

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**EŞZAMANLI VE KİŞİDEN BAĞIMSIZ ÇALIŞABİLEN OLASILIKSAL 3-BOYUTLU SÜTUN
FLAŞLANMASI ESASLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ HECELEME SİSTEMİ**

DOKTORA TEZİ

Onur Erdem KORKMAZ

**HAZİRAN 2022
TRABZON**



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**EŞZAMANLI VE KİŞİDEN BAĞIMSIZ ÇALIŞABİLEN OLASILIKSAL 3-BOYUTLU
SÜTUN FLAŞLANMASI ESASLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ HECELEME SİSTEMİ**

Onur Erdem KORKMAZ

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"DOKTOR (ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 01 / 06 / 2022

Tezin Savunma Tarihi : 20 / 06 / 2022

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Önder AYDEMİR

İkinci Danışman : Prof. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK

Trabzon 2022

ÖNSÖZ

Doktora tez çalışmasının her aşamasında desteğini bir an olsun esirgemeyen, bilgi ve deneyimleriyle her zaman yanımda olan danışman hocam Sayın Doç. Dr. Önder AYDEMİR'e teşekkürlerimi sunarım. Yönlendirmeleri ve tavsiyeleriyle her zaman yanımda olan bilgi ve tecrübelerinden her zaman yararlandığım eş danışman hocam Sayın Prof. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK'e şükranlarımı sunarım. Tez çalışması boyunca bilgi tecrübe ve fikirleriyle bana yol gösteren Sayın Dr. Öğr. Üyesi Emin Argun ORAL hocama teşekkürlerimi sunarım. Doktora süresi boyunca fikirlerinden yararlandığım tez jürime teşekkür ederim.

Doktora eğitimimin her aşamasında yanımda olan sevgili eşime ve kızıma, desteklerinden dolayı değerli annem ve kardeşlerime, hoşgörülerinden dolayı mesai arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Hayatımın her anında hep yanımda olan, bu günlere gelmemde en büyük pay sahibi olan, sevgi ve fedakârlığın simgesi olan canım babam Recep KORKMAZ'a sonsuz teşekkür ederim.

Onur Erdem KORKMAZ

Trabzon 2022

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “Eşzamanlı ve Kişiden Bağımsız Çalışabilen Olasılıksal 3-Boyutlu Sütun Flaşlanması Esaslı Beyin Bilgisayar Arayüzü Hecceleme Sistemi” başlıklı bu çalışmayı bastan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Önder AYDEMİR’in sorumluluğunda tamamladığımı, verileri kendim topladığımı, analizleri ilgili laboratuarlarda yaptığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 20/06/2022

Onur Erdem KORKMAZ

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
TABLolar DİZİNİ.....	XII
SEMBOLLER DİZİNİ	XIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.2. Beyin Bilgisayar Arayüzlerinde Nörogörüntüleme Yaklaşımları	3
1.2.1. Elektroensefalografi (EEG)	6
1.2.2. Manyetoensefalografi (MEG)	11
1.2.3. Elektrokortikografi (EKoG)	11
1.2.4. İntrakortikal Nöron Kaydı	12
1.2.5. Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme	14
1.2.6. Yakın Kızılötesi Spektroskopisi	14
1.3. Beyin Bilgisayar Arayüzlerinde Kontrol Sinyali Tipleri.....	16
1.3.1. Görsel Uyarılmış Potansiyeller.....	17
1.3.2. Yavaş Kortikal Potansiyeller	20
1.3.3. Sensorimotor Ritimler	21
1.3.4. Olay İlişkili Potansiyeller	23
1.4. Beyin Bilgisayar Arayüzü Türleri	25
1.5. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemlerinde Kullanılan Öznitelik Çıkarma Yöntemleri.....	27
1.6. Beyin Bilgisayar Arayüzlerindeki Artefaktlar.....	30
1.7. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemlerinde Kullanılan Sınıflandırma Algoritmaları	31
1.8. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemleri Uygulama Alanları	34
1.8.1. İletişim	35
1.8.2. Motor Restorasyonu	38

1.8.3.	Çevresel Kontrol.....	40
1.8.4.	Hareket	41
1.8.5.	Eğlence	42
1.8.6.	Diğer BBA Uygulamaları.....	44
1.9.	Literatür	45
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	49
2.1.	İki Boyutlu Satır Sütun Paradigması Deneyi.....	50
2.1.1.	Klasik İki Boyutlu Satır Sütun Paradigması.....	50
2.1.2.	EEG Veri Kaydı	53
2.1.3.	Ön İşleme.....	55
2.1.4.	P300 ve P300 Olmayan Sinyallerin Belirlenmesi	56
2.1.5.	Sınıflandırma	62
2.1.5.1.	Yapay Sinir Ağları.....	62
2.1.5.2.	Lineer Diskriminant Analizi.....	64
2.1.5.3.	Destek Vektör Makinaları	65
2.1.6.	Deneysel Çerçeve	66
2.1.6.1.	Deneysel Sonuçların Sunumu.....	67
2.1.6.2.	Performans Metrikleri.....	70
2.1.6.2.	Eğitim ve Test Verilerinin Hazırlanması.....	71
2.2.	Üç Boyutlu Sütun Paradigması Deneyi	71
2.2.1.	Önerilen Üç Boyutlu Sütun Paradigması.....	72
2.3.	Kişiden Bağımsız Çalışan Çevrimiçi Modelin Geliştirilmesi	75
2.3.1.	KBÇM Deney Prosedürü.....	75
2.3.2.	KBÇM Oluşturulması.....	78
2.4.	Olasılıksal ve Olasılıksal Olmayan 3B-S Paradigması Deneyi.....	82
2.4.1.	Paradigma ve Deney Prosedürleri	83
3.	BULGULAR	91
3.1.	2B-SS Paradigma Verileriyle Sınıflandırma Algoritmalarının Karşılaştırılması..	91
3.2.	2B-SS ve 3B-S Paradigmalarının Karşılaştırıldığı Çalışma Sonuçları.....	92
3.2.1.	P300 Tespiti Sonuçları	92
3.2.2.	Karakter Tespiti Sonuçları.....	97
3.2.3.	Anket Sonuçları	98

3.3.	Kiřiden Bağımsız Çalışan Modelin Performans Sonuçları	98
3.4.	OO3B-S ve O3B-S Paradigmalarının Karşılaştırıldığı Çalışma Sonuçları	100
4.	İRDELEME	105
5.	SONUÇ.....	109
6.	ÖNERİLER	111
7.	KAYNAKÇA	113
ÖZGEÇMİŞ		



Doktora Tezi

ÖZET

EŞZAMANLI VE KİŞİDEN BAĞIMSIZ ÇALIŞABİLEN OLASILIKSAL 3-BOYUTLU SÜTUN FLAŞLANMASI ESASLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ HECELEME SİSTEMİ

Onur Erdem KORKMAZ

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Önder AYDEMİR
2022, 136 Sayfa

Beyin Bilgisayar Arayüzleri (BBA), kişilerin kas sistemlerini kullanmadan bilgisayarı, tekerlekli sandalyeyi ya da nöroprotezleri kullanmalarını sağlayan iletişim sistemleridir. EEG tabanlı BBA alanında yapılan araştırmalardaki temel amaç, yeni uygulamalar ortaya koymanın yanı sıra var olan yöntemlerden daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna ve veri hızına sahip yeni bir yöntem geliştirmektir.

