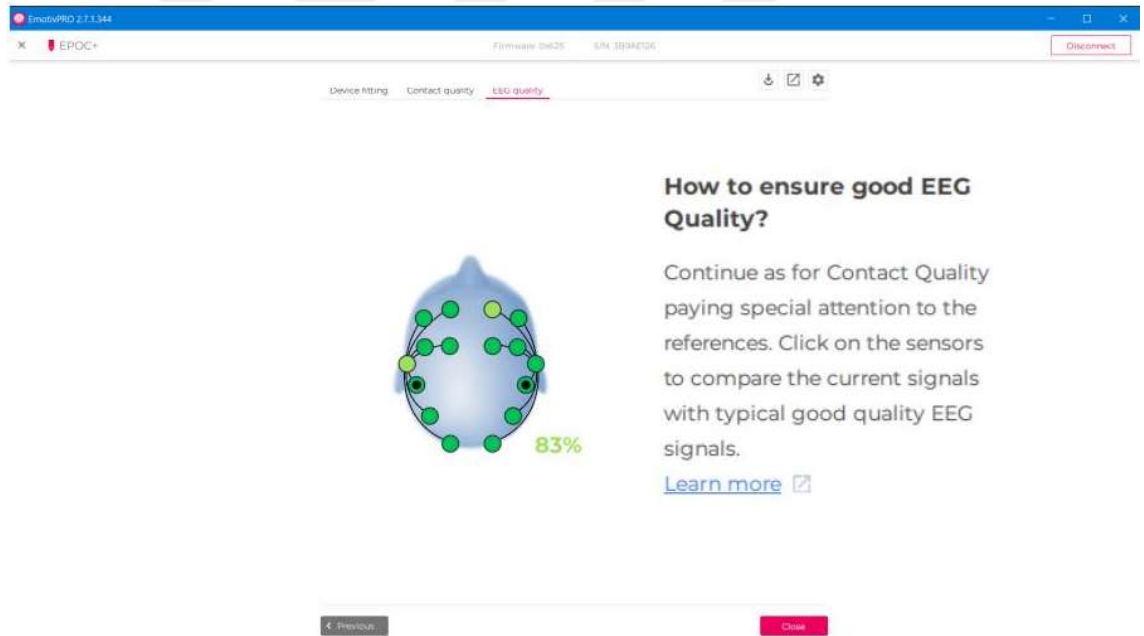
Şekil 5.4. Emotiv Epoc+ EEG başlığının her bir elektrot istenilen yerde olacak şekilde kafaya yerleştirilmesi



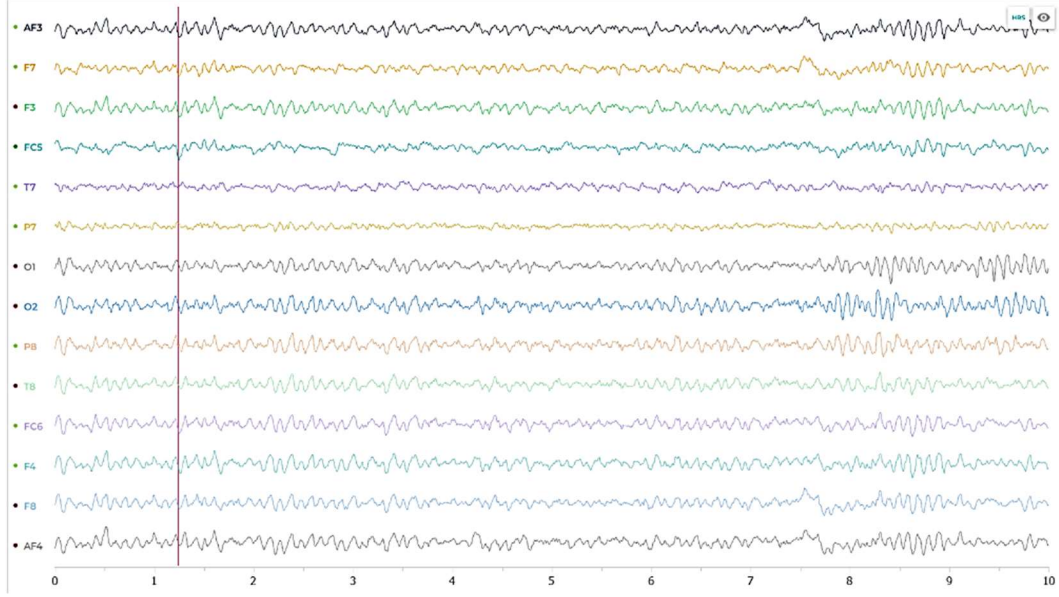
Şekil 5.5. Kafa derisi ile elektrotlar arasındaki temasın %100 kalitede olduğunu gösteren arayüz



Şekil 5.6. %58'lik EEG sinyal kalitesini gösteren arayüz.



Şekil 5.7. %83'lük EEG sinyal kalitesini gösteren arayüz.



Şekil 5.8. EEG kaydı yapılırken görev başlangıcını bir çizgi ile etiketleyerek EEG sinyallerini gösteren EmotivPRO arayüzü.

5.1. BBA'lar için Paradigmalar

Paradigma bir algı düzeneğidir ve BBA'larda bir işlemin beyinsel olarak gerçekleştirilmesi için bir dizi ipuculardan oluşan yönlendirmeler veya tetikleyici olarak kullanılan durumlardır. BBA'larda kullanılan 5 temel EEG temelli paradigma bulunmaktadır.

5.1.1. Sabit Durum Görsel Uyarılmış Potansiyel (SDGUP)

Sabit Durum Görsel Uyarılmış Potansiyel (SDGUP), görsel uyaran 6 Hz'ten daha yüksek bir frekansta yanıp söndüğünde ortaya çıkan bir EEG türüdür. Görsel kortekste, özellikle oksipital bölgede maksimumdur. Bu paradigmada, bir hedef blok ekranda belirli bir frekansta titrer (titreme LED'ler kullanılarak da elde edilebilir) ve kullanıcı flaşlara bakar. Beynin frekans izleme etkisi (bazen fotik yanıt olarak da bilinir), titreyen nesnenin frekansında EEG'nin salınmasına neden olur. Tepki kendiliğindendir ve uyarana gerektiği gibi bakmak dışında herhangi bir fiziksel çaba gerektirmez (Miranda ve Castet 2014).

SDGUP sinyalleri yüksek sinyal-gürültü oranına (SGO) sahiptirler yani gürültüden çok etkilenmezler (Regan 1989). Ancak yorgunluk bu sinyalleri olumsuz etkilemektedir. Düşük frekanslı uyaranlar yorgunluğu artırırken yüksek frekanslı değerler tanıma doğruluğunu düşürmektedir. Harmonik frekanslar sebebiyle limitli

sayıda komut içerirler. Ciddi motor korteks rahatsızlıklarında da etkisiz hale gelmeleri gibi dezavantajları bulunmaktadır (Al-Qaysi ve ark 2018).

5.1.2. İşitsel Uyarılmış Potansiyel (İUP)

İşitsel uyarılmış potansiyel (İUP), yükselen işitsel yol boyunca bir ses tarafından üretilen sinyali izlemek için kullanılabilir. İşitsel uyarılmış potansiyeller (İUP), olayla ilgili potansiyellerin (OİP) bir alt sınıfıdır. OİP'ler, duyuşsal bir uyarı veya zihinsel bir olay (bir hedef uyarının tanınması) gibi bazı "olaylara" zamanla kilitlenen beyin tepkileridir. İUP'ler için "olay" bir sestir. İUP'ler (ve OİP'ler), farklı tonlar, konuşma sesleri vb. gibi işitsel bir uyarıya yanıt olarak kafa derisinden kaydedilen beyinden kaynaklanan çok küçük elektrik voltajı potansiyelleridir (Musiek 2007). İUP'ler işitsel sistemin işleyişinin değerlendirilmesine hizmet etmektedir (Sanju ve Kumar 2016). Çocuklarda öğrenme güçlüklerini teşhis etmek için kullanılabilirler, işitme ve/veya biliş sorunları olanlar için özel eğitim programlarının geliştirilmesine yardımcı olurlar (Frizzo 2015).

5.1.3. P300 Görsel Uyarılmış Potansiyel (P300 GUP)

P300 görsel uyarılmış potansiyel (GUP), görsel uyarının başlangıcından yaklaşık 300-600 ms sonra (dolayısıyla P300 terimi) uyandırılan ve orta hat konumlarında (Fz, Cz ve Pz gibi) maksimum olan başka bir EEG türüdür. Potansiyel 8 Hz ile sınırlıdır ve bu nedenle analizden önce GUP'u filtrelemek için normal olarak bir alçak geçiren filtre kullanılır. Çeşitli karar verme görevlerinde ve özellikle bir hedef uyarı tanımlandığında, örneğin bir resim tanındığında ortaya çıkar. Popüler bir paradigma olan Donchin'in heceleme matrisinde ekranda alfanümerik karakterler vardır ve satırlar ve sütunlar rastgele yanıp söner. Hedef (odaklanmış) karakteri içeren satır ve sütun, odaklanmamış karakteri içeren satır veya sütuna kıyasla daha yüksek bir P300 genliğine sahip olmaktadır (Miranda ve Castet 2014).

P300 sinyallerinde dezavantaj olarak olay bağlantılı olduğu için gerçekleşen olaya aşinalık oluştuğu zaman beyin verdiği tepki düşük olabilir. Göreve odaklanma gerektirdiği için yorgunluk ortaya çıktığında sinyal verimliliği düşmektedir. Kontrol uygulamalarında anlık komutlar verilmesi gerekir, ancak P300 ün düşük cevap verme hızı vardır. Olay bağlantılı olduğu için görsel bir hedefin varlığında tepki ortaya çıkar. Son olarak ALS gibi nörolojik rahatsızlığı olan kişiler için uygun değildir (Al-Qaysi ve ark 2018).

5.1.4. Zihinsel Görev

Bu paradigmada, kullanıcılar farklı zihinsel görevler düşünürler ve farklı görevler beynin farklı alanlarını aktive ettiğinden farklı görevleri ayırt etmek için bir BBA tasarlamak için kullanılabilecek farklı EEG sinyalleri elde edilmiş olacaktır. Kullanılan zihinsel görev örnekleri şunlardır (Miranda ve Castet 2014);

- Kullanıcılardan rahatlamaalarının ve özellikle hiçbir şey düşünmemelerinin istendiğı temel görev;
- Kullanıcıların basit olmayan çarpma problemlerini çözdüğü hesaplama görevi;
- Kullanıcıların zihinsel olarak birine mektup oluşturduğu zihinsel mektup görevi;
- Kullanıcıların bir tahtaya yazılan sayıları görsel olarak hayal ettikleri ve bir sonraki sayı yazılmadan önceki numaranın silindiğı görsel sayma görevi;
- Kullanıcıların bir şeklin bir eksen etrafında döndürüldüğünü hayal ettiğı geometrik şekil döndürme görevi.

Bu zihinsel görevler hemisferler arası farklılıklar gösterir ve bu nedenle EEG örüntüleri farklı olacaktır. Örneğın, hesaplama görevi sol yarım küreyi daha fazla içerirken, görsel görev sağ yarım kürede daha fazla aktivite sergiler. Hemisferler arası aktivitenin tespiti, sol ve sağdaki EEG kanallarının güçlerinin asimetri oranı kullanılarak yapılabilir (Miranda ve Castet 2014).

5.1.5. Yavaş Kortikal Potansiyel (YKP)

Yavaş Kortikal Potansiyel (YKP), EEG'deki (yaklaşık 1-2 Hz) düşük frekanslı potansiyel kaymalardır ve birkaç saniye sürebilmektedir. Geri besleme ve takviye mekanizması kullanarak YKP'yi kontrol etmek mümkündür. YKP'nin pozitifliğini veya negatifliğini kontrol etmek için farklı görevler kullanılabilir. Örneğın, bilişsel görevler (hatta aktif olmayan rahat durumlar) pozitiflik YKP sinyali üretirken, negatiflik YKP sinyali ise hazır olma/hareket etmeyi planlama gibi görevlerle oluşturulabilir. Bu nedenle, bir kontrol mekanizması olarak kullanılabilecek bir ikili sinyal üretmek için elverişlidir. İyi performans gösterebilmek için kapsamlı bir eğitim gerektirdiğinden diğer EEG tabanlı BBA'lar kadar popüler değildir (Al-Qaysi ve ark 2018).

5.1.6. Motor Görüntüleme (MG)

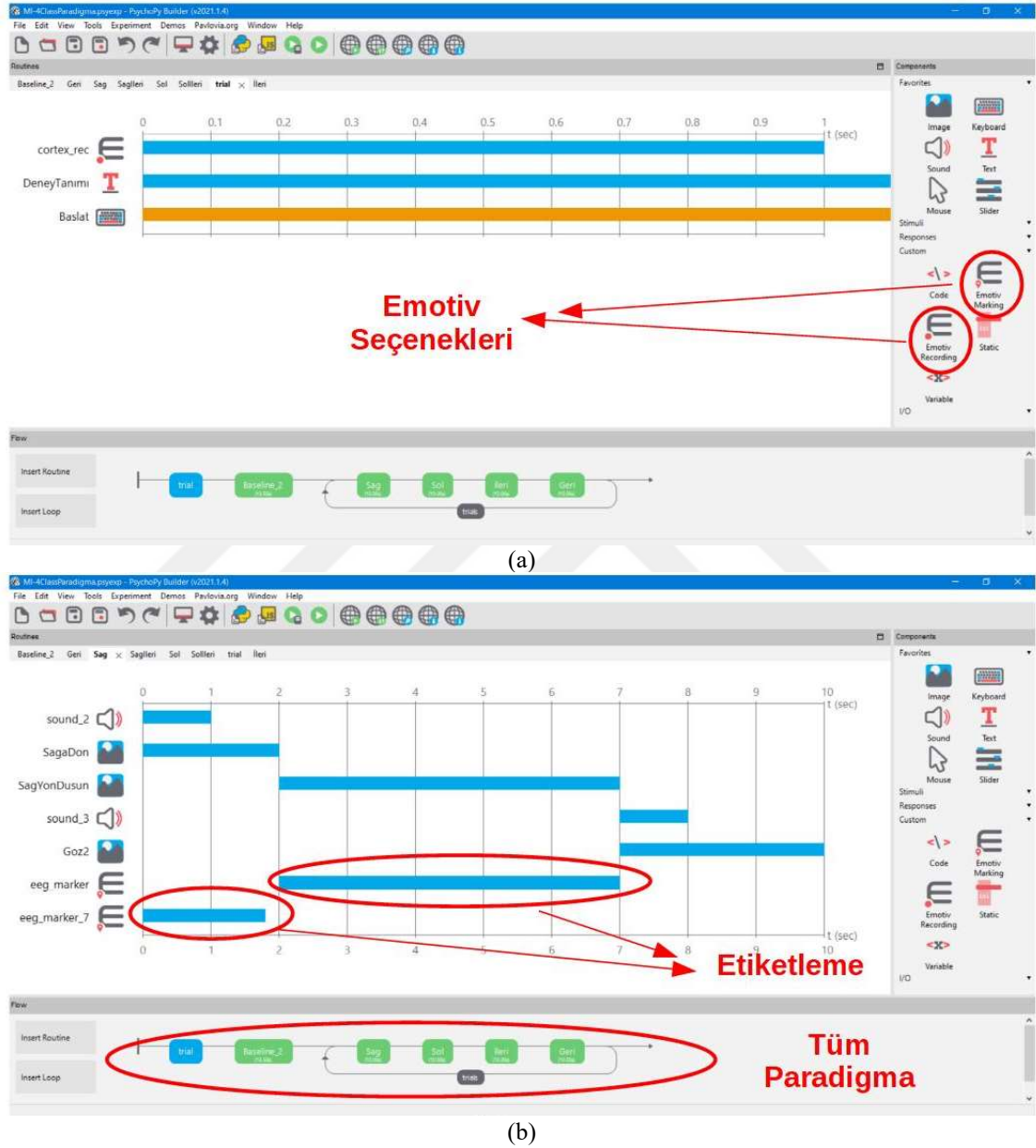
Motor Görüntüleme (MG)'da gönüllü hareket üç aşamadan oluşur: planlama, yürütme ve iyileştirme. Bir kişinin belirli bir eylemi zihinsel olarak prova ettiği veya simüle ettiği hayali hareket sırasında bile (motor görüntü olarak bilinir), EEG'de değişikliğe neden olan planlama aşaması vardır (Decety ve Ingvar 1990, Miranda ve Castet 2014). Örneğin, sol elin hayali hareketleri, sağ motor korteks alanında, yani hayal edilen hareketin karşı tarafında olayla ilgili desenkronizasyon (OİD) olarak bilinen bir değişikliğe ve sol motor korteks alanında olaya bağlı senkronizasyon (OİS) olarak bilinen bir değişikliğe neden olur. Bu OİD/OİS ayrımcılığı, bir BBA tasarlamak için kullanılabilir (Miranda ve Castet 2014).

OİD ve OİS genellikle *mu* (*8–12 Hz) ve *beta* (*13–20 Hz) frekans aralıklarında ortaya çıkar. OİD, hazırlık aşamasındaki birincil ve ikincil motor kortekslerdeki EEG zayıflaması olup, karşı yarımkürede hareketin başlangıcında zirveye ulaşırken, OİS aynı anda aynı taraftaki yarımkürede meydana gelen EEG amplifikasyonudur. OİS, evrimsel yerleşik bir engelleyici mekanizma gibi görünmektedir, bu da vücudun her iki tarafında aynı anda farklı görevleri yerine getirmenin neden zor olduğunu açıklar. Bunun yanında *mu* ve *beta* frekans aralıklarının yanı sıra bazen *gama* (>30 Hz) frekans aralığında da EEG enerjisinde artış olmaktadır. Motor görüntüleri için basit bir elektrot kurulumu, C3 ve C4 lokasyonlarında (yani motor korteks alanı) iki aktif kanaldan oluşacaktır ve hayali bir hareket sırasında (örneğin sol veya sağ el) EEG elde edilecektir. EEG, *mu* ve *beta* bantlarında filtrelendirilerek daha sonra hareket sınıfına karar vermek için C3 ve C4 kanallarından EEG'nin enerjisi hesaplanmaktadır. Ancak bu kaba bir örnektir, sadece enerji hesabı yeterli değildir. Gerçek EEG analizinde, motor görüntü sınıfının doğru tespitini elde etmek için uygun elektrot konumlarını, spektral aralığı ve bant güçlerini bulma ve sınıflandırıcılar ile özelliklerin kullanılması gerekebilmektedir (Miranda ve Castet 2014).

MG sinyalleri, zihinsel engeli olan veya Motor korteksi zarar görmüş (felçli) kişilerin kullanımına uygun değildir. Kullanıcı gerekli dikkate ve duyguya sahip olmalıdır. Kullanıcıyı eğitirken uzun zaman ve uğraş gerekmektedir. İdeal dikkat şemasının oluşturulmasında belirli bir kural yoktur (Al-Qaysi ve ark 2018).

Bu tez çalışmasında MG sinyalleri kullanılmıştır. MG paradigması oluşturulurken kullanılan program PsychoPy adlı Python tabanlı bir programdır (Peirce ve ark 2022). Bu

programın EmotivPRO ile eş zamanlı çalışma özelliği vardır. EmotivPRO elde edilen sinyalleri etiketleyemezken PsychoPy ile eş zamanlı çalıştığında sinyal parçaları etiketlenebilmektedir. Böylelikle art arda verilen görevlerin hangi zaman aralıklarında gerçekleştiği bilgisi elde edilebilmektedir.



Şekil 5.9. BBA için EEG sinyali elde etmeden önce görevleri yerine getirmek için ipucu tabanlı paradigmanın oluşturulmasında kullanılan PsychoPy program arayüzü. **a)** Paradigmanın Emotiv Recording seçeneğini kullanarak EmotivPRO ile eş zamanlı çalışmasının sağlandığı deney başlangıç bölümü. **b)** Paradigmada sadece bir görev için hazırlanmış olan bölümde sinyalin hem ipucu hem de MG görevinin gerçekleştirildiği bölümler etiketlenmiştir.

Şekil 5.9’da PsychoPy programının arayüzü gösterilmektedir. Arayüzün sağ tarafında eklenebilecek elemanlar bulunmaktadır. İhtiyaca göre elemanlar buradan

eklenir ve eklenirken ayrı bir pencere açılır. Açılan pencereden hangi zaman aralıklarında ne kadar sürelik eklenebileceği gibi bilgiler girilebilmektedir. Ayrıca “*Emotiv Recording*” seçeneğiyle Emotiv yazılımlarıyla beraber kullanılabilirken “*Emotiv Marking*” seçeneğiyle de sinyalin bütünü ya da belli kısımları etiketlenilmektedir.

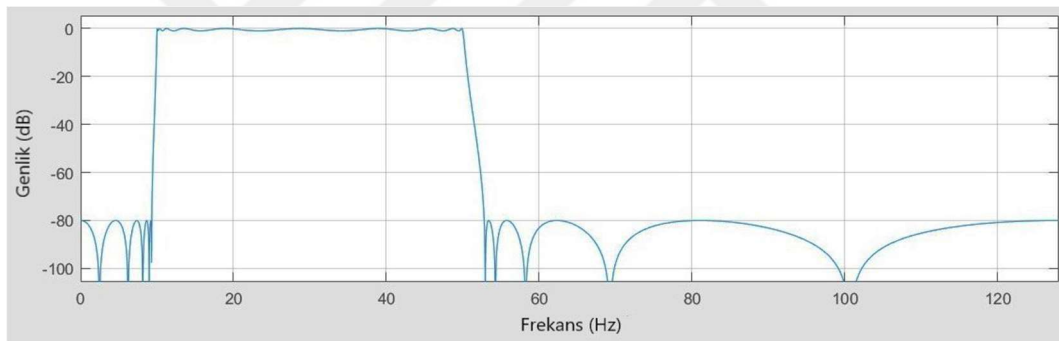


6. EEG SİNYAL İŞLEMEDE KULLANILAN YÖNTEMLER

6.1. Ön İşleme Yöntemleri

EEG sinyalleri doğası gereği doğrusal olmaması ve elektrot empedanslarından, yanlış elektrot yerleşiminden, göz kırpması, hareket ve hatta nefes alma kaynaklı gürültülü sinyaller olmaları sebebiyle kullanılmadan önce ön işleme yapılmalıdır (Gaur ve ark 2021).

EEG sinyallerinde delta, teta, alfa, beta, gama dalgaları farklı frekans aralıklarını temsil etmektedir. Beyinde belli bir görev ile aktif olan dalgalar farklı olabilir. Bu sebeple verilen görevin ilişkili olduğu frekans aralıklarında çalışma yapılır. Bunun için de belirli bir frekans bandını geçirip, diğer frekansları baskılama özelliğiyle Bant-Geçiren filtreler elverişli olmaktadır. Şekil 6.1’de 10 – 55Hz aralığındaki sinyalleri geçiren örnek bir bant geçiren filtrenin genlik cevabı bulunmaktadır.



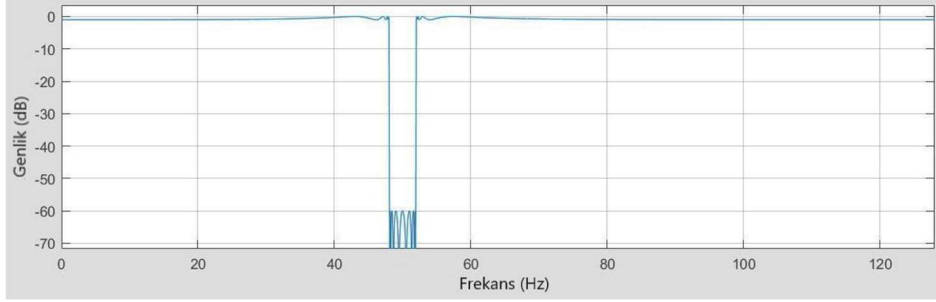
Şekil 6.1. Örnek bir bant geçiren filtrenin genlik cevabı.

EEG sinyal işlemede kullanılan en temel yöntem Bant-Durduran filtredir. Sinyal işlemede bant-durduran filtre çoğu frekansı değiştirmeden geçirirken belirli bir aralıktaki frekansları çok düşük seviyelere indirmektedir. Bant geçiren filtrenin tersidir (Öztürk ve Coşkun 2019). Çentik (Notch) filtresi, dar bir durdurma bandına sahip bir bant durdurma filtresidir. Çentik filtresi EEG kaydı alınırken cihazın güç sinyalinden gelen gürültülerin kaldırılması için kullanılmaktadır. Şekil 6.2’de 50Hz bileşenlerini durduran bir çentik filtrenin genlik cevabı bulunmaktadır.

Uzamsal bir filtre olan Ortak Ortalama Referans (OOR) yöntemi SGO optimizasyonu için her bir elektrot kanal sinyalinden tüm kanalların ortalama sinyalinin çıkarılması ile uygulanmaktadır (Yu ve ark 2014). OOR yöntemi şu şekilde tanımlanır;

$$E_{OOR}(i) = E(i) - \frac{\sum_{i=1}^N E(i)}{N} \quad (1)$$

Burada i elektrot kanalının kimliğini, N toplam kanal sayısını ve E de bir kanalın EEG sinyalini belirtmektedir.

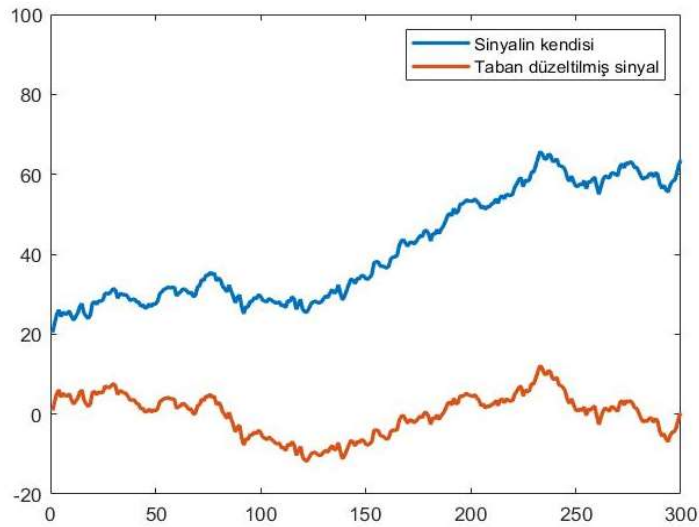


Şekil 6.2. Örnek bir çentik filtrenin genlik cevabı

Taban çizgisi düzeltmesi (Baseline Correction), sürüklenen taban çizgisini sıfır konumuna çekmektir (Yu ve ark 2013). Bir sinyalin ortalama değerinin ilgili sinyalin kendisinden çıkarılması ile taban çizgisi düzeltilmiş olur.

$$E_{taban} = E - \frac{\sum_{j=1}^L E(j)}{L} \quad (2)$$

Burada E kanallardan herhangi birinden elde edilen bir EEG sinyali iken E_{taban} ise taban çizgisi düzeltilmiş sinyaldir. $E(j)$, EEG sinyalinin j 'inci elemanının genlik değeridir ve L , EEG sinyalinin uzunluğudur. Şekil 6.3'te taban düzeltme işlemi gösterilmiştir.



Şekil 6.3. Sinyalin kendisi ile taban düzeltme yapılmış sinyalin karşılaştırılması.

6.2. Öznitelik Çıkarma Yöntemleri

Ön işleme yapılan EEG sinyallerinin tanımlanması için belli karakteristik özelliklerinin çıkarılması gerekmektedir. Bu işleme öznitelik çıkarma denir. Bu öznitelikler, zaman, frekans ve zaman-frekans domenlerinde yapılan analizlerden elde edilir. Bununla birlikte EEG sinyallerinin doğrusal olmayan yapısından kaynaklı öznitelikler de bulunmaktadır.

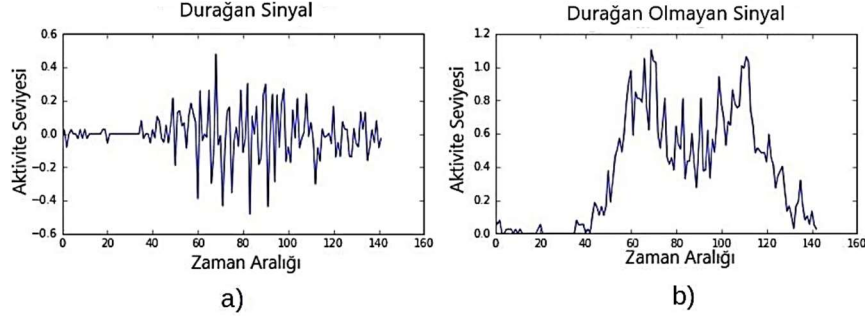
Zaman özellikleri, sinyallerin ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve entropi değerlerinden oluşur. Ayrıca sinyalin enerjisini hem genliğini hem de frekansını kullanarak tanımlayan *Teager-Keiser* (TK) enerji operatörü de zaman özelliklerinden biridir (Boudraa ve Salzenstein 2018). TK kullanımı basit olması ve zaman çözünürlüğünün iyi olması nedeniyle avantajlıdır (Boudraa ve Salzenstein 2018). Ayrıca AM-FM sinyallerini anlık olarak tahmin etmede etkilidir (Boudraa ve Salzenstein 2018).

Duyusal, bilişsel ve motor işlemleri sırasında serebral kortekste iki tür aktivite gözlemlenebilir. Uyarılmış ve indüklenmiş etkinlik olarak adlandırılırlar. Her ikisi de bir uyarının etkisi altında ortaya çıkar. Her ikisi de zaman kilitliken, yalnızca uyarılmış etkinlik faz kilitlidir. Uyarılmış etkinlik hem zaman hem de faz kilitli olduğundan, ortalama alma gibi doğrusal yöntemler kullanılarak arka plan etkinliğinden çıkarılabilir. Bununla birlikte, indüklenmiş etkinlik için, ortalama almadan önce tüm denemeler için güç spektral analizi ve zaman-frekans dönüşümleri gibi doğrusal olmayan yöntemler kullanılır (Amo ve ark 2017). Bundan dolayı, zaman domeni özellikleri dışında, EEG sinyallerinde meydana gelen her türlü aktiviteyi temsil etmek için frekans, zaman-frekans ve doğrusal olmayan özellikler de çıkarılmaktadır.

Spektral analiz, bir frekans spektrumu boyunca yapılan analizdir. Spektral analiz, ilgili sinyallerin ayırt edilmesi ve izlenmesi (örneğin, benzer sinyallerin analizi veya ana sinyal ile gürültünün ayırt edilmesi), spektrum algılama ve ilgili verilerden bilgi çıkarılması (örneğin, biyomedikal sinyal analizi) için sinyal işlemede yaygın olarak kullanılmaktadır ve frekans özelliklerinin çıkarılmasında kullanılmaktadır (Parhi ve Ayinala 2013). Güç Spektral Yoğunluğu (GSY) veya spektral güç, bir dizi frekans üzerinden giriş sinyalinin gücünü temsil eder. *Wiener-Khintchine* teoremi, bir sinyalin güç spektral yoğunluğunun, sinyalin otomatik korelasyonunun Fourier dönüşümü olduğunu kanıtlamaktadır (Parhi ve Ayinala 2013). Literatürde GSY'yi hesaplamak için geliştirilen farklı tahmin yöntemleri parametrik ve parametrik olmayan yöntemler olmak

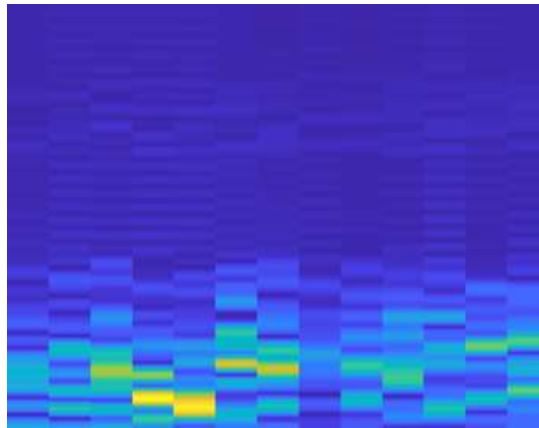
üzere iki gruba ayrılmaktadır. Parametrik yöntemler, temeldeki sinyali üreten durağan bir stokastik süreci varsayar. Parametrik yaklaşımlardan bazıları, otoregresif-hareketli ortalama model tanımlama, minimum varyans bozulmamış yanıt yöntemi ve öz ayırıştırma tabanlı yöntemleri içermektedir. Parametrik olmayan yöntemler herhangi bir stokastik modeli kullanmamaktadır. Parametrik olmayan yöntemlere periodogram tabanlı yöntemler ve çoklu pencere yöntemini örnek olarak verilebilir. Genel olarak parametrik yaklaşımlar, parametrik olmayan yöntemlere kıyasla hesaplama açısından yoğun olması sebebiyle tercih edilmemektedir. Periodogram tabanlı yöntemler, sinyallerin Fourier dönüşümünün hesaplanmasını içermektedir ve Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) algoritmalarının hesaplama zamanını azaltması nedeniyle, periodogram yaklaşımı genellikle parametrik yaklaşımlara tercih edilmektedir (Parhi ve Ayinala 2013).

Spektral analiz durağan sinyaller ya da sabit dalga formuna sahip sinyallerin analizinde elverişlidir. Çünkü tüm gözlem aralığı boyunca sinyal içindeki frekans bileşenlerinin hepsini gösterebilirken sinyal durağan olduğundan hangi frekans bileşeni hangi zaman aralığında gerçekleştiğine dair bilgiye ihtiyaç duyulmamaktadır. Böylelikle bu sinyallerin istatistiksel özellikleri analiz sırasında etkilenmemektedir. Ancak EEG gibi birçok biyomedikal sinyal zaman içerisinde sürekli değişime uğradığı için durağan değildir ve farklı birçok frekans bileşenine sahiptir. Bunun yanında frekans spektrumunun frekans zamanlama bilgisini de tutması gerekir, çünkü Ters Fourier Dönüşümü (TFD) uygulandığında sinyalin benzersiz bir şekilde yeniden oluşturulması gerekmektedir. Bu bilgi de dönüşümün faz bilgisinde saklıdır. Yani zaman içindeki yerel bir özellik fazdaki global bir özelliktir ve belirli bir zamanda gerçekleşmiş bir olay içinde farklı frekanslar bulunduğu için farklı faz bileşenlerine ayrılmış olduğu için kurtarılması zordur. Bu nedenle Fourier Dönüşümü (FD) zamana göre değişkenlik gösteren sinyaller için uygun değildir (Subasi 2019). Bu sebeple bir sinyalden hem zaman hem de frekans bilgilerinin çıkarılabileceği yöntemler geliştirilmiştir. Şekil 6.4'te durağan ve durağan olmayan sinyallere örnek gösterilmektedir (Sultan ve ark 2018).