En popüler EEG tabanlı BBA sistemlerinden biri P300 tabanlı heceleme modelidir. Bu model, bir matriste yer alan hedef karaktere ait satır ve sütun flaşlandığında ortaya çıkan P300 sinyallerinin yakalanması esasına göre çalışır. Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında ALS gibi felçli bireylerin gerçel zamanlı olarak çevreleri ile yazarak iletişim kurmalarını sağlayabilecek hızlı ve yüksek performanslı bir beyin bilgisayar arayüzü geliştirilmiştir. Bu çalışmanın bir diğer özgün yanı ise, geliştirilen modelin kişiden bağımsız olması yani yeni bir kullanıcı için ekstra bir eğitim veya kalibrasyon aşamasına gerek duymadan tak-kullan özelliğinde olmasıdır. İstenen kelimenin olasılığı veri tabanında var olan sözlükten hesaplanarak sıradaki harfin klasik yöntemlere göre daha fazla flaşlanmasını sağlayan BBA sistemi geliştirilmiştir. Gerçekleştirilen BBA sisteminde olasılıksal ve P300 genliğinin büyük olmasını sağlayan 3 boyutlu sütun uyaran sunum paradigması kullanılmıştır. Önerilen kişiden bağımsız çevrimiçi çalışan olasılıksal model 15 kişi ile test edilmiş ve %92.17 doğrulukla karakter tespiti yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: EEG, P300, Olay ilişkili potansiyel, Beyin bilgisayar arayüzü, Kişiden bağımsız çevrimiçi model, Olasılıksal üç boyutlu sütun paradigması.

PhD. Thesis

SUMMARY

PROBABILISTIC 3-DIMENSIONAL COLUMN FLASHING BASED BRAIN COMPUTER INTERFACE SPELLER SYSTEM THAT WORKS SIMULTANEOUSLY AND SUBJECT INDEPENDENT

Onur Erdem KORKMAZ

Karadeniz Technical University

The Graduate School of Natural and Applied Sciences Electrical-Electronics Engineering

Graduate Program Supervisor: Önder AYDEMİR

2022, 136 Pages

Brain-Computer Interfaces (BCI) are communication systems that enable people to use computers, wheelchairs, or neuroprostheses without muscle systems. The primary purpose of research in EEG-based BCI is to develop a new method with higher classification accuracy and data rate than existing methods and reveal new applications.

One of the most popular EEG-based BCI systems is the P300-based spelling model. This model works based on capturing the user's P300 signals when the row and column of the target character are flashed, along with randomly flashing the rows and columns of the letters in a matrix. In this thesis, a fast and high-performance brain-computer interface has been developed that enables individuals with paralysis such as ALS to communicate with their environment in real time by writing. Another unique aspect of this study is that the developed model is independent of the person; it has a plug-and-use feature without extra training or calibration steps for a new user. By calculating the probability of the desired word from the dictionary available in the database, the BCI system has been developed, which enables the next letter to be flashed more than conventional methods. In the BCI system, a 3-dimensional column stimulus presentation paradigm was used, which is probabilistic and ensures that the P300 amplitude is large. The proposed person-independent probabilistic model working online was tested with 15 people, and character detection was performed with an accuracy of 92.17%.

Keywords: EEG, P300, Event related potentials, Brain computer interface, Subject-independent real-time model, Probabilistic three-dimensional column paradigm.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Beynin yapısı (MAYO, 2022).....	3
Şekil 2. Ana EEG ritimleri.	10
Şekil 3. Kafa derisi üzerine 10-20 sistemine göre yerleştirilmiş EEG elektrotları.....	10
Şekil 4. ERD ve ERS işaretleri.	22
Şekil 5. ERP bileşenleri.	24
Şekil 6. Farwell ve Donchin tarafından tasarlanan heceleme görseli.	36
Şekil 7. Geliştirilmiş P300 tabanlı heceleiyici için önerilen bölge tabanlı paradigma: (a) Her grubun en fazla yedi karakter içerdiği ilk yoğunlaştırma düzeyi; ve (b) İkinci seviyede genişletilen bir bölge (Fazel-Rezai ve Abhari, 2009).....	37
Şekil 8. Tez çalışması kapsamında yapılan çalışmaların akış diyagramı.	49
Şekil 9. Klasik 2B-SS paradigması akış diyagramı.	50
Şekil 10. Klasik 2B-SS paradigma matrisi ve satır-sütun indisleri.	51
Şekil 11. Klasik 2B-SS paradigma matrisi, hedef karakter gösterimi ve satır sütun flaşlanması.	51
Şekil 12. Flaşlanma prosedürü.	52
Şekil 13. Bir deneme bloğu.	52
Şekil 14. Her bir hedef karakter için gerçekleştirilen bir koşum bloğu.....	53
Şekil 15. Veri kaydının yapıldığı EEG elektrotları.	54
Şekil 16. Çevrimdışı veri toplama düzeneği.....	55
Şekil 17. Taban çizgisi kaldırılmadan önce ve sonraki örnek veri.....	56
Şekil 18. Birden fazla ERP cevabı içermeyen EEG işaretinin ortalaması (a) ve birden fazla ERP cevabı içeren EEG datasının ortalaması alınarak elde edilen P300 işareti (b).....	57
Şekil 19. ERP dalga formu ve bileşenleri.....	58
Şekil 20. P8 kanalı için satır ve sütun flaşlanmalarına ait EEG parçalarının adım adım elde edilişi.....	59
Şekil 21. Satır ve sütun flaşlanmalarının ortalaması alınarak elde edilen P300 dalgası.	61
Şekil 22. İki katmanlı yapay sinir ağı modeli.....	63
Şekil 23. Kayıt alınan ve analizde kullanılan EEG kanalları.	67
Şekil 24. Karakter tespitini yapılması süreci.	68