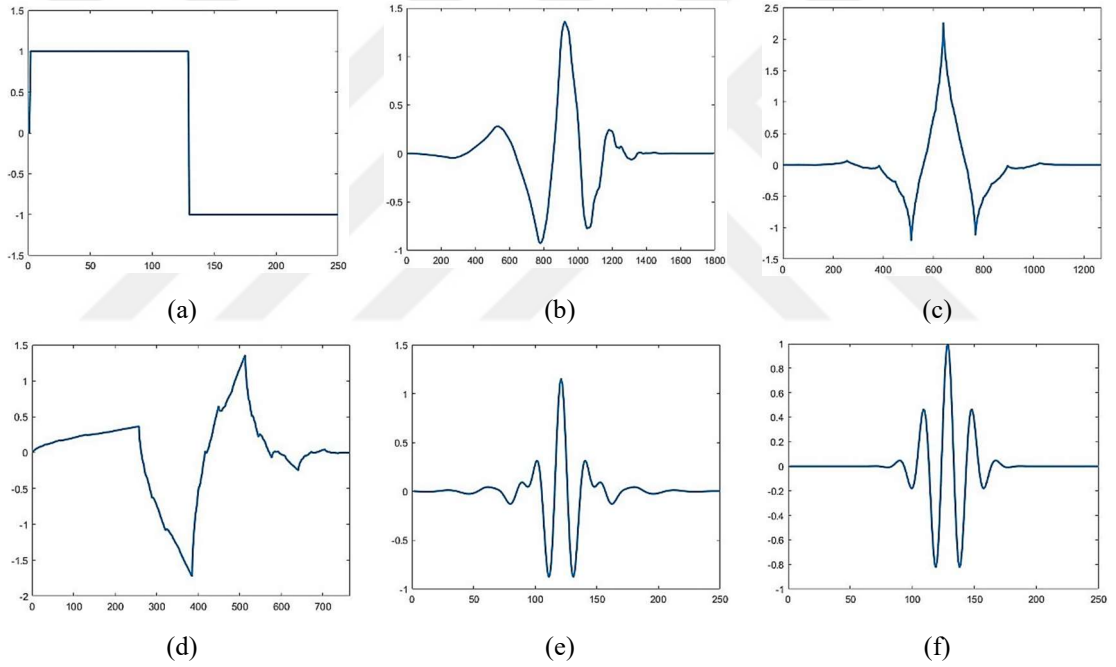
Şekil 6.4. Değişkenliklerine göre sinyal çeşitleri a) Durağan sinyal b) Durağan olmayan sinyal.

Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılan basit, hesaplama açısından verimli ve tutarlı bir zaman-frekans spektrumu ortaya çıkaran, yaygın bir yöntemdir (Marchant 2003, Subasi 2019). Yöntem sinyalin birkaç kısa ve ardışık, birbiriyle örtüşen veya örtüşmeyen pencerelere ayrılması ve bu pencerelere FD'nin uygulanmasına dayanmaktadır ve sinyalin zamana bağlı yapısı ortaya çıkan spektrogram adı verilen görüntü olarak elde ettiğimiz spektrum dizisi ile temsil edilmektedir (Subasi 2019). Spektrogramla ilgili iki ana zorluk bulunmaktadır: (1) sinyali en uygun olan pencerelere bölmek ve (2) zaman-frekans değiş tokuşu: daha iyi zaman çözünürlüğü elde etmek için veri penceresinin uzunluğunu kısaltmak frekans çözünürlüğünü azaltmaktadır ya da frekans çözünürlüğünü arttırmak için pencere boyutunu arttırmak zaman çözünürlüğünü düşürmektedir. Aynı zamanda pencere boyutunun kısaltılması, sinyal segmentinde tamamen yer almayan düşük frekansların kaybına da neden olabilmektedir. KZFD'nin bu yönü ana dezavantajıdır ve geçici (transient) sinyaller için zaman-frekans uzlaşmasını sağlamak imkânsız olabilmektedir (Subasi 2019). Şekil 6.5'te KZFD ile edilmiş bir EEG spektrogram görüntüsü bulunmaktadır.



Şekil 6.5. KZFD uygulanmış bir EEG sinyalinin spektrum dizisini gösteren spektrogram görüntüsü

Bir diğer zaman-frekans analiz yöntemi dalgacık (wavelet) analizidir. FD bir sinyalin farklı genlik, faz veya frekanstaki birçok sinüs sinyaliyle ifade edilmesidir. Dalgacık analizi ise bir sinyalin sinüs değil birçok farklı dalga ile ifade edilmesidir. Dalgacık analizinde sinüs sinyalinin aksine sinyali ifade eden dalgacık sinyali sonludur ve eğrinin altındaki alan 0'dır. Dalgacık sinyali bir bant geçiren filtre gibi davranmaktadır. Dalgacık analizinde sinyal zaman segmentleri yerine ölçek segmentlerine bölünmüştür. Dalgacık analizinde iki tane parametre kullanılır; biri zaman içinde ölçeklendirme ve diğeri zaman içinde kaymadır. Farklı ölçekli ve kayma parametrelili dalgacık sinyali, ana sinyal üzerinde gezinerek ilişkilendirilir ve böylelikle hangi zamanda hangi frekans bileşeni gerçekleşmiş bilgisi ortaya çıkar (Subasi 2019). Şekil 6.6'da bazı bilinen dalgacık aile fonksiyonları bulunmaktadır.



Şekil 6.6. Dalgacık aileleri **a)** Haar **b)** Daubechies4 **c)** Coiflet1 **d)** Symlet2 **e)** Meyer **f)** Morlet

Dalgacık analizinde kullanılan yöntemlerden en temel olanları Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ve Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD)'dir. İki yöntem de sinyalleri ana dalgacık fonksiyonunun zamanda ölçeklenmesi ve kaydırılması ile sinyali temsil eden yaklaşım ve detay katsayılarına ayırmaktadır. Elde edilen katsayılar özellik olarak kullanılmaktadır. SDD ve ADD arasındaki en büyük fark, ölçek parametresinin nasıl ayrıştırıldığıdır. SDD, ölçeği ADD'den daha ince bir şekilde ayırır. SDD'de tipik olarak ikinin kesirli kuvveti olan $2^{1/\nu}$ gibi bir taban belirlenir. Burada n örnek sayısıdır ve

v 1'den büyük bir tam sayıdır. Bu taban ölçeği pozitif tam sayı kuvvetlerine yükseltilerek farklı ölçekler ($2^{j/v}$, $j=1,2,3,\dots$) elde edilir. SDD'de m ile gösterilen öteleme parametresi tamsayı değerlerine ayrıklaştırılır (MathWorks 2022). SDD için elde edilen ayrıklaştırılmış dalgacıklar aşağıdaki formülde verilmiştir (MathWorks 2022).

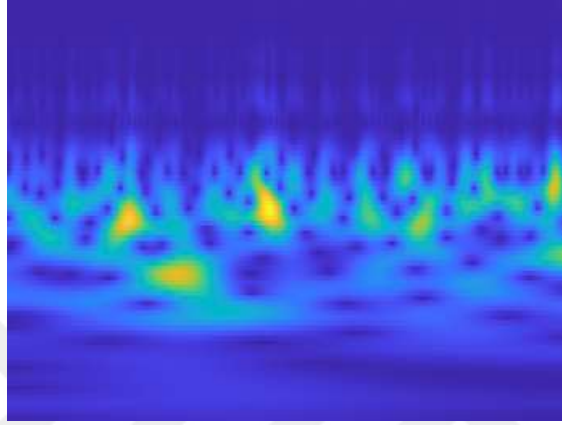
$$\frac{1}{2^{j/v}} \psi\left(\frac{n-m}{2^{j/v}}\right) \quad (3)$$

Ayrık dalgacık dönüşümünde, ölçek parametresi her zaman 2'nin tam sayı kuvvetleri olarak ayrıklaştırılır (2^j , $j=1,2,3,\dots$) tamsayılarına ayrıklaştırılır. Bu ölçekleme şekli SDD'deki duruma göre daha kaba örneklenmesidir. Ayrıca, aşağı örneklenmiş ADD'de, kaydırma parametresi her zaman ölçekle orantılıdır. Bu, 2^j ölçeğinde, m 'nin negatif olmayan bir tam sayı olduğu yerde her zaman $2^j m$ ile kaydırma yapılacağı anlamına gelir (MathWorks 2022). ADD için ayrıklaştırılmış dalgacık aşağıdaki formu alır (MathWorks 2022).

$$\frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{1}{2^j}(n - 2^j m)\right) \quad (4)$$

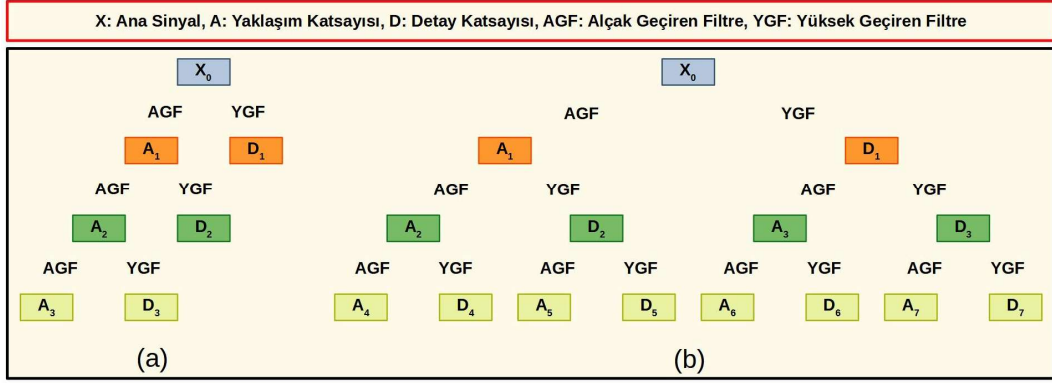
Ölçeklemedeki bu değişiklik her iki yönteme de hem avantaj hem de dezavantaj sağlamaktadır. ADD, birçok doğal sinyal için seyrek bir temsil sağlar. Başka bir deyişle, birçok doğal sinyalin önemli özellikleri, tipik olarak orijinal sinyalden çok daha küçük olan bir ADD katsayıları alt kümesi tarafından yakalanır ve sinyal sıkıştırılmış olur. ADD ile her zaman orijinal sinyalle aynı sayıda katsayı elde edilir, ancak katsayıların çoğunluğu sıfıra yakın olabilmektedir. Böylelikle, sıfıra yakın bu katsayılar atılabilir ve yine de yüksek kaliteli bir sinyal yaklaşımı sağlanabilir. Yine bu özelliği sayesinde ADD SDD'ye göre daha hızlı bir algoritmaya sahiptir (MathWorks 2022). Ayrıca ADD ortonormal bir dönüşüm sağlamaktadır. Bu tarz bir dönüşüm çıkışta sinyal ve beyaz gürültü çıktısı verir. Yani giriş sinyali ile gelen bir gauss gürültüsü çıkışta beyaz gürültüye dönüşmüş olur. Beyaz gürültü de sinyal ile ilişkisiz olduğu için sinyali gürültüden temizlemek mümkündür (MathWorks 2022). Buna karşılık SDD'deki ölçeklerin daha iyi örneklenmesi, tipik olarak daha yüksek doğrulukta bir sinyal analizi ile sonuçlanmaktadır. Sinyaldeki geçici olaylar lokalize edilebilir veya salınım davranışı ADD'ye kıyasla SDD ile daha iyi karakterize edilebilir. Böylelikle sinyalde gürültü gibi algılanan ancak faydalı bilgiye sahip olan geçici olaylar korunmuş olur (MathWorks 2022).

SDD'nin skalogram adı verilen KZFD'nin spektrogram çıkışına benzeyen frekans ve zaman bileşenlerini beraber görebildiğimiz bir görüntü çıktısı da vardır (MathWorks 2022). KZFD ve SDD özellik çıkarmakla beraber sinyali 2 boyutlu temsil etmeye yarayan ve farklı uygulamalarda sinyalin görüntü olarak kullanılmasına olanak sağlayan popüler sinyal işleme yöntemleridir. Şekil 6.7'de SDD ile elde edilmiş bir EEG skalogram görüntüsü bulunmaktadır.



Şekil 6.7. SDD uygulanmış bir EEG sinyalinin spektrum dizisini gösteren skalogram görüntüsü

ADD sinyali sadece bir kez ayrıştırır, ancak ADD'nin ardışıl kullanımı ile sinyal farklı seviyelerde ayrıştırılabilir. Bu işleme de Dalgacık Ayrıştırması (DA) denir. DA yönteminde alçak geçiren ve yüksek geçiren filtrelerin kullanımı ile bir seviye ayrılmış olan sinyal Yaklaşım (Approximation) ve Detay (Detail) katsayılarına ayrıştırılır. Daha sonra her seviyede Yaklaşım katsayısı ayrıştırılır. Dalgacık Paket Ayrıştırılması (WPD) yönteminde ise her seviyede ortaya çıkan hem Yaklaşım hem de Detay katsayıları ayrıştırılmaktadır (MathWorks 2022). Şekil 6.8'de DA ve WPD yöntemlerinin 3. seviye ayrıştırma sonucunda elde edilen katsayılar karşılaştırmalı olacak şekilde gösterilmektedir.



Şekil 6.8. Sinyalin DA ve WPD 3. seviye ayrıştırmaları sonucu elde edilen Yaklaşım ve Detay katsayıları

Bir diğer zaman-frekans sinyal inceleme yöntemi ise Ampirik Mod Ayrıştırma (AMA) yöntemi Huang ve arkadaşları tarafından geliştirilmiş ve durağan olmayan sinyalleri sıfır ortalamalı genlik modülasyonlu-frekans modülasyonlu (GM-FM) bileşenlerinin toplamı olarak karakterize etmek için kullanılmaktadır. AMA'nın temel esası, sinyallerde çok yerel düzeyde kasıtlı salınımlar yapabilmeye dayanmaktadır. Burada, $x(t)$ sinyali, iki ardışık aşırı (extrema) noktaya sahipse, iki minimumda sona eren ve bu iki minimum arasında var olan maksimum noktadan geçen salınımla ilişkili bir (yerel) yüksek frekanslı bölüm veya yerel ayrıntı ile temsil edilebilmektedir. Bu işlem bütün sinyali oluşturan tüm salınımlar için elde edilebilir. Yöntem daha sonra tüm yerel eğilimleri içeren artık (residual) sinyaller üzerinde kullanılabilir ve bir sinyali oluşturan bütün bileşenler yinelemeli olarak çıkarılabilir. Verimli AMA algoritması aşağıdaki gibi özetlenebilir (Subasi 2019):

1. $x(t)$ 'nin tüm aşırı değerlerinin tanımlanması,
2. Minimumlar (ilgili maksimum) arasında enterpolasyon yaparak zarf fonksiyonu $e_{min}(t)$ (ilgili $e_{max}(t)$)'nin bulunması,
3. Ortalama $m(t) = (e_{min}(t) + e_{max}(t))/2$ 'nin hesaplanması,
4. Detay $d(t) = x(t) - m(t)$ 'nin çıkarılması,
5. Artık $m(t)$ üzerinde iterasyon yapılması.

Pratikte, bu algoritma ilk önce detay sinyali $d(t)$ üzerinde 1 ve 4 arasındaki adımlar yinelenerek ve bir durdurma koşuluna göre sıfır ortalama sağlanana kadar bir eleme işlemiyle rafine edilir. Bu gerçekleştiğinde, detay bir içsel mod fonksiyonu (İMF) olarak nitelenir ve ilgili artık hesaplanarak 5. adım gerçekleştirilir. Daha sonra, bir artıktan diğerine çalışırken aşırı değer sayısı azaltılır ve tüm ayrıştırma sonlu sayıda mod ile tamamlanır. Modlar, uyarlanabilir ve otomatik zaman değişkenli filtreleme ile seçilir

(Türk ve ark 2017). Hilbert-Huang Dönüşümü (HHD) ise belirli bir frekansta örneklenen ve ayrıca AMA'dan kaynaklanan İMF'ler tarafından belirlenen bir sinyalin hilbert spektrumunu ortaya çıkarır. HHD, spektral bileşenleri zamanla değişen sinyallerin bir karışımını içeren sinyalleri analiz etmek için kullanışlıdır. HHD'li bir sinyalin zaman-frekans gösterimi sahte salınımlar içermez, dolayısıyla sinyal daha doğal ve fiziksel olarak daha anlamlı biçimindedir (Huang ve Wu 2008).

AMA gibi, Varyasyon Mod Ayırıştırma (VMA) de bir sinyali ilgili anlık frekansları etrafında yoğunlaşan K tane İMF'lerine ayırıştırır (Liu ve ark 2016). VMA'nın ayrıntılı açıklamasına (Dragomiretskiy ve Zosso 2013)'den bakılabilir. Kısa bir açıklama olarak, k_{th} seviye mod fonksiyonu için VMA, HHD uygulayarak analitik sinyali kurar ve böylece mod fonksiyonunun tek taraflı Hilbert spektrumunu hesaplar (Lian ve ark 2018). HHD ile bir sinyalin zaman-frekans gösterimi, yapay salınımlar içermediği için bir sinyalin daha doğal ve anlamlı şeklidir (Huang ve Wu 2008). İMF'nin Hilbert Spektrumu, Fourier Dönüşümünün yer değiştirme ilkesine dayalı olarak temel banda kaydırılır. Daha sonra, H^1 Gauss düzgünlüğü ile tahmin edilen ve aynı zamanda aşağıdaki gibi bir optimizasyon problemi olan İMF'lerin spektral genişliklerinin toplamı minimize edilmelidir (Lian ve ark 2018);

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (5)$$

$s. t. \sum_{k=1}^K u_k = f$

u_k mod fonksiyonu, ω_k anlık merkezi frekans, K toplam mod sayısı ve kısıtlama fonksiyonu ise, orijinal sinyal f 'e eşit olan modların toplamıdır.

Optimizasyon problemi bir ceza parametresi ve Lagrange çarpanı tanıtılarak kısıtsız bir probleme dönüştürülebilir. Böylelikle VMA aşağıdaki gibi kısıtsız optimizasyon problemini yinelemeli olarak çözebilir (Lian ve ark 2018);

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)\|_2^2 + \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \quad (6)$$

FD, KZFD, SDD, DA, AMA, HHD, VMA gibi frekans ve zaman-frekans analizinde kullanılan yöntemler sadece özellik çıkarmak için değil, sinyal veya görüntü

önişlemesinde, filtreleme işlemlerinde ya da daha önceden bahsedildiği gibi bazı spesifik uygulamalarda sinyal veya görüntü olacak şekilde giriş verisi olarak da kullanılabilir.

Frekans ve zaman-frekans özelliklerini elde ettikten sonra, EEG sinyallerinin doğrusal olmayan doğasını doğru bir şekilde ifade edebilen bazı doğrusal olmayan özellikler de elde edilir. Entropi tabanlı yöntemler, bir sinyalin doğrusal olmaması hakkında bazı fikirler verebilmektedir. Bu tür yöntemlerden ilki, bir desen uzunluğu ve bir tolerans değeri ile bir sinyalin düzensizliğini hesaplayan Yaklaşık Entropi (YaEn)'dir. Bu yöntemin dezavantajı, YaEn'in önemli miktarda veri gerektirmesi ve nispeten tutarlı olmamasıdır (Ma ve ark 2018). Örnek Entropi (ÖrEn), bir model uzunluğuna bağlı olmadığı için bu sorunları çözebilir (Acharya ve ark 2015, Ma ve ark 2018). Çok Ölçekli Örnek Entropi (ÇÖE), bir sinyalin düzensizliğini farklı zaman ölçeklerinde analiz etmek için geliştirilmiştir, çünkü artan entropi her zaman anlamlı düzensizliği göstermez (Ma ve ark 2018). Böylece, ilişkisiz rastgelelik ve anlamlı düzensizlik arasındaki belirsizliği ortadan kaldırır (Ma ve ark 2018).

Doğrusal olmayan bir başka yöntem de, zaman serisinin artan uzun menzilli zaman aralıkları ile azalan bir bağımlılığa sahip olması nedeniyle, kaos teorisine dayalı olarak bir zaman serisi sinyalinin uzun menzilli bağımlılığını tahmin edebilen Hurst Üssüdür (HÜ) (Peker 2016, Ma ve ark 2018). HÜ 0,5'e eşitse, bir sinyalde ilişkisiz rastgeleliği gösterir. HÜ, 0 ile 0,5 aralığı arasındaysa, sinyal anti-korelasyonludur. HÜ 0,5 ile 1 arasındaysa, sinyal 1/f güç spektrumu özellikleri ile uzun menzilli bir korelasyona sahiptir (Ma ve ark 2018).

Eğimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi (EADA), bir sinyalin ölçekleme üssü α ile uzun menzilli korelasyonunu da hesaplayan başka bir yöntemdir (Ma ve ark 2018). Eğer $\alpha = 0.5$ ise, sinyalde korelasyonsuz rastgelelik vardır. Eğer $\alpha < 0.5$ ise, sinyal anti-korelasyonludur. Eğer $0.5 < \alpha < 1$ ise, sinyalin uzun menzilli bir korelasyonu vardır. Eğer $\alpha = 1$ ise, 1/f güç spektrumuna benzer gürültünün varlığı söz konusudur. Eğer $\alpha > 1$ ve 1,5'a yaklaşıyorsa, beyaz gürültünün entegrasyonu olan bir Brown gürültüsünün varlığının göstergesidir (Ma ve ark 2018).

Korelasyon Boyutu (KB), sistemin işlediği minimum değişken sayısını hesaplayarak bir sinyalin kaotik doğasını tanımlayan bir fraktal boyutluluk ölçüsüdür

(Peker 2016, Ma ve ark 2018). Sistem kaotik ise, KB'nin değeri 1'den çok daha büyük tamsayı olmayan bir değerdir (Ma ve ark 2018).

Bir diğer doğrusal olmayan özellikler, zaman alanında geliştirilen Aktivite (HA), Hareketlilik (HH) ve Karmaşıklık (HK) olan Hjorth parametreleridir (Peker 2016). HA, sinyalin varyansı olan bir sinyal gücünün temsilidir (Hjorth 1970). HH, güç spektrumunun ortalama frekansıdır (Peker 2016). HK, bir sinyalin saf sinüs dalgasına benzerliğini ölçen frekanstaki değişikliğin temsilidir (Hjorth 1970, Peker 2016).

6.3. Sınıflandırma Yöntemleri

6.3.1. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenimi terimi, genel olarak, deneyim (veya eğitim) yoluyla bir görevdeki performansını artırabilen herhangi bir bilgisayar programı, bir öğrenme programı olarak adlandırılabilir ve çok çeşitli programları kapsamaktadır. İki genel öğrenme türü vardır: denetimli ve denetimsiz. Denetimli öğrenme, belirli eğitim örneklerinden genel kuralları/gerçekleri elde etmeyi veya keşfetmeyi amaçlar. Buna karşılık, denetimsiz öğrenme, gözlemlenen eğitim verilerine uyan hipotezler türetmek için bir dizi bilinen kuralı/olguyu kullanmaya çalışır. Uygulama çeşitliliği nedeniyle, denetimli makine öğrenimi, onlarca yıldır önemli araştırmaların odak noktası olmuştur ve literatürdeki çoğu makine öğrenimi tekniği denetimli öğrenme kategorisine girmektedir. Makine öğrenmesinde yapılan ilk çalışmalarda öğrenme problemi, eğitim örneklerine en iyi uyan hipotezi bulmak için hipotez uzayının arandığı bir hipotez arama problemi olarak modellenmiştir. Karar ağaçları bu uygulamalara örnek verilebilir (Webb 2003). Doğrusal Ayrımcılık Analizi (DAA), k-En Yakın Komşu (k-EYK), Destek Vektör Makinesi (DVM) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) diğer makine öğrenmesi yöntemlerindendir. Bu tez çalışmasında DVM ve DAA ya benzer bir algoritma olan Topluluk Altuzay Diskriminantı sınıflandırıcılar geleneksel makine öğrenmesi yöntemleri olarak kullanılmıştır. Öte yandan, insan beyni sinirbilimciler tarafından taklit edilmeye çalışılmış ve bunun sonucunda yapay sinir ağları gibi makine öğrenmesi algoritmaları da ortaya çıkmıştır (Gong ve Xu 2007).

Destek vektör makinesi eğitim örneği verildiğinde pozitif ve negatif örnekler arasındaki ayrım marjının maksimize edecek şekilde karar yüzeyi olarak bir hiper düzlem tanımlamaya çalışmaktadır (Gong ve Xu 2007, Cord ve Cunningham 2008, Haykin

2009). Bu temel fikir daha zor doğrusal olmayan ayrılabilir örüntülerle başa çıkmak için genişletilebilir. DVM algoritmasının geliştirilmesinde bir “destek vektörü” x_i ile giriş veri uzayından çizilen bir x vektörü arasındaki iç çarpım çekirdeği en temel kavramdır. Burada destek vektörleri öğrenme algoritması tarafından eğitim örneğinin kendisinden çıkarılan küçük bir veri alt kümesidir. Bu da çekirdek yöntemi olarak adlandırılır (Haykin 2009). Sonuç olarak DVM’ler ayırım marjininin maksimum olması özelliğiyle güçlü genelleme yapabilir ve çekirdek yöntemini kullanarak çok yüksek boyutlu öznelik uzaylarını kullanabilir (Cord ve Cunningham 2008). Kullanılan çekirdek yöntemi tasarlanan DVM için optimaldir, ancak DVM’nin bu özelliği artan hesaplama karmaşıklığı ile elde edilir (Haykin 2009). Tez çalışmasında kuadratik çekirdeğe sahip bir DVM sınıflandırıcı kullanılmıştır.

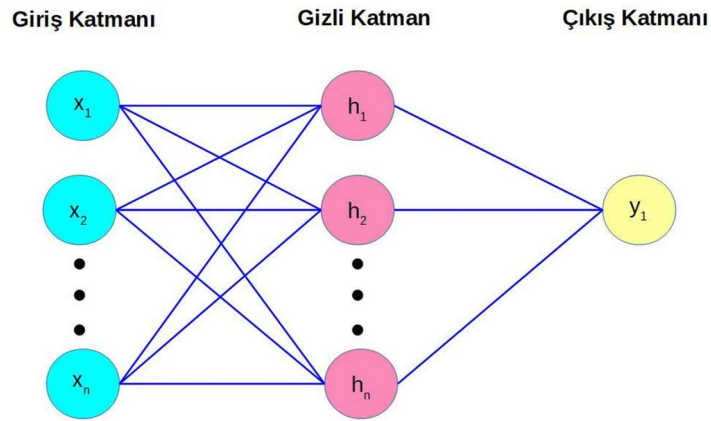
Doğrusal Ayrımcılık Analizi (DAA) sınıf etiketlerinin mevcut olduğu durumlarda, genellikle verilerdeki varyansı maksimize eden boyutları keşfeden bir dönüşümden ziyade verilerdeki ayrımı vurgulayan bir dönüşüm daha çok tercih edilmektedir (Cord ve Cunningham 2008). Çok boyutlu bir veri manipüle ederek bir çizgiye yansıtılırsa, veri tek boyut ile temsil edilmiş olur. d -boyutlu bir veri d -uzayında iyi ayrılmış olan kompakt kümelerden oluşabilir, ancak bu veriler keyfi bir çizgiye yansıtıldığında tüm sınıflardan karmaşık bir örnek karışımı ortaya çıkacaktır. Bu durumda düşük bir sınıflama performansına sebep olacaktır. Bununla birlikte çizgi hareket ettirilerek yansıtılan örneklerin iyi bir şekilde ayrıldığı bir yönelim bulmak mümkündür (Duda ve ark 2000). Doğrusal ayrımcılık analizinde her sınıfın örnek ortalaması hesaplanır. Ardından, her sınıfın örnek ortalaması o sınıfın bütün gözlemlerinden tek tek çıkarılır ve sonucun ampirik kovaryans matrisini alınarak örnek kovaryansı hesaplanır (Mathworks 2022).

Tezde kullanılan topluluk öğrenme yöntemi, Karar Ağaçları (KA), Doğrusal Ayrımcılık Analizi (DAA), k En Yakın Komşu (k-EYK) gibi bilinen sınıflandırıcıları rastgele alt uzay gibi çeşitli yöntemlerle birleştirerek tahmin performansını iyileştirir, bu da özelliklerin bir alt kümesini rastgele seçer böylece öğrenme algoritmasını rastgeleleştirir ve çoğunluk oylamasını kullanarak modelin çıktılarını birleştirir. Bunun yanında birkaç modeli rastgele bir veri üzerinde eğiten ve ortalamayı kullanarak tahminleri birleştiren torbalama yöntemini kullanır. Son olarak ortalama alma ve oylama ile oluşturulan çoklu tahmin modellerini performanslarına göre ağırlıklandırarak birleştirir (Ashour ve ark 2018). Özellikle, belirli bir düşük boyutlu diskriminant alt

uzayını belirlemek için devreye giren lineer diskriminant analizi (DAA) şeması ve altuzay öğrenme tekniklerinin kombinasyonu, sınıflandırma performansını büyük ölçüde artıran bir kombinasyondur (Ashour ve ark 2018).

6.3.2. Derin Öğrenme

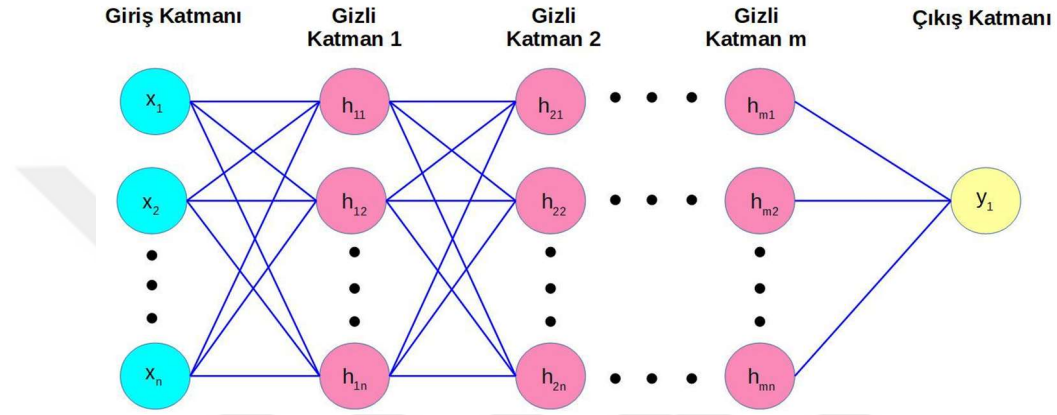
Makine öğrenmesi yöntemlerinden Yapay Sinir Ağları (YSA) beynin yapısından esinlenerek oluşturulmuş bir sınıflandırıcı modelidir. Aynı beyinde olduğu gibi çevredeki bilgi sinaptik ağırlıklar olarak bilinen nöronlar arası bağlantı kuvvetleri ile işlenir, öğrenme sürecinden geçer ve depolanır. Giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı vardır. Öğrenme sezgisel olarak gerçekleşmektedir. Her bir örnek için bir giriş verisi ve bu veriyi tanımlayan cevap veya hedef bulunmaktadır. Bu eğitim kümesinden rastgele veya belli bir düzende seçilen veriler ağı giriş olarak verildiğinde eğitimin başında rastgele belirlenen sinaptik ağırlıklar aracılığıyla gizli katmana iletilir. Gizli katmanda girişler farklı nöronlara ait farklı ağırlıklarla işlenir. Buradan da gizli katman ve çıkış katmanı arasındaki sinaptik ağırlıklar aracılığıyla çıkış katmanına iletilir. Eğitimin çıkışı ile gerçekte verilen hedef arasındaki fark minimize edilecek şekilde sinaptik ağırlıklar değiştirilir ve eğitim tekrar başa döner. Sinaptik ağırlıklardaki değişimin en aza indiği ve ağı sabit duruma ulaştığı noktada eğitim sonlanır (Haykin 2009). Şekil 6.9'da çok katmanlı bir yapay sinir ağının modeli gösterilmektedir.



Şekil 6.9. Çok katmanlı yapay sinir ağı modeli

Yukarıda bahsedildiği üzere yapay sinir ağları beynin çalışma şeklini taklit eden bir yapıya sahiptir ve 3 katmandan oluşmaktadır; giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı. Yıllar içinde veri sayılarının artması, teknolojinin gelişmesi ve hesaplama zamanlarının düşmesi, daha iyi düzenleme ve optimizasyon algoritmalarının

geliştirilmesiyle yapay sinir ağlarındaki katmanların sayısı arttırılmış ve derin öğrenme ortaya çıkmıştır (Voulodimos ve ark 2018, Sengupta ve ark 2020). Makine öğrenmesi yöntemlerinde giriş olarak verilen örnekleri tanımlayacak özneteliklerin çıkarılması ve bu öznetelikler üzerinden verilerin sınıflandırılması yapılmaktadır. Derin öğrenmede ise özellik çıkarmaya gerek yoktur, her bir katmanda farklı soyutlama seviyeleriyle verinin kendisinin çoklu temsilleri öğrenilmektedir (Khamparia ve Singh 2019). Şekil 6.10'da Derin bir yapay sinir ağının genel modeli bulunmaktadır.



Şekil 6.10. Derin yapay sinir ağ genel modeli

Kısıtlı Boltzmann Makinası (KBM) (Shrestha ve Mahmood 2019, Sengupta ve ark 2020), Otomatik Kodlayıcı (Voulodimos ve ark 2018, Sengupta ve ark 2020), Derin İnanç Ağları (DİA) (Khamparia ve Singh 2019), Konvolüsyonel Sinir Ağları (KSA) (Sengupta ve ark 2020), Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB) ve Yinelemeli Sinir Ağları (YİSA) (Khamparia ve Singh 2019) gibi yöntemler derin öğrenme yöntemleri olarak kullanılmaktadır. Tez çalışmasında Konvolüsyonel Sinir Ağları (KSA) kullanılmıştır.