Şekil 25. Sonuçların gösterildiği radar grafik örneği.	69
Şekil 26. Üç boyutlu sütun tabanlı paradigma görüntüsü.....	73
Şekil 27. Üç boyutlu sütun tabanlı deney paradigması animasyonu.	73
Şekil 28. Üç boyutlu sütun tabanlı deneysel paradigma.....	74
Şekil 29. İki boyutlu satır sütun tabanlı deneysel paradigma.	74
Şekil 30. KBÇM Deney Prosedürü.	76
Şekil 31. Çevrimiçi veri toplama düzeneği.	77
Şekil 32. P8 kanalında hedef ve hedef olmayan uyaranlara ait 50 örneklilik (a. ve c.) ve bu 50 örneğe ait ortalama (b. ve d.) EEG sinyalleri.....	79
Şekil 33. Hedef ve hedef olmayan uyaranlara ait 1200 denemenin P8 kanalı bazında ortalamaları.	80
Şekil 34. Analizde kullanılan kanallar.....	80
Şekil 35. Hedef ve hedef olmayan uyaranlar için 1200 denemenin analizde kullanılan kanallar bazında ortalamaları.	81
Şekil 36. Karakter matrisi ve sütun-[satır ^T] indisleri.	84
Şekil 37. OO3B-S seansında bir kanal için sütun ve [satır ^T]’ları flaşlanmalarından sonra elde edilen EEG parçaları ve ortalamaları.	90
Şekil 38. O3B-S seansında bir kanal için sütun ve [satır ^T]’ları flaşlanmalarından sonra elde edilen EEG parçaları ve ortalamaları.	90
Şekil 39. Kişi 1-2-3-4-5 için farklı flaşlanma sonuçları.	93
Şekil 40. Kişi 6-7-8-9-10 için farklı flaşlanma sonuçları.	94
Şekil 41. Farklı flaşlanma sayılarındaki sınıflandırma doğruluğu açısından önem derecesi sonuçları.	106
Şekil 42. Farklı flaşlanma sayılarındaki karakter tespiti açısından önem derecesi sonuçları.	107

TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 1. Nörogörüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması.	6
Tablo 2. Kontrol sinyallerinin özeti.....	16
Tablo 3. VEP modülasyonlarının özellikleri.	19
Tablo 4. Eksojen ve endojen BBA özellikleri.	26
Tablo 5. Senkron ve asenkron BBA özellikleri.	27
Tablo 6. BBA uygulamalarında kullanılan öznitelikler, özellikleri ve yapılan çalışmalar.	29
Tablo 7. BBA uygulamalarında sıklıkla kullanılan sınıflandırma algoritmaları ve özellikleri.....	33
Tablo 8. Literatürde P300 heceleme paradigması tabanlı yapılan çalışmaların özeti.	48
Tablo 9. Katılımcılarla yapılan deneyler ve amaçları.....	82
Tablo 10. OO3B-S seansında katılımcılar tarafından yazdırılan birinci kelimeye ait sütun ve [satır ^T] flaşlanma sayıları.	84
Tablo 11. ‘N’ harfi ile başlayan kelimelerin tespit edilerek sıradaki harflerin sütun-[satır ^T] indislerinin belirlenmesi.....	86
Tablo 12. Olasılıksal yöntemle adım adım sütunlar için elde edilen flaşlanma sayıları.	87
Tablo 13. O3B-S seansında katılımcılar tarafından yazdırılan kelimelere ait sütun-[satır ^T] flaşlanma sayıları.	89
Tablo 14. Grup 4 elektrotları, 10 ve 15 flaşlanma için elde edilen karşılaştırmalı sınıflandırma doğrulukları.	92
Tablo 15. Şekil 39 ve 40 için radar çizimlerinin REKA değerleri.	95
Tablo 16. P8 elektrotu için SD değerleri.	96
Tablo 17. Grup 4 elektrotları için SD değerleri.....	97
Tablo 18. Her iki paradigma için karakter belirleme doğrulukları.....	97
Tablo 19. Anket soruları ve katılımcıların verdiği cevaplar.....	98
Tablo 20. KBÇM’ye ait sonuçlar.	100
Tablo 21. a. OO3B-S ve b. O3B-S oturumlarına ait doğruluklar.....	101
Tablo 22. a. 1-6.sütunda yer alan harfler, b. 2-5.sütunda yer alan harfler ve c. 3-4.sütunda yer alan harflerin doğru belirlenme oranları.	103
Tablo 23.a. 7-12.satırda yer alan harfler, b. 8-11.satırda yer alan harfler ve c. 9-10.satırda yer alan harflerin doğru belirlenme oranları.	104

SEMBOLLER DİZİNİ

BBA	: Beyin Bilgisayar Arayüzü
EMG	: Elektromiyografi
EOG	: Elektrookülografi
EEG	: Elektroensefalografi
MEG	: Magnetoensefalografi
fMRI	: Fonksiyonel Manyetik Rezonans
NIRS	: Yakın Kızılötesi Spektroskopi
SNR	: Sinyal Gürültü Oranı
EKoG	: Elektrokortikografi
fNIRS	: Fonksiyonel Yakın Kızılötesi Spektroskopi
ERS	: Olayla İlgili Senkronizasyon
ERD	: Olayla İlgili Denkronizasyon
ERP	: Olayla İlgili Potansiyel
VEP	: Görsel Uyarılmış Potansiyel
SCP	: Yavaş Kortikal Potansiyel
TVEP	: Geçici Görsel Uyarılmış Potansiyel
SSVEP	: Kararlı Durum Görsel Uyarılmış Potansiyel
t-VEP	: Zaman Modülasyonlu Görsel Uyarılmış Potansiyel
f-VEP	: Frekans Modülasyonlu Görsel Uyarılmış Potansiyel
c-VEP	: Kod Modülasyonlu Görsel Uyarılmış Potansiyel
ALS	: Amyotrofik Lateral Skleroz
LED	: Işık Yayan Diyot
CRT	: Katot Işın Tüp
LCD	: Sıvı Kristal Ekran
PCA	: Temel Bileşen Analizi
ICA	: Bağımsız Bileşen Analizi
CSP	: Ortak Mekansal Model
AR	: Otoregresif Bileşenler
MF	: Eşleşen Filtreleme