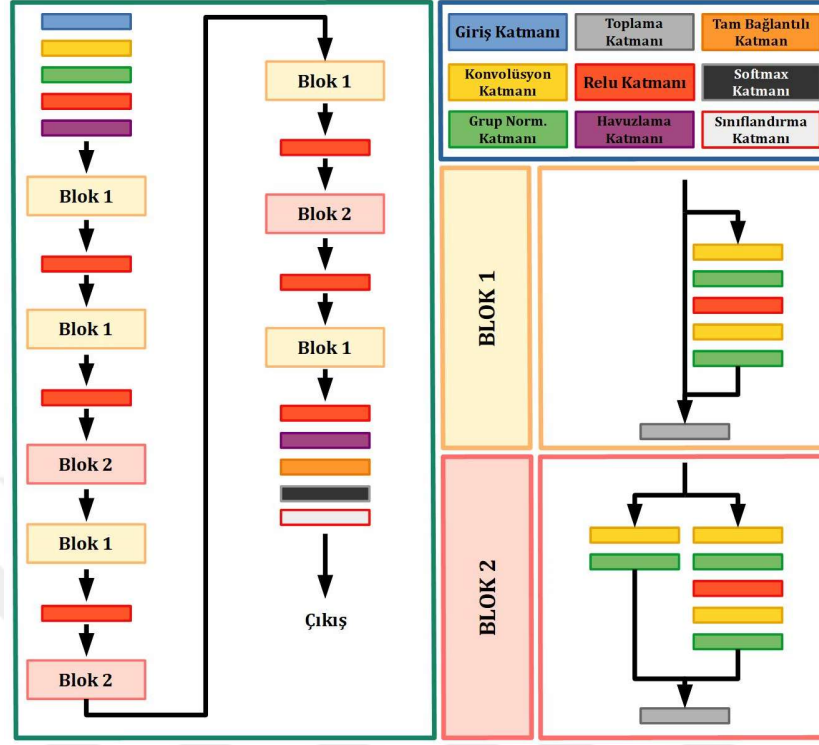
Konvolüsyonel Sinir Ağları (KSA), insan görsel sisteminden ilham alan ve genellikle görsel veriler üzerinde işlem yapan bir sinir ağları sınıfıdır. KSA'nın temel mimarisi, sonunda tamamen bağlı bir katman ile birden fazla konvolüsyon ve havuzlama katmanı içerir. Konvolüsyon katmanları, girdi pikselleri arasındaki uzamsal ilişkiyi dikkate alarak girdi görüntüsünden kenar, kontur, darbe, doku, gradyan, oryantasyon ve renk gibi çeşitli öznetelikler çıkarmaktadır. Bir KSA, bir görüntüyü bu tür basit özellikler açısından parçalayıp bunları verinin farklı katmanlardaki temsilleri olarak öğrenmektedir. DİA'ların aksine KSA'larda görüntünün tümünden başlanıp uzaklaşarak daha derin özelliklerine doğru ilerleyen bir süreç vardır. Havuzlama katmanları öznetelik bilgisini korurken öznetelik haritasının boyutunu azaltmaktadır. Yani öznetelikleri daha küçük bir

boyutta temsil etmektedir. Tam bağlantılı katman, ağı nihai olarak istenen çıktıyı sağlayan ayırt edici katman (çıkış katmanı) ile birleştirmektedir (Sengupta ve ark 2020). Bu katmanda nöron aktivasyonlarının bir çıktısı haline gelmiş giriş bir boyutlu özellik vektörüne dönüştürülmüştür. KSA'lar, yüz tanıma, nesne algılama, robotikte vizyonu güçlendirme ve kendi kendini süren arabalar gibi bilgisayarlı görme uygulamalarında kullanılmaktadır (Voulodimos ve ark 2018).

Derin öğrenme içerisinde kullanılan bir öğrenme şekli olan transfer öğrenme belirli bir veri için bir model tarafından kazanılan bilginin, benzer görevdeki başka bir problemin değerlendirilmesi için aktarıldığı bir yöntemdir (Perumal ve ark 2021). Önceden eğitilmiş bir derin öğrenme ağına yeni görevi öğrenmesi için ince bir ayar yapılır (Raghu ve ark 2020). Transfer öğrenmede önceden eğitilmiş ağın son katmanları yeni verilere uygun olarak değiştirilir ve sınıf sayısı tekrar belirlenir. Daha sonra ağ yeni veriler için tekrar eğitilir. Eğitim sürecinde parametreler rastgele başlatılmaz ve önceden eğitilmiş ağın parametreleri başlangıç parametreleri olarak kullanılır (Raghu ve ark 2020).

Bu tez çalışmasında KSA mimarilerinden *ImageNet* veri seti üzerinden eğitilmiş Artık Sinir Ağı (ResNet) transfer öğrenme olarak kullanılmıştır. ResNet, bağlantıları atlayan ve bazı katmanların üzerinden atlayan bir KSA mimarisidir yapısı olarak önerilmiştir. Derin bir ağı eğitirken geri yayılım sürecinde tekrarlanan çarpma önceki katmanlara geri döndüğünde gradyanı sonsuz derecede küçük yapabilir. Bu da kaybolan gradyan sorunu olarak ortaya çıkmaktadır. Derin KSA'larda yakınsama sürecine çok yakın bir anda gerçekleşir. Doğruluk değeri artan katman sayıları nedeniyle hızla azalır. ResNet'in ise bu problemi önlemek adına bazı katmanları atlayan bir "kısayol bağlantısı" bulunmaktadır. ResNet18, ResNet50 ve ResNet101 olmak üzere farklı ResNet türleri, küçük ve büyük ölçekli problemler için kullanılmaktadır (Ebrahimi ve ark 2020, Raghu ve ark 2020). Ayrıca ResNet mimarisi içinde kullanılan grup normalizasyon katmanı derin sinir ağlarının ara katmanlarındaki aktivasyonları normalize ederek daha hızlı yakınsama ve daha iyi genelleme yapabilmektedir. Grup normalizasyon katmanı olmayan ağlarda büyük gradyan güncellemeleri yapıldığında öğrenme oranı sınırlanmaktadır ve ağ derinliğiyle beraber büyük kayıplar ortaya çıkmaktadır. Grup normalizasyon katmanı ile aktivasyonlar sürekli sıfır ortalama ve birim standart sapma olacak şekilde düzenlenir ve daha büyük gradyan adımları kullanılabilir hale gelir. Böylelikle ResNet mimarisi yüksek öğrenme oranları ile çalışmaya olanak sağlamaktadır (Bjorck ve ark 2018). Şekil 6.11'de

Blok 1 ve Blok 2 yapılarıyla kısayol bağlantısı oluşturulan ResNet18 KSA mimarisi gösterilmektedir.



Şekil 6.11. ResNet18 KSA mimarisinin genel yapısı

6.3.3. Sınıflandırma Metrikleri

Karmaşıklık matrisi, sınıflandırma sonuçlarını daha net vererek, sınıf başına doğru ve yanlış sınıflandırılan örnek sayısını görmemizi sağlar. İki sınıflı bir karmaşıklık matrisinde bir sınıf pozitif, diğeri negatif olarak adlandırılır, dolayısıyla pozitif olarak sınıflandırılan pozitif örnekler Gerçek Pozitif (GP), negatif olarak sınıflandırılan pozitif örnekler Yanlış Negatif (YN) ve negatif olarak sınıflandırılan negatif örnekler Gerçek Negatif (GN) ve pozitif olarak sınıflandırılan negatif örnekler Yanlış Pozitif (YP) şeklindedir.

Bu çalışmada Sağ, Sol, İleri ve Geri sınıfları için dört sınıflı bir karmaşıklık matrisi kullanılmıştır. Çok sınıflı bir karmaşıklık matrisi ile çok sınıflı uygulamalar için GP, GN, YP ve YN değerlerinin nasıl hesaplanacağı Koklu ve ark. yaptığı çalışmada gösterilmiştir (Koklu ve ark 2021). Tez çalışmasında performans değerlendirmeleri için, Gerçek Pozitif Oranı olarak da bilinen her bir sınıfın Hassasiyeti ve aşağıdaki formülde verilen Doğruluk (Dog) metrikleri kullanılmıştır.

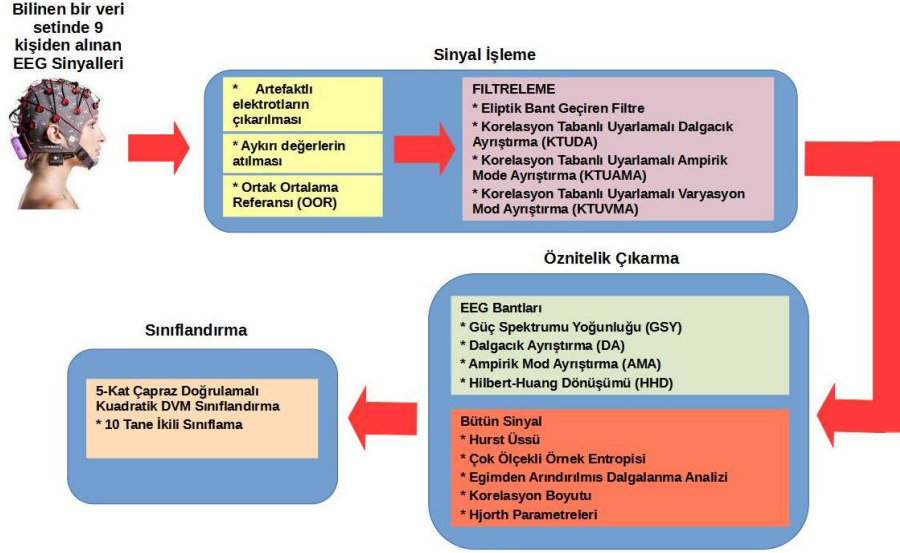
$$Dog = (GP + GN)/(GP + GN + YP + YN) \quad (7)$$

7. UYGULAMALAR

Bu tez çalışmasında ilk önce EEG sinyallerinin filtrelenmesiyle alakalı olarak sinyal ayrıştırma yöntemlerinin kullanıldığı adaptif filtre tasarımı gerçekleştirilmiştir. İkinci uygulamada farklı bir MG paradigması kullanılarak bir kişiden alınan EEG sinyalleri ile en etkili kanallar ve özellik sayıları belirlenmiştir. Son uygulamada ise farklı kişilerden elde edilen EEG sinyalleri hem makine öğrenmesi hem de derin öğrenme yöntemi olan KSA ile sınıflandırılmıştır. Ayrıca bilinen bir KSA mimarisi farklı boyuttaki EEG temsilleri için uyarlanmıştır. Tez çalışması içerisinde gerçekleştirilen bütün uygulamalar ASUS N551VW model dizüstü bilgisayar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bilgisayar Intel® Core™ i7 – 6700HQ 2.60 GHz işlemciye sahiptir. 16 GB RAM belleği vardır. Grafik işlemci kartı NVIDIA GEFORCE GTX 960M modelidir.

7.1. Uygulama 1 – Sinyal Ayrıştırma Yöntemleriyle Korelasyona Dayalı Adaptif Filtre Tasarımı

Literatürde örneği verilen çalışmalardan anlaşıldığı üzere EEG'nin BBA uygulamaları veya hastalık teşhisi gibi birçok kullanımı nedeniyle filtreleme yaklaşımları farklı parametrelerle ölçülen farklı sonuçlar vermektedir. Gürültü biliniyorsa, sinyal-gürültü oranı (SGO), tepe sinyal-gürültü oranı (TSGO) veya minimum kare hatası (MKH) parametrelerini kullanmak daha iyidir, ancak gürültü bilinmiyorsa, bir filtreleme yönteminin performansı bir sınıflandırma doğruluğu veya kappa değeri vb. ile gösterilebilir. EEG sinyallerinin optimal frekans aralığı konuya göre değişebileceğinden, bir filtreleme yönteminin uyarlanabilir olabilmesi, değerli bilgileri kaybetmemek için kullanışlı olabilir (Belwafi ve ark 2014). Bu nedenle, bu uygulama bünyesinde Dalgacık Ayrışımı (DA), Ampirik Mod Ayrışımı (AMA) ve Varyasyon Mod Ayrışımı (VMA) yöntemlerinin kullanıldığı yeni bir korelasyon tabanlı uyarlamalı filtreleme yaklaşımı önerilmiş ve filtrelerin performans sonuçları, 0,3 Hz ile 35 Hz aralığındaki bir Eliptik Bant Geçiren Filtrenin sonuçlarıyla karşılaştırılarak sınıflandırma doğruluğuna göre performans değerlendirmesi yapılmıştır. Sınıflama ikili sınıflar üzerinde bilinen bir sınıflama yöntemi olan Destek Vektör Makinası (DVM) sınıflayıcı ile gerçekleştirilmiştir. Kullanılan yöntemlerin de gösterildiği uygulamanın akış diyagramı Şekil 7.1'de gösterilmektedir.

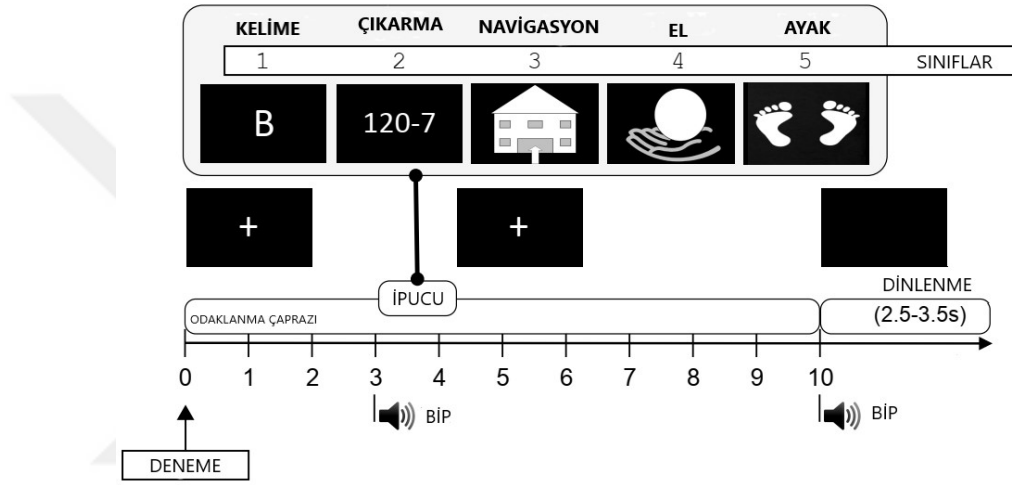


Şekil 7.1. Uygulamada kullanılan sinyal işleme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma yöntemlerinden oluşan adımları gösteren akış diyagramı.

7.1.1. Bireysel Olarak Uyarlanmış Görüntüleme Veri Seti

Bu çalışmada kullanılan veri seti, beyin sapı felci, omurilik yaralanması, çeşitli beyin bölgelerinde hemorajik inme geçirmiş katılımcılardan alınan EEG sinyalleri kullanılmıştır. Katılımcıların cinsiyet, yaş, yaralanma türü ve yaralanmadan sonra geçen süre gibi bilgileri içeren demografik özellikleri (Scherer ve ark 2015)'de verilmiştir. EEG sinyalleri, 10-20 sistemine göre yerleştirilmiş 30 elektrot kanalına sahip g.tec GAMMASys başlığı kullanılarak 256 Hz örnekleme frekansı ile elde edilmiştir. Elektrot kanallarından bazılarında artefakt vardır ve artefaktlı kanallar tüm bireylerde farklılık gösterir. Veri setinin elde edildiği çalışmada elektrot kanallarından hangilerinde artefakt olduğu belirtilmiş ve bunlar da analiz dışı bırakılmıştır. Deneylerde, kelime ilişkilendirme, zihinsel çıkarma, uzamsal gezinme, sağ el motor görüntü ve her iki ayak motor görüntü ile ilgili 5 sınıf EEG sinyali elde etmek için ipucu kılavuzlu bir paradigma kullanılmıştır. Kelime ilişkilendirme için katılımcılara harfler gösterilmiş ve verilen harften başlayarak İspanyolca dilinde mümkün olduğunca çok kelime üretmeleri istenmiştir. Zihinsel çıkarma için, katılımcılar 15-30 arasında rastgele seçilen sayılardan rastgele tek basamaklı bir sayı çıkarmaları istenmiştir. Mekânsal navigasyon için, katılımcılardan tanıdık bir evde gezinmeyi hayal etmeleri istendi. Sağ el motor görüntüleri için, katılımcılardan sağ elleriyle bir topu sıktıklarını hayal etmeleri istenmiştir. Her iki ayağın motor görüntüleri için ise, katılımcılardan her iki ayağın kendi hızında hareket ettiğini hayal etmeleri istenmiştir. Paradigma, odaklama için bir çarpı işaretiyle $t=0$'s'da başlar. Daha sonra $t=3$ s ile $t=4.25$ s arasında gösterilen ipucunun

sunumunu duyurmak için $t=3s$ 'de bir bip sesi sunulmuştur. O andan itibaren $t=10s$ 'ye kadar, katılımcılar ipucu ile ilgili görevi hayal ederler ve $t=10s$ sonra, katılımcının 2,5s veya 3,5s boyunca hareket edip göz kırpabileceği bir ara verilir. Deneyin paradigması Şekil 7.2'de gösterilmiştir. Tüm katılımcılar için EEG sinyalleri iki oturumda kaydedilmiştir. Tüm seanslar arasında en az 5 gün vardır ve birbirini takip eden iki hafta içinde gerçekleştirilir (Scherer ve ark 2015). Her sınıf için 40 deneme ile sonuçlanan bir oturumda 8 koşu vardır. Gerçekleştirilen çalışmanın sonuçlarında ikinci oturumun daha doğru sonuçlara sahip olduğu görüldüğünden, bu uygulamada, filtreleme yöntemlerimizi test etmek için ikinci oturum verileri kullanılmıştır.



Şekil 7.2. Çalışmanın deneysel ipucu güdümlü paradigması; $t=0s$ ile $t=3s$ arasında odaklanma çaprazı, bir bip sesiyle başlayan $t=3s$ ile $t=4.25s$ arasında ipucu işareti, $t=4.25s$ ile $t=10s$ arasında ipucu işaretinin hayali ve sonunda 2.5-3.5s zaman dilimi dinlenme için (Scherer ve ark 2015).

7.1.2. EEG Sinyal İşleme ve Önerilen Adaptif Filtreleme Yöntemleri

Öncelikle bu uygulamanın bütün işlemleri MATLAB R2019b yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Verilen bir görevin hayal gücünün olduğu $t=5s$ ve $t=10s$ arasındaki sinyaller kullanılmıştır. Sinyallerin genliğinin minimum ve maksimum %3'ü aykırı değer olarak kabul edilmiş ve sinyallerden çıkarılmıştır. Son olarak, SGO optimizasyonu için tüm kanallara ait sinyallere artefakt olmadan Ortak Ortalama Referans (OOR) yöntemi uygulanmıştır. Sinyalleri ön işleme tabi tuttukten sonra, öznelik çıkarmadan önce adaptif olarak önerilen sinyal ayrıştırma yöntemlerine dayalı farklı filtreleme yöntemleri uygulanmıştır.

EEG sinyali çok karmaşık bir sinyaldir, bu nedenle gürültülü olarak algılanan bir sinyal anlamlı bilgiler içerebilir, bu nedenle sinyali bilgi kaybetmeden filtrelemek zordur.

Adaptiflik/Uyarlanabilirlik kavramı, bir filtreleme yönteminin daha esnek olmasını sağlayarak, kişiye bağlı olarak farklı frekansları korur. Ayırtırmadan sonra ortaya çıkan alt sinyallerin tümü ana sinyalin parçalarıdır, dolayısıyla hepsi ana sinyalle ilişkilidir. Bu özelliğinden dolayı bu uygulamada korelasyon işlemi bir uyum kriteri olarak kullanılmıştır. Öte yandan, EEG sinyallerindeki anlamlı bilgiler delta, teta, alfa, beta ve gama olmak üzere beş EEG bandından geldiği için 0.3Hz ve 35Hz kesme frekanslı 20. dereceden bir Eliptik Bant geçiren filtre uygulanmış ve bu uygulamada önerilen Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Dalgacık Ayırtırma (KTUDA), Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayırtırma (KTUAMA) ve Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Varyasyon Mod Ayırtırma (KTUVMA) filtreleme olarak adlandırılmış adaptif filtreleme yöntemleri ile sonuçları karşılaştırılmıştır.

7.1.2.1. Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Dalgacık Ayırtırma (KTUDA)

ADD, bir sinyali alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreler kullanarak yaklaşım ve detay katsayılarına ayırtıran bir zaman-frekans analiz yöntemidir. Her bir ayırtırma seviyesi ile, yaklaşım katsayısı da kendi yaklaşım ve detay katsayılarına ayırır ve bu böyle devam eder (Özmen ve Özşen 2018). Detay katsayıları yüksek frekanslı bileşenleri temsil eder ve yaklaşım katsayıları düşük frekanslı bileşenleri temsil eder. Bir sinyalin gürültüden arındırılması, eşikleme uygulandıktan sonra katsayıların yeniden yapılandırılmasıyla gerçekleştirilebilir veya fazlalık bilgiden kurtulmak için orijinal sinyalden daha yüksek seviyeli detay katsayıları çıkarılabilir. Bu çalışmada, EEG sinyallerinde anlamlı bilgilerin kaybolmaması için uyarlanabilir bir filtre olarak dalgacık ayırtırması uygulanmıştır. Çalışmaya göre Elektrokülografi (EOG) sinyallerini kaldırmak için optimum gürültü giderme sonucuna sahip olan Biorthogonal 3.9 ana dalgacık fonksiyonunu kullanılarak sinyaller 9 seviyeli yaklaşım ve detay katsayılarına ayrılmıştır (Alyasseri ve ark 2019). Ayırtırmadan sonra, orijinal sinyale göre yaklaşım ve detay katsayılarının korelasyonları hesaplanmıştır. Korelasyon değeri negatif ise negatif bir ilişki vardır. Öte yandan, eğer pozitifse, pozitif bir ilişkinin göstergesidir. Korelasyon değerleri etki katsayıları olarak kullanılmış, bu nedenle korelasyonlar arasındaki farkları artırmak veya korelasyonun işareti negatif ise negatif etkisini ortadan kaldırmak için mutlak sapmalarının medyan değerine göre ölçeklendirilerek normalize edilmiştir. Uyarlanabilirlik için, yeni yaklaşım ve detay katsayılarını elde etmek için normalize edilmiş korelasyon değerleri ilgili katsayılarla çarpılmıştır. Yeni katsayıların toplamı filtrelenmiş sinyali oluşturmaktadır.

7.1.2.2. Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayrıştırma (KTUAMA)

AMA, doğrusal olmayan ve durağan olmayan sinyaller için bir analiz yöntemidir (Liu ve ark 2016). AMA, bir sinyalin birbiri üzerine bindirilmiş farklı frekanslara sahip birçok salınım bileşenine sahip olduğu varsayımıyla frekans uzayından ziyade doğrudan zamansal uzayda çalışır (Liu ve ark 2016, Lian ve ark 2018). AMA, sinyal hakkında önceden bilgi sahibi olmadan bir sinyali K defa özyinelemeli olarak ayrıştırabilir ve ayrıştırma yüksek çözünürlüklü olarak gerçekleştirildiği için anlamlı bilgide büyük bir kayıp olmaz (Lian ve ark 2018). Salınım bileşenleri, İçsel Mod Fonksiyonları (İMF) olarak adlandırılır ve bunlar, fazın $\phi_k(t)$ azalmayan bir fonksiyon olduğu ve genliğin veya zarfın $A_k(t)$ pozitif işaretli bir fonksiyon olduğu genlik modülasyonlu-frekans modülasyonlu (GM-FM) u_k sinyallerdir (Dragomiretskiy ve Zosso 2013). Anlık frekans $\omega_k(t) = \phi'_k(t)$ ve genlikteki değişim fazdan çok daha yavaştır, bu nedenle zaman aralığı yeterince uzunsa İMF saf harmonik bir sinyaldir (Dragomiretskiy ve Zosso 2013).

$$u_k = A_k(t) \cos(\phi_k(t))$$

(8)

Salınım yapan bileşenlerin İMF sayılabilmesi için belirtilen koşulları sağlaması gerekir; Uç değerlerin ve sıfır geçişlerinin sayısı ya birbirine eşit olmalı ya da birbirinden en fazla birer farklı olmalı ve yerel maksimumlar veya yerel minimumlar olarak adlandırılan zarflama sinyallerinin ortalama değeri bir sinyal için herhangi bir zamanda sıfıra eşit olmalıdır (Huang ve Wu 2008).

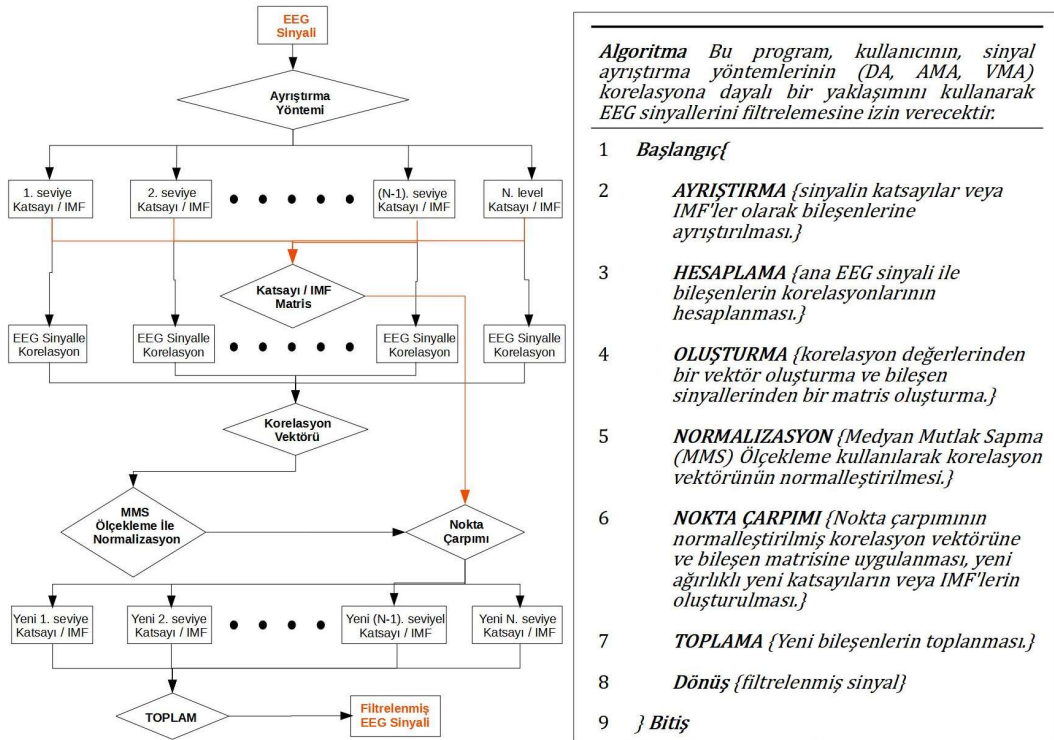
Korelasyon tabanlı uyarlanabilir filtresi için spline interpolasyonlu 5 seviyeli bir AMA kullanılmıştır. Araştırmacılar, zarflama sinyallerinin tanımı için interpolasyon yöntemleri olarak spline'ların tercih edildiğini, çünkü lineer veya polinom interpolasyonlarının, sinyallerin aşırı ayrışmasına neden olan eleme yinelemelerinin sayısını artırdığını ortaya koymuştur (Rilling ve ark 2003).

Ayrıştırmadan sonra, ortaya çıkan 5 İMF'nin orijinal sinyalle korelasyonları hesaplanmıştır. KTUDA'de olduğu gibi, korelasyon değerleri, aralarındaki farkları artırmak ve varsa negatif işaretlerinden kurtarmak için mutlak sapmalarının medyan (MMS) değerine göre ölçeklendirilerek normalleştirilmiştir. Ayrıca, eski İMF'ler ile normalize edilmiş korelasyonlar çarpılarak yeni İMF'ler üretilmiştir. Yeni İMF'lerin toplamı, filtreleme yönteminin KTUAMA olarak adlandırıldığı filtrelenmiş sinyalle sonuçlanmaktadır.

7.1.2.3. Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Varyasyon Mod Ayırıştırma (KTUVMA)

AMA, büyük ölçüde interpolasyon yöntemine ve eleme süreci için bir durdurma kriterine bağlı olan özyinelemeli bir süreçtir ve bu süreçleri gerçekleştirmek için matematiksel teori eksikliği vardır, bu nedenle bu noktaların üstesinden gelmek için yeni bir yaklaşım VMA geliştirilmiştir (ur Rehman ve Aftab 2019). AMA gibi, VMA da bir sinyali ilgili anlık frekansları etrafında yoğunlaşan K tane İMF'lerine ayırıştırır (Liu ve ark 2016). İMF'lerin tek taraflı Hilbert spektrumu hesaplandıktan sonra toplam spektral genişlikleri bir kısıtsız bir optimizasyon problemi olarak minimize edilir.

Bu çalışmada, orijinal sinyale korelasyonları hesaplanan 9 İMF'yi elde etmek için VMA filtre olarak uygulanmıştır. Diğer uyarlamalı filtrelerde olduğu gibi, aralarındaki farkları artırmak ve varsa negatif işaretlerinden kurtarmak için korelasyon değerleri mutlak sapmalarının medyan değerine göre ölçeklendirerek normalize edilmiştir. Normalize edilmiş korelasyon vektörü ile önceki İMF vektörünün nokta çarpımı ile elde edilen yeni İMF'lerin toplamı filtrelenmiş sinyali oluşturmaktadır. Böylece ortaya çıkan filtreleme yöntemi KTUVMA olarak adlandırılmıştır. Ayırıştırma yöntemlerinin geliştirilmiş uyarlamalı filtreleme algoritması, daha iyi anlaşılması için sözde kodu (pseudocode) ile Şekil 7.3'te verilmiştir.



Şekil 7.3. Sinyal ayırıştırma yöntemlerinin geliştirilmiş uyarlamalı filtreleme algoritması ve pseudo kodu.

7.1.3. Öznitelik Çıkarma

Öznitelik çıkarmadan önce, dört farklı filtreleme yöntemiyle filtrelenen sinyaller [0 1] aralıklarına normalleştirilmiştir. Daha sonra frekans ve zaman-frekans yöntemlerine dayalı istatistiksel öznitelikler hesaplanmıştır. EEG bantları ile ilgili kesme frekansları ile 5 adet Eliptik Bant geçiren filtre kullanılarak sinyalin 5 EEG bandı (delta, teta, alfa, beta ve gama) elde edilmiştir. Daha sonra artefakt olmayan tüm elektrot kanallarından elde edilmiş tüm EEG'lere ait periodogram yöntemine dayalı Welch Güç Spektral Yoğunluğu (GSY), 9. seviye db4 Dalgacık Dönüşüm katsayıları, AMA ve Hilbert Spektrumun 5 adet İMF'si için ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve Shannon entropi değerleri olan istatistiksel ölçütler hesaplanmıştır.

Frekans ve zaman-frekans özelliklerini elde ettikten sonra, EEG sinyallerinin doğrusal olmayan doğasını doğru bir şekilde ifade edebilen bazı doğrusal olmayan özellikler de elde ettik. Bu çalışmada, $m=2$, $r=0.15$ ve zaman ölçeği=20 (m : oluşturulacak vektörün gömme boyutu, r : tolerans) için filtrelenmiş sinyallerin Çok Ölçekli Örnek Entropi (ÇÖE) 'sinin ortalama değeri hesaplanmıştır. Bu çalışmada Ayırık İkinci Türev Tahmincisi (AİTT), AİTT'nin Dalgacık versiyonu ve Dalgacık ayrıntılarının regresyon tahmincisi olan sinyalin üç Hurst tahmini bir diğer özellik olarak hesaplanmıştır. Bu tahminlerin ayrıntılı açıklamaları (Flandrin 1992, Istas ve Lang 1997)'te bulunabilir. Bir diğer özellik EADA uygulanarak pencere boyutu 50'den 500'e 20'lik bir artışla değişen 2, 3 ve 4. polinom seviyeleri için hesaplanmış sinyalin 3 farklı ölçekleme üssü α değeridir. Sinyalin kaotik olup olmadığını gösteren KB değeri bir diğer özelliktir. Son olarak HA, HH ve HK Hjorth parametreleri de özellik olarak kullanılmıştır.

7.1.4. Sınıflandırma

Beş sınıfın tümünün sınıflandırmaları çiftler halinde gerçekleştirilmiştir. Bu tarz sınıflandırmalara ikili sınıflandırma adı verilmektedir. Bu çalışmada, hataları en aza indirerek ve sınıflar arasındaki marjı en üst düzeye çıkararak verileri çok boyutlu bir uzayda sınıflandırmak için bir sınır fonksiyonu türetebilen Destek Vektör Makinesi (DVM) sınıflandırıcı kullanılmıştır (Liao ve ark 2014). Bu çalışmada kullanılan DVM, ikinci dereceden bir polinom çekirdek fonksiyonuna sahiptir ve bu, sınıfların tüm ikili kombinasyonları için aynıdır, çünkü çalışmanın amacı, tüm korelasyon tabanlı uyarlamalı filtreleme yöntemlerinin sınıflandırma doğruluklarına dayalı olarak karşılaştırılmasıdır. MATLAB'da *Classification Learner* uygulamasında gerçekleştirilen çalışmada

kullanılan DVM sınıflandırıcısı genel olarak tüm sınıflandırmalarda en iyi performansı vermiştir. Ayrıca çalışmada aşırı uyum sorununu önlemek için 5 kat çapraz doğrulama uygulanmıştır.

7.1.5. Uygulama Sonuçları

Tüm katılımcılar için yapay olmayan elektrot kanallarına ait sinyallerden tüm öznelilikleri elde ettikten sonra ve tüm verilere DVM sınıflandırıcısını uygulamadan önce, tüm ikili sınıflandırma çiftlerine ait tüm öznelilik uzayları medyan değeri 0 ve medyan mutlak sapma değeri 1 olan sağlam (*robust*) z-skor normalizasyonu kullanılarak normalize edilmiştir.

Karşılaştırma için, sinyaller daha önce bahsedilen dört filtreleme yöntemi ile filtrelenmiş ve sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Çizelge 7.1'de, Eliptik Bant Geçiren filtresi ile filtrelenmiş sinyallere ait ikili sınıflandırma sonuçları tüm sınıfların gerçek pozitif oranları ve tüm sınıflandırmaların doğruluk değerleri ile gösterilmektedir. Katılımcılar arasındaki ikili sınıflandırma doğruluklarının ortalama doğrulukları ve standart sapmaları da yine Çizelge 7.1'de gösterilmektedir. Dokuz katılımcının ortalama doğruluklarına göre, en az doğru sınıflandırma %52,5 doğrulukla sağ el ve her iki ayak motor görüntüleri sınıflandırma çiftine aittir. Öte yandan, en doğru sınıflandırma çifti, %71,7 doğrulukla kelime ilişkilendirme ve sağ el motor görüntüleridir.

Katılımcılar arasında en az değişen doğruluk, 7.0 standart sapma ile kelime ilişkilendirme ve zihinsel çıkarma çiftine aittir. Katılımcılar arasında en çok değişen sınıflandırma doğruluğu, 15.7 standart sapma ile kelime ilişkilendirme ve her iki ayak motor görüntüleme çiftine aittir. Ayrıca E katılımcısı, kelime ilişkilendirme ve sağ el motor görüntülemeyi sınıflandırırken %91,4 ile en yüksek doğruluk oranına sahiptir. En düşük sınıflandırma doğruluğu, F ve J katılımcılarından elde edilen %45,0 ile sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıf çiftine aittir.

Çizelge 7.2, Korelasyona Dayalı Uyarlamalı Dalgacık Ayırıştırma (KTUDA) filtresi ile gürültüden arındırılmış sinyallere ait ikili sınıflandırma sonuçlarını tüm sınıfların gerçek pozitif oranları ve tüm sınıflandırmaların doğruluk değerleri ile göstermektedir. Katılımcılar arasındaki ikili sınıflandırma doğruluklarının ortalama doğrulukları ve standart sapmaları da yine Çizelge 7.2'de gösterilmiştir. Dokuz katılımcının ortalama doğruluklarına göre en az doğru sınıflandırma %56,0 doğruluk ile sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıflandırma çiftine aittir. Öte yandan, en doğru

sınıflandırma çifti, %75,1 doğrulukla kelime ilişkilendirme ve sağ el motor görüntülemidir. Katılımcılar arasında en az değişen doğruluk, standart sapma değeri 6.0 olan sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıf çiftine aittir. Katılımcılar arasında en çok değişen sınıflandırma doğruluğu, 14.5 standart sapma ile mekânsal navigasyon ve sağ el motor görüntü sınıf çiftine aittir.

Çizelge 7.1. Eliptik Bant Geçiren Filtreleme sonrası tüm katılımcılara ait sinyallerin ikili sınıflandırma sonuçları (1: Kelime İlişkilendirme, 2: Zihinsel Çıkarma, 3: Mekânsal Navigasyon, 4: Sağ El Motor Görüntüleme, 5: Her İki Ayak Motor Görüntüleme, GP1: İkili sınıflandırmanın birinci sınıfına ait Gerçek Pozitif % oranı, GP2: İkili sınıflandırmanın ikinci sınıfına ait Gerçek Pozitif oranı, Dog: İkili sınıflandırmanın doğruluk oranı, Std: Standart Sapma, Yeşil: Optimal Sonuçlar, Kırmızı: Optimal Olmayan Sonuçlar.)

Filtreleme Yöntemi	Sınıflandırma (%)		Katılımcılar									Ortalama Dog (%)	Std
			A	C	D	E	F	G	H	J	L		
Eliptik Bant Geçiren (0.3Hz - 35Hz)	1-2	GP1	55,0	47,5	57,5	74,3	67,5	67,5	74,3	60,0	77,5	62,8	7,0
		GP2	65,0	55,0	52,5	65,7	65,0	70,0	42,9	67,5	65,0		
		Dog	60,0	51,2	55,0	70,0	66,3	68,8	58,6	63,7	71,3		
	1-3	GP1	45,0	60,0	80,0	74,3	77,5	65,0	82,9	65,0	72,5	67,4	10,3
		GP2	55,0	60,0	80,0	71,4	70,0	70,0	71,4	75,0	37,5		
		Dog	50,0	60,0	80,0	72,9	73,8	67,5	77,1	70,0	55,0		
	1-4	GP1	55,0	60,0	87,5	91,4	70,0	52,5	82,9	72,5	87,5	71,7	12,6
		GP2	67,5	52,5	77,5	91,4	65,0	67,5	57,1	65,0	87,5		
		Dog	61,3	56,3	82,5	91,4	67,5	60,0	70,0	68,8	87,5		
	1-5	GP1	42,5	62,5	77,5	85,7	62,5	50,0	85,7	72,5	95,0	69,7	15,7
		GP2	55,0	60,0	85,0	88,6	55,0	47,5	71,4	75,0	82,5		
		Dog	48,8	61,3	81,3	87,1	58,8	48,8	78,6	73,8	88,8		
	2-3	GP1	67,5	50,0	67,5	68,6	80,0	65,0	74,3	55,0	75,0	66,2	7,7
		GP2	62,5	60,0	75,0	57,1	80,0	67,5	71,4	60,0	55,0		
		Dog	65,0	55,0	71,3	62,9	80,0	66,3	72,9	57,5	65,0		
	2-4	GP1	65,0	52,5	77,5	85,7	65,0	70,0	60,0	50,0	90,0	66,6	11,0
		GP2	67,5	52,5	62,5	82,9	60,0	67,5	57,1	57,5	70,0		
		Dog	66,3	52,5	70,0	84,3	62,5	71,3	58,6	53,8	80,0		
	2-5	GP1	55,0	60,0	67,5	80,0	62,5	77,5	42,9	62,5	87,5	67,2	13,8
		GP2	52,5	55,0	67,5	94,3	62,5	85,0	60,0	55,0	82,5		
		Dog	53,8	57,5	67,5	87,1	62,5	81,3	51,4	58,8	85,0		
	3-4	GP1	60,0	55,0	75,0	74,3	77,0	67,5	60,0	87,5	77,5	68,8	8,5
		GP2	60,0	70,0	62,5	80,0	70,0	62,5	51,4	72,5	75,0		
		Dog	60,0	62,5	68,8	77,1	73,8	65,0	55,7	80,0	76,3		
	3-5	GP1	52,5	55,0	70,0	82,9	67,5	75,0	65,7	80,0	72,5	67,3	8,0
		GP2	62,5	52,5	67,5	77,1	65,0	60,0	65,7	65,0	75,0		
		Dog	57,5	53,8	68,8	80,0	66,3	67,5	65,7	72,5	73,8		
	4-5	GP1	62,5	67,5	55,0	51,4	52,5	52,5	48,6	47,5	65,0	52,5	7,4
		GP2	55,0	50,0	77,5	42,9	37,5	47,5	48,6	42,5	40,0		
		Dog	58,8	58,8	66,3	47,1	45,0	50,0	48,6	45,0	52,5		

Çizelge 7.3, Korelasyona Dayalı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayırıştırma (KTUAMA) filtresi ile gürültüden arındırılmış sinyallere ait ikili sınıflandırma

sonuçlarını tüm sınıfların gerçek pozitif oranları ve tüm sınıflandırmaların doğruluk değerleri ile göstermektedir. Katılımcılar arasında ikili sınıflandırma doğruluklarının ortalama doğrulukları ve standart sapmaları da Çizelge 7.3'te gösterilmiştir. Dokuz katılımcının ortalama doğruluklarına göre en az doğru sınıflandırma %54,9 ile sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıflandırma çiftine aittir. Öte yandan, en doğru sınıflandırma çifti, %74,6 doğrulukla kelime ilişkilendirme ve sağ el motor görüntülemedir.

Çizelge 7.2. Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Dalgacık Ayırıştırma (KTUDA) Filtreleme sonrası tüm katılımcılara ait sinyallerin ikili sınıflandırma sonuçları (1: Kelime İlişkilendirme, 2: Zihinsel Çıkarma, 3: Mekânsal Navigasyon, 4: Sağ El Motor Görüntüleme, 5: Her İki Ayak Motor Görüntüleme, GP1: İkili sınıflandırmanın birinci sınıfına ait Gerçek Pozitif % oranı, GP2: İkili sınıflandırmanın ikinci sınıfına ait Gerçek Pozitif oranı, Dog: İkili sınıflandırmanın doğruluk oranı, Std: Standart Sapma, Yeşil: Optimal Sonuçlar, Kırmızı: Optimal Olmayan Sonuçlar.)

Filtreleme Yöntemi	Sınıflandırma (%)		Katılımcılar									Ortalama Dog (%)	Std
			A	C	D	E	F	G	H	J	L		
Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Dalgacık Ayırıştırma (KTUDA)	1-2	GP1	72,5	50,0	62,5	62,9	75,0	65,0	65,7	55,0	70,0	65,5	6,3
		GP2	80,0	60,0	67,5	71,4	60,0	75,0	51,4	70,0	65,0		
		Dog	76,3	55,0	65,0	67,1	67,5	70,0	58,6	62,5	67,5		
	1-3	GP1	45,0	72,5	80,0	82,9	80,0	72,5	80,0	75,0	70,0	72,5	10,1
		GP2	60,0	72,5	90,0	71,4	77,5	72,5	71,4	82,5	50,0		
		Dog	52,5	72,5	85,0	77,1	78,8	72,5	75,7	78,8	60,0		
	1-4	GP1	52,5	55,0	80,0	94,3	75,0	67,5	68,6	80,0	90,0	75,1	13,0
		GP2	67,5	60,0	77,5	94,3	75,0	82,5	57,1	85,0	90,0		
		Dog	60,0	57,5	78,8	94,3	75,0	75,0	62,9	82,5	90,0		
	1-5	GP1	52,5	65,0	75,0	94,3	77,5	62,5	60,0	77,5	95,0	75,0	12,7
		GP2	62,5	70,0	82,5	97,1	82,5	72,5	62,9	75,0	85,0		
		Dog	57,5	67,5	78,8	95,7	80,0	67,5	61,4	76,3	90,0		
	2-3	GP1	67,5	47,5	75,0	71,4	87,5	72,5	65,7	62,5	65,0	67,8	8,7
		GP2	67,5	60,0	75,0	57,1	82,5	70,0	62,9	65,0	65,0		
		Dog	67,5	53,8	75,0	64,3	85,0	71,3	64,3	63,7	65,0		
	2-4	GP1	77,5	50,0	75,0	85,7	62,5	72,5	60,0	72,5	85,0	67,5	12,9
		GP2	80,0	45,0	62,5	88,6	70,0	82,5	51,4	67,5	82,5		
		Dog	78,8	47,5	68,8	87,1	66,3	77,5	55,7	70,0	83,8		
	2-5	GP1	70,0	70,0	70,0	85,7	67,5	77,5	51,4	72,5	85,0	72,6	11,0
		GP2	65,0	65,0	80,0	88,6	62,5	87,5	54,3	67,5	85,0		
		Dog	67,5	67,5	75,0	87,1	65,0	82,5	52,9	70,0	85,0		
	3-4	GP1	52,5	52,5	70,0	77,1	75,0	70,0	51,4	90,0	77,5	69,9	14,5
		GP2	47,5	47,5	72,5	88,6	72,5	65,0	57,1	82,5	90,0		
		Dog	50,0	50,0	71,3	82,9	73,8	67,5	54,3	86,3	83,8		
	3-5	GP1	57,5	57,5	67,5	80,0	70,0	87,5	54,3	80,0	82,5	71,2	10,6
		GP2	57,5	57,5	67,5	85,7	82,5	67,5	65,7	72,5	85,0		
		Dog	57,5	57,5	67,5	82,9	76,3	77,5	60,0	76,3	83,8		
	4-5	GP1	52,5	52,5	62,5	51,4	67,5	55,0	48,6	42,5	62,5	56,0	6,0
		GP2	60,0	60,0	67,5	60,0	45,0	65,0	48,6	47,5	57,5		
		Dog	56,3	56,3	65,0	55,7	56,3	60,0	48,6	45,0	60,0		

Katılımcılar arasında en az değişen doğruluk, standart sapma 6.1 ile sağ el ve her iki ayak motor görüntü sınıf çiftine aittir. Katılımcılar arasında en çok değişen sınıflandırma doğruluğu, 13,5 standart sapma ile zihinsel çıkarma ve her iki ayak motor görüntüleme sınıf çiftine aittir. KTUAMA kullanımı ile katılımcı E ayrıca kelime ilişkilendirme ve her iki ayak motor görüntüleme çifti için %95,7 doğrulukla en doğru sınıflandırmaya sahiptir. Katılımcı C, kelime ilişkilendirme ve zihinsel çıkarma sınıflandırması için %40,0 ile en düşük sınıflandırma doğruluğuna sahiptir.

Çizelge 7.3. Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayırıştırma (KTUAMA) Filtreleme sonrası tüm katılımcılara ait sinyallerin ikili sınıflandırma sonuçları (1: Kelime İlişkilendirme, 2: Zihinsel Çıkarma, 3: Mekânsal Navigasyon, 4: Sağ El Motor Görüntüleme, 5: Her İki Ayak Motor Görüntüleme, GP1: İkili sınıflandırmanın birinci sınıfına ait Gerçek Pozitif % oranı, GP2: İkili sınıflandırmanın ikinci sınıfına ait Gerçek Pozitif oranı, Dog: İkili sınıflandırmanın doğruluk oranı, Std: Standart Sapma, Yeşil: Optimal Sonuçlar, Kırmızı: Optimal Olmayan Sonuçlar.)

Filtreleme Yöntemi	Sınıflandırma (%)		Katılımcılar									Ortalama Dog (%)	Std
			A	C	D	E	F	G	H	J	L		
Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Ampirik Mod Ayırıştırma (KTUAMA)	1-2	GP1	60,0	35,0	65,0	65,7	65,0	62,5	42,9	55,0	75,0	59,7	10,7
		GP2	75,0	45,0	62,5	65,7	62,5	55,0	42,9	72,5	65,0		
		Dog	67,5	40,0	63,7	65,7	63,7	58,8	42,9	63,7	70,0		
	1-3	GP1	52,5	65,0	85,0	80,0	77,5	65,0	80,0	70,0	62,5	70,1	10,9
		GP2	55,0	70,0	87,5	68,6	72,5	70,0	77,1	82,5	45,0		
		Dog	53,8	67,5	86,3	74,3	75,0	67,5	78,6	76,3	53,8		
	1-4	GP1	57,5	52,5	87,5	97,1	77,5	72,5	57,1	77,5	90,0	74,6	12,8
		GP2	57,5	65,0	82,5	91,4	72,5	75,0	77,1	67,5	87,5		
		Dog	57,5	58,8	85,0	94,3	75,0	73,8	67,1	72,5	88,8		
	1-5	GP1	55,0	57,5	75,0	97,1	77,5	65,0	71,4	62,5	95,0	73,9	13,3
		GP2	65,0	60,0	92,5	94,3	75,0	70,0	57,1	77,5	85,0		
		Dog	60,0	58,8	83,8	95,7	76,3	67,5	64,3	70,0	90,0		
	2-3	GP1	52,5	52,5	70,0	65,7	90,0	62,5	68,6	50,0	67,5	65,2	7,4
		GP2	72,5	60,0	72,5	60,0	70,0	60,0	68,6	65,0	65,0		
		Dog	62,5	56,3	71,3	62,9	80,0	61,3	68,6	57,5	66,3		
	2-4	GP1	65,0	45,0	75,0	82,9	62,5	75,0	57,1	82,5	80,0	67,4	13,2
		GP2	70,0	47,5	55,0	88,6	52,5	80,0	51,4	60,0	85,0		
		Dog	67,5	46,3	65,0	85,7	57,5	77,5	54,3	71,3	82,5		
	2-5	GP1	62,5	55,0	65,0	85,7	60,0	75,0	54,3	72,5	90,0	68,3	13,5
		GP2	60,0	52,5	67,5	82,9	57,5	82,5	45,7	75,0	85,0		
		Dog	61,3	53,8	66,3	84,3	58,8	78,8	50,0	73,8	87,5		
	3-4	GP1	47,5	70,0	65,0	77,1	85,0	67,5	54,3	85,0	75,0	70,0	10,6
		GP2	60,0	75,0	67,5	77,1	80,0	70,0	51,4	70,0	80,0		
		Dog	53,8	72,5	66,3	77,1	82,5	68,8	52,9	77,5	77,5		
	3-5	GP1	47,5	62,5	52,5	77,1	75,0	82,5	60,0	77,5	82,5	68,5	11,3
		GP2	52,5	57,5	65,0	82,9	77,5	70,0	60,0	70,0	80,0		
		Dog	50,0	60,0	58,8	80,0	76,3	76,3	60,0	73,8	81,3		
	4-5	GP1	50,0	52,5	55,0	62,9	55,0	55,0	54,3	42,5	70,0	54,9	6,1
		GP2	57,5	40,0	62,5	51,4	57,5	47,5	48,6	60,0	65,0		
		Dog	53,8	46,3	58,8	57,1	56,3	51,2	51,4	51,2	67,5		

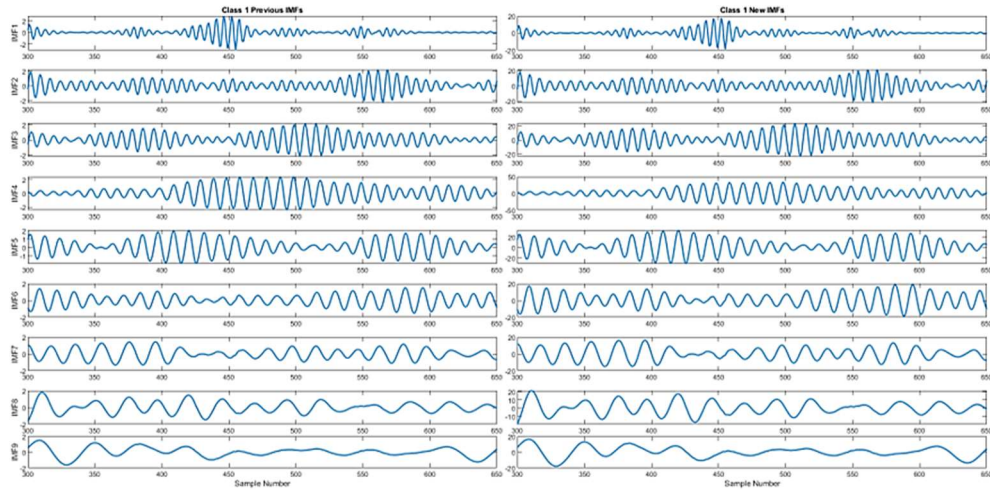
Çizelge 7.4'te, KTUVMA filtresi ile gürültüden arındırılmış sinyallere ait ikili sınıflandırma sonuçlarını tüm sınıfların gerçek pozitif oranları ve tüm sınıflandırmaların doğruluk değerleri ile gösterilmektedir. Katılımcılar arasındaki ikili sınıflandırma doğruluklarının ortalama doğrulukları ve standart sapmaları da Çizelge 7.4'te gösterilmiştir. Dokuz katılımcının ortalama doğruluklarına göre en az doğru sınıflandırma %57,8 ile sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıflandırma çiftine aittir. Öte yandan, en doğru sınıflandırma çifti, %76,1 doğrulukla kelime ilişkilendirme ve her iki ayak motor görüntülemedir.

Çizelge 7.4. Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Varyasyon Mod Ayrıştırma (KTUVMA) Filtreleme sonrası tüm katılımcılara ait sinyallerin ikili sınıflandırma sonuçları (1: Kelime İlişkilendirme, 2: Zihinsel Çıkarma, 3: Mekânsal Navigasyon, 4: Sağ El Motor Görüntüleme, 5: Her İki Ayak Motor Görüntüleme, GP1: İkili sınıflandırmanın birinci sınıfına ait Gerçek Pozitif % oranı, GP2: İkili sınıflandırmanın ikinci sınıfına ait Gerçek Pozitif oranı, Dog: İkili sınıflandırmanın doğruluk oranı, Std: Standart Sapma, Yeşil: Optimal Sonuçlar, Kırmızı: Optimal Olmayan Sonuçlar.)

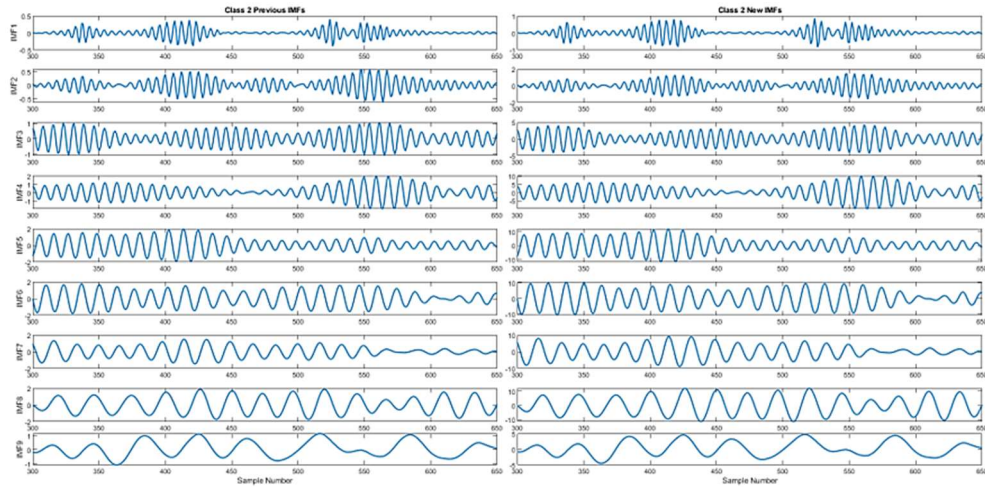
Filtreleme Yöntemleri	Sınıflandırma (%)	Katılımcılar									Ortalama Dog (%)	Std	
		A	C	D	E	F	G	H	J	L			
Korelasyon Tabanlı Uyarlamalı Varyasyon Mod Ayrıştırma (KTUVMA)	1-2	GP1	70,0	40,0	72,5	65,7	82,5	65,0	60,0	60,0	87,5	65,6	9,1
		GP2	62,5	52,5	57,5	68,6	70,0	70,0	62,9	65,0	67,5		
		Dog	66,3	46,3	65,0	67,1	76,3	67,5	61,6	62,5	77,5		
	1-3	GP1	52,5	67,5	80,0	85,7	87,5	67,5	85,7	77,5	67,5	73,9	9,6
		GP2	65,0	67,5	82,5	77,1	80,0	80,0	71,4	82,5	52,5		
		Dog	58,8	67,5	81,3	81,4	83,8	73,8	78,6	80,0	60,0		
	1-4	GP1	52,5	60,0	82,5	97,1	87,5	67,5	74,3	77,5	92,5	75,1	12,5
		GP2	75,0	60,0	77,5	91,4	62,5	72,5	48,6	82,5	90,0		
		Dog	63,7	60,0	80,0	94,3	75,0	70,0	61,4	80,0	91,3		
	1-5	GP1	50,0	67,5	70,0	94,3	77,5	65,0	77,1	80,0	92,5	76,1	12,7
		GP2	57,5	70,0	85,0	97,1	75,0	72,5	62,9	85,0	90,0		
		Dog	53,8	68,8	77,5	95,7	76,3	68,8	70,0	82,5	91,3		
	2-3	GP1	72,5	62,5	72,5	71,4	82,5	72,5	82,9	67,5	72,5	70,6	5,1
		GP2	67,5	60,0	75,0	65,7	75,0	65,0	68,6	67,5	70,0		
		Dog	70,0	61,3	73,8	68,6	78,8	68,8	75,7	67,5	71,3		
	2-4	GP1	67,5	45,0	72,5	88,6	75,0	77,5	77,1	70,0	87,5	71,2	12,7
		GP2	77,5	55,0	65,0	88,6	57,5	77,5	37,1	75,0	87,5		
		Dog	72,5	50,0	68,8	88,6	66,3	77,5	57,1	72,5	87,5		
	2-5	GP1	62,5	55,0	62,5	88,6	70,0	87,5	68,6	77,5	87,5	72,9	13,5
		GP2	65,0	60,0	62,5	88,6	70,0	90,0	45,7	82,5	87,5		
		Dog	63,7	57,5	62,5	88,6	70,0	88,8	57,1	80,0	87,5		
	3-4	GP1	55,0	62,5	72,5	77,1	80,0	67,5	80,0	82,5	82,5	70,1	11,5
		GP2	45,0	77,5	65,0	88,6	60,0	72,5	31,4	80,0	82,5		
		Dog	50,0	70,0	68,8	82,9	70,0	70,0	55,7	81,3	82,5		
	3-5	GP1	50,0	57,5	77,5	82,9	65,0	82,5	77,1	80,0	82,5	71,0	10,8
		GP2	52,5	62,5	70,0	82,9	65,0	70,0	65,7	67,5	87,5		
		Dog	51,2	60,0	73,8	82,9	65,0	76,3	71,4	73,8	85,0		
	4-5	GP1	57,5	57,5	67,5	60,0	65,0	65,0	48,6	45,0	55,0	57,8	4,6
		GP2	67,5	60,0	62,5	51,4	55,0	65,0	57,1	60,0	50,0		
		Dog	62,5	58,8	60,0	55,7	60,0	65,0	52,9	52,5	52,5		

Katılımcılar arasında en az değişen doğruluk, 4.6 standart sapma ile sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıf çiftine aittir. Katılımcılar arasında en çok değişen sınıflandırma doğruluğu, 13,5 standart sapma ile zihinsel çıkarma ve her iki ayak motor görüntüleme sınıf çiftine aittir. KTUVMA filtrelemesinde katılımcı E kelime ilişkilendirme ve her iki ayak motor görüntü çifti %95,7 doğrulukla en doğru sınıflandırmaya sahiptir. Katılımcı C, kelime ilişkilendirme ve zihinsel çıkarma sınıflandırmasında %46,3 ile en düşük sınıflandırma doğruluğuna sahiptir.

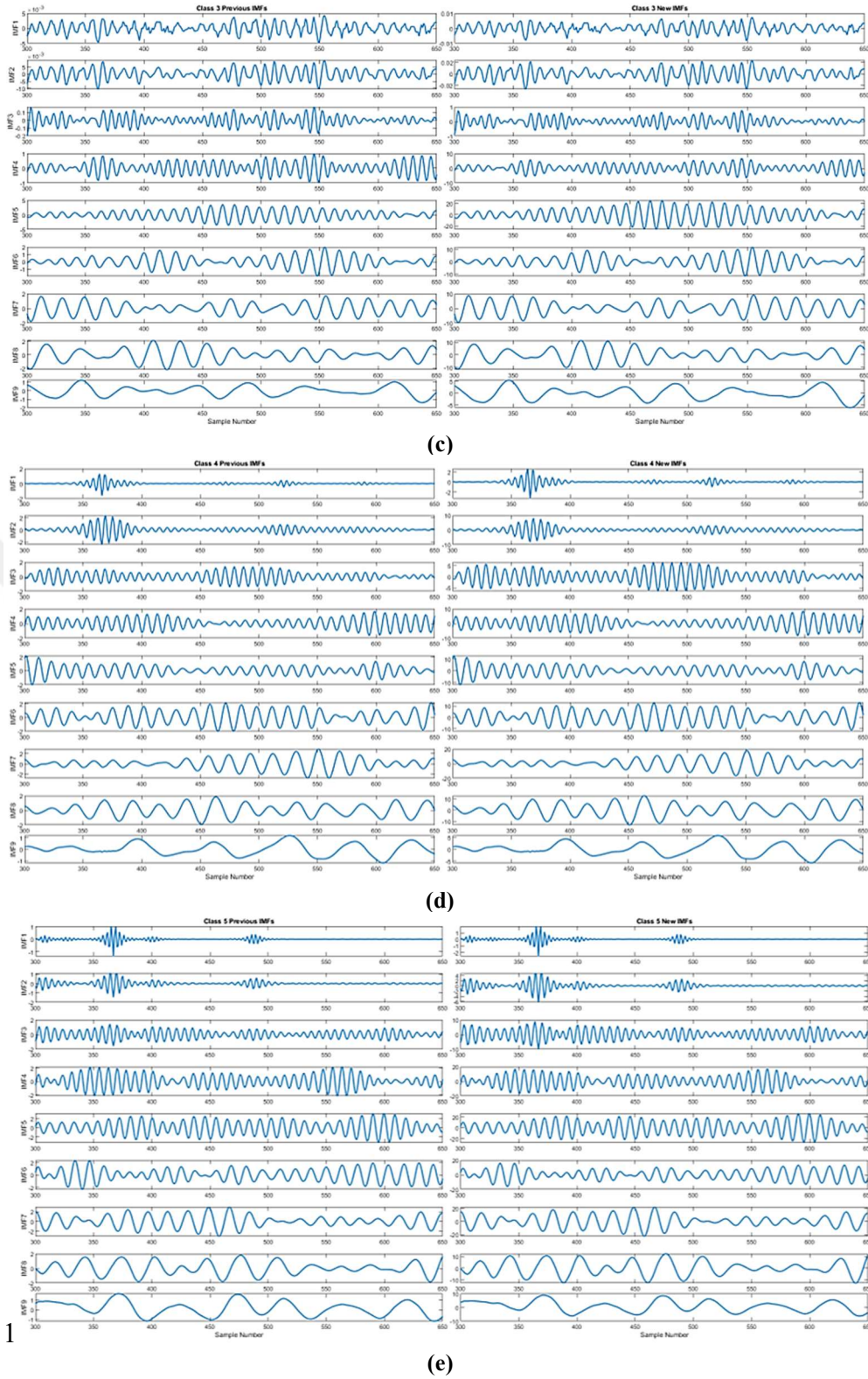
İkili sınıflandırmaların en başarılı ortalama doğruluğunun KTUVMA filtreleme yöntemine ait olduğu sonuçlardan görülmektedir. Bu nedenle, KTUVMA yönteminin filtreleme performansının görsel olarak anlaşılması için, Şekil 7.4'te katılımcı E'den elde edilen beş sınıfa ait filtreleme öncesi İMF'lerin ve yeni İMF'lerin sinyal gösterimi verilmiştir. Örnek olarak gösterilen sinyal segmentleri 300 ve 650 örnek numaraları arasındadır.



(a)



(b)



Şekil 7.4. KTUVMA'nın filtreleme işlemi sırasında katılımcı E'nin C3 elektrotundan elde edilen beş sınıfa ait filtreleme incesi İMF'ler ve yeni İMF'ler. (a) Kelime İlişkilendirme (b) Zihinsel Çıkarma (c) Mekânsal Navigasyon (d) Sağ El Motor Görüntüleme (e) Her İki Ayak Motor Görüntüleme

Çizelge 7.5'te, EEG sinyal veri setinin elde edildiği orijinal çalışmaya ait ikili sınıflandırma sonuçları tüm sınıfların gerçek pozitif oranları ve tüm sınıflandırmaların

doğruluk değerleri ile gösterilmektedir. Sinyallerin filtrelenmesi, Ortak Uzamsal Örüntü (OUÖ) algoritması ile 8Hz-30Hz Bant Geçiren Filtre tasarlanarak yapılmış, ancak sınıflandırma Fisher'ın Doğrusal Ayrımcılık Analizi (DAA) kullanılarak gerçekleştirilmiştir (Scherer ve ark 2015).

Çizelge 7.5. OUÖ tabanlı Bant Geçiren Filtre ile filtrelenen veri kümesinin orijinal çalışmasına ait sinyallerin ikili sınıflandırma sonuçları (1: Kelime İlişkilendirme, 2: Zihinsel Çıkarma, 3: Mekânsal Navigasyon, 4: Sağ El Motor Görüntüleme, 5: Her İki Ayak Motor Görüntüleme, GP1: İkili sınıflandırmanın birinci sınıfına ait Gerçek Pozitif % oranı, GP2: İkili sınıflandırmanın ikinci sınıfına ait Gerçek Pozitif oranı, Dog: İkili sınıflandırmanın doğruluk oranı, Std: Standart Sapma, Yeşil: Optimal Sonuçlar, Kırmızı: Optimal Olmayan Sonuçlar.)

Filtreleme Yöntemi	Sınıflandırma (%)		Katılımcılar									Ortalama Dog (%)	Std
			A	C	D	E	F	G	H	J	L		
Veri Setinin Orijinal Çalışması (OUÖ ile 8Hz - 30Hz Bant Geçiren Filtre)	1-2	GP1	75,0	55,0	70,0	73,0	75,0	60,0	73,0	59,0	75,0	69,8	5,4
		GP2	77,0	63,0	73,0	63,0	77,0	77,0	69,0	71,0	71,0		
		Dog	76,0	59,0	71,5	68,0	76,0	68,5	71,0	65,0	73,0		
	1-3	GP1	43,0	68,0	81,0	74,0	74,0	77,0	68,0	62,0	63,0	66,8	10,2
		GP2	55,0	67,0	82,0	73,0	66,0	76,0	65,0	51,0	58,0		
		Dog	49,0	67,5	81,5	73,5	70,0	76,5	66,5	56,5	60,5		
	1-4	GP1	53,0	61,0	83,0	84,0	90,0	78,0	70,0	86,0	87,0	77,4	11,2
		GP2	60,0	65,0	84,0	82,0	80,0	88,0	72,0	78,0	92,0		
		Dog	56,5	63,0	83,5	83,0	85,0	83,0	71,0	82,0	89,5		
	1-5	GP1	57,0	74,0	71,0	94,0	81,0	78,0	63,0	79,0	90,0	76,1	11,9
		GP2	49,0	68,0	81,0	91,0	74,0	78,0	74,0	74,0	93,0		
		Dog	53,0	71,0	76,0	92,5	77,5	78,0	68,5	76,5	91,5		
	2-3	GP1	71,0	56,0	71,0	65,0	75,0	84,0	76,0	74,0	68,0	70,4	6,3
		GP2	66,0	73,0	71,0	70,0	76,0	84,0	68,0	58,0	61,0		
		Dog	68,5	64,5	71,0	67,5	75,5	84,0	72,0	66,0	64,5		
	2-4	GP1	72,0	56,0	76,0	84,0	83,0	78,0	68,0	88,0	87,0	75,9	10,9
		GP2	74,0	56,0	74,0	82,0	73,0	87,0	57,0	78,0	94,0		
		Dog	73,0	56,0	75,0	83,0	78,0	82,5	62,5	83,0	90,5		
	2-5	GP1	86,0	68,0	78,0	88,0	85,0	82,0	55,0	85,0	90,0	77,9	10,7
		GP2	80,0	60,0	68,0	90,0	85,0	74,0	63,0	76,0	89,0		
		Dog	83,0	64,0	73,0	89,0	85,0	78,0	59,0	80,5	89,5		
	3-4	GP1	48,0	64,0	78,0	86,0	75,0	78,0	65,0	71,0	81,0	71,8	12,2
		GP2	45,0	65,0	76,0	84,0	71,0	78,0	65,0	71,0	92,0		
		Dog	46,5	64,5	77,0	85,0	73,0	78,0	65,0	71,0	86,5		
	3-5	GP1	51,0	68,0	61,0	87,0	78,0	75,0	65,0	67,0	86,0	70,4	12,3
		GP2	52,0	59,0	69,0	88,0	67,0	85,0	62,0	60,0	89,0		
		Dog	51,5	63,5	64,5	87,5	72,5	80,0	63,5	63,5	87,5		
4-5	GP1	54,0	75,0	61,0	60,0	75,0	88,0	45,0	63,0	57,0	65,3	10,0	
	GP2	51,0	67,0	67,0	67,0	77,0	80,0	67,0	61,0	61,0			
	Dog	52,5	71,0	64,0	63,5	76,0	84,0	56,0	62,0	59,0			

Katılımcılar arasındaki ikili sınıflandırma doğruluklarının ortalama doğrulukları ve standart sapması da Çizelge 7.5'te gösterilmiştir. Dokuz katılımcının ortalama doğruluklarına göre en az doğru sınıflandırma %65,3 ile sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıflandırma çiftine aittir. Öte yandan, en doğru sınıflandırma çifti, %77,9 doğrulukla zihinsel çıkarma ve her iki ayak motor görüntülemesidir. Katılımcılar arasında en az değişen doğruluk, 5.4 standart sapma ile kelime ilişkilendirme ve zihinsel çıkarma

sınıf çiftine aittir. Katılımcılar arasında en çok değişen sınıflandırma doğruluğu, standart sapma değeri 12,3 olan mekânsal navigasyon ve her iki ayak motor görüntüleme sınıf çiftine aittir. Ayrıca, katılımcı E kelime ilişkilendirme ve her iki ayak motor görüntüleme çifti ile %92,5 doğrulukla en doğru sınıflandırmaya sahiptir. Katılımcı A, uzamsal navigasyon ve sağ el motor görüntülerinin sınıflandırılması için %46,5 olan en düşük sınıflandırma doğruluğuna sahiptir.