CWT	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
DWT	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
LDA	: Lineer Diskriminant Analizi
DVM	: Destek Vektör Makinaları
k-EYK	: k-En Yakın Komşu
YSA	: Yapay Sinir Ağları
SD	: Sınıflandırma Doğruluğu
2B	: İki Boyutlu
3B	: Üç Boyutlu
CNN	: Evrişimli Sinir Ağı
2B-SS	: İki Boyutlu Satır-Sütun
3B-S	: Üç Boyutlu-Sütun
UAB	: Uyarılar Arası Boşluk
KBÇM	: Kişiden Bağımsız Çalışan Çevrimiçi Model
ÇDO	: Çevrimdışı Oturum
ÇİO	: Çevrimiçi Oturum

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Beyin makine arayüzü olarak da adlandırılan bir beyin bilgisayar arayüzü (BBA) (*ing.* Brain-Computer Interface, BCI), çevresel sinirler ve kaslar olmaksızın beyin tarafından üretilen kontrol sinyallerini kullanarak insanların çevreleriyle etkileşime girmelerini sağlayan, bir donanım ve yazılımsal iletişim sistemidir. BBA, kişinin niyetlerini bilgisayarlar, konuşma sentezleyicileri, yardımcı cihazlar ve nöral protezler gibi harici cihazlara iletmek için kas dışı yeni bir kanal oluşturur. Bu durum, özellikle ağır motor rahatsızlıkları olan bireyler için çok önemli bir gelişmedir. Böyle bir arayüz, yaşam kalitelerini iyileştirmekte ve aynı zamanda yoğun bakım maliyetlerini azaltmaktadır.

Bir BBA sistemi veri kaydı, ön işleme, öznitelik çıkarma, sınıflandırma ve kontrol arayüzü olmak üzere ardışık beş aşamadan oluşan ve beyin sinyallerindeki belirli bir dizi deseni tanıyabilen bir yapay zekâ sistemidir (Khalid vd., 2009). Veri kaydı aşaması beyin sinyallerini kaydetme aşamasıdır. Ön işleme adımı, sinyallerdeki istenmeyen bilgilerin ayıklanması aşamasıdır. Öznitelik çıkarma, kaydedilen beyin sinyallerindeki anlamlı bilgileri çıkarma aşamasıdır. Sinyal kaydedildikten sonra, bu sinyallerden etkin ve ayırt edici bilgiler içeren bir vektör elde edilir. Bu bilginin elde edilmesi önemli ve zorlu bir süreçtir. Beyin sinyalleri değişkendir ve elektromiyografi (EMG) veya elektrookülografi (EOG) gibi biyolojik sinyal artefaktlarıyla da bozulabilir.

Öznitelik çıkarma aşamasında elde edilen öznitelik vektörünün karmaşıklığını azaltmak için olabildiğince düşük boyutlu olmalıdır ve vektör oluşturulurken bilgi kaybı olmamalıdır. Sınıflandırma aşamasında kullanılan algoritma, öznitelik vektörlerini dikkate alarak sinyalleri sınıflandırır. Etkin öznitelik seçimi, kullanıcının niyetlerini belirlerken sınıflandırma algoritmalarının performansını artırmaktadır. Kontrol arayüzü aşamasında ise, sınıflandırılmış sinyaller kullanılarak bilgisayar, nöroprotez ve tekerlekli sandalye gibi herhangi bir cihazı kontrol etmek için anlamlı komutlara dönüştürür.

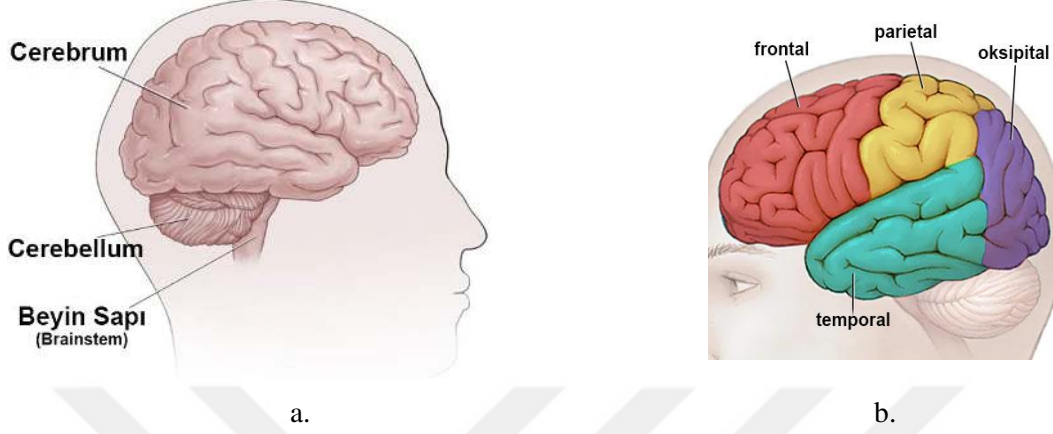
BBA teknolojisi, geçmişte bilimsel araştırmalar için uygun bir alan olarak görülmemekteydi. Düşünceleri veya niyetleri beyin aktivitesi aracılığıyla başarılı bir şekilde tespit etme fikri, çok garip ve uzak olduğu için sıklıkla reddedildi. Bu nedenle beyin aktivitesi alanındaki araştırmalar genellikle klinikte nörolojik bozuklukların analiziyle veya

laboratuvarlarda beyin işlevlerinin araştırılmasıyla sınırlı kalmıştır. Beyinden elde edilen bilginin sınırlı çözünürlüğü, düşük güvenilirliği ve yüksek değişkenliği nedeniyle BBA tasarımı çok karmaşık olarak kabul edildi. Ayrıca, BBA sistemleri gerçek zamanlı sinyal işleme gerektirdiğinden yakın zamana kadar gerekli teknoloji ya yoktu ya da aşırı pahalıydı (Wolpaw vd., 2002). Ancak, bu düşünceler son 20 yılda radikal bir değişim geçirdi. 20 yıl önce yalnızca 3 grupta ve 10 yıl önce yalnızca 8 grupta sınırlı olan BBA araştırmaları, şimdi tüm dünyada konuyu inceleyen 100'den fazla aktif araştırma grubuyla gelişen bir alandır (Wolpaw, 2007). Nöral arayüz teknolojisi ile ilgili yayınlanan makalelerin sayısı katlanarak artmıştır (Aggarwal ve Chugh, 2022). Beyin sinyali üzerine yapılan başarılı çalışmalar, bu ilerlemelere daha fazla ağırlık kazandırmıştır. Gittikçe daha ucuz bilgisayar donanımı ve yazılımının geliştirilmesi, daha karmaşık çevrimiçi analizlere izin vermiştir. Aynı şekilde, BBA'ları ağır engelli kişilere hizmet edebilecek yardımcı teknoloji olarak kullanma şansı, bu alandaki toplumsal kabulü ve ilerlemesini hızlandırma ihtiyacını artırmıştır. Bu teknolojiyle ilgi çalışmalar artık laboratuvar veya kliniklerin dışında da yapılmaktadır. Emotiv (Emotiv, 2011) veya Neurosky (NeuroSky, 2011) gibi şirketler halka yönelik bazı başlangıç uygulamaları geliştirmiştir. Bununla birlikte, bu gelişmelere rağmen, BBA tabanlı uygulamaların çoğu hala laboratuvar ortamlarıyla sınırlıdır. BBA'lar daha geniş uygulanabilirlik ve daha fazla kullanım kolaylığı gerektirmektedir. Bu da daha fazla hazırlık, eğitim ve kalibrasyon için harcanan zamanın azaltılması anlamına gelmektedir (Blankertz vd., 2010).

BBA araştırması, nöro bilim, fizyoloji, psikoloji, mühendislik, bilgisayar bilimi, rehabilitasyon ve diğer teknik ve sağlık bakım disiplinlerinden araştırmacıları birleştiren çok disiplinli bir alandır. Sonuç olarak, bazı kayda değer ilerlemelere rağmen, henüz ortak bir dil ortaya çıkarılamamıştır. Mevcut BBA teknolojileri farklılık göstermekte, bu da çalışmaların karşılaştırılmalarını zorlaştırmakta böylece bu alanda yapılan araştırmaları yavaşlatmaktadır. Bu nedenle BBA araştırmacıları topluluğu, BBA tasarımı için genel bir çerçeve oluşturma ihtiyacını vurgulamıştır (Mason ve Birch, 2003) (Wolpaw vd., 2000).

Beyin, çevremizde neler olup bittiğini analiz etmemizi ve onunla etkileşime girmemizi sağlayan merkezi sinir sisteminin bir parçasıdır. Beyin vücut hareketlerini koordine ederken; tansiyon, vücut ısı ve kalp atış hızı gibi homeostatik fonksiyonları düzenler ve ayrıca düşüncelerimizi ve duygularımızı kontrol eder (Saavedra, 2013). Beyin üç ana yapıdan oluşmaktadır. Bunlar; cerebellum, cerebrum ve beyin sapıdır (*ing.* brainstem) (Şekil 1a). Korteksi (beynin en dış katmanı) de içeren cerebrum, insan beyninin en büyük parçasıdır.

Korteks, sağ beyin yarım küresi ve sol beyin yarım küresinden oluşur ve her bir yarım kürede dört lob vardır (Şekil 1b).



Şekil 1. Beynin yapısı (Mayo, 2022).

Genel olarak, sağ yarım küre vücudun sol tarafında bulunan kasları ve sol yarım küre ise vücudun sağ tarafını kontrol eder. Her iki yarım küre arasındaki iletişim, her iki yarım küre boyunca motor ve duyuşal bilgi gönderen korpus kallozumdan yapılır. Sol ve sağ yarım küre arasındaki simetriye ve her insan için beynin farklı şekilde çalıştığı gerçeğine rağmen, beyindeki her bölgenin fonksiyonlarında bir fikir birliği vardır. Her bir beyin bölgesiyle ilişkili ana fonksiyonlar aşağıda tarif edilmiştir:

Frontal Bölge: Motor gelişim, problem çözme, dil, akıl yürütme, planlama, hafıza, kişilik ve duygular bu lob ile ilgilidir.

Parietal Bölge: Dokunsal uyarıların algılanmasında önemli bir rol oynar. Sıcaklık, basınç ve ağrı gibi duyuşal girdilere cevap verir. Aynı zamanda hareket koordinasyonu ve dili ile ilişkilidir.

Oksipital Bölge: Görsel uyarıların algılanması ve işlenmesinden sorumludur.

Temporal Bölge: İşitsel ve koku uyarıcılarının algılanmasında önemli bir rol oynar. Aynı zamanda koordinasyon, denge, duygular, hafıza ve yüz tanıma ile de ilişkilidir.

1.2. Beyin Bilgisayar Arayüzlerinde Nörogörüntüleme Yaklaşımları

BBA'lar, kullanıcı niyetleri hakkında bilgi toplamak için beyin sinyallerini kullanır. Bu amaçla, BBA'lar beyin aktivitesini ölçen ve bilgiyi izlenebilir sinyalle çeviren

bir kayıt aşamasına ihtiyaç duyarlar. İki tip beyin aktivitesi izlenebilir. Bunlardan birincisi elektrofizyolojik ve diğeri hemodinamik yöntemlerdir.

Elektrofizyolojik aktivite, nöronlar arasındaki bilgi alışverişini sağlayan elektro-kimyasal vericiler tarafından üretilir. Nöronlar, kendi grupları içinde akan iyonik akımlar üretirler. Dendrit gövdesi boyunca iletilen çeşitli akım yolları bulunmaktadır. Bu hücre içi akımlar birincil akımlar olarak bilinir. İkincil akımlar olarak bilinen hücre dışı akım akışları tarafından birincil akımların çevrelenmesine elektrik yüklerinin korunumu denilmektedir. (Baillet vd., 2001). Elektrofizyolojik aktivite, nöronlarda elektroensefalografi (EEG), manyetoensefalografi (MEG) ve EOG elektriksel sinyal alımı ile ölçülür.

Hemodinamik yanıt, kanın aktif nöronlara, aktif olmayan nöronlardan daha yüksek bir oranda glikoz sağladığı bir süreçtir. Kan akımı yoluyla iletilen glikoz ve oksijen, aktif bölgenin damarlarında oksihemoglobin fazlalığına ve oksihemoglobinin deoksihemoglobine lokal oranında ayırt edilebilir bir değişikliğe neden olur (Laureys ve Boly, 2009). Bu değişiklikler, fonksiyonel manyetik rezonans (*ing.* functional magnetic resonance, fMRI) ve yakın kızılötesi spektroskopi (*ing.* near infrared spectroscopy, NIRS) gibi beyin görüntüleme yöntemleriyle ölçülebilir. Bu tür yöntemler dolaylı olarak kategorize edilir, çünkü elektrofizyolojik aktivitenin aksine doğrudan nöronal aktivite ile ilgili olmayan hemodinamik yanıtı ölçerler.