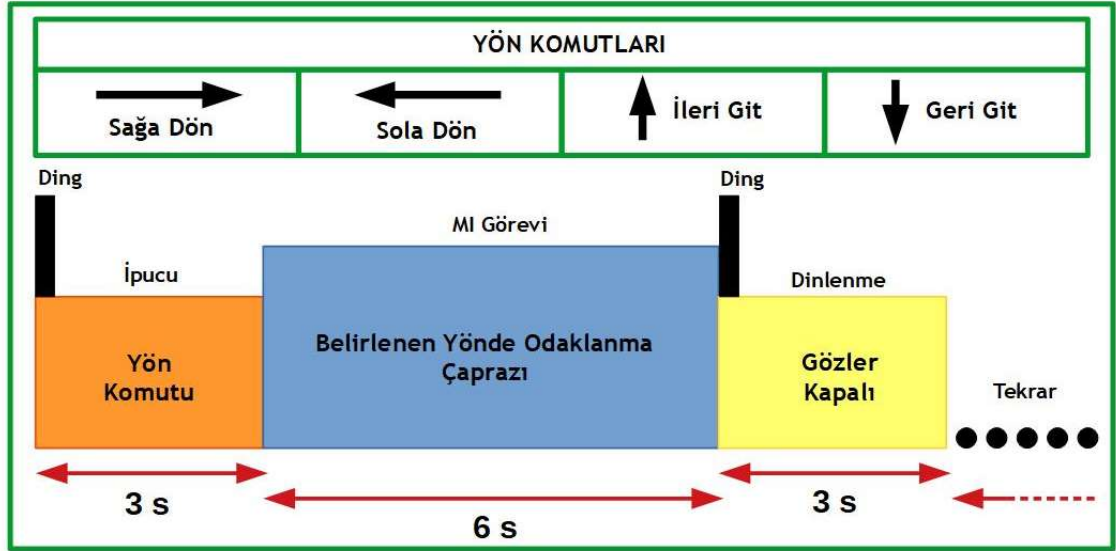
7.2. Uygulama 2 – Bir Kişiden Alınan 20 Günlük Motor Görüntüleme EEG Verileri ile Optimum EEG Kanal Sayısının ve Özellik Sayısının Belirlenmesi

Literatürdeki çalışmalardan anlaşıldığı üzere, kontrol amaçlı kullanılan yön tabanlı MG EEG sınıflandırmaları daha çok ikili sınıflandırmalar olarak ve bir uzuv hareketinin hayal edilmesine dayalı olarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca çok sınıflı çalışmalarda sağ el ve sol elin yanı sıra ayak ve dil hareketi ile ilgili MG sinyalleri bulunduğundan, ayak veya dili ileri-geri veya yukarı-aşağı hareketlerle ilişkilendirmek zordur. Bu uygulamada, MG görevinin gerçekleştirilmesini iyileştirmek için vücut bölümlerini hedef yön ile ilişkilendirmeye gerek duymayan dört temel yön komutu için yeni bir paradigma önerilmiştir. Bununla birlikte, farklı günlerde BBA sistemini kullanan bir deneğin performanslarındaki değişiklikler hakkında herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Bu boşluğu doldurmak için toplam 20 olmak üzere farklı günlerde belli bir süre içinde bir denekten EEG sinyalleri alınmıştır. Bu sinyalleri kullanarak çok sınıflı MG görevlerindeki sınıflandırma performansları gözlemlenmiş ve genelleme yapacak şekilde en iyi sınıflandırmayı veren elektrot kanalları ve öznitelikler belirlenmiştir.

7.2.1. Motor Görüntüleme EEG Veri Seti Tanımı

Çok sınıflı MG sınıflandırma performansı üzerinde en etkili EEG kanallarını ve özelliklerini genelleştirmek için bir denekten 20 gün boyunca belli sürede EEG sinyalleri elde edilmiştir. Denek sağlıklı 37 yaşında bir kadındır. Bu tür çalışmalar için deneğin yaşı orta aralıkta sayılabilir. Bu çalışma için etik izinler alınmış ve bilgilendirilmiş onam formu imzalatılmıştır. İşlem sırasında 10-20 sistemine göre yerleştirilmiş 14 kanallı Emotiv Epoc+ EEG başlığı kullanılmıştır. Başlık, tuzlu su bazlı elektrotlara sahiptir ve örnekleme frekansı 256 Hz'ye (Emotiv) ayarlanmıştır. Emotiv Epoc+ EEG başlığı, jel elektrotlara sahip bilgisayar ile kablolu iletişim yapan medikal EEG başlıklarının aksine, kuru elektrotları ve bilgisayarla kablosuz iletişimi olduğu için tercih edilmiştir. Kuru elektrotlar, her türlü günlük aktiviteyi analiz etmek için BBA uygulamaları için daha

uygundur. Sinyaller, MG görevini ifade eden sinyal parçalarını PsychoPy yazılımı kullanılarak oluşturulan çalışmanın paradigması ile eş zamanlı olarak ilişkilendirilerek etiketlememizi sağlayan EmotivPRO yazılımı aracılığıyla elde edilmiştir (Peirce ve ark 2022).



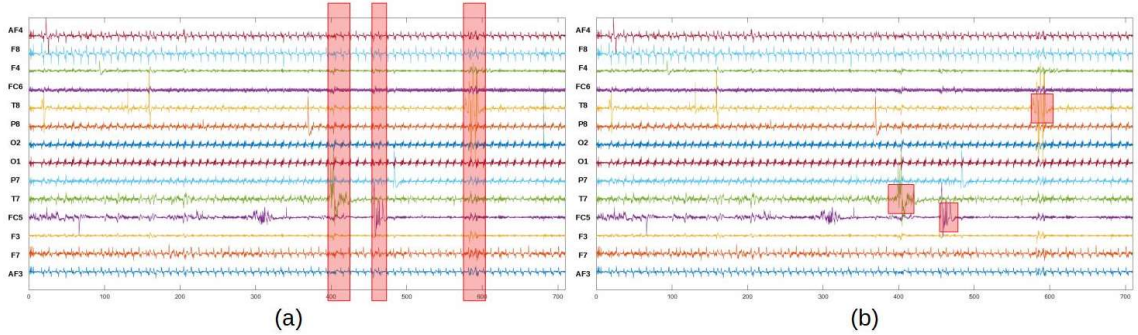
Şekil 7.5. Çalışmanın ipucu güdümlü paradigmasının zamanlama diyagramı; İpucu bölümü için 3s, MG görev gerçekleştirme bölümü için 6s ve dinlenme bölümü için 3s.

Sinyaller, ardışık veya ardışık olmayan 20 gün boyunca sabahları, kısa bir mola ile iki koşu içeren bir denemede alınmıştır. Denekten, verilen zihinsel görevleri gözlerini hareket ettirmeden veya kapatmadan gerçekleştirmesi istenmiştir. Çalışma paradigmasında dört sınıf vardır; sağa dön, sola dön, ileri git ve geri git. Ayrıca her sınıf için tek oturumda toplam 40 örnek bulunmaktadır. Paradigma, deneğin, çalışmanın temel sinyalini oluşturan 10 saniye boyunca boş bir ekrana bakarken hiçbir şey yapmaması ile başlar. Ardından, ipucu kısmı bir ding sesi ile başlar ve 3 saniye sürer, burada yönü gösteren bir ok ve ilgili komutu (sağa dön, sola dön, ileri git, geri git) ekranda belirir. İpucu kısmından sonra denek 6 saniye boyunca ekranın ilgili tarafında beliren odaklanma çaprazı işaretine odaklanarak istenilen komutu düşünür. Son olarak, denek bir ding sesi ile 3s'lik bölümde dinlenmek için gözlerini kapatır ve sonrasında başka bir ipucunun başlangıcı olan bir ding sesi ile tekrar gözlerini açar. Komutlar böyle sırayla devam eder. Çalışmanın ipucu güdümlü paradigması Şekil 7.5'te gösterilmiştir. Bu paradigmanın amacı, kullanıcının bir uzvun hareketini düşünmeden istenilen yönde hareket etmeyi düşünmesini sağlamaktır. Bu çalışmada paradigmanın 6s uzunluğundaki segmentine ait epok sinyalleri kullanılmıştır.

7.2.2. EEG Sinyal İşleme

Öncelikle tüm uygulamalar MATLAB R2020b yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Uygulamada deneğin verilen MG görevini gerçekleştirdiği $t=3s$ ile $t=9s$ arasındaki sinyaller kullanılmıştır. Sinyaller, ilgili MG görevi olarak etiketlenen epoklarına ayrılmadan önce, güç sinyalinin ortadan kaldırılması için sinyallere 50 Hz Çentik (Notch) filtresi uygulanmıştır. Daha sonra, SGO optimizasyonu için tüm kanalların ortalama sinyalinin tüm kanal sinyallerinden çıkarılması olan Ortak Ortalama Referans (OOR) yöntemi uygulanmıştır.

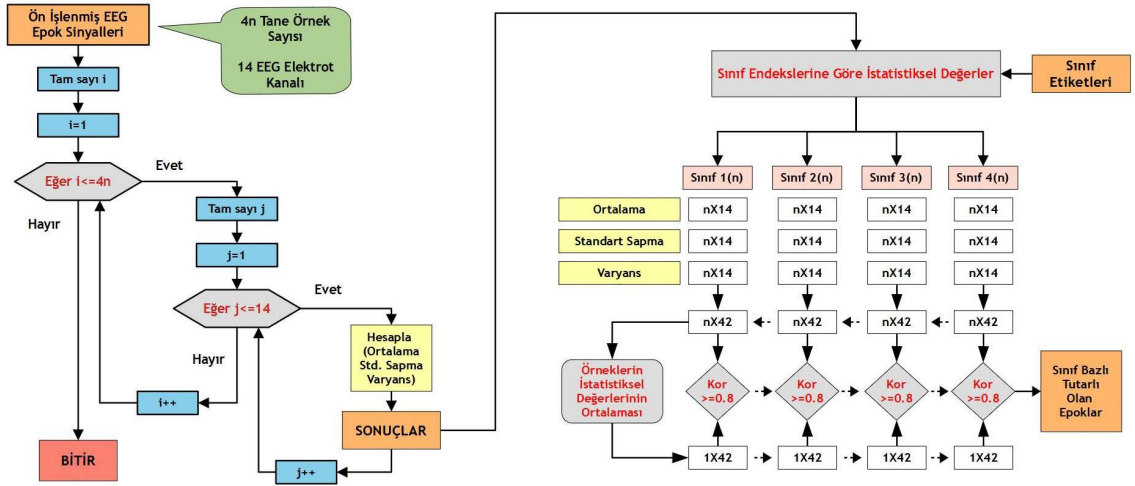
OOR uygulamasından sonra sinyallerin aykırı değerleri atılmıştır. Ancak, diğer yazılımların aykırı değer atma yaklaşımlarından farklı bir yaklaşım uyguladık. Örneğin, EEGLAB'de, F7'de değil de Az kanalında bir aykırı değer olmasına rağmen, aykırı değer bulunduğ zaman aralığı tüm kanalların sinyallerinden kesilir. Bu nedenle bu çalışmada tüm kanallardan ayrı ayrı minimum ve maksimum %3 aykırı değer indisleri bulunmuş ve sinyaller ve indisler epoklarına ayrılmıştır. Genel olarak uygulanan ve bu çalışmada kullanılan aykırı değer giderme yaklaşımları karşılaştırmalı olarak Şekil 7.6'da gösterilmiştir.



Şekil 7.6. a) Literatürde genel olarak kullanılan aykırı değer giderme yaklaşımında istisnasız tüm kanallardan aykırı değer bölümü atılır. **b)** Bu çalışmada kullanılan aykırı değer giderme yaklaşımında tüm kanallar için ayrı ayrı aykırı değer bölümü atılır.

Aykırı değerler atıldıktan sonra, baz olarak kullanılan nötr durumda üretilen sinyallere göre MG görevine ait sinyalleri yükseltmek için tüm kanalların baz sinyalleri epok sinyallerinden çıkarılmıştır. Bu işlemten sonra, tüm epok sinyallerine karşılık gelen aykırı değer indeksleri çıkarılmıştır. Böylece tüm epoklar ve tüm kanallar için farklı uzunlukta sinyaller elde edilmiştir. Ayrıca sinyaller DC benzeri bileşenler ortadan kaldırılacak şekilde filtrelenmiştir. Son olarak, bir epok sinyalinin ortalama değeri ilgili epok sinyalinden çıkarılarak tüm epok sinyallerine baz çizgisi düzeltilmesi uygulanmıştır.

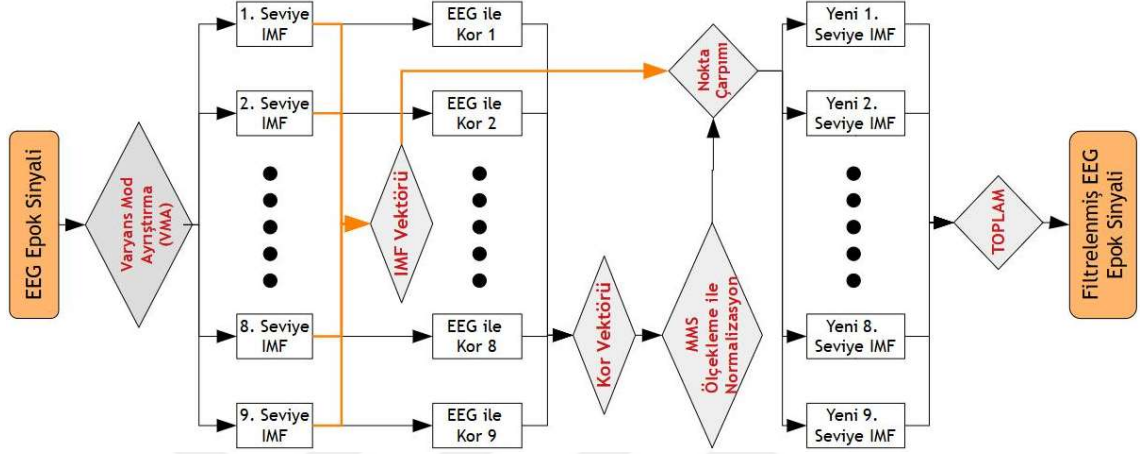
EEG sinyallerini ön işlemeden geçirdikten sonra, aynı sınıfa ait örnekler arasındaki ilişki analiz edilmiştir ve Şekil 7.7'de gösterildiği üzere tutarsız örnekleri çıkarmak için bir algoritma geliştirilmiştir. Tüm günlük kayıtlar için 4 sınıf ve 4n ile gösterilen toplam 160 örnek bulunmaktadır. İlk olarak, 14 kanalın tümüne ait tüm epok sinyallerinin ortalama, standart sapma ve varyans değerleri çıkarıldı. Daha sonra tüm örneklerin istatistiksel ölçümleri sınıf indekslerine göre kategorize edilmiştir. Böylece, tüm sınıflar için toplam $n \times 42$ değerinden oluşan $n \times 14$ ortalama, standart sapma ve varyans değerlerimiz var. Daha sonra tüm sınıfların istatistiksel ölçümlerinin ortalama değerleri referans olarak kullanılmıştır. Bir sınıftaki tüm örneklerin istatistiksel ölçümleri ile aynı sınıfa ait referans ölçümler arasındaki korelasyon ayrı ayrı hesaplandı. Korelasyon 0,8'e eşit veya daha büyükse, örnek iyi bir örnek olarak tutuldu, bu da aynı sınıftaki diğer örneklerle yüksek düzeyde ilişkili olduğu anlamına gelir. Korelasyon 0,8'den küçükse, aynı sınıftaki diğer örneklerle tutarsız olduğu için örnek reddedilmiştir.



Şekil 7.7. Örneklerin ortalama, standart sapma ve varyans değerlerinin korelasyonuna dayalı olarak aynı sınıf içindeki tutarsız örnekleri reddetmek için geliştirilen algoritma.

EEG sinyal işlemenin son aşaması olarak, çıplak gözle gürültülü bir sinyal olarak algılanabilen ancak sinyalin önemli bir parçası olan frekans bileşenlerini korumak için bir filtreleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle, Uygulama 1'de geliştirilen filtreleme yöntemlerinden KTUVMA en iyi sınıflandırma performansı ile en başarılı filtreleme yöntemi olduğu için sinyallerimiz bu yöntemle filtrelenmiştir. En iyi performansı göstermesi VMA'nın hızlı bir yöntem olması, her bileşen için doğru merkezi frekanslar sağlaması ve ayrıca kabul edilebilir bir gürültü direnci olması sebeplerinden kaynaklanabilmektedir (Li ve ark 2019).

Bu çalışmada, KTUVMA filtreleme yaklaşımı 9 İMF'ye sahiptir ve İMF'lerin korelasyon değerleri medyan mutlak sapma ölçeği kullanılarak ana sinyale normalize edilerek İMF'lerin ağırlıkları elde edilmiştir. Yeni korelasyon değerleri, İMF'ler ile çarpılarak, farklılıklarına göre ana sinyale katkıda bulunan yeni İMF'ler elde edilmiştir. KTUVMA filtreleme yönteminin algoritması Şekil 7.8'de görülebilir.



Şekil 7.8. İMF'lerin ana sinyale korelasyonunun yeni İMF'leri belirlediği VMA yöntemine dayalı KTUVMA filtreleme algoritması.

7.2.3. Öznitelik Çıkarma

Tüm sınıflara ait EEG dönem sinyallerini temsil eden en iyi öznitelikleri bulmak için zaman, frekans, zaman-frekans ve doğrusal olmayan gibi öznitelikler çıkarılmıştır. Zaman özellikleri, sinyallerin ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve entropi değerlerinden oluşur. Ayrıca sinyalin enerjisini hem genliğini hem de frekansını kullanarak tanımlayan Teager-Keiser (TK) enerji operatörünü kullanılmıştır.

Frekans domeni öznitelikleri için sinyalin GSY'si hesaplanmıştır ve EEG bant bileşenleri çıkarılmıştır. Normalde istenen frekans aralığı, Alfa ve Beta bandına karşılık gelen 8-30 Hz'dir (Afrakhteh ve Mosavi 2020). Ancak kontrol uygulamaları için bazı çalışmalarda Delta ve Theta bantları da kullanılmıştır (Yusoff ve ark 2014, Edla ve ark 2018, Ha ve Jeong 2019, Tiwari ve ark 2021). Gama bandı da kas aktivitesi ile karıştırılabileceği için tercih edilmemektedir (Muthukumaraswamy 2013). Ancak bu çalışmada 0,5'ten 100 Hz'e kadar tüm frekans bileşenleri kullanılmıştır. Çünkü çalışma sırasında verilen MG görevlerini sınıflandırmak için birkaç frekans aralığı kullanılmış ve yüksek gama bant frekanslarının sınıflandırma performansını arttırdığını gözlemlenmiştir. Ayrıca gama bandının sadece duyguları değil aynı zamanda duygusal

işlemeyi, hareket kontrolünü, hafızayı ve dikkati de ifade ettiğine dair görüşler vardır (Muthukumaraswamy 2013). Bundan dolayı 0,5-100 Hz frekans aralığı 7 parçaya ayrılmıştır; 0,5-3,9 Hz Delta, 3,9-7,9 Hz Teta, 7,9-12,9 Hz Alfa, 12,9-29,9 Hz Beta, 29,9-35 Hz Gama, 35-70 Hz Yüksek Gama 1 ve 70-100 Hz Yüksek Gama 2. EEG bantlarından elde edilen tüm *Welch* GSY'lerin ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve entropi değerleri öznitelik olarak kullanılmıştır. Çizelge 7.6, bu çalışmada kullanılan EEG bantlarının frekans aralıklarını göstermektedir.

Çizelge 7.6. Çalışmada kullanılan EEG bantlarının frekans aralıkları.

EEG Bantları	Frekans Aralıkları
Delta	0.5 – 3.9 Hz
Theta	3.9 – 7.9 Hz
Alpha	7.9 – 12.9 Hz
Beta	12.9 – 29.9 Hz
Gamma	29.9 – 35 Hz
Yüksek Gamma 1	35 – 70 Hz
Yüksek Gamma 2	70 – 100 Hz

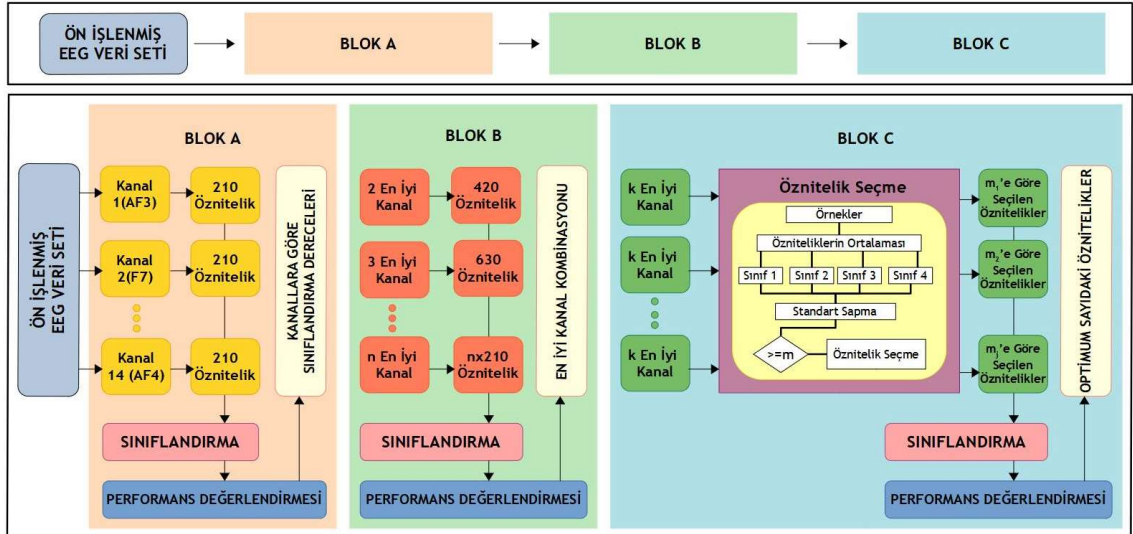
Zaman-frekans özellikleri olarak Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD), Varyasyon Mod Ayırıştırması (VMA) ve Hilbert-Huang Dönüşümü kullandık. 9 seviyeli dalgacık ayırıştırmasında Bior 3.9 ana dalgacık fonksiyonunu kullanarak tüm sinyal ve alt bantlara ait yaklaşıklık ve detay katsayıları çıkarılmıştır çünkü (Alyasseri ve ark 2019) Bior ailesi dalgacıklarının artefaktlar olmadan EEG sinyallerini daha iyi temsil edebildiğini göstermektedir. Ayrıca 9 seviyeli VMA ve HHD'nin İMF'leri çıkarılmıştır. Dönüşümlerden sonra katsayıların ve İMF'lerin ortalama, standart sapma, çarpıklık, basıklık ve entropi değerleri hesaplanmış ve öznitelik olarak kullanılmıştır.

Ayrıca Uygulama 1'de olduğu gibi sinyallerin düzensizlikleri ve uzun menzilli bağımlılıkları hakkında bilgi veren sinyallerin doğrusal olmayan özellikleri de çıkarılmıştır (Peker 2016, Ma ve ark 2018). Bu özellikler Hurst Üssü (Flandrin 1992, Istaş ve Lang 1997), Çok Ölçekli Örnek Entropi (Ma ve ark 2018), Eğimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi (Peker 2016, Ma ve ark 2018), Korelasyon Boyutu (Ma ve ark 2018) ve Hjorth Parametreleri (Hjorth 1970, Peker 2016).

7.2.4. Sınıflandırma ve Sınıflandırma Performansına Göre Öznitelik Seçme

20 farklı günde elde edilen sinyallerin tüm özellikleri ve kanalları için çoklu sınıf sınıflandırmalarını, diğer sınıflandırmalar arasında genel olarak en iyi performansı veren 5-Kat Çapraz Doğrulama Topluluk Altuzay Diskriminantı (*Ensemble Subspace*

Discriminant) sınıflandırıcısı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Öznitelikleri çıkardıktan sonra, sınıflandırma performansına katkıda bulunan en etkili kanalları keşfetmek için 20 ayrı gün boyunca bir seferde yalnızca bir kanal bilgisi kullanılarak sinyaller sınıflandırılmıştır. Ardından, performans sıralamasına göre kanal sayısı arttırılmış ve sınıflandırma doğruluğu azalana kadar sinyaller sınıflandırılmıştır. Böylece en iyi sınıflandırma sonuçlarını veren kanal sayısı belirlenmiştir. Kanalların belirlenmesinden sonra, örnekleri ve onları tanımlayan özellikleri sınıflarına ayırarak öznitelikler analiz edilmiş ve ardından tüm özniteliklerin ortalaması hesaplanmıştır. Sınıflar arasındaki ortalama değerlerin standart sapması yüksek ise özellik ayırt edicidir, değilse ayırt edici değildir ve atılabilir. Sınıflandırma performansı düşene kadar 10^{-9} ile 10^4 arasında değişen sınıflar arasındaki standart sapma değerleri gözlemlenerek daha az ayırt edici olan öznitelikler ıskartaya çıkarılmıştır. Sonunda, tüm günler için kendini en çok tekrar eden ayırt edici özellikler seçilmiş, EEG sinyallerinin çok sınıflı sınıflandırmasında daha etkili olan öznitelik sayısını belirlenmiştir. Önerilen kanal seçimi ve öznitelik seçim süreçleri Şekil 7.9'da gösterilmektedir.



Şekil 7.9. Sınıflandırma performanslarının değerlendirilmesine dayalı olarak önerilen kanal seçimi ve öznitelik seçimi süreci.

7.2.5. Uygulama Sonuçları

20 ayrı günde elde edilen tüm elektrot kanallarına ait sinyallerden tüm öznitelikleri elde edildikten sonra, medyan değeri 0 ve medyan mutlak sapma değeri 1 olan sağlam (*robust*) z-skor normalizasyonu kullanarak çok sınıflı sınıflandırma için tüm örneklerle ait tüm öznitelik uzayları normalize edilmiştir. İlk olarak, tüm kanalların

sınıflandırma performanslarının ayrı ayrı hesaplanabilmesi için her seferinde sadece bir kanaldan elde edilebilecek toplam öznitelik sayısı kullanılmıştır. Günlük doğruluk sonuçları ve her kanaldan elde edilen ortalama doğruluklar Çizelge 7.7'de görülebilir. Ayrıca Çizelge 7.7'de EEG kayıtlarının tarihi ve tutarsız örneklerin atılmasından sonra kullanılan günlük örnek miktarları gösterilmektedir. Sonuçlara göre, en iyi sınıflandırma performansının EEG kanalı F8'e ait olduğu, ardından F7 kanalının geldiği görülmektedir. Üçüncü ve dördüncü kanallar sırasıyla AF3 ve FC6'dır ve bu böyle devam etmektedir.

Çizelge 7.7. Her EEG elektrot kanalının ayrı ayrı günlük çok sınıflı sınıflandırma doğruluk sonuçları ve ortalama doğruluğuna göre her EEG elektrot kanalının sınıflandırma performansına göre sıralaması. (Dog: Doğruluk)

Tarih	Günler	Örnek Miktarı (160)	Her Elektrot Kanalı için Dog (%)													
			AF3	F7	F3	FC5	T7	P7	O1	O2	P8	T8	FC6	F4	F8	AF4
03.06.2021	1	148	33,8	27,7	26,4	27,7	32,4	34,5	31,8	29,7	33,10	39,9	29,1	34,5	31,8	31,8
04.06.2021	2	160	43,1	50,0	34,4	44,4	28,1	30,6	30,6	32,5	32,50	41,3	46,3	30,0	57,5	36,3
05.06.2021	3	160	33,8	31,3	30,0	41,3	26,3	29,4	28,7	25,0	31,90	34,4	35,6	29,4	44,4	34,4
06.06.2021	4	121	33,9	33,9	35,5	34,7	32,2	24,0	24,8	23,1	26,40	31,4	28,9	24,8	45,5	29,8
07.06.2021	5	160	50,6	56,9	35,0	45,6	44,4	33,1	45,6	47,5	35,00	53,1	51,9	35,0	65,6	44,4
08.06.2021	6	160	51,9	60,0	35,0	48,1	42,5	35,6	38,8	36,9	34,40	42,5	38,1	27,5	61,9	40,0
09.06.2021	7	123	34,1	39,0	31,7	26,8	26,0	26,8	30,1	28,5	35,00	37,4	32,5	21,1	43,9	26,0
12.06.2021	8	155	34,2	41,9	32,9	29,7	33,5	31,6	28,4	27,1	23,20	25,8	36,1	37,4	47,7	31,6
13.06.2021	9	158	32,9	35,4	27,8	24,7	29,1	30,4	31,0	26,6	30,40	31,0	33,5	27,2	43,7	27,2
15.06.2021	10	157	40,1	45,2	29,9	35,0	29,9	28,0	33,8	36,9	27,40	29,3	27,4	29,9	30,6	31,2
16.06.2021	11	160	31,3	34,4	30,6	30,6	26,9	30,9	28,7	23,8	27,50	30,0	28,1	29,4	56,3	31,9
18.06.2021	12	159	42,1	42,1	26,4	37,1	30,8	41,5	39,0	35,8	35,20	33,3	54,7	30,8	47,8	35,2
20.06.2021	13	155	36,8	29,0	32,3	27,1	28,4	30,3	27,7	27,1	31,60	30,3	30,3	27,1	37,4	31,6
21.06.2021	14	160	40,0	48,1	30,6	36,9	36,9	40,0	38,1	32,5	38,10	43,1	40,6	27,5	54,4	43,1
23.06.2021	15	157	36,9	42,7	34,4	34,4	34,4	33,8	36,3	30,6	38,20	36,9	49,7	31,8	61,8	36,9
30.06.2021	16	158	37,3	52,5	33,5	33,5	35,4	32,9	35,4	31,6	29,10	38,6	38,6	25,3	60,1	31,6
07.07.2021	17	149	41,6	52,3	28,9	43,0	30,9	38,9	38,9	38,9	29,50	43,6	37,6	30,9	52,3	45,6
08.07.2021	18	158	41,1	52,5	32,3	36,7	31,6	37,3	38,0	38,6	39,20	33,5	41,1	28,5	59,5	39,9
29.07.2021	19	159	43,4	56,6	32,1	35,8	36,5	27,0	36,5	40,3	35,80	35,2	41,5	31,4	57,2	44,0
30.07.2021	20	137	30,7	35,0	27,0	30,7	30,7	29,9	29,2	29,2	26,30	24,8	26,3	32,8	38,7	30,7
Ortalama Dog			38,5	43,3	31,3	35,2	32,4	32,3	33,6	32,1	32,0	35,8	37,4	29,6	49,9	35,2
Kanal Sıralaması			3	2	13	6	9	10	8	11	12	5	4	14	1	7

Günlük sinyallerin ortalama doğruluk sonuçlarına göre tüm EEG kanallarının sınıflandırma sıraları belirlendikten sonra, kanallar sıralamalarına göre beraber kullanılmıştır ve en iyi sınıflandırma performansını veren kanal sayısı bulunana kadar sinyaller sınıflandırılmıştır. Farklı sayıda kanaldan elde edilen günlük sınıflandırma doğruluğu sonuçları Çizelge 7.8'de görülebilir. EEG kanalları F7 ve F8'in kombinasyonu %54,81 doğruluk verirken AF3, F7 ve F8 kanal kombinasyonundan %59,26 doğruluk

elde edilmiştir. Son olarak AF3, F7, FC6 ve F8 kanal kombinasyonundan ise %56,19 doğruluk elde edilmiştir. Görüldüğü gibi kanal sıralamasına göre kanal sayısı 3 iken maksimum ortalama doğruluk sonucu elde edilmiştir. 3 kanaldan fazla kanal kombinasyonu için sınıflandırma doğruluğu düşmeye başlamıştır. Bu nedenle sınıflandırma için AF3, F7 ve F8 EEG kanallarından elde edilen öznitelikler kullanılmıştır.

AF3, F7 ve F8 EEG kanallarının kombinasyonunun en iyi sınıflandırma performansını sağladığı belirlendikten sonra, maksimum sınıflandırma doğruluğunu veren optimum öznitelik sayısı belirlenmeye çalışılmıştır. 3 EEG kanalından elde edilen özniteliklerin toplam miktarı 630 olup, ortalama sınıflandırma doğruluğu %59,26 olarak bulunmuştur.

Çizelge 7.8. EEG elektrot kanal kombinasyonlarının, sınıflandırma doğruluğu düşmeye başlayana kadar kanal sayısını kanal sıralamalarına göre artırılarak elde edilen günlük çok sınıflı sınıflandırma doğruluğu sonuçları. (Dog: Doğruluk)

Günler		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Ortalama Dog
EEG Elektrot Kanal Kombinasyonları İçin Dog(%)	F7 ve F8	41,9	61,3	43,1	38,0	75,0	78,8	35,8	50,3	48,1	49,0	56,3	46,5	41,9	50,6	61,8	65,8	67,8	63,9	64,8	55,5	54,81
	AF3, F7 ve F8	45,9	69,4	45,6	47,9	79,4	78,1	45,5	51,6	50,6	53,5	55,6	55,3	39,4	57,5	62,4	74,1	70,5	72,2	76,7	54,0	59,26
	AF3, F7, FC6 ve F8	42,6	68,8	42,5	39,7	77,5	75,6	43,1	52,9	44,3	38,2	50,6	60,4	40,6	57,5	59,9	72,2	68,5	65,8	74,2	48,9	56,19

Özniteliklerin ayırt ediciliğini belirlemek için sınıflar arasındaki öznitelik ortalamalarının standart sapma değerini hesaplanmıştır. Özniteliklerin ayırt ediciliğini gösteren standart sapma değerleri 10^{-10} 'dan 10^3 'e kadar değişim göstermektedir. Negatif üslü standart sapma değerlerine sahip özniteliklerin ayrımcılığının düşük olduğu fikrinden yola çıkarak, önce standart sapma değeri 10^{-4} 'ten küçük olan öznitelikler çıkarılarak sinyaller sınıflandırılmıştır. Elde edilen ortalama sınıflandırma doğruluğu %61,44 olarak bulunmuştur. Daha sonra standart sapma değerleri 10^{-3} 'ün altında olan öznitelikler çıkarılarak sınıflandırma yapıldığında ortalama doğruluğun %58,27 olarak bulunması nedeniyle düştüğü görülmüştür. Böylece optimum öznitelik miktarı 424 olarak belirlenmiştir. Farklı miktarlarda öznitelikler kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçları 7.9'da gösterilmiştir.

Çizelge 7.10 incelendiğinde 3 EEG kanalından elde edilen 424 özniteliğin sınıf bazlı günlük performansı görülebilir. Sol yönün, ortalama %71,14 gerçek pozitif oranıyla

en başarılı şekilde sınıflandırılan etiket olduğu bulunmuştur. Sağ, İleri ve Geri yönler, sırasıyla %69,34, %53,32 ve %51,59 ortalama gerçek pozitif oranlarıyla daha az başarılı sınıflardır. Optimum kanal kombinasyonu ve öznitelik miktarı ile elde edilen sonuçlara göre günlük sınıflandırma performanslarının rastgele değiştiği gözlemlenmiştir. Dördüncü günde minimum %44,60 sınıflandırma doğruluğu elde edilirken, altıncı günde maksimum %85 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Tüm günlerin ortalama sınıflandırma doğruluğu %61,44 olarak bulunmuştur.