Mevcut BBA'ların çoğu, EEG sinyallerini kullanarak beyin aktivitesindeki ilgili bilgileri elde eder. EEG, yüksek zamansal çözünürlüğü, düşük maliyeti, yüksek taşınabilirliği ve kullanıcılar için az risk oluşturması nedeniyle en yaygın kullanılan nörogörüntüleme yöntemidir (Nicolas ve Gomez, 2012). EEG'ye dayalı BBA'lar, farklı beyin bölgelerinden EEG sinyallerini alan sensörlerden oluşur. Bununla birlikte, EEG sinyallerinin kalitesi; kafa derisi, kafatası ve arka plan gürültüsünden etkilenir. Gürültü, sinyal gürültü oranını (*ing.* Signal-to-Noise Ratio, SNR) ve dolayısıyla kaydedilen sinyallerden anlamlı bilgiler çıkarma yeteneğini azalttığı için, EEG ve diğer beyin görüntüleme yöntemlerinin anahtarıdır.

İnvaziv olmayan yani müdahalesiz yaklaşımlar, ciddi ve kısmen felçli hastalar tarafından, temel iletişim biçimlerini yeniden kazanmak ve nöroprotezleri ve tekerlekli sandalyeleri kontrol etmek için başarıyla kullanılmıştır (Cincotti vd., 2008) (Muller ve Pfurtscheller, 2007) (Sellers vd., 2010). BBA uygulamalarında invaziv olmayan yaklaşımların olağanüstü faydasına rağmen, daha yüksek çözünürlüklü beyin sinyallerine duyulan ihtiyaç nedeniyle motor hareketleri kurtarma sınırlı olmuştur. BBA'lar tarafından

izlenen beyin sinyallerinin kalitesini iyileştirmek amacıyla elektrokortikografi (EKG) veya intrakortikal nöron kaydı gibi invaziv yani müdahaleli kayıt yöntemleri geliştirilmiştir. Çoğu araştırmacı, birden fazla serbestlik derecesine sahip protezler aracılığıyla hareket restorasyonunun ancak invaziv yaklaşımlarla sağlanabileceği konusunda hemfikirdir (Lebedev ve Nicolelis, 2006). Doğru nöroprotez kontrolü için invaziv yöntemler vazgeçilmezdir. Yerleşik görüşün aksine, Wolpaw (Wolpaw, 2007) çok boyutlu kontroldeki performansın kayıt yönteminden bağımsız olabileceğini öne sürmüştür. Kayıt ve analiz tekniklerinin daha da iyileştirilmesi, muhtemelen hem invaziv hem de invaziv olmayan yöntemlerin performansını artıracaktır. Bununla birlikte, nöroprotez kontrolündeki en son çalışmalar, invaziv yöntemlerin nöroprotez kontrol uygulamalarında doğal avantajlara sahip olduğunu göstermektedir (Konrad ve Shanks, 2010).

İnvaziv yöntemlerde kafatasının içine önemli sağlık riskleri içeren ve kullanımlarını deneysel ayarlarla sınırlayan mikroelettrot dizileri yerleştirilmesi gerekir. BBA araştırmasında iki invaziv yöntem kullanılmaktadır. Bunlardan ilki, elektrotları korteksin yüzeyine, dura mater dışında (epidural elektrokortikografi) veya dura mater altında (subdural elektrokortikografi) yerleştiren EKG ve diğeri ise elektrotları içine implante eden intrakortikal nöron kaydıdır. Uzun vadeli uygulamalarda kullanılmadan önce bu tür invaziv yöntemlerin çok yönlü bir şekilde ele alınması gerekiyordu. İlk olarak, mikro elektrotun doku kabulü ele alınmıştır. Bu nedenle ilk olarak biyouyumluluğu iyileştirmek için nöronal büyümeyi destekleyen nörotropik ortamlara sahip elektrotlar için öneriler geliştirilmiştir (Kennedy vd., 2000). İkinci olarak, enfeksiyon risklerini azaltmak için mikroelettrot ile kablosuz teknolojiyi kullanan harici donanım arasında bir bağlantı geliştirilmiştir ve nöronal sinyallerin kablosuz iletimi hayvanlarda test edilmiştir (Bossetti vd., 2004). Ele alınan üçüncü konu ise, kayıt sisteminin takılıp çıkarılmasından kaynaklanan sürekli stres, doku hasarına veya sistem arızasına neden olup olmayacağıydı.

Her bir nörogörüntüleme yöntemi aşağıda açıklanmıştır. İlk olarak EEG, EKG, MEG ve intrakortikal nöron kaydı gibi elektrofizyolojik yöntemler tartışılmıştır. Daha sonra, fMRI ve fonksiyonel yakın kızılötesi spektroskopi (fNIRS) gibi metabolik yöntemler açıklanmıştır. Görüntüleme yöntemleri aktivite, zamansal ve uzamsal çözünürlükler, güvenlik ve taşınabilirlik ile ilgili bilgilerle birlikte Tablo 1’de açıklanmıştır.

Tablo 1. Nörogörüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması

Beyin görüntüleme yöntemi	Ölçülen aktivite	Doğrudan/Dolaylı Ölçüm	Zamansal çözünürlük	Uzamsal çözünürlük	Risk	Taşınabilirlik
EEG	Elektriksel	Doğrudan	~0.05 sn	~10 mm	non-invaziv	Taşınabilir
MEG	Manyetik	Doğrudan	~0.05 sn	~5 mm	non-invaziv	Taşınamaz
EKoG	Elektriksel	Doğrudan	0.003 sn	~1 mm	invaziv	Taşınabilir
İntrakortikal Nöron Kaydı	Elektriksel	Doğrudan	0.003 sn	~0,1 - 0.05 mm	invaziv	Taşınabilir
fMRI	Metabolik	Dolaylı	~1 sn	~1 mm	non-invaziv	Taşınamaz
fNIRS	Metabolik	Dolaylı	~1 sn	~5 mm	non-invaziv	Taşınabilir

1.2.1. Elektroensefalografi

EEG, nöronlardaki dendritlerin sinaptik uyarılmaları sırasında elektrik akımlarının akışının neden olduğu elektriksel beyin aktivitesini ölçer ve ikincil akımların etkilerine karşı son derece hassastır (Baillet vd., 2001). EEG sinyalleri, kafa derisine yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla invaziv olmayan bir şekilde kolayca kaydedilir, bu nedenle açık ara en yaygın kayıt yöntemidir. Bununla birlikte, sinyallerin kafa derisini, kafatasını ve diğer birçok katmanı geçmesi gerektiğinden sundukları sinyal kalitesi düşüktür. Bu teknik ayrıca, beynin içinde veya dışında kafa derisi üzerinde oluşan arka plan gürültüsünden ciddi şekilde etkilenmektedir.