Çizelge 7.9. Sınıflar arası standart sapma değerlerine göre seçilerek 3 EEG kanalından elde edilen özniteliklere dayalı günlük çok sınıflı sınıflandırma doğruluğu sonuçları. (Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Günler		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Ortalama Dog
3 Elektrot Kanalından Elde Edilen Öznitelikler İçin Dog (%)	630	45,9	69,4	45,6	47,9	79,4	78,1	45,5	51,6	50,6	53,5	55,6	55,3	39,4	57,5	62,4	74,1	70,5	72,2	76,7	54,0	59,26
	424 (Std > e-4)	45,9	68,1	51,2	44,6	79,4	85,0	47,2	54,2	55,1	59,2	58,1	55,3	47,1	60,6	61,1	77,2	67,1	75,9	77,4	59,1	61,44
	349 (Std > e-3)	45,3	68,8	49,4	42,1	77,5	78,8	48,0	50,3	53,2	47,1	48,8	53,1	43,9	59,4	59,9	74,1	65,8	72,2	73,6	54,0	58,27

Çizelge 7.10. Sınıflar arasındaki standart sapma değerlerine ve yönleri gösteren dört sınıfın gerçek pozitif oranlarına göre seçilen 424 en etkili özelliğe dayanan günlük çok sınıflı sınıflandırma doğruluğu sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Dog: Doğruluk, GP: Gerçek Pozitif)

Günler			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Ortalama Dog
424 Özniteliik Miktarı İçin Dog (%)	R	GP1	55.6	85.0	60.0	51.9	82.5	87.5	64.3	64.1	65.0	67.5	57.5	62.5	55.3	70.0	66.7	75.0	79.5	85.0	82.5	69.4	69.34
	L	GP2	50.0	77.5	55.0	57.6	90.0	87.5	62.9	72.5	59.0	63.2	62.5	61.5	57.5	75.0	77.5	90.0	87.2	82.1	87.5	66.7	71.14
	F	GP3	45.9	57.5	40.0	33.3	70.0	82.5	41.9	42.1	41.0	45.0	62.5	47.5	42.1	50.0	52.5	71.8	48.6	71.8	71.8	48.6	53.32
	B	GP4	33.3	52.5	50.0	35.5	75.0	82.5	17.2	36.8	55.0	61.5	50.0	50.0	33.3	47.5	47.4	71.8	50.0	65.0	67.5	50.0	51.59
	Dog		45.9	68.1	51.2	44.6	79.4	85.0	47.2	54.2	55.1	59.2	58.1	55.3	47.1	60.6	61.1	77.2	67.1	75.9	77.4	59.1	61.44

Literatürdeki çalışmalar genellikle sağ ve sol MG sinyallerinin ikili sınıflandırması ile ilgili olduğundan, karşılaştırma amacıyla sağ ve sol yönlü MG sinyallerinin ikili sınıflandırma sonuçlarını da çalışma kapsamında elde edilmiştir. 20 günlük ikili sınıflandırma doğrulukları Çizelge 7.11'de gösterilmiştir. Ortalama gerçek pozitif oranlar, sağ yön için %86,71 ve sol yön için %87,97 olarak bulunmuştur. Ortalama sınıflandırma doğruluğu ise %87,39 ile tatmin edici bir sonuçtur.

Çizelge 7.11. Sınıflar arasındaki standart sapma değerlerine ve yönleri gösteren dört sınıfın gerçek pozitif oranlarına göre seçilen 424 en etkili özelliğe dayanan günlük çok sınıflı sınıflandırma doğruluğu sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Dog: Doğruluk, GP: Gerçek Pozitif)

Günler			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Ortalama Dog
424 Öznitelik Miktarı İçin Dog (%)	R	GP1	83,3	95,0	80,0	55,6	97,5	97,5	85,7	82,1	82,5	80,0	82,5	77,5	81,6	92,5	87,2	100,0	100,0	95,0	92,5	86,1	86,71
	L	GP2	77,8	97,5	80,0	75,8	97,5	97,5	85,7	75,0	84,6	84,2	82,5	84,6	77,5	90,0	92,5	95,0	100,0	89,7	97,5	94,4	87,97
	Dog		80,6	96,3	80,0	66,7	97,5	97,5	85,7	78,5	83,5	82,1	82,5	81,0	79,5	91,3	89,9	97,5	100,0	92,4	95,0	90,3	87,39

7.3. Uygulama 3 – Farklı Kişilerden Alınan Motor Görüntüleme EEG Verileri İle Makine Öğrenmesi ve Farklı Boyutlardaki Konvolüsyonel Sinir Ağlarının Performans Karşılaştırması

Literatürdeki çalışmalardan görüldüğü üzere MG EEG sinyallerini sınıflandırmak için özellikle KSA ve türevleri olmak üzere derin öğrenme yöntemleri oldukça popülerdir. KSA çeşitli filtre yapılarının görüntü girdisi üstünde konvolüsyonlarıyla ilişki arayarak düşük frekanslı özelliklerinden yüksek frekanslı özelliklerine doğru özniteliklerini otomatik çıkararak sınıflama yapmaktadır. Ayrıca yüksek sayıda veriye sahip daha önceden eğitilmiş KSA mimarileri de transfer öğrenimi sayesinde başka veri setleri üzerinde de kullanılabilir. EEG sinyalinin de görüntü olarak farklı temsil edilebilme özelliğiyle KSA bu sinyaller için çok kullanılmaktadır. Literatürde var olan KSA mimarilerden yeni oluşturulmuş KSA mimarilerine kadar bir sürü yöntem kullanılmıştır. Ayrıca EEG sinyalinin farklı yöntemlerle elde edilmiş görüntüleri kanal olarak arka arkaya eklenerek 2B giriş olarak kullanılmıştır. Bunun yanında 3B KSA mimarileri için elektrot yerleşimi ve zamandan elde edilen ya da çeşitli ayrıştırma yöntemleri ile ortaya çıkan görüntüler ve kanallardan oluşan hacimler de 3B giriş olarak da kullanılmıştır. Ancak bir veri seti üzerinde hem 1B, hem 2B hem de 3B bir KSA mimarisinin etkileri gözlemlenmemiştir. Bu çalışmada bu durum ele alınmış ve elde edilen MG EEG sinyalleri üzerinde 3 farklı boyuttaki bir KSA mimarisinin sınıflandırma sonuçları elde edilmiş ve hem birbirleri hem de makine öğrenmesi sınıflandırmasıyla karşılaştırılmıştır.

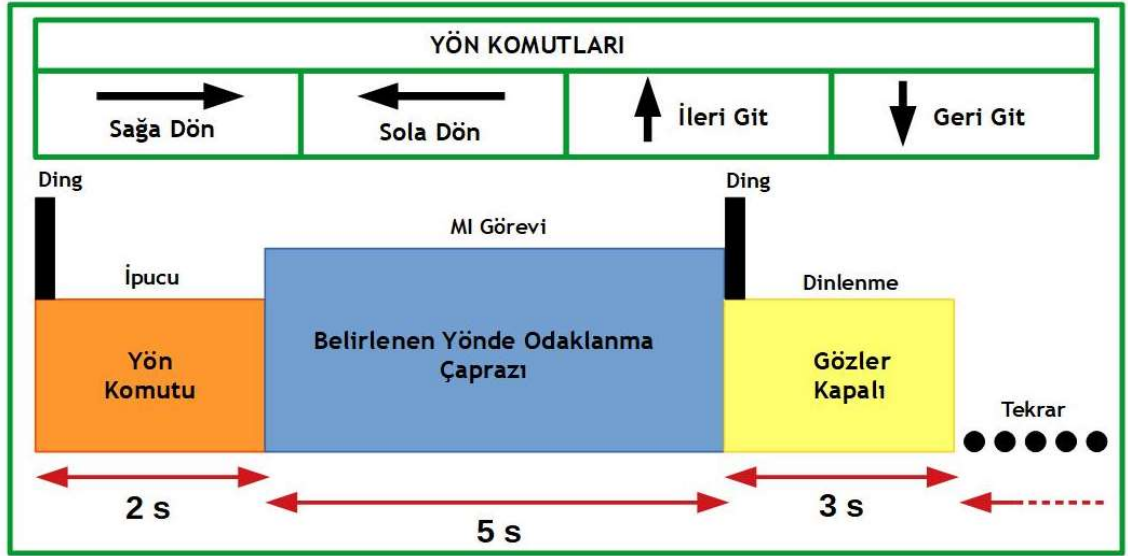
7.3.1. Motor Görüntüleme EEG Veri Seti Tanımı

Bu çalışmada yine Emotiv Epoc+ ve PsychoPy yazılımlarının aracılığıyla 5 sağlıklı kişiden EEG sinyalleri elde edilmiştir. Çalışma için yerel etik kurul onay belgesi alınmıştır. Deneklerden ise gönüllü onam formu alınmıştır. Üçü kadın ikisi erkek olan deneklerin yaşları 22 ile 52 arası değişmektedir. Ayrıca bir önceki uygulamada sinyal alınan kişi haricinde diğerlerinin hiçbirisinin BBA eğitimi yoktur. Deneklerin demografik

özellikleri Çizelge 7.12’de gösterilmektedir. Sinyaller her kişi için bir günde kısa aralıktan oluşan iki deneme içeren tek oturumda alınmıştır. İkinci uygulamanın paradigmasına göre ipucu ve motor görüntüleme kısımları 1’er saniye azaltılmıştır. Bir kişi için her dört sınıftan 80’er, toplamda 320 örnek elde edilmiştir. Şekil 7.10’da uygulamanın paradigması gösterilmektedir. Çalışmada motor görüntülemeye ait olan 5sn’lik bölümlere ait EEG sinyalleri kullanılmıştır.

Çizelge 7.12. Deneklerin demografik özellikleri

Tarih (2021)	Denek	Cinsiyet	Yaş	BBA Eğitimi
28.Eki	EK	Kadın	37	Var
31.Eki	MK	Kadın	26	Yok
9.Kas	ICD	Erkek	22	Yok
11.Kas	IS	Erkek	52	Yok
13.Kas	OC	Kadın	33	Yok



Şekil 7.10. Çalışmanın ipucu güdümlü paradigmasının zamanlama diyagramı; İpucu bölümü için 2s, MG görev gerçekleştirme bölümü için 5s ve dinlenme bölümü için 3s.

7.3.2. Makine Öğrenmesi ve 1B, 2B ve 3B RESNET18 KSA Sınıflandırma

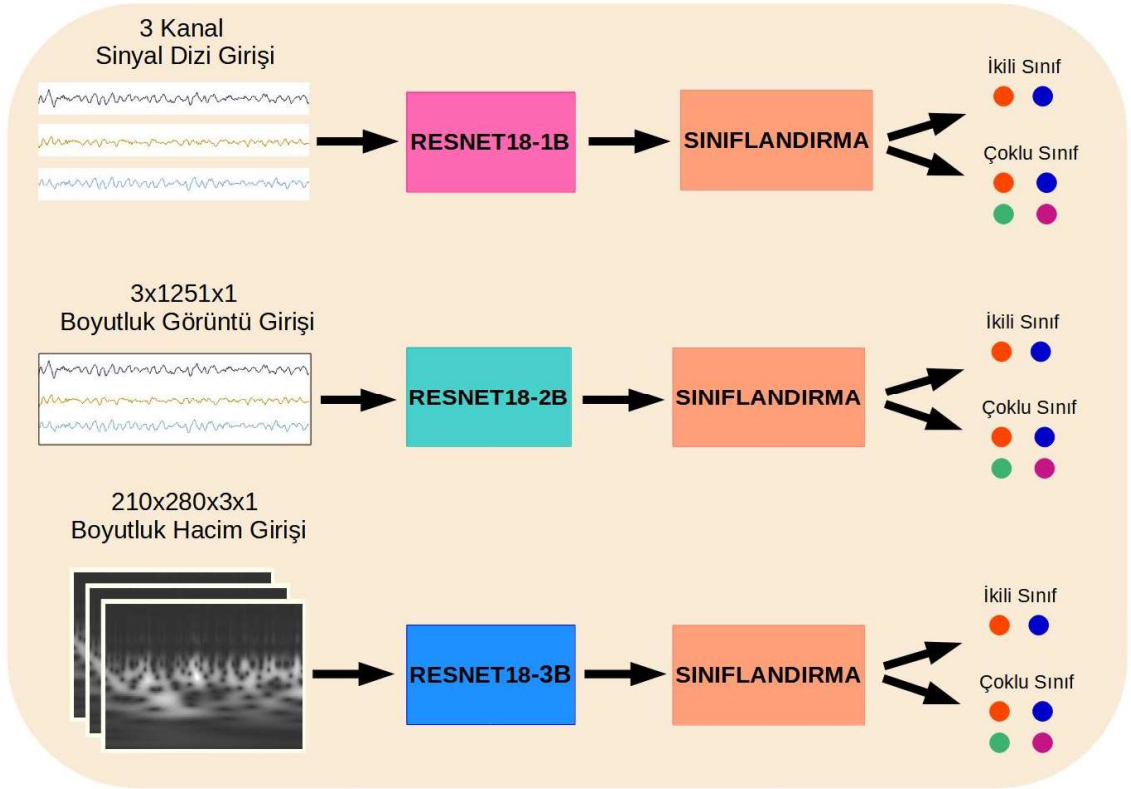
Bu uygulamanın bütün işlemleri MATLAB 2021b kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen EEG sinyallerine ikinci uygulamada olduğu gibi aynı önışleme yöntemleri uygulanmıştır. Makine öğrenmesi sınıflandırması için de 5 kişi için

daha önce en iyi sonucu verdiği belirlenen 3 kanaldan elde edilen 424 öznitelik 5-Kat Çapraz Doğrulmalı Topluluk Altuzay Diskriminantı kullanılarak sınıflandırılmıştır.

Daha sonra makine öğrenmesi yöntemi ile derin öğrenmenin sonuçları arasındaki ilişki veya farklılıkları gözlemek amacıyla derin öğrenme algoritmalarından KSA, sınıflandırıcı olarak seçilmiştir. KSA daha önce de bahsedildiği üzere görüntüler üzerinde kullanılan bir yöntemdir, ancak sinyallerin farklı şekilde temsil edilebilme özelliğini kullanarak sinyallere de uygulanabilmektedir. Böyle bir durumda KSA'ların sinyalleri sınıflandırmadaki başarı durumu merak konusudur. Bu çalışmada 1B, 2B ve 3B olmak üzere farklı şekillerde temsil edilmiş EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında yine bilinen bir KSA mimarisi olan ResNet18' in parametreleri 1B, 2B ve 3B'ye uyarlanarak kullanılmıştır. Ebrahimi ve ark. *ImageNet* veri setinde zaten iyi performans gösteren ResNet-18'in MRG veri setinde de başarıyla uygulanabileceğini varsaymıştır. Böylelikle de ResNet18'i MRG'ın üçüncü boyutu olan uzamsal özelliklerini koruyabilmek adına önceden eğitilmiş ağ parametrelerini filtre boyutu olarak kopyalayarak üçüncü boyuta çıkarmış ve ResNet18'i 3B olarak kullanmışlardır.

Ebrahimi ve ark. yaptıkları çalışmada transfer öğrenme kullanarak önceden eğitilmiş ResNet18'in 3B hali ile MRG görüntülerinde başarılı sonuçlar aldıkları görülmüştür (Ebrahimi ve ark 2020). Bu çalışmada da EEG verilerinin farklı boyut temsillerinde farklı boyut ResNet18 mimarisinin başarısını gözlemek için EEG verilerinin hem ikili hem de çok sınıflı sınıflandırmalarında uygulanmıştır. Ayrıca çok değişkenli zaman serileri, farklı bakış açılarından gözlemlenen karmaşık sistem hakkında daha zengin bilgiler sunmaktadır. Farklı zaman serilerinin kanalları arasındaki korelasyon kapsamlı bir şekilde incelenerek, karmaşık bir ağ oluşturulabilir. Bu yüzden farklı kanallardan elde edilen EEG sinyallerini beraber işlemek ve incelemek önemlidir (Gao ve ark 2021). Bu çalışmada da farklı kanallardan alınan EEG verileri birlikte kullanılarak sistem modellenmesi gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, Ebrahimi ve ark. çalışmasında normalde 2B olan ResNet18'in parametrelerinin kopyalanarak ek bir boyuta taşınması gibi bu çalışmada da 1B ResNet18 elde edebilmek için parametrelere boyut azaltma uygulanmıştır (Ebrahimi ve ark 2020). *ImageNet* veri setinde eğitilen ResNet18'in çıkışı 1000 sınıflı olduğu için bu çalışmaya uygun olacak şekilde mimarinin bütün boyutları için tam bağlantılı katman hem iki çıkış hem de dört çıkış olmak üzere değiştirilmiştir.

ResNet18 mimarisinin boyutlarının değiştirildiği gibi EEG sinyalinin temsillerinin de uyarlanması gerekmektedir. 1B ResNet18 için 1B bir giriş, 2B ResNet18 için 2B bir giriş, 3B ResNet18 için de 3B bir giriş kullanılmalıdır. EEG'nin 1B temsili 3 kanaldan alınan 5sn'lik EEG sinyalleridir. Yani 3 kanaldan ayrı ayrı alınan sinyaller dizi girişi olarak KSA'ya verilmektedir. EEG'nin 2B temsili ise 3 kanaldan alınan 5sn'lik sinyaller bir matris görüntü girişi ($3 \times 1251 \times 1$) olarak KSA'ya verilmektedir. Son olarak, EEG'nin 3B temsili ise SDD yönteminin EEG'ye uygulanmasıyla elde edilen skalogram görüntülerinin gri resme çevrilmiş halleri 3 kanal için birleştirilerek $210 \times 280 \times 3 \times 1$ boyutunda bir hacim girişi olarak KSA'ya verilmektedir. Şekil 7.11'de her bir ResNet18 boyutu için verilen giriş ve çıkış yapıları gösterilmektedir.



Şekil 7.11. 1B, 2B, 3B ResNet18 ağları için oluşturulan giriş ve çıkış yapıları

Ayrıca KSA'lar diğer derin öğrenme yapıları gibi fazla sayıda veriye ihtiyaç duymaktadır. Genel olarak EEG çalışmalarında elde edilen veri sayısı ise yetersiz kalmaktadır. Bunun için döndürme, çevirme, kırpma ve gürültü ekleme gibi çeşitli veri manipülasyonları ile veri çoğaltma yapılmaktadır. Veri çoğaltma mevcut verilerden yapay olarak yeni veri örneklerinin oluşturulduğu bir teknik olarak belirtilmektedir. Daha fazla örnekle eğitilmiş bir ağda aşırı öğrenme (*overfitting*) durumu engellenmiş olur ve

daha fazla parametre içerdiği için daha karmaşık modeller kullanılabilir. Son olarak örneklerin daha değişken temsilleri ile bir sınıflandırıcıyı eğitmek, modeli, görünmeyen örnekleri test ederken karşılaşması muhtemel türdeki dönüşümlere karşı daha değişmez ve sağlam kılmaktadır (Roy ve ark 2019, Lashgari ve ark 2020). Bu tez çalışmasında 1B ve 2B aslen sinyalin kendisi olan girişlere 0,01 katsayısıyla çarpılmış rastgele gürültü, 3B sinyalin skalogram görüntüsüne ise 0,01 katsayısıyla çarpılmış rastgele ortalamaya ve 0,001 katsayısıyla çarpılmış varyasyona sahip gauss gürültüsü eklenerek veriler çoğaltılmıştır.

Eğitim parametrelerinin deneysel olarak belirlendiği ağız eğitim sürecinde eğitim fonksiyonu “adam”, mini grup (*mini-batch*) büyüklüğü 32, öğrenme oranı 0,001 ve maksimum epok sayısı 10 seçilmiştir.

7.3.3. Uygulama Sonuçları

Makine öğrenmesi ve derin öğrenmenin EEG sinyal sınıflandırmada başarılarını karşılaştırmak için ilk önce bir önceki uygulamada olduğu gibi 5 sağlıklı kişiden alınan MG EEG sinyalleri işlenmiş, öznetelikleri çıkarılmış ve 5-Kat Çapraz Doğrulamalı Topluluk Altuzay Diskriminantı kullanılarak sınıflandırılmıştır. Daha sonra ise ResNet18’in farklı boyutları ile sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Çizelge 7.13’te makine öğrenmesi yönteminin çok sınıflı sınıflandırma sonuçları verilirken Çizelge 7.14’te ise ikili sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Dört sınıflı sınıflandırma için en iyi sonuç %70,3 doğruluk ile BBA eğitimi almış olan EK kişisine aittir. Daha sonra onu %54,7en genç yaşa sahip denek birey ICD almıştır. En düşük doğruluk ise IS kişisine aittir. Beş kişi için ortalama sınıflandırma doğruluğu ise %49,2 bulunmuştur. Kişiler arasındaki doğruluğun standart sapması da 12,3 olarak elde edilmiştir. İkili sınıflamada ise en yüksek doğruluk ortalama %75,2 ile sağ ve ileri yönlerinin sınıflamasında elde edilmiştir. En düşük doğruluk ise ortalama %61,1 ile ileri ve geri yönlerinin sınıflamasına aittir. İkili sınıflamanın en yüksek doğruluğuna sahip kişisi EK bütün sınıflamalar için ortalama %90,8 sonuç verirken onu %71,8 ile ICD takip etmektedir. En düşük doğruluğa sahip kişi ise yine IS bireyidir. Bütün sınıflamalar ve bütün kişiler için 12 standart sapma değeri ile ortalama %68,6 doğruluk elde edilmiştir.

Çizelge 7.13. Topluluk Altuzay Diskriminantı ile makine öğrenmesi çok sınıflı sınıflandırma sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Denek	R	L	F	B	Dog
-------	---	---	---	---	-----

EK	80,0	85,7	56,4	60,0	70,3
MK	56,2	26,2	37,5	36,2	39,1
ICD	80,0	55,0	38,5	45,0	54,7
IS	60,0	30,0	25,6	30,0	36,5
OC	77,5	25,0	26,8	52,5	45,3
Kişi Bazlı Ort. Dog					49,2
Std					12,3

Çizelge 7.14. Topluluk Altuzay Diskriminantı ile makine öğrenmesi ikili sınıflandırma sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Denek	RL-FB			R-L			R-F			R-B			L-F			L-B			F-B			Sınıf Bazlı Ort. Dog
	RL	FB	Dog	R	L	Dog	R	F	Dog	R	B	Dog	L	F	Dog	L	B	Dog	F	B	Dog	
EK	83,6	84,8	84,2	97,3	96,1	96,7	93,3	93,6	93,5	89,3	95,0	92,3	89,6	97,4	93,5	92,2	97,5	94,9	75,6	85,0	80,4	90,8
MK	57,5	59,4	58,4	62,5	61,3	61,9	71,2	70,0	70,6	66,2	58,8	62,5	50,0	60,0	55,0	62,5	62,5	62,5	61,3	50,0	55,6	60,9
ICD	70,0	69,6	69,8	85,0	82,5	83,8	82,5	66,7	74,7	87,5	80,0	83,8	65,0	82,1	73,4	55,0	72,5	63,7	51,3	55,0	53,2	71,8
IS	55,0	67,1	61,0	55,0	60,0	57,5	62,5	66,7	64,6	67,5	60,0	63,7	57,5	66,7	62,0	40,0	65,0	52,5	56,4	52,5	54,4	59,4
OC	60,0	65,4	62,7	60,0	52,5	56,3	85,0	61,0	72,8	67,5	65,0	66,3	50,0	36,6	43,2	60,0	55,0	57,5	51,2	72,5	61,7	60,1
Kişi Bazlı Ort. Dog	67,2			71,2			75,2			73,7			65,4			66,2			61,1			68,6
Std	9,3			16			9,7			12			17			15			10,1			12,0

Çizelge 7.15'te 1B ResNet18'in çok sınıflı sonuçları verilirken Çizelge 7.16'da ise ikili sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Dört sınıf için en iyi sonuç %87,1 doğruluk ile EK kişisine aittir. Daha sonra ICD kişisinden elde edilen %58,1 doğruluk gelmektedir. En düşük doğruluk ise IS kişisine aittir. Beş kişi için ortalama sınıflandırma doğruluğu ise %54,7 bulunmuştur. Kişiler arasındaki doğruluğun standart sapması da 17,6 olarak elde edilmiştir. İkili sınıflamada ise en yüksek doğruluk ortalama %81,8 ile sağ ve sol yönlerinin sınıflamasında elde edilmiştir. En düşük doğruluk ise ortalama %71,7 ile sağ-sol ve ileri-geri yönlerinin sınıflamasına aittir. İkili sınıflamanın en yüksek doğruluğuna sahip kişisi EK bütün sınıflamalar için ortalama %94,2 sonuç verirken onu %81,8 ile ICD takip etmektedir. En düşük doğruluğa sahip kişi ise yine IS bireyidir. Bütün sınıflamalar ve bütün kişiler için 10,1 standart sapma değeri ile ortalama %77,1 doğruluk elde edilmiştir.

Çizelge 7.15. ResNet18 1B ile derin öğrenme çok sınıflı sınıflandırma sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

--	--	--	--	--	--

Denek	R	L	F	B	Dog
EK	91,3	95,0	83,4	80,3	87,1
MK	63,7	42,8	35,8	42,5	43,5
ICD	64,2	70,1	47,7	43,8	58,1
IS	31,6	50,0	22,5	50,0	37,0
OC	54,7	45,9	47,1	43,8	47,9
Kişi Bazlı Ort. Dog					54,7
Std					17,6

Çizelge 7.16. ResNet18 1B ile derin öğrenme ikili sınıflandırma sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Denek	RL-FB			R-L			R-F			R-B			L-F			L-B			F-B			Simf Bazh Ort. Dog
	RL	FB	Dog	R	L	Dog	R	F	Dog	R	B	Dog	L	F	Dog	L	B	Dog	F	B	Dog	
EK	95,2	91,7	93,3	100,0	100,0	100,0	100,0	91,7	95,5	83,3	90,9	87,0	100,0	91,7	95,5	100,0	94,4	96,9	90,9	91,7	91,3	94,2
MK	57,6	78,7	62,1	76,0	78,3	77,1	89,2	67,1	73,8	68,9	72,5	70,5	60,4	57,4	58,6	60,7	77,7	65,5	63,9	72,7	67,3	67,8
ICD	67,5	70,7	68,8	91,8	100,0	95,5	91,0	82,4	86,7	84,2	90,8	87,2	90,0	75,0	81,8	77,5	84,6	80,7	73,5	70,8	71,8	81,8
IS	68,1	59,4	63,0	59,8	66,1	62,2	83,5	56,5	64,0	66,7	77,8	70,8	69,2	66,7	68,2	69,2	72,7	70,8	58,8	100,0	68,2	66,7
OC	75,4	68,6	71,4	74,3	74,0	74,1	75,0	100,0	83,3	75,4	75,1	75,3	74,6	74,9	74,7	80,0	71,4	75,0	72,5	68,9	70,5	74,9
Kişi Bazh Ort. Dog	71,7			81,8			80,7			78,2			75,8			77,8			73,8			77,1
Std	11,3			14			10,8			7,5			12,5			10,8			8,9			10,1

Çizelge 7.17’de 2B ResNet18’in çok sınıflı sonuçları verilirken Çizelge 7.18’de ise ikili sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Dört sınıf için en iyi sonuç %85,6 doğruluk ile EK kişisine aittir. Daha sonra ICD kişisinden elde edilen %58,1 doğruluk gelmektedir. En düşük doğruluk ise IS kişisine aittir. Beş kişi için ortalama sınıflandırma doğruluğu ise %54,6 bulunmuştur. Kişiler arasındaki doğruluğun standart sapması da 16,8 olarak elde edilmiştir. İkili sınıflamada ise en yüksek doğruluk ortalama %80,4 ile sağ ve sol yönlerinin sınıflamasında elde edilmiştir. En düşük doğruluk ise ortalama %66,5 ile ileri ve geri yönlerinin sınıflamasına aittir. İkili sınıflamanın en yüksek doğruluğuna sahip kişisi EK bütün sınıflamalar için ortalama %89,7 sonuç verirken onu %82,5 ile ICD takip etmektedir. En düşük doğruluğa sahip kişi ise yine IS bireyidir. Bütün sınıflamalar ve bütün kişiler için 9,3 standart sapma değeri ile ortalama %75,1 doğruluk elde edilmiştir.

Çizelge 7.17. ResNet18 2B ile derin öğrenme çok sınıflı sınıflandırma sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

--	--	--	--	--	--

Denek	R	L	F	B	Dog
EK	75,8	83,1	71,4	86,7	78,7
MK	47,6	25,5	30,0	29,6	33,5
ICD	78,9	64,6	49,6	49,7	60,4
IS	59,0	38,7	18,7	42,6	39,3
OC	75,2	38,6	39,0	61,4	51,2
Kişi Bazlı Ort. Dog					52,6
Std					16,0

Çizelge 7.20. ResNet18 3B ile derin öğrenme ikili sınıflandırma sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Denek	RL-FB			R-L			R-F			R-B			L-F			L-B			F-B			Sınıf Bazlı Ort. Dog
	RL	FB	Dog	R	L	Dog	R	F	Dog	R	B	Dog	L	F	Dog	L	B	Dog	F	B	Dog	
EK	92,0	84,3	87,6	100,0	95,7	97,7	95,0	87,5	90,9	90,6	89,0	89,8	100,0	92,8	96,1	94,0	91,9	92,9	92,2	100,0	96,0	93,0
MK	56,3	58,6	57,3	65,7	66,5	66,1	60,3	65,9	62,5	68,0	69,6	68,8	69,2	58,6	61,9	68,8	74,1	71,1	62,7	60,1	60,7	64,1
ICD	89,9	95,3	92,5	91,2	92,7	92,0	78,1	89,9	83,8	71,5	100,0	80,1	76,8	99,2	86,0	91,7	91,7	91,7	48,3	55,7	53,6	82,8
IS	70,4	60,7	64,8	74,7	71,9	73,2	85,0	60,1	68,2	87,1	76,1	80,7	63,3	67,8	64,6	81,4	67,0	72,0	52,7	63,3	57,5	68,7
OC	77,0	76,9	76,9	87,9	86,5	87,2	84,6	90,9	87,5	98,7	91,7	94,9	72,5	62,5	66,1	71,1	66,8	68,8	54,8	62,1	56,8	76,9
Kişi Bazlı Ort. Dog	75,8			83,2			78,6			82,9			74,9			79,3			64,9			77,1
Std	13,3			11,8			11,2			8,98			13,6			10,7			15,7			10,3

Çizelge 7.21’de kullanılan bütün yöntemler için çok sınıflı sınıflandırmaya göre ortalama doğruluk değerleri karşılaştırma amacıyla verilmiştir. Ayrıca Çizelge 7.22’de de kullanılan bütün yöntemler için ikili sınıflandırma ortalama doğruluk değerleri karşılaştırma amacıyla verilmiştir. Sonuçlardan görüldüğü üzere çok sınıflı sınıflandırma için en başarılı yöntem %54,7 doğrulukla ResNet18’in 1B’ye uyarlanmış hali olmuştur. Kişi bazlı bakıldığında EK kişisi için %87,1 doğrulukla ResNet18 1B en başarılıdır. MK kişisi için %43,5 doğrulukla ResNet18 1B en başarılıdır. ICD kişisi için %60,4 doğrulukla ResNet18 3B en başarılıdır. IS kişisi için %39,4 doğrulukla ResNet18 2B en başarılıdır. Son olarak OC kişisi için ise %51,2 doğrulukla ResNet18 3B en başarılıdır. İkili sınıflandırma sonuçlarına bakıldığında en başarılı yöntemler %77,1 doğrulukla hem ResNet18 1B hem de ResNet18 3B olmuştur. Yöntemlerin kişi bazlı değerlendirmesinde görüldüğü üzere EK kişisi için %94,2 doğrulukla ResNet18 1B en başarılıdır. MK kişisi için %67,9 doğrulukla ResNet18 2B en başarılıdır. ICD kişisi için %82,8 doğrulukla

ResNet18 3B en başarılıdır. IS kişisi için %68,7 doğrulukla ResNet18 3B en başarılıdır. Son olarak OC kişisi için ise %76,9 doğrulukla ResNet18 3B en başarılıdır. Kişi bazlı ikili sınıflamada genel olarak ResNet18 3B daha iyi sonuç vermiştir. Ancak genel olarak derin öğrenme yöntemleri daha başarılı iken ResNet18'in her boyutu için ortalama sınıflandırma başarısı birbirine çok yakındır.

Çizelge 7.21. Çok sınıflı sınıflandırmada yöntemlerin ortalama sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Denek	Dog % (4 Sınıf)			
	Top. Alt. Disk.	RESNET18 1B	RESNET18 2B	RESNET18 3B
EK	70,3	87,1	85,6	78,7
MK	39,1	43,5	41,8	33,5
ICD	54,7	58,1	58,1	60,4
IS	36,5	37,0	39,4	39,3
OC	45,3	47,9	47,9	51,2
Ort. Dog	49,2	54,7	54,6	52,6

Çizelge 7.22. İkili sınıflandırmada yöntemlerin ortalama sonuçları (R: Sağ, L: Sol, F: İleri, B: Geri, Ort: Ortalama, Dog: Doğruluk, Std: Standart Sapma)

Denek	Dog % (2 Sınıf)			
	Top. Alt. Disk.	RESNET18 1B	RESNET18 2B	RESNET18 3B
EK	90,8	94,2	89,7	93,0
MK	60,9	67,8	67,9	64,1
ICD	71,8	81,8	82,5	82,8
IS	59,4	66,7	65,9	68,7
OC	60,1	74,9	69,4	76,9
Ort. Dog	68,6	77,1	75,1	77,1

Farklı boyuttaki ResNet18 ağlarının doğruluk açısından birbirine yakın başarıda olmaları sebebiyle bir sonra bakılması gereken kriter işlem yüküdür. Merkezi İşlem Birimi (MİB) aracılığıyla gerçekleştirilen eğitim süreçleri Çizelge 7.23'te verilmiştir. Buradan görüldüğü üzere ResNet18'in 1B versiyonu ile gerçekleştirilen eğitimin süresi hem iki sınıflı sınıflandırma hem de dört sınıflı sınıflandırma için çok daha kısadır. Çizelge 7.24'te ise test aşamasında ResNet18'in bütün boyutları ile elde edilmiş ağlarla bir tane örnek sınıflandırılırken geçen süreçler verilmiştir. Tablodan görüldüğü üzere ResNet18 1B saniyenin binde beşi kadar sürede bir örneği sınıflamaktadır ve bu süre, ResNet18 2B'den yaklaşık 3 kat, ResNet18 3B'den ise yaklaşık 20 kat daha kısadır. Bu sebeple hem ikili sınıflı hem de dörtlü sınıflı gerçek zamanlı uygulamalar için ResNet18 1B daha avantajlıdır.