EEG kayıt sistemi elektrotlar, amplifikatör, analog-dijital (A/D) dönüştürücü ve bir kayıt cihazından oluşmaktadır. Elektrotlar kafa derisinden beynin üretmiş olduğu elektriksel sinyali alır, amplifikatör analog sinyali işler ve EEG sinyallerinin genliğini artırır, böylece A/D dönüştürücü sinyali daha doğru bir şekilde dijitalleştirebilir. Son olarak, bir bilgisayar kayıt cihazı, verileri depolar ve görüntüler.

EEG sinyali, aktif elektrot ile referans elektrot arasındaki zaman içindeki potansiyel fark olarak ölçülür. Aktif ve referans noktaları arasındaki diferansiyel voltajı ölçmek için toprak elektrotu olarak bilinen ekstra bir üçüncü elektrot kullanılır. EEG ölçümü için minimum konfigürasyon bu nedenle bir aktif, bir referans ve bir toprak elektrotundan oluşmaktadır. Çok kanallı konfigürasyonlar 128 veya 256'ya kadar aktif elektrot içerebilir (Teplan, 2002). Bu elektrotlar genellikle gümüş klorürden (AgCl) yapılıdır (Sinclair vd., 2007). Doğru bir sinyal kaydetmek için elektrot-kafa derisi temas empedansı 1 k Ω ile 10 k Ω arasında olmalıdır (Usakli, 2010). Elektrot-doku arayüzü sadece dirençli değil aynı zamanda kapasitiftir ve bu nedenle alçak geçiren bir filtre gibi davranır. Empedans, arayüz katmanı,

elektrot yüzey alanı ve sıcaklık gibi çeşitli faktörlere bağlıdır (Usakli, 2010). EEG jeli, cilt ile her elektrot arasında empedansı azaltan iletken bir yol oluşturur. Bununla birlikte, nispeten iyi kalitede bir sinyal sağlamak için sürekli bakım gerektiğinden jelin kullanımı zahmetlidir. Jel kullanımına ihtiyaç duymayan, kuru elektrotlar olarak adlandırılan elektrotlar, titanyum ve paslanmaz çelik gibi diğer malzemelerle yapılmıştır (Fonseca vd., 2006). Bu tür elektrotlar, çok yüksek elektrot/cilt ara yüz empedanslarıyla başa çıkmak için ön yükseltme devrelerine sahip kuru aktif elektrotlar olabilir (Fonseca vd., 2006) (Taheri vd., 1994) veya aktif devreleri olmayan, ancak ultra yüksek giriş empedansına sahip EEG kayıt sistemlerine bağlanan kuru pasif elektrot olabilir (Gargiulo vd., 2010). EEG veri kaydı amacıyla uygun elektrot türlerinin seçimi, özellikle potansiyel BBA uygulaması söz konusu olduğunda son derece önemlidir (Doudou vd., 2018). BBA uygulamalarında kullanılan ıslak ve kuru elektrotların avantaj ve dezavantajları aşağıda sıralanmıştır (Doudou vd., 2018) (Grozea vd., 2011) (Lopez vd., 2014) (Saab vd., 2011).

Islak elektrotlar;

- Düşük maliyetlidir,
- Mevcut pazar ürünleri tarafından yaygın olarak kullanılmaktadır,
- Düşük temas empedansına sahiptirler,
- Sinyal kalitesi yüksektir,
- Kafa derisi ile elektrotlar arasına iletken jeller veya macunların kullanılmasını gerektirirler,
- Daha uzun hazırlık süresi gerektirirler,
- Kullanıcılar için rahatsız edici olabilirler,

Kuru elektrotlar;

- Herhangi bir cilt hazırlığı gerektirmezler,
- Herhangi bir iletken jel veya macun kullanımına ihtiyaç duymazlar,
- Sinyal kalitesi ıslak elektrotlara göre daha düşüktür,

Elektriksel biyolojik sinyallerin genliği mikrovolt düzeyindedir. Dolayısıyla sinyal elektronik gürültüye karşı çok hassastır. Güç hatları gibi harici kaynaklar arka plan gürültüsü oluşturabilir (Leach, 1994).

EEG, frekanslarına göre sınıflandırılabilen bir dizi sinyal içerir. İyi bilinen frekans aralıkları, kafa derisi üzerindeki dağılıma veya biyolojik önemine göre tanımlanmıştır. Bu frekans bantları sırasıyla düşükten yükseğe delta (δ), teta (θ), alfa (α), beta (β) ve gama (γ) olarak adlandırılır. Bu bantların ilgili özellikleri aşağıda detaylandırılmıştır.

Delta bandı 4 Hz'nin altındadır ve bebeklerde tespit edilen delta sinyallerinin genliği yaşlandıkça azalır. Delta ritimleri genellikle derin uyku durumundaki yetişkinlerde gözlenir ve uyanık durumdaki yetişkinlerde olağandışıdır. Delta ritmi, rüyasız uyku, trans ve derin hipnoz gibi zihinsel durumlarda bulunabilir. Uyuşturucular, depresyon, kaygı ve alkol tarafından etkilenir. Uyanık yetişkinlerde büyük miktarda delta aktivitesi anormaldir ve nörolojik hastalıklarla ilişkilidir (Kübler vd., 2001). Düşük frekans nedeniyle, boyun veya çenenin büyük kaslarının neden olduğu yapay sinyallerle delta dalgalarını sıklıkla karışmaktadır.

Teta dalgaları 4 ila 7 Hz aralığındadır. Normal uyanık bir yetişkinde, sadece küçük bir miktar teta frekansı kaydedilebilir. Küçük çocuklarda, daha büyük çocuklarda ve uykulu, meditatif veya uyku durumundaki yetişkinlerde daha büyük miktarda teta frekansı görülebilir (Kübler vd., 2001). Delta dalgaları gibi, uyanık yetişkinlerde büyük miktarda teta aktivitesi nörolojik hastalıklarla ilişkilidir (Kübler vd., 2001). Teta bandı meditatif konsantrasyon (Aftanas vd., 2001) (Anand vd., 1961), zihinsel hesaplama (Fernández vd., 1995), labirent görevi talepleri (Caplan vd., 2001) veya bilinçli farkındalık (Klimesch vd., 2001) gibi çok çeşitli bilişsel süreçlerle ilişkilendirilmiştir. Parietal-Temporal bölgede saptanabilir, REM uykusunda (hızlı göz hareketleriyle uyku), uyuşuklukta ve uykudan uyanmaya geçiş sırasında bulunur. Ayrıca duygusal stres, alkol alımı ve yorgunluk ile tetiklenir (Matsuoka, 1990).