Çizelge 7.23. ResNet18'in farklı boyutları için toplam eğitim süreleri

Eğitim Süresi (4 Sınıf)		
RESNET18 1B	RESNET18 2B	RESNET18 3B
8 dk	27 dk	75 dk
Eğitim Süresi (2 Sınıf)		
RESNET18 1B	RESNET18 2B	RESNET18 3B
4 dk	15 dk	42 dk

Çizelge 7.23. ResNet18'in farklı boyutları ile bir örneğin sınıflandırılması için gereken test süreleri

Test Süresi (4 Sınıf)		
RESNET18 1B	RESNET18 2B	RESNET18 3B
0,0048s	0,0114s	0,0915
Test Süresi (2 Sınıf)		
RESNET18 1B	RESNET18 2B	RESNET18 3B
0,0050s	0,0190s	0,1023s

8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

8.1. Sonuçlar

Sinyal Ayırıştırma yöntemlerinin kullanıldığı korelasyona dayalı adaptif filtre yöntemlerinin önerildiği Uygulama 1'in sonuçlarını net ve bir bütün olarak görebilmek için tüm ikili sınıflandırmalara ait tüm filtreleme yöntemlerini kullanarak elde edilen ortalama doğrulukları ve orijinal çalışmanın ve aynı veri setini kullanan diğer çalışmaların sonuçlarını içeren bir çizelge oluşturulmuştur. Çizelge 8.1, tüm ikili sınıflandırmalardan elde edilen tüm ortalama doğrulukları ve aynı veri seti üzerinde gerçekleştirilen diğer çalışmaların doğruluklarını göstermektedir.

Sonuçlara bakıldığında, Eliptik Bant Geçiren, KTUDA ve KTUAMA filtreleme yöntemlerinin, kelime ilişkilendirme ve sağ el motor görüntüleme sınıf çifti ile en iyi sınıflandırmayı verdiği görülmektedir. Öte yandan, KTUVMA kelime ilişkilendirme ve her iki ayak motor görüntü çifti ile en iyi sınıflandırmayı vermektedir. Sinyallere OUÖ tabanlı Bant Geçiren filtrelemenin uygulandığı orijinal çalışma, zihinsel çıkarma ve her iki ayak motor görüntü çifti ile en iyi sınıflandırmayı vermektedir. Geliştirdiğimiz uyarlamalı filtreleme yöntemleri arasında KTUVMA, tüm ikili sınıflandırmalarda ortalama %70,4 doğrulukla en iyi sınıflandırma sonucuna sahipken, Eliptik Bant Geçiren geleneksel filtreleme yöntemi %66,2 doğruluk oranıyla sonuçlanmaktadır.

Öte yandan, kullanılan veri setinin elde edildiği orijinal çalışma %72,2 ile en iyi sınıflandırma ortalama doğruluğuna sahiptir ancak ön işleme yöntemlerinden bahsedilmemiştir. Bu tez çalışmasında ise sinyallerin frekans bileşenlerinden hiçbiri direk atılmamıştır, sadece kullanılan yöntemlerle katsayıları uyarlanarak sinyale olan etkileri değiştirilmiştir. Ayrıca geleneksel Eliptik Bant Geçiren filtre, filtrenin 8Hz ile 30Hz arasındaki frekans bileşenlerini geçirecek şekilde tasarlandığı orijinal çalışmadan farklı olarak 0,3Hz ve 35Hz bandına ait frekans bileşenlerini geçirecek şekilde tasarlanmıştır.

Orijinal çalışmada kullanılan özelliklere değinilmediği için bu konuda bir karşılaştırma yapılamamaktadır. Ayrıca, çalışmalarda kullanılan sınıflandırıcılar, ikinci dereceden çekirdek işlevli bir DVM sınıflandırıcı kullandığımız için birbirinden farklıdır, ancak veri setinin orijinal çalışmasında Fisher'ın DAA sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Dolayısıyla, çalışmamız ve referans çalışmadan elde edilen sonuçların farklılığı, bu farklı filtreleme, özellik ve sınıflandırıcı koşulları nedeniyle açıklanabilir.

Çizelge 8.1. Tüm ikili sınıflandırmaların ortalama doğrulukları, veri kümesinin orijinal çalışmasının sonuçları ve aynı veri kümesi üzerindeki diğer çalışmaların sonuçlarıyla karşılaştırmak için tüm filtreleme yöntemlerinin uygulanmasından sonra elde edildi. (1: Kelime İlişkilendirme, 2: Zihinsel Çıkarma, 3: Mekânsal Navigasyon, 4: Sağ El Motor Görüntüleme, 5: Her İki Ayak Motor Görüntüleme, Dog: İkili

sınıflandırmanın doğruluk oranı, Std: Standart Sapma, Yeşil: Optimal Sonuçlar, Kırmızı: Optimal Olmayan Sonuçlar.)

Filtreleme Yöntemi	Zaman Segmentleri	Bütün Katılımcıların Ortalama Doğrulukları (%)										İkili Sınıf Ortalama Doğ (%)	Std Ortalama Doğ
		1-2	1-3	1-4	1-5	2-3	2-4	2-5	3-4	3-5	4-5		
DVM ile Eliptik Bant Geçiren Filtre (Uygulama 1)	5s-10s	62.8	67.4	71.7	69.7	66.2	66.6	67.2	68.8	67.3	52.5	66.2	5.3
KTUDA (Uygulama 1)	5s-10s	65.5	72.5	75.1	75.0	67.8	67.5	72.6	69.9	71.2	56.0	69.3	5.7
KTUAMA (Uygulama 1)	5s-10s	59.7	70.1	74.6	73.9	65.2	67.4	68.3	70.0	68.5	54.9	67.3	6.1
KTUVMA (Uygulama 1)	5s-10s	65.6	73.9	75.1	76.1	70.6	71.2	72.9	70.1	71.0	57.8	70.4	5.3
OUÖ Bant Geçiren Filtre (Orişinal Çalışma)	0s-10s	69.8	66.8	77.4	76.1	70.4	75.9	77.9	71.8	70.4	65.3	72.2	4.4
DPD (Türk ve ark 2017)	3s-4.25s	80.0	80.1	73.8	78.6	79.0	73.6	78.3	73.9	80.8	77.9	77.6	2.8
DOUÖ (Samiee ve Sardouie 2019)	4s-7s	-	-	-	-	-	-	73.0	-	-	-	-	-
DVM ile Riemannian Geometri (Kalaganis ve ark 2019)	4.25s-10s	-	-	-	-	-	-	75.8	-	-	-	-	-
DVM ile LR (Samiee ve ark 2020)	4s-7s	-	-	-	-	-	-	72.0	-	-	-	-	-
DR ile FBTY (Corsi ve ark 2022)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	54.0	-	-

Çalışmamızı, veri setinin orijinal çalışmasından ve diğer çalışmalardan ayıran bir diğer husus, zaman dilimlerinin sınırları ve uzunluklarıdır. Referans çalışmasının kullandığı paradigmanın bütünü (Scherer ve ark 2015) veya görsel bir tetiklemenin olduğu ipucu bölümü (Türk ve ark 2017) yerine yalnızca ipucunun hayal gücünden oluşan bir zaman dilimi kullanılmıştır. Dolayısıyla, sınıflandırma performanslarındaki farklılıklar da bu farklı zaman dilimlerine bağlı olarak değişebilir. Tüm yöntemler için aynı koşullarda çalışmamız DA, AMA ve VMA'nın korelasyon tabanlı uyarlamalı filtrelemesinin, bir EEG sinyalinin tüm dalga bantlarını dikkate almak üzere tasarlanmış Eliptik Bant Geçiren filtrelemeden daha iyi sınıflandırma sonuçları elde edebileceğini kanıtlayabilmektedir. Ayrıca, aynı veri setini kullanan diğer çalışmalardan bazıları sadece iki sınıfı sınıflandırmıştır; (Samiee ve Sardouie 2019), (Kalaganis ve ark 2019), (Samiee ve ark 2020) her iki ayak motor görüntüleme ile zihinsel çıkarmayı sınıflandırırken (Corsi ve ark 2022) sağ el ve her iki ayak motor görüntülemesini sınıflandırmıştır. Ayrıca (Corsi

ve ark 2022) çalışmasında sinyallerin ön işleminde kullanılan yöntemlerden bahsetmemiştir ve buna rağmen geliştirdikleri yöntem ile tez çalışmasında elde edilen sonuçtan daha düşük bir sonuç elde etmişlerdir.

Çizelge 8.2. Diğer veri setlerinin ve filtreleme yöntemlerinin kullanıldığı literatürdeki benzer bir sınıflandırma türüne dayalı sınıflandırma doğruluğu sonuçlarının karşılaştırılması

Çalışma	Veri Seti	Katılımcılar	Sınıflandırma Cinsi	Filtreleme Yöntemi	Doğ
(Lotte ve Guan 2010)	BBA Yarışma III-IVa	5 sağlıklı denek	Sağ El - Ayak	DOUÖ	73.6
(Zhang ve ark 2013)	BBA Yarışma III-IVa	5 sağlıklı denek	Sağ El - Ayak	Z-score testli DAA	79.7
(Alomari ve ark 2014)	PhysioNet EEG Veri seti	109 sağlıklı denek	Yumruk - Ayak	0.5-50Hz Band Geçiren Filtre	89.1
(Kevric ve Subasi 2017)	BBA Yarışma III-IVa	5 sağlıklı denek	Sağ El - Ayak	ÇÖTBA	94.5
(Abdi-Sargezeh ve ark 2021)	BBA Yarışma IV-Veri seti 1	7 sağlıklı denek	Sağ El, Sol El, Ayak (3 Sınıftan İkisi)	ODOBR	72.5
(Corsi ve ark 2022)	Bireysel Olarak Uyarlanmış Görüntüleme Veri seti	9 motor engelli denek	Sağ El - Ayak	DR ile FBTY	54.0
Uygulama 1	Bireysel Olarak Uyarlanmış Görüntüleme Veri seti	9 motor engelli denek	Sağ El - Ayak	KTUVMA	57.8

Literatürdeki diğer çalışmalarla daha kapsamlı bir karşılaştırma için, çalışmaların çoğunluğunun sağ el ve ayak temelli olduğu ve farklı veri setleri ve filtreleme yöntemlerinin kullanıldığı benzer sınıflandırma türlerinin doğruluk sonuçlarını sunan Çizelge 8.2 bir araya getirilmiştir. Çalışmaların çoğu daha iyi doğruluklar sağlamıştır, ancak kullanılan veri setleri sağlıklı deneklerin EEG sinyallerinden oluşmaktadır. Bu uygulamada ise sağ el ve her iki ayak motor görüntüleme sınıflandırmasının %57,8 doğruluğu ile aşikâr olan motor engelli deneklerden oluşmaktadır. Aynı veri setinin kullanıldığı diğer bir çalışma (Corsi ve ark 2022) %54,0 doğrulukla gerçekleştirilen bu uygulamadan daha az başarılıdır. (Kevric ve Subasi 2017) yaptığı çalışmada elde edilen %94,5 doğruluk sonucu çalışmalar arasındaki en yüksek sonuçtur. Filtreleme yöntemi ÇÖTBA ile DPA yöntemi ile elde edilen özellikler sonucu elde edilmiştir. Ancak AMA yöntemi ile elde edilen özellikler ile elde ettikleri sınıflandırma doğruluğu %62,8 ile bizim sonucumuza yakın bir sonuçtur. Daha yüksek olmasının sebebi, sağlıklı kişilerden elde edilen veri seti kullanılması olabilir. (Alomari ve ark 2014) çalışmalarında bant geçiren filtre kullanılmış ve dalgacık ayrıştırma katsayılarının farklı istatistiksel özellikleri kullanılmıştır. Buna rağmen yüksek sonuç almıştır, ancak kullanılan veri seti

hem sağlıklı kişilerden alınmış sinyallerdir hem de 109 gibi çok yüksek sayıda kişiden alınmıştır. Sonuçların yüksek çıkmasının sebebi de bu olmuş olabilir.

Çizelge 8.3. Literatürdeki MG EEG sinyallerini sınıflandıran çalışmaların karşılaştırılması (Dog: Doğruluk)

Yazar	Veri Seti	Sonuçlar		
		Veri Sınıfları	Yöntem	Dog
(Fakhruzzaman ve ark 2015)	Kendi veri setleri (1 denek) (Emotiv Epoc)	Sağ El, Sol El	OpenVibe Platform-DVM	28,33%
(Schiatti ve ark 2016)	Veri seti 1-BBA Yarışması IV (2 denek)	Sağ El, Sol El	Lineer DVM	65,50%
	Kendi veri setleri (3 denek) (Emotiv Epoc)	Sağ El, Sol El, Ayak		61,50%
(Batres-Mendoza ve ark 2017)	Kendi veri setleri (9 denek) (Emotiv Epoc)	Sağ ve Sol Yönleri	KA-gKTS4	82,30%
(Kumar ve ark 2017)	Veri seti IVa-BBA Yarışması III (5 denek)	Sağ El, Ayak	AFBOUÖ-DAA	91,68%
	Veri seti 1-BBA Yarışması IV (7 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak		82,34%
	Veri seti IIb-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El		81,02%
(Kirar ve Agrawal 2018)	Veri seti IVa-BBA Yarışması III (5 denek)	Sağ El, Ayak	BFBTOUÖ-DVM	86,70%
	Veri seti 1-BBA Yarışması IV (7 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak		83,81%
(Nguyen ve ark 2018)	Veri seti IIa-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak, Dil	OUÖ-BMS	72,60%
(Hassanpour ve ark 2019)	Veri seti IIa-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak, Dil	DBF	68,43%
			YSOK	71,00%
(Ha ve Jeong 2019)	Veri seti IIb-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El	Kapsül Ağ	78,44%
(Khan ve ark 2019)	Kendi veri setleri (denek sayısı belli değil) (Emotiv Epoc)	Sağ El, Sol El	AGKS-ABOUÖ-NBPW	60,61%
	Kendi veri setleri (denek sayısı belli değil) (ıslak jel elektrot EEG başlığı)	Sağ El, Sol El	AGKS-ABOUÖ-k-EYK	86,50%
(Athif ve Ren 2019)	Physionet MG Veri seti (109 denek)	Sağ El, Sol El	WaveCSP-k-EYK	63,50%
(Tang ve ark 2019)	Kendi veri setleri (7 denek) (Emotiv Epoc)	Sağ El, Sol El	k-DOK	94,81%
(Tang ve ark 2020)	Kendi veri setleri (5 denek) (Emotiv Epoc)	Sağ El, Sol El	1BÇÖKSA-KAMA	85,83%
(Tiwari ve ark 2021)	Kendi veri setleri (16 denek) (Emotiv Epoc)	Sağ El, Sol El	MGDSA	88,89%
Uygulama 2	Tez veri seti (1 denek – 20 gün) (Emotiv Epoc)	Sağ ve Sol Yönleri	KTUVMA-Topluluk Altuzay Diskriminantı	87,39%
		Sağ, Sol, İleri ve Geri Yönleri		61,44%

Bu uygulamamızda önerdiğimiz adaptif filtreleme yöntemlerinden en verimli olanı sınıflandırma sonucuna göre KTUVMA yöntemi olarak bulunmuştur. İkinci uygulamada ise kendi elde ettiğimiz veri seti olan 20 ayrı gün seanslarında bir kişiden alınan MG sinyallerine göre dikkat değişikliği, cihaz ile iletişim gibi sorunlardan kaynaklanan problemlerin etkisini yok etmek için verimli kanallar ve verimli öznetelikleri

bulma konusunda bir çalışma yapılmıştır. İkinci uygulamamızda en elverişli filtreleme yöntemi olarak bulunan KTUVMA EEG sinyallerinin filtrelenmesinde kullanılmıştır. En verimli elektrot kanallarının AF3, F7 ve F8 elektrotları olduğu belirlenmiş, en verimli öznitelik sayısı da 630 özellik içinden 424 olarak bulunmuştur. Dört sınıflı sınıflandırma yapıldığında 20 günün ortalama sınıf bazlı gerçek pozitif oranları sağa dön, sola dön, ileri git ve geri git sınıfları için sırasıyla %69,34, %71,14, %53,32 ve %51,59 olarak bulunmuş, ortalama doğruluk oranı ise %61,44 çıkmıştır. Sağa dön ve sola dön komutları için sınıflandırma sonuçlarına göre sağa dön komutu %86,71 doğru sınıflandırılırken sola dön komutu %87,97 çıkmıştır. Genel ortalama doğruluk oranı ise %87,39 olarak bulunmuştur.

Literatürde sağ ve sol yönler ya da sağ el ve sol el hareketi ile ilişkili olan paradigmaya sahip çalışmalar çoğunluktadır. Bu çalışmaların hangi veri seti üstünde yapıldığı, veri setindeki sinyallerin kaç kişiden alındığı ve filtreleme yöntemleri ve sınıflandırma sonuçları tez çalışması olarak gerçekleştirilen ikinci uygulamanın sonuçları ile karşılaştırma amaçlı olmak üzere Çizelge 8.3' te gösterilmektedir. En düşük doğruluk %28,33 doğruluk ile Emotiv Epoc+ ile 1 kişiden alınan EEG sinyalleri için sağ el ve sol el hareketinin sınıflandırıldığı çalışmadır (Fakhruzzaman ve ark 2015). En yüksek doğruluk sonucunu veren çalışma ise Emotiv Epoc+ ile 7 kişiden alınan EEG sinyalleri için sağ el ve sol el hareketinin sınıflandırıldığı %94,81 doğruluk ile 2019 yılında Tang ve ark. tarafından gerçekleştirilmiştir (Tang ve ark 2019). Bu çalışmada taban düzeltme ve 8-30 Hz arası bir bant geçiren filtreleme yapılmıştır. Önerilen yöntem derin öğrenmeye dayalı bir yöntem olup özellik çıkarımı yapmadan sınıflama yapmıştır. Yüksek olması hem sağ el ve sol el hareketinin daha ayrıştırılabilir olması ve önerilen derin öğrenme yönteminden kaynaklanabilir. Bizim kullandığımız ön işleme yöntemleri kullanıldığı takdirde daha yüksek sonuçlar alınabilir. Ayrıca kullanılan elektrotlar motor fonksiyonları için etkili olarak düşünülen elektrotlar seçilmiştir. Seçim tez çalışmasında yapıldığı gibi belli bir yönteme bağlı değildir ve kullanılan etkili elektrotlardan farklıdır. Yapılan bu tez çalışmasında ikili sınıflandırma doğruluk sonucu genel olarak yüksektir ve %87,39 olarak bulunmuştur. Bu tez çalışması gibi uzuv hareketlerinin hayalini değil de gidilecek yönün düşüncesini temel alan bir diğer çalışmada da ikili sınıflandırma yapılmış ve %82,30 ile bu tez çalışmasından daha düşük sonuç elde edilmiştir (Batres-Mendoza ve ark 2017). Bu çalışmada yarım saniyelik örnekler kullanılarak işlemler gerçekleştirilmiştir. Kullanılan yöntemler belirtilmemiştir ve yine kullanılan elektrotlar

bu tez çalışmasında kullanılan elektrotlardan farklıdır. Görüldüğü üzere aynı tip paradigma ve kullanılan farklı yöntemler ile bu tez çalışması daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Bu tez çalışmasının üçüncü uygulamasında ise ikinci uygulamada en iyi sonucu verdiği tespit edilen kanal ve özellikler ile farklı 5 kişiden alınmış MG EEG sinyalleri sınıflandırılmıştır. Ayrıca son zamanlarda popüler olan derin öğrenme yöntemlerinden KSA'nın EEG sinyallerinin görüntü olarak temsil edilebilme durumunu kullanarak bu sinyallerin sınıflandırılmasında kullanılmasından dolayı bilinen bir KSA mimarisi olan ResNet18 EEG sinyalinin farklı boyutlardaki temsillerine uygulanmıştır. Bu uygulamanın sonucunda derin öğrenmenin makine öğrenmesine göre çok daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Aynı zamanda ResNet18'in farklı boyutları arasında karşılaştırma yaptığımızda hem eğitim süresi hem de doğruluk oranının yüksekliği sebepleriyle ResNet18 1B MG EEG sinyallerinin sınıflandırmasında daha başarılıdır.

Çizelge 8.4'te literatürde derin öğrenme yöntemlerinin kullanılmasıyla MG EEG sinyallerini sınıflandıran çalışmalar kullanılan veri seti ve veri setindeki denek sayısı, verilerin sınıfları, kullanılan yöntem ve sınıflandırma doğruluğu bazında verilmiştir. Tayeb ve ark. BBA yarışması IV-2b veri setinde ikili sınıflandırmada önerdikleri pKSA yöntemi ile %91,63 doğruluk sağlayarak en başarılı sonucu elde etmişlerdir (Tayeb ve ark 2019). Liu ve Yang ise çok sınıflı sınıflandırmada BBA yarışması IV-2a veri seti üzerinde %81,22 doğrulukla en başarılı sonucu elde etmişlerdir (Liu ve Yang 2021). Bu tez çalışması çok sınıflı sınıflandırmada düşük sonuç elde ederken ikili sınıflandırmada orta düzeyde bir başarı elde etmiştir. Bu da ResNet18'in MG EEG sinyallerinin sınıflandırmasında orta düzeyde bir başarısının olduğunu göstermektedir. Bu tez çalışmasının ikili sınıflandırma sonucu %77,10 ile (Tayeb ve ark 2019) yön bazındaki paradigmada elde ettiği %77,72 doğruluğa çok yakındır. Bu da yön bazlı paradigmanın başarısının kabul edilebilir seviyede olduğunu göstermektedir. (Tayeb ve ark 2019) jel elektrot ile elde edilen EEG verilerine 60 Hz'e kadar olan bir bant geçiren filtre uygulamıştır. Veriler 20 kişiden alınmıştır ve sadece motor korteks üstündeki elektrotlar kullanılmıştır. Jel elektrot ile alınan sinyallerden daha başarılı sonuçlar beklenmektedir. Bu bakımdan tez çalışmasında elde edilen sonuçlar daha başarılıdır.

Çizelge 8.4. Literatürdeki MG EEG sinyalleri üzerinde derin öğrenme yöntemlerini kullanan çalışmaların karşılaştırılması (Dog: Doğruluk)

Yazar	Veri Seti	Sonuçlar		
		Veri Sınıfları	Yöntem	Dog
Xu ve ark. (2018)	Veri seti 3-BBA Yarışması II (1 denek)	Sağ El, Sol El	Wavelet + yeni KSA	%89,56
	Veri seti 2a-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El		%85,59
Zhou ve ark. (2019)	Veri seti 2a-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak ve Dil	Uzamsal elektrot yerleşimi + Çok Dalı KSA	%73,65
Amin ve ark. (2019)	Veri seti 2a-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak ve Dil	OÇKKSA	%73,8
			ÇKAKSA	%75,7
Tayeb ve ark. (2019)	Veri seti 2b-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El	UKSB	%78,93
	Kendi veri setleri (20 denek)	Sağ ve Sol yönler	pKSA	%91,63
			UKSB	%66,20
			pKSA	%84,24
			YKSA	%77,72
Mane ve ark. (2020)	Kendi veri setleri (54 denek)	Sağ El, Sol El	FBCNet	%73,44
Sun ve ark. (2020)	Veri seti 2b-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El	SSA + SU ile KSA	%79,30
	Kendi veri setleri (12 denek)	Sağ El, Sol El		%85,70
Hermosilla ve ark. (2021)	Veri seti 2a-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El	yeni KSA	%75,58
	Veri seti 2b-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El		%77,50
Liu ve Yang (2021)	Veri seti 2a-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak ve Dil	3B KSA	%81,22
Li ve ark. (2021)	Veri seti 2a-BBA Yarışması IV (9 denek)	Sağ El, Sol El, Ayak ve Dil	ZS-SUÖFA	%74,71
Zhang ve ark. (2021)	Kendi veri setleri (54 denek)	Sağ El, Sol El	Deneğe özel + KSA	%63,54
Uygulama 3	Tez veri seti (5 denek)	Sağ ve Sol Yönleri	ResNet18 1B	%77,10
		Sağ, Sol, İleri ve Geri Yönleri		%54,70

8.2. Öneriler

Bu tez çalışmasındaki genel amaç doğası gereği gürültülü olan EEG sinyallerinin anlamlı bilgilerini kaybetmeden temizleyen uyarlamalı bir filtre önermek ve literatürün genelinden farklı olan bir MG paradigması üzerinde hem filtreleme yöntemini hem de çeşitli sınıflandırma yöntemlerini karşılaştırmaktır. Ayrıca EEG kaydı esnasında bilgisayar ile elektrot başlığı arasındaki mesafeden kaynaklı iletişim problemlerini, denek bir bireyin hareket ve konsantrasyon seviyesinden kaynaklı olumsuzlukları en aza indirmek için etkili kanal ve özellik seçiminde tek bir kişiden farklı günlerde alınan

EEG sinyalleri üzerinde işlem yapılmıştır. Daha sonra da bu kanal ve özellikler farklı kişilerden alınan EEG sinyalleri için de kullanılmıştır.

Aynı ön işleme ve özniteliklerin kullanılarak önerilen uyarlamalı filtrelerin performanslarına bakıldığında geleneksel bir Eliptik bant geçiren filtreye göre en başarılı olanı KTUVMA olmak üzere hepsi daha iyi sonuç vermiştir. Literatürde aynı veri seti üzerinde yapılan çalışmalara göre yakın sonuçlar elde edilmiştir ancak diğer çalışmalarda ön işleme ve öznitelik yöntemlerinin farklı olmasıyla beraber sinyalin farklı zaman aralıkları kullanılmıştır. Yöntemin performansının daha iyi değerlendirilmesi için farklı veri setleri üzerinde denemeler yapılabilir.

Tez çalışmasının ikinci uygulamasında 20 farklı günde bir denekten uzuv hareket hayaline değil de yöne dayalı bir MG paradigması kullanılarak performans değişimi incelenmiştir. Her geçen gün kişinin performansının artması beklenirken günden güne performansın rastgele değiştiği gözlemlenmiştir. Bu durum hem elektrot başlığı ve bilgisayar arasındaki iletişimin değişmesinden hem de deneğin konsantrasyonundaki veya yorgunluk seviyesindeki değişiklikten kaynaklanabilir. Deneğin istemsiz hareketi, nefes alıp vermesi ve göz kırpması da kayıt seansları sırasında gürültüye neden olabilir. Ayrıca elektrotlar ile kafa derisi arasında saça bağlı temas sorunları da sınıflandırma performansında ortaya çıkan değişkenliğe sebep olabilir. Öte yandan, sınıflandırma performansındaki bu değişkenlik, 4 sınıflı yön tabanlı bir EEG sinyal sınıflandırması için en iyi kanal kombinasyonunu ve optimum öznitelik miktarlarını genelleştirmemizi sağlamıştır. Sonuç olarak, en doğru ve en az doğru sınıflandırılan yönün sırasıyla Sol ve Geri yönlerin olduğu bulunmuştur. EEG kayıtları jel elektrotlu medikal tip EEG başlıkları aracılığıyla elde edilebilirse sınıflandırma doğrulukları daha yüksek olabilir ancak bu BBA uygulamalarının portatif olabilme özelliğine aykırı olacaktır. Bu sebeple kuru elektrot EEG başlıklarının ve sensörlerinin geliştirilmesiyle alakalı çalışmalara ihtiyaç duyulmaktadır.

İkinci uygulamada çalışmanın bir diğer amacı ise vücut hareketlerini değil, amaçlanan bir yol için gerekli olan yönleri içeren bir paradigma kullanmaktır. Bir kişinin dilin hareketini hayal ederek ileri yönde bir komut üretmesi mantık dışıdır ve kişiye doğal olarak gelen bir süreç değildir. Literatür sonuçları, sağ ve sol yönlerin ikili sınıflandırmasının, sağ ve sol el hareketlerinin sınıflandırılması ile ilgili diğer çalışmalardan daha az olduğunu göstermektedir. Ayrıca sağ el, sol el, dil ve ayak hareketi ile yapılan sınıflandırmalar (Nguyen ve ark 2018, Hassanpour ve ark 2019), sağ, sol, ileri

ve geri yönlü sınıflandırmalara göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Bunun nedeni beden hareketleriyle ilgili zihinsel görevlerin birbirinden daha farklı olmasıdır. Bu nedenle bilim dünyasındaki araştırmacılar genellikle bu tür paradigmaları tercih etmektedirler. Kontrol uygulamaları için yapılan BBA çalışmalarında yön tabanlı paradigmaların kullanımının artırılmasıyla bu tarz paradigmalardaki sonuçları da iyileştirebilir. Kişilerden alınan EEG sinyallerinin yalnızca bir veya iki oturumda değil de daha fazla oturumda elde edilmesi de yapılacak çalışmaların güncel hayatla ilişkili daha doğru sonuçlar vermesini sağlayabilir.

Tez çalışmasının üçüncü uygulamasındaki amaç günümüzde popüler olan derin öğrenme yöntemlerinden KSA'nın MG EEG sinyallerini sınıflandırmadaki başarısını incelemektir. Literatürde birçok çalışma ya yeni bir KSA mimarisi ya da var olan bir mimarinin uyarlamasıyla EEG sinyallerinin sınıflandırmasıyla ilgilidir. KSA genellikle görüntülerde uygulandığı için EEG sinyalinin farklı temsili bir giriş olarak bu çalışmalarda kullanılmıştır. Çoğunluk çalışma 2B veya 3B giriş ve KSA yapısı ile bu işlemi gerçekleştirmiştir. Bu tez çalışmasında derin öğrenme ile makine öğrenmesinin sonuçlarıyla beraber, farklı boyutlardaki KSA yapılarının da MG EEG sınıflandırmasındaki başarıları karşılaştırılmıştır. Bunun için de kaybolan gradyan sorununu engelleyen yapısından dolayı ve MRG görüntüleri üzerinden Alzheimer hastalığının teşhisi için uzamsal özelliklerin de korunmasına dayalı olarak ResNet18'i üçüncü boyuta taşıyan (Ebrahimi ve ark 2020)'den esinlenerek ResNet18 tercih edilmiştir. Benzer bir mantıkla ResNet18 tek boyutlu girişe de uyarlanarak 1B EEG sinyal girişleri için kullanılmıştır. Yapılan çalışmanın sonucunda ResNet18 1B'nin sınıflandırma başarısının hem makine öğrenmesi yöntemi olan Topluluk Altuzay Diskriminant sınıflandırma hem de diğer boyuttaki ResNet18 sınıflandırmalarından daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Ancak ResNet18 boyutlar arasındaki sınıflandırmalar birbirine çok yakındır ve boyut farkının MG EEG sınıflandırmasında çok bir değişiklik yaptığı söylenemez. Bunun sebebi boyutların farklı olmasına rağmen aynı mimarinin kullanılması ve aynı parametrelerle ağı eğitiminin başlatılması olabilir. Bununla birlikte ResNet18 1B'nin eğitim ve test süreçleri diğerlerine göre çok daha kısadır. Bu sebeple EEG sinyalinin hem ikili hem de dörtlü sınıflandırmasının gerçek zamanlı uygulamalarında ResNet18 1B daha avantajlıdır. Bundan dolayı daha çok 1B girişe sahip KSA mimarileri literatüre kazandırılmalıdır.

Bununla beraber farklı kişilerden alınan MG EEG sinyalleri üzerinde elde edilen sınıflandırma sonuçlarına göre yön tabanlı paradigma literatürdeki çalışmalarla benzer seviyelerde başarı sağlamıştır. Ancak bu çalışmaların sayısı çok azdır. Literatürde benzer paradigmalara birbirini tekrar eden çalışmalar yerine uzuv hareketlerine bağlı (Örn: Parmak ve bilek hareketleri veya eğilme ve kalkma hareketleri) olarak da yönlere bağlı (Örn: Yukarı yön ve aşağı yön veya sağ ileri yön ve sol ileri yön) olarak da farklı MG paradigmaların kullanımı ile de çalışmalar çeşitlendirilmelidir.



KAYNAKLAR

- Abdi-Sargezeh B, Foodeh R, Shalchyan V, Daliri MR, 2021. EEG artifact rejection by extracting spatial and spatio-spectral common components. *Journal of Neuroscience Methods*, 358, 109182.
- Abrahams P, 2016. *How the brain works*, Amber Books Ltd, p.
- Acharya UR, Bhat S, Faust O, Adeli H, Chua EC-P, Lim WJE, Koh JEW, 2015. Nonlinear dynamics measures for automated EEG-based sleep stage detection. *European neurology*, 74, 5-6, 268-87.
- Afrakhteh S, Mosavi MR, 2020. Applying an efficient evolutionary algorithm for EEG signal feature selection and classification in decision-based systems. In: *Energy efficiency of medical devices and healthcare applications*. Eds: Elsevier, p. 25-52.
- Al-Qaysi Z, Zaidan B, Zaidan A, Suzani M, 2018. A review of disability EEG based wheelchair control system: Coherent taxonomy, open challenges and recommendations. *Computer methods and programs in biomedicine*, 164, 221-37.
- Al-Saegh A, Dawwd SA, Abdul-Jabbar JM, 2021. Deep learning for motor imagery EEG-based classification: A review. *Biomedical Signal Processing and Control*, 63, 102172.
- Allison B, Graimann B, Gräser A. Why use a BCI if you are healthy. *ACE Workshop-Brain-Computer Interfaces and Games*, 7-11.
- Alomari MH, Awada EA, Samaha A, Alkamha K, 2014. Wavelet-based feature extraction for the analysis of EEG signals associated with imagined fists and feet movements. *Computer and Information Science*, 7, 2, 17.
- AlQattan D, Sepulveda F. Towards sign language recognition using EEG-based motor imagery brain computer interface. 2017 5th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI), 5-8.
- Alyasseri ZAA, Khader AT, Al-Betar MA, Abasi AK, Makhadmeh SN, 2019. EEG signals denoising using optimal wavelet transform hybridized with efficient metaheuristic methods. *IEEE Access*, 8, 10584-605.
- Amin SU, Alsulaiman M, Muhammad G, Mekhtiche MA, Hossain MS, 2019. Deep Learning for EEG motor imagery classification based on multi-layer CNNs feature fusion. *Future Generation computer systems*, 101, 542-54.
- Amo C, De Santiago L, Barea R, López-Dorado A, Boquete L, 2017. Analysis of gamma-band activity from human EEG using empirical mode decomposition. *Sensors*, 17, 5, 989.
- Ashour AS, Guo Y, Hawas AR, Xu G, 2018. Ensemble of subspace discriminant classifiers for schistosomal liver fibrosis staging in mice microscopic images. *Health information science and systems*, 6, 1, 1-10.
- Athif M, Ren H, 2019. WaveCSP: a robust motor imagery classifier for consumer EEG devices. *Australasian physical & engineering sciences in medicine*, 42, 1, 159-68.
- Bailey DL, Maisey MN, Townsend DW, Valk PE, 2005. *Positron emission tomography*, Springer, p.
- Batres-Mendoza P, Ibarra-Manzano MA, Guerra-Hernandez EI, Almanza-Ojeda DL, Montoro-Sanjose CR, Romero-Troncoso RJ, Rostro-Gonzalez H, 2017. Improving EEG-based motor imagery classification for real-time applications using the QSA method. *Computational intelligence and neuroscience*, 2017.
- Belwafi K, Djemal R, Ghaffari F, Romain O. An adaptive EEG filtering approach to maximize the classification accuracy in motor imagery. 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB), 121-6.