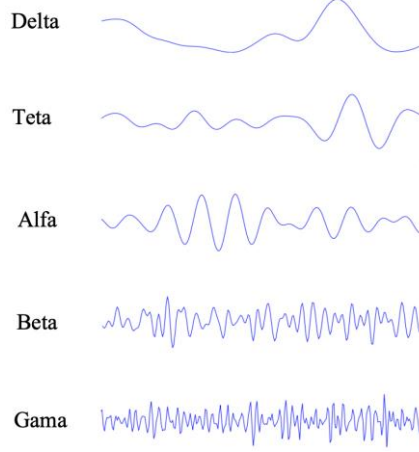
Alfa ritimleri Uluslararası Elektroensefalografi ve Klinik Nörofizyoloji Dernekleri Federasyonu terminoloji komitesi tarafından, başın arka bölgesi üzerinde uyanıklık sırasında ortaya çıkan, özellikle oksipital alanda yüksek genlikteki ritim olarak tanımlanmıştır. (Pineda, 2005). Bu dalgalar 8 ila 12 Hz aralığındadır. Gözler kapandığında ve vücut gevşediğinde genlikleri artar, gözler açılınca ve zihinsel efor sarf edildiğinde zayıflarlar (Black, 1972). Bu ritimler öncelikle oksipital beyin bölgesindeki görsel işlemeyi yansıtır ve ayrıca hafıza beyin fonksiyonuyla da ilişkili olabilir (Klimesch, 1997). Alfa aktivitesinin zihinsel çaba ile ilişkili olabileceğine dair kanıtlar da vardır. Artan zihinsel çaba, özellikle ön bölgelerden alfa aktivitesinin baskılanmasına neden olur (Venables vd., 2009). Sonuç olarak, bu ritimler zihinsel çabayı ölçmek için yararlı sinyaller olabilir. Mu ritimleri alfa ritimleriyle aynı aralıkta bulunabilir ancak aralarında önemli fizyolojik farklılıklar bulunmaktadır. Alfa ritimlerinin aksine, mu ritimleri motor aktivitelerle güçlü bir şekilde bağlantılıdır ve bazı durumlarda beta ritimleri ile ilişkili görünmektedir (Pfurtscheller vd., 2006) (Pineda, 2005). Mu aktivitesi hareketler sırasında veya hareketlerin hazırlanması

sırasında azalır ve gevşeme ile artar. Buna olayla ilgili senkronizasyon ve olayla ilgili desenkronizasyon denir (*ing.* Event-Related Synchronization, ERS), (*ing.* Event-Related Desynchronization, ERD) (Niedermeyer vd., 2005) (Pfurtscheller, 1992).

12 ila 30 Hz aralığındaki beta ritimleri beynin ön (frontal) ve orta (parietal) bölgelerinde kaydedilir ve motor aktivitelerle ilişkilendirilir. Kişi uyanık olduğunda ve tam zihinsel aktivitede motor korteks üzerinden kaydedilir. Beta ritimleri, gerçek hareket veya motor görüntüleri sırasında senkronize değildir (Pfurtscheller vd., 2001). Beta dalgaları, motor aktivite olmadığında simetrik dağılımlarıyla karakterize edilir. Ancak aktif hareket durumunda beta dalgaları zayıflar ve simetrik dağılımları değişir (Pfurtscheller vd., 2001). Beta ritmi kas kasılmalarında veya dokunsal uyaranların (sensorimotor aktivite) varlığında bloke edilir ve sıklıkla mu ritmiyle karıştırılır.

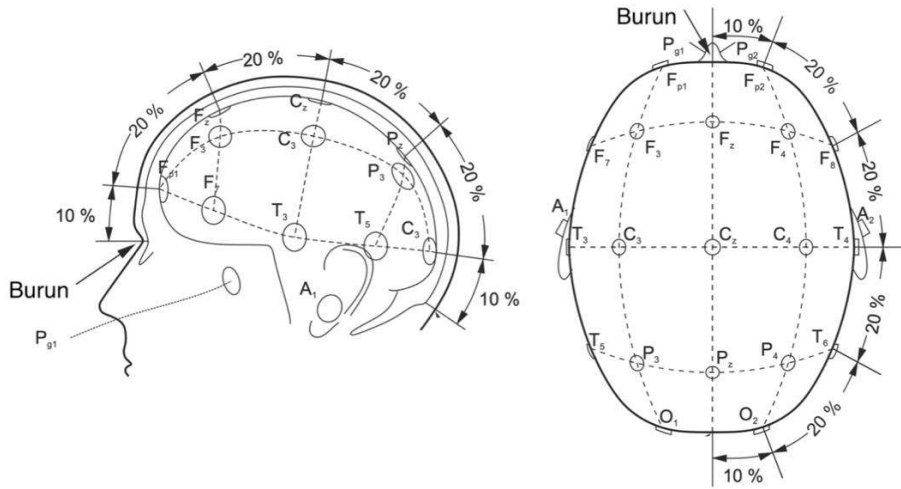
Gama ritimleri, 30 ila 100 Hz arasındaki frekans aralığına aittir. Sağlıklı bir yetişkinin beyin aktivitesinde gama dalgalarının varlığı, diğerlerinin yanı sıra belirli motor işlevler veya algılarla ilişkilidir (Lee vd., 2003). Bazı deneyler, normal insanlarda maksimum kas kasılması sırasında motor aktiviteler ile gama dalgaları arasında bir ilişki olduğunu ortaya koymuştur (Brown vd., 1998). Bu gama bandı tutarlılığı, zayıf kasılmalar sırasında bir beta bandı tutarlılığı ile değiştirilir, bu da gama veya beta kortikal salınım aktivitesi ile kuvvet arasında bir korelasyon olduğunu göstermektedir (Mima vd., 1999). Ayrıca, çeşitli çalışmalar hem görsel hem de işitsel uyaranların algılanmasında gama aktivitesinin rolüne dair kanıtlar göstermiştir (Lee vd., 2003) (Lutzenberger vd., 1995) (Müller vd., 1996) (Müller vd., 1999). Gama ritimleri, EEG tabanlı BBA sistemlerinde daha az kullanılır, çünkü EMG veya EOG gibi artefaktlardan sıklıkla etkilenmektedirler (L. Zhang, vd., 2010). Bununla birlikte, bu aralık, geleneksel beta ve alfa sinyallerine kıyasla, bilgi aktarım hızını artırabileceği ve daha yüksek uzamsal çözünürlük sunabileceği için BBA araştırmalarında giderek artan bir ilgi görmektedir (Darvas vd., 2010) (K. J. Miller vd., 2007). Bu ritim tipik olarak algı ve bilinçle ilişkilendirilirken, bu varsayım bilim insanları tarafından tam olarak ispatlanamamıştır (Whitham vd