- Bhattacharyya S, Pal M, Konar A, Tibarewala D, 2015. An interval type-2 fuzzy approach for real-time EEG-based control of wrist and finger movement. *Biomedical Signal Processing and Control*, 21, 90-8.
- BIOPAC B-Alert Wireless EEG X Series, 2022. BIOPAC, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://www.biopac.com/product/b-alert-wireless-eeg-with-acqknowledge-plus-cognitive-state-software/>.
- Bjorck N, Gomes CP, Selman B, Weinberger KQ, 2018. Understanding batch normalization. *Advances in neural information processing systems*, 31.
- Blinowska K, Durka P, 2006. Electroencephalography (EEG). In: *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*. Eds: John Wiley & Sons, Inc, p.
- Boudraa A-O, Salzenstein F, 2018. Teager–Kaiser energy methods for signal and image analysis: A review. *Digital Signal Processing*, 78, 338-75.
- Bousseta R, El Ouakouak I, Gharbi M, Regragui F, 2018. EEG based brain computer interface for controlling a robot arm movement through thought. *IRBM*, 39, 2, 129-35.
- Bunce SC, Izzetoglu M, Izzetoglu K, Onaral B, Pourrezaei K, 2006. Functional near-infrared spectroscopy. *IEEE engineering in medicine and biology magazine*, 25, 4, 54-62.
- Buzug TM, 2011. Computed tomography. In: *Springer handbook of medical technology*. Eds: Springer, p. 311-42.
- CGX Quick-20r, 2022. CGX Systems, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://www.cgxsystems.com/quick-20r-v2>.
- Cord M, Cunningham P, 2008. Machine learning techniques for multimedia: case studies on organization and retrieval, Springer Science & Business Media, p.
- Corsi M-C, Chevallier S, Fallani FDV, Yger F, 2022. Functional connectivity ensemble method to enhance BCI performance (FUCONE). *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*.
- Craik A, He Y, Contreras-Vidal JL, 2019. Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a review. *Journal of neural engineering*, 16, 3, 031001.
- Decety J, Ingvar DH, 1990. Brain structures participating in mental simulation of motor behavior: A neuropsychological interpretation. *Acta psychologica*, 73, 1, 13-34.
- Dora C, Biswal PK, 2020. Correlation-based ECG artifact correction from single channel EEG using modified variational mode decomposition. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 183, 105092.
- Dragomiretskiy K, Zosso D, 2013. Variational mode decomposition. *IEEE transactions on signal processing*, 62, 3, 531-44.
- Duan L, Feng Q, Xu P, 2020. Using functional near-infrared spectroscopy to assess brain activation evoked by guilt and shame. *Frontiers in human neuroscience*, 14, 197.
- Duda RO, Hart PE, Stork DG, 2000. *Pattern Classification*, Hoboken, John Wiley & Sons Inc., p.
- Ebrahimi A, Luo S, Chiong R. Introducing transfer learning to 3D ResNet-18 for Alzheimer's disease detection on MRI images. 2020 35th international conference on image and vision computing New Zealand (IVCNZ), 1-6.
- Edla DR, Ansari MF, Chaudhary N, Dodia S, 2018. Classification of facial expressions from eeg signals using wavelet packet transform and svm for wheelchair control operations. *Procedia computer science*, 132, 1467-76.
- Emotiv Epoc +, 2022. Emotiv, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://www.emotiv.com/product/emotiv-epoc-14-channel-mobile-eeeg/#tab-description>.

- EmotivPRO Manual, 2022. Emotiv, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, https://emotiv.gitbook.io/emotivpro-v3/?_ga=2.187290159.665934054.1658511586-1333789370.1658511586.
- Estrada E, Nazeran H, Sierra G, Ebrahimi F, Setarehdan SK. Wavelet-based EEG denoising for automatic sleep stage classification. CONIELECOMP 2011, 21st International Conference on Electrical Communications and Computers, 295-8.
- Fakhruzzaman MN, Riksakomara E, Suryotrisongko H, 2015. EEG wave identification in human brain with Emotiv EPOC for motor imagery. *Procedia Computer Science*, 72, 269-76.
- Flandrin P, 1992. Wavelet analysis and synthesis of fractional Brownian motion. *IEEE Transactions on information theory*, 38, 2, 910-7.
- Francione S, Liava A, Mai R, Nobili L, Sartori I, Tassi L, Scarpa P, Cardinale F, Castana L, Cossu M, 2015. Drug-resistant parietal epilepsy: polymorphic ictal semiology does not preclude good post-surgical outcome. *Epileptic Disorders*, 17, 1, 32-46.
- Frizzo AC, 2015. Auditory evoked potential: a proposal for further evaluation in children with learning disabilities. *Frontiers in Psychology*, 6, 788.
- Wearable EEG Headsets, 2022. g.tec, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://www.gtec.at/>.
- Gao Z, Dang W, Wang X, Hong X, Hou L, Ma K, Perc M, 2021. Complex networks and deep learning for EEG signal analysis. *Cognitive Neurodynamics*, 15, 3, 369-88.
- Gaur P, Gupta H, Chowdhury A, McCreadie K, Pachori RB, Wang H, 2021. A Sliding Window Common Spatial Pattern for Enhancing Motor Imagery Classification in EEG-BCI. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70, 1-9.
- Gaur P, Pachori RB, Wang H, Prasad G. A multivariate empirical mode decomposition based filtering for subject independent BCI. 2016 27th Irish Signals and Systems Conference (ISSC), 1-7.
- Ghodsi SM, Safdarian M, 2017. Two times of trigeminal neuralgia resolution following hydrocephalus treatment in a patient with a high-voltage electric shock to his head: a case report and a review of the literature. *British Journal of Neurosurgery*, 31, 5, 596-600.
- Gong Y, Xu W, 2007. *Machine learning for multimedia content analysis*, Springer Science & Business Media, p.
- González-Castañeda EF, Torres-García AA, Reyes-García CA, Villaseñor-Pineda L, 2017. Sonification and textification: Proposing methods for classifying unspoken words from EEG signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 37, 82-91.
- Ha K-W, Jeong J-W, 2019. Motor imagery EEG classification using capsule networks. *Sensors*, 19, 13, 2854.
- Hassanpour A, Moradikia M, Adeli H, Khayami SR, Shamsinejadbabaki P, 2019. A novel end-to-end deep learning scheme for classifying multi-class motor imagery electroencephalography signals. *Expert Systems*, 36, 6, e12494.
- Haykin S, 2009. *Neural networks and learning machines*, 3/E, Pearson Education India, p.
- Hermosilla DM, Codorníu RT, Baracaldo RL, Zamora RS, Rodriguez DD, Albuérne YL, Álvarez JRN, 2021. Shallow convolutional network excel for classifying motor imagery EEG in BCI applications. *IEEE Access*, 9, 98275-86.
- Hjorth B, 1970. EEG analysis based on time domain properties. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 29, 3, 306-10.
- Hosni SM, Shedeed HA, Mabrouk MS, Tolba MF, 2019. EEG-EOG based virtual keyboard: Toward hybrid brain computer interface. *Neuroinformatics*, 17, 3, 323-41.

- Huang NE, Wu Z, 2008. A review on Hilbert-Huang transform: Method and its applications to geophysical studies. *Reviews of geophysics*, 46, 2.
- Hurtado-Rincon J, Rojas-Jaramillo S, Ricardo-Cespedes Y, Alvarez-Meza AM, Castellanos-Domínguez G. Motor imagery classification using feature relevance analysis: An Emotiv-based BCI system. 2014 XIX Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision, 1-5.
- Istas J, Lang G. Quadratic variations and estimation of the local Hölder index of a Gaussian process. *Annales de l'Institut Henri Poincaré (B) probability and statistics*, 407-36.
- Kalaganis FP, Laskaris NA, Chatzilari E, Nikolopoulos S, Kompatsiaris I, 2019. A Riemannian geometry approach to reduced and discriminative covariance estimation in brain computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67, 1, 245-55.
- Kaur C, Bisht A, Singh P, Joshi G, 2021. EEG Signal denoising using hybrid approach of Variational Mode Decomposition and wavelets for depression. *Biomedical Signal Processing and Control*, 65, 102337.
- Kevric J, Subasi A, 2017. Comparison of signal decomposition methods in classification of EEG signals for motor-imagery BCI system. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 398-406.
- Khamparia A, Singh KM, 2019. A systematic review on deep learning architectures and applications. *Expert Systems*, 36, 3, e12400.
- Khan J, Bhatti MH, Khan UG, Iqbal R, 2019. Multiclass EEG motor-imagery classification with sub-band common spatial patterns. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019, 1, 1-9.
- Kim BH, Kim M, Jo S, 2014. Quadcopter flight control using a low-cost hybrid interface with EEG-based classification and eye tracking. *Computers in biology and medicine*, 51, 82-92.
- Kirar JS, Agrawal R. Relevant frequency band selection using Sequential forward feature selection for motor imagery brain computer interfaces. 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), 52-9.
- Koklu M, Cinar I, Taspinar YS, 2021. Classification of rice varieties with deep learning methods. *Computers and electronics in agriculture*, 187, 106285.
- Kramme R, Hoffmann K-P, Pozos RS, 2011. Springer handbook of medical technology, Springer Science & Business Media, p.
- Krucoff MO, Rahimpour S, Slutzky MW, Edgerton VR, Turner DA, 2016. Enhancing nervous system recovery through neurobiologics, neural interface training, and neurorehabilitation. *Frontiers in neuroscience*, 10, 584.
- Kumar JS, Bhuvaneswari P, 2012. Analysis of Electroencephalography (EEG) signals and its categorization—a study. *Procedia engineering*, 38, 2525-36.
- Kumar S, Sharma A, Tsunoda T, 2017. An improved discriminative filter bank selection approach for motor imagery EEG signal classification using mutual information. *BMC bioinformatics*, 18, 16, 125-37.
- Kus R, Valbuena D, Zygierevicz J, Malechka T, Graeser A, Durka P, 2012. Asynchronous BCI based on motor imagery with automated calibration and neurofeedback training. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 20, 6, 823-35.
- Lahmiri S, Boukadoum M. Physiological signal denoising with variational mode decomposition and weighted reconstruction after DWT thresholding. 2015 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS), 806-9.

- Lashgari E, Liang D, Maoz U, 2020. Data augmentation for deep-learning-based electroencephalography. *Journal of Neuroscience Methods*, 346, 108885.
- Li F, Li R, Tian L, Chen L, Liu J, 2019. Data-driven time-frequency analysis method based on variational mode decomposition and its application to gear fault diagnosis in variable working conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 116, 462-79.
- Li Y, Guo L, Liu Y, Liu J, Meng F, 2021. A temporal-spectral-based squeeze-and-excitation feature fusion network for motor imagery EEG decoding. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 29, 1534-45.
- Lian J, Liu Z, Wang H, Dong X, 2018. Adaptive variational mode decomposition method for signal processing based on mode characteristic. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 107, 53-77.
- Liao C-HC, Lee K-W, Chen T-H, Chang C-C, Wen CH-P, 2014. Fall detection by a svm-based cloud system with motion sensors. In: *Advanced Technologies, Embedded and Multimedia for Human-centric Computing*. Eds: Springer, p. 37-45.
- Liu T, Yang D, 2021. A Densely connected multi-Branch 3D convolutional neural network for motor imagery EEG decoding. *Brain Sciences*, 11, 2, 197.
- Liu Y, Yang G, Li M, Yin H, 2016. Variational mode decomposition denoising combined the detrended fluctuation analysis. *Signal Processing*, 125, 349-64.
- Lotte F, Guan C, 2010. Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: unified theory and new algorithms. *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, 58, 2, 355-62.
- Ma Y, Shi W, Peng C-K, Yang AC, 2018. Nonlinear dynamical analysis of sleep electroencephalography using fractal and entropy approaches. *Sleep medicine reviews*, 37, 85-93.
- Mane R, Robinson N, Vinod AP, Lee S-W, Guan C. A multi-view CNN with novel variance layer for motor imagery brain computer interface. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), 2950-3.
- Marchant BP, 2003. Time–frequency analysis for biosystems engineering. *Biosystems engineering*, 85, 3, 261-81.
- Continuous and Discrete Wavelet Transforms, 2022. Wavelet Toolbox. The MathWorks, Inc., Erişim tarihi 19.07.2022. Erişim adresi, <https://www.mathworks.com/help/wavelet/gs/continuous-and-discrete-wavelet-transforms.html>.
- Continuous Wavelet Analysis, 2022. Wavelet Toolbox. The MathWorks, Inc., Erişim tarihi 19.07.2022. Erişim adresi, <https://www.mathworks.com/help/wavelet/gs/continuous-wavelet-analysis.html>.
- Creating Discriminant Analysis Model, 2022. Statistics and Machine Learning Toolbox. The Mathworks, Inc, Erişim tarihi 27.07.2022. Erişim adresi, <https://www.mathworks.com/help/stats/creating-discriminant-analysis-model.html>.
- Wavelet Packets: Decomposing the Details, 2022. Wavelet Toolbox. The MathWorks, Inc., Erişim tarihi 19.07.2022. Erişim adresi, <https://www.mathworks.com/help/wavelet/ug/wavelet-packets-decomposing-the-details.html>.
- Matthews PM, Jezzard P, 2004. Functional magnetic resonance imaging. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 75, 1, 6-12.
- mBrainTrain Smarting Mobi, 2022. mBrainTrain, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://mbraintrain.com/>.

- Miranda ER, Castet J, 2014. Guide to brain-computer music interfacing, Springer, p.
- Mistry KS, Pelayo P, Anil DG, George K. An SSVEP based brain computer interface system to control electric wheelchairs. 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 1-6.
- mitsar-eeg SmartBCI-24 EEG Cap Rev1, 2022. mitsar-eeg, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://mitsar-eeg.com/product/smartbci-24-eeg-cap-rev1/>.
- Moon S-E, Lee J-S, 2015. Perceptual experience analysis for tone-mapped HDR videos based on EEG and peripheral physiological signals. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 7, 3, 236-47.
- Musiek F, (2007). 8: Baran, JA (2007). The auditory system: Anatomy, physiology, and clinical correlates, Boston: Pearson Education.
- Muthukumaraswamy S, 2013. High-frequency brain activity and muscle artifacts in MEG/EEG: a review and recommendations. Frontiers in human neuroscience, 7, 138.
- Nguyen T, Hettiarachchi I, Khatami A, Gordon-Brown L, Lim CP, Nahavandi S, 2018. Classification of multi-class BCI data by common spatial pattern and fuzzy system. IEEE access, 6, 27873-84.
- OpenBCI All-in-One Biosensing R&D Bundle, 2022. OpenBCI, Erişim tarihi 22.07.2022. Erişim adresi, <https://shop.openbci.com/products/all-in-one-biosensing-r-d-bundle>.
- Özmen G, Özşen S, 2018. A new denoising method for fMRI based on weighted three-dimensional wavelet transform. Neural Computing and Applications, 29, 8, 263-76.
- Öztürk B, Coşkun Ö, 2019. 2.45 GHz Frekasında Optimum Bant Durduran Filtre Tasarımı ve Optimizasyonu. Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 10, 2, 189-97.
- Parhi KK, Ayinala M, 2013. Low-complexity Welch power spectral density computation. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 61, 1, 172-82.
- Peciña M, Karp JF, Mathew S, Todtenkopf MS, Ehrich EW, Zubieta J-K, 2019. Endogenous opioid system dysregulation in depression: implications for new therapeutic approaches. Molecular psychiatry, 24, 4, 576-87.
- Peirce J, Hirst R, MacAskill M, 2022. Building experiments in PsychoPy, Sage, p.
- Pekar JJ, 2006. A brief introduction to functional MRI. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 25, 2, 24-6.
- Peker M, 2016. An efficient sleep scoring system based on EEG signal using complex-valued machine learning algorithms. Neurocomputing, 207, 165-77.
- Perumal V, Narayanan V, Rajasekar SJS, 2021. Detection of COVID-19 using CXR and CT images using Transfer Learning and Haralick features. Applied Intelligence, 51, 1, 341-58.
- Pise AW, Rege PP. Comparative Analysis of Various Filtering Techniques for Denoising EEG Signals. 2021 6th International Conference for Convergence in Technology (I2CT), 1-4.
- Proudfoot M, Woolrich MW, Nobre AC, Turner MR, 2014. Magnetoencephalography. Practical neurology, 14, 5, 336-43.
- Purkayastha SS, Jain V, Sardana H, 2014. Topical Review: A review of various techniques used for measuring brain activity in brain computer interfaces. Advance in Electronic and Electric Engineering, 4, 513-22.
- Raghu S, Sriraam N, Temel Y, Rao SV, Kubben PL, 2020. EEG based multi-class seizure type classification using convolutional neural network and transfer learning. Neural Networks, 124, 202-12.

- Regan D, 1989. Human brain electrophysiology. Evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine.
- Rilling G, Flandrin P, Goncalves P. On empirical mode decomposition and its algorithms. IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing, 8-11.
- Roy Y, Banville H, Albuquerque I, Gramfort A, Falk TH, Faubert J, 2019. Deep learning-based electroencephalography analysis: a systematic review. *Journal of neural engineering*, 16, 5, 051001.
- Samiee N, Sardouie SH. A Transfer Learning Algorithm Based on CSP Regularizations of Recorded EEG for Between-Subject Classification. 2019 26th National and 4th International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME), 199-203.
- Samiee N, Sardouie SH, Foroughmand-Aarabi M-H. A Transfer Learning Algorithm Based on Linear Regression for Between-Subject Classification of EEG Data. 2020 25th International Computer Conference, Computer Society of Iran (CSICC), 1-5.
- Sanei S, Chambers JA, 2013. EEG signal processing, John Wiley & Sons, p.
- Sanju HK, Kumar P, 2016. Enhanced auditory evoked potentials in musicians: A review of recent findings. *Journal of Otology*, 11, 2, 63-72.
- Sarraf S, Sun J, 2016. Advances in functional brain imaging: a comprehensive survey for engineers and physical scientists. *International Journal of Advanced Research*, 4, 8, 640-60.
- Scherer R, Faller J, Friedrich EV, Opisso E, Costa U, Kübler A, Müller-Putz GR, 2015. Individually adapted imagery improves brain-computer interface performance in end-users with disability. *PloS one*, 10, 5, e0123727.
- Schiatti L, Faes L, Tessadori J, Barresi G, Mattos L. Mutual information-based feature selection for low-cost BCIs based on motor imagery. 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2772-5.
- Sengupta S, Basak S, Saikia P, Paul S, Tsalavoutis V, Atiah F, Ravi V, Peters A, 2020. A review of deep learning with special emphasis on architectures, applications and recent trends. *Knowledge-Based Systems*, 194, 105596.
- Shivappa VKK, Luu B, Solis M, George K. Home automation system using brain computer interface paradigm based on auditory selection attention. 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 1-6.
- Shrestha A, Mahmood A, 2019. Review of deep learning algorithms and architectures. *IEEE access*, 7, 53040-65.
- Soufineyestani M, Dowling D, Khan A, 2020. Electroencephalography (EEG) technology applications and available devices. *Applied Sciences*, 10, 21, 7453.
- Subasi A, 2019. Practical guide for biomedical signals analysis using machine learning techniques: A MATLAB based approach, Academic Press, p.
- Suhail T, Indiradevi K, Suhara E, Poovathinal SA, Anitha A. Performance Analysis of Mother Wavelet Functions and Thresholding Methods for Denoising EEG Signals during Cognitive Tasks. 2020 International Conference on Power, Instrumentation, Control and Computing (PICC), 1-6.
- Sultan K, Ali H, Zhang Z, 2018. Call detail records driven anomaly detection and traffic prediction in mobile cellular networks. *IEEE Access*, 6, 41728-37.
- Sun B, Zhao X, Zhang H, Bai R, Li T, 2020. EEG motor imagery classification with sparse spectrotemporal decomposition and deep learning. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 18, 2, 541-51.

- Tang X, Li W, Li X, Ma W, Dang X, 2020. Motor imagery EEG recognition based on conditional optimization empirical mode decomposition and multi-scale convolutional neural network. *Expert Systems with Applications*, 149, 113285.
- Tang X, Wang T, Du Y, Dai Y, 2019. Motor imagery EEG recognition with KNN-based smooth auto-encoder. *Artificial intelligence in medicine*, 101, 101747.
- Taran S, Bajaj V, 2018. Clustering variational mode decomposition for identification of focal EEG signals. *IEEE sensors letters*, 2, 4, 1-4.
- Tarapore PE, Findlay AM, LaHue SC, Lee H, Honma SM, Mizuiri D, Luks TL, Manley GT, Nagarajan SS, Mukherjee P, 2013. Resting state magnetoencephalography functional connectivity in traumatic brain injury. *Journal of neurosurgery*, 118, 6, 1306-16.
- Tayeb Z, Fedjaev J, Ghaboosi N, Richter C, Everding L, Qu X, Wu Y, Cheng G, Conradt J, 2019. Validating deep neural networks for online decoding of motor imagery movements from EEG signals. *Sensors*, 19, 1, 210.
- 10/20 System Positioning Manual., 2012. 10/20 System Positioning Manual., Erişim tarihi 20.07.2022. Erişim adresi, https://www.transcranial.com/docs/10_20_pos_man_v1_0_pdf.pdf.
- Tiwari S, Goel S, Bhardwaj A, 2021. MIDNN-a classification approach for the EEG based motor imagery tasks using deep neural network. *Applied Intelligence*, 1-20.
- Torricelli A, Contini D, Pifferi A, Caffini M, Re R, Zucchelli L, Spinelli L, 2014. Time domain functional NIRS imaging for human brain mapping. *Neuroimage*, 85, 28-50.
- Türk Ö, Şeker M, Akpolat V, Özerdem MS. Classification of mental task EEG records using Hjorth parameters. 2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1-4.
- ur Rehman N, Aftab H, 2019. Multivariate variational mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 67, 23, 6039-52.
- Vabres P, Sorlin A, Kholmanskikh SS, Demeer B, St-Onge J, Duffourd Y, Kuentz P, Courcet J-B, Carmignac V, Garret P, 2019. Postzygotic inactivating mutations of RHOA cause a mosaic neuroectodermal syndrome. *Nature genetics*, 51, 10, 1438-41.
- Vidal JJ, 1973. Toward direct brain-computer communication.
- Vidal JJ, 1977. Real-time detection of brain events in EEG. *Proceedings of the IEEE*, 65, 5, 633-41.
- Voulodimos A, Doulamis N, Doulamis A, Protopapadakis E, 2018. Deep learning for computer vision: A brief review. *Computational intelligence and neuroscience*, 2018.
- Webb AR, 2003. *Statistical pattern recognition*, Malvern, UK, John Wiley & Sons Inc., p.
- Xu B, Zhang L, Song A, Wu C, Li W, Zhang D, Xu G, Li H, Zeng H, 2018. Wavelet transform time-frequency image and convolutional network-based motor imagery EEG classification. *Ieee Access*, 7, 6084-93.
- Yu S, You X, Mou Y, Jiang X, Ou W, Zhou L. A New Approach for Spectra Baseline Correction Using Sparse Representation. *Proceedings of the IASTED International Conference*, 215-21.
- Yu X, Chum P, Sim K-B, 2014. Analysis the effect of PCA for feature reduction in non-stationary EEG based motor imagery of BCI system. *Optik*, 125, 3, 1498-502.
- Yusoff MZ, Kamel N, Malik A, Meselhy M. Mental task motor imagery classifications for noninvasive brain computer interface. 2014 5th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), 1-5.

- Zhang K, Robinson N, Lee S-W, Guan C, 2021. Adaptive transfer learning for EEG motor imagery classification with deep Convolutional Neural Network. *Neural Networks*, 136, 1-10.
- Zhang R, Xu P, Guo L, Zhang Y, Li P, Yao D, 2013. Z-score linear discriminant analysis for EEG based brain-computer interfaces. *PloS one*, 8, 9, e74433.
- Zheng W-L, Zhu J-Y, Peng Y, Lu B-L. EEG-based emotion classification using deep belief networks. 2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), 1-6.
- Zhou H, Zhao X, Zhang H, Kuang S. The mechanism of a multi-branch structure for EEG-based motor imagery classification. 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2473-7.



EKLER**EK-1 Yerel Etik Kurul Kararı**

	T.C. SELÇUK ÜNİVERSİTESİ TIP FAKÜLTESİ DEKANLIĞI YEREL ETİK KURULU KARARLARI
	Toplantı Tarihi : 01.04.2020
Toplantı Sayısı: 2020/07	
Karar Sayısı 2020/146 S.Ü. Teknoloji Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü öğretim üyesi Prof.Dr.İsmail SARITAŞ'ın "Beyin-Bilgisayar Arayüzü ile Robotik Araç Kontrolü Uygulaması" başlıklı araştırmasının değerlendirilme talebi ile ilgili 09.03.2020 tarihli dilekçesi ve ekleri görüşüldü. Yapılan inceleme ve görüşmelerden sonra; Prof.Dr.İsmail SARITAŞ'ın "Beyin-Bilgisayar Arayüzü ile Robotik Araç Kontrolü Uygulaması" adlı araştırmasının kabulüne oy birliği ile karar verildi. Yardımcı Araştırmacılar: Esra KAYA, Hüsamettin VATANSEV, Haluk GÜMÜŞ.	

EK-2 Bilgilendirilmiş Gönüllü Olur Formu

	SELÇUK ÜNİVERSİTESİ TIP FAKÜLTESİ YEREL ETİK KURUL BİLGİLENDİRİLMİŞ GÖNÜLLÜ OLUR FORMU
---	---

Araştırmanın Adı: Beyin-Bilgisayar Arayüzü ile Robotik Araç Kontrolü Uygulaması

“Sayın gönüllü,

Selçuk Üniversitesi bireysel araştırma projesi kapsamında planlanmış olan yukarıda adı yazılı araştırmaya katılmak üzere davet edilmiş bulunuyorsunuz. Bu araştırmada yer almayı kabul etmeden önce, araştırmanın ne amaçla yapılmak istendiğini anlamanız ve kararınızı bu bilgilendirme çerçevesinde özgürce vermeniz gerekmektedir.

Aşağıdaki bilgileri lütfen dikkatlice okuyunuz, sorularınız olursa sorunuz ve açık yanıtlar isteyiniz.”

1. **Araştırmanın amacı:** Sağlıklı bireylerin çok fonksiyonlu çalışabilmesini sağlamak amacıyla beyin sinyallerini kullanarak bir robotun kontrolünü sağlamak ve bu işlemi kumanda ile robotun kontrolü ile karşılaştırmak.
2. **Araştırmada uygulanacak tedaviler:** Araştırmada uygulanacak herhangi bir tedavi yöntemi bulunmamaktadır.
3. **Araştırmada gönüllüye uygulanacak yöntemler:**
 - Araştırma sırasında gönüllü bireyden invaziv(girişimsel) olmayan EEG tekniği ile elektriksel sinyallere dönüştürülmüş beyin sinyalleri elde edilecektir. EEG tekniği ile beyne hiçbir müdahale olmadan sadece yüzeyden bu sinyaller elde edilmektedir.
 - Araştırma sırasında gönüllü bireyin beyin sinyalleri ile robot kontrol etmesinin yanı sıra eliyle kumanda kullanarak da bir robotu kontrol etmesi istenecektir.
4. **Gönüllünün sorumlulukları:**
 - Gönüllü bireyden belli aralıklarla EEG verisi alınması için araştırmacılar ve gönüllüler arasında ortak müsait zamanlar oluşturmalarıdır. Bu zamanların süresi EEG verisinin alınması sırasında oluşabilecek aksaklıklar ve paradigma değişimi sebebi ile değişiklikler gösterebilir. Gönüllü bu değişimleri kabul etmek durumundadır.
 - Gönüllü birey karşılıklı belirlenen tarihte veri alınmasından önceki gece uykusunu almış olmalıdır ve dikkat durumu iyi olmalıdır.
 - Gönüllü bireyin fiziksel veya ruhsal özel bir durumu olmamalıdır ve nörolojik veya hormonal bir ilaç kullanmamalıdır. Araştırma sırasında sağlıklı bireylerde ortaya çıkacak herhangi bir rahatsızlık veya zarar yoktur. Araştırmadan kaynaklanmayan ancak araştırma süresi içinde ortaya çıkan herhangi bir fiziksel veya özel durum proje yürütücülerine bildirilmeli ve gerekli görüldüğü takdirde gönüllü bireyin araştırma ile ilişkisi kesilecektir.
5. **Araştırmanın deneysel kısımları:**
 - Gönüllünün araştırmaya devam etmesi için öngörülen süre 3(üç) yıldır.
 - Araştırmada gönüllü bireyden müsait olduğu zamanlarda ilk önce Beyin- Bilgisayar Arayüzü uygulamasına aşinalık kazanması için EEG başlığı ile harekete yönelik düşünsel ve görsel belli işlemleri gerçekleştirmesi istenerek eğitimden geçecektir.
 - Araştırmanın ikinci aşamasında müsait zamanlarda gönüllü birey EEG başlığı ile harekete yönelik düşünsel ve görsel belli işlemleri gerçekleştirecek ve bu esnada ortaya çıkan beyin sinyalleri kaydedilecektir.
 - Araştırmanın sonuncu ve test aşamasında gönüllü bireyin beyin sinyalleri gerçek zamanlı olarak yine EEG başlığı aracıyla robotun işlemcisine gönderilecek ve böylelikle birey robotu gördüğü hedefe

	SELÇUK ÜNİVERSİTESİ TIP FAKÜLTESİ YEREL ETİK KURUL BİLGİLENDİRİLMİŞ GÖNÜLLÜ OLUR FORMU
---	---

yönelik hareket ettirmeye çalışacaktır. Bunun haricinde gönüllü birey ellerini kullanarak kumanda ile robotu yine aynı hedeflere yönelik hareket ettirecektir.

6. Araştırmaya katılması beklenen tahmini gönüllü sayısı 20 kişidir.
7. Araştırma sağlıklı bireylerin çok fonksiyonlu çalışabilmelerini hedeflemektedir, ancak klinik anlamda gönüllüye belli bir yararı yoktur.
8. Gönüllü bireylere herhangi bir ulaşım, yemek gibi masraflara ilişkin ödeme yapılmayacaktır.

9. Güvence:

- Gönüllünün araştırmaya katılımı isteğe bağlıdır ve gönüllü birey istediği zaman, herhangi bir cezaya veya yaptırıma maruz kalmaksızın, hiçbir hakkını kaybetmeksizin araştırmaya katılmayı reddedebilir ve araştırmadan çekilebilir.
- Gönüllü bireyin araştırmadan çekilmesi ya da araştırmacı tarafından araştırmadan çıkarılması halinde, gönüllü ile ilgili veriler kullanılmayacaktır. Ancak veriler bir kez anonimleştikten sonra araştırmadan çekilmek mümkün olmayacaktır. İzleyiciler, yoklama yapan kişiler, Etik Kurul, Kurum ve diğer ilgili sağlık otoritelerinin gönüllünün orijinal tıbbi kayıtlarına doğrudan erişimleri olabilir, ancak bu bilgiler gönüllü birey araştırmada yer alsa da çekilse de gizli tutulacaktır. Yazılı bilgilendirilmiş gönüllü olur formunun imzalanmasıyla gönüllü birey veya yasal temsilcisi söz konusu erişime izin vermiş olacaktır.
- İlgili mevzuat gereğince gönüllünün kimliğini ortaya çıkaracak kayıtlar gizli tutulacak, kamuoyuna açıklanmayacaktır; araştırma sonuçlarının yayımlanması halinde dahi gönüllünün kimliği gizli kalacaktır.
- Araştırma konusuyla ilgili ve gönüllünün araştırmaya katılmaya devam etme isteğini etkileyebilecek yeni bilgiler elde edildiğinde gönüllü veya yasal temsilcisi zamanında bilgilendirilecektir.

10. **İletişim:** Gönüllü bireyler kendi hakları hakkında veya araştırmayla ilgili herhangi bir advers olay hakkında daha fazla bilgi temin edebilmek için aşağıda belirtilen araştırmacılara belirtilen telefon numaralarından ve e-mail adreslerinden günün 24 saat ulaşabilirler.

Adı Soyadı	Telefon No	E-mail Adresi
İsmail SARITAŞ		
Esra KAYA		
Hüsamettin VATANSEV		
Haluk GÜMÜŞ		

11. Onay:

"Bilgilendirilmiş Gönüllü Olur Formundaki tüm açıklamaları okudum. Bana, yukarıda konusu ve amacı belirtilen araştırma ile ilgili yazılı ve sözlü açıklama yapıldı. Araştırmaya gönüllü olarak katıldığımı, istediğim zaman gerekçeli veya gerekçesiz olarak araştırmadan ayrılabilceğimi biliyorum. Söz konusu araştırmaya, hiçbir baskı ve zorlama olmaksızın kendi rızamla katılmayı kabul ediyorum."

"[Beyin-Bilgisayar Arayüzü ile Robotik Araç Kontrolü Uygulaması] araştırması kapsamında alınan beyin sinyallerimin ileride yapılması planlanan tüm araştırmalarda kullanılmasına izin veriyorum."

İmza/Tarih

Katılımcının/ların Adı Soyadı

İmza/Tarih

Araştırmacının/ların Adı Soyadı

EK-3 Gönüllü Sosyo Demografik Anket Formu

BEYİN-BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ İLE ROBOTİK ARAÇ KONTROLÜ UYGULAMASI GÖNÜLLÜ SOSYO DEMOGRAFİK ANKET FORMU

09.03.2020

Bu anket formu “Beyin-Bilgisayar Arayüzü ile Robotik Araç Kontrolü Uygulaması” adlı araştırmaya katılan gönüllü bireylerin sosyo demografik özellikleri hakkında bilgi edinmek amacıyla oluşturulmuştur. Sorulara vereceğiniz cevaplarla ve araştırmada göstereceğiniz özverili katkı için şimdiden teşekkür ederiz. Saygılarımızla.

Prof. Dr. İsmail SARITAŞ
Koordinatör/Sorumlu Araştırmacı

Arş. Gör. Esra KAYA
Yardımcı Araştırmacı

Doç. Dr. Hüsamettin VATANSEV
Yardımcı Araştırmacı

Doç. Dr. Haluk GÜMÜŞ
Yardımcı Araştırmacı

1. Adınız:

2. Soyadınız:

3. Cinsiyet: Erkek ☐ Kadın ☐

4. Yaşınız:

20 Yaş Altı ☐

21 - 25 Yaş Arası ☐

26 - 30 Yaş Arası ☐

31 - 35 Yaş Arası ☐

36 - 40 Yaş Arası ☐

40 Yaş Üstü ☐

5. Mesleğiniz:

6. Fiziksel bir engeliniz var mı? Var ☐ Yok ☐

Var ise nedir açıklayınız:

7. Nörolojik rahatsızlığınız var mı? Var ☐ Yok ☐

Var ise nedir açıklayınız:

8. Nörolojik veya hormonal bir ilaç kullanıyor musunuz? Evet ☐ Hayır ☐

Evet, ise nedir açıklayınız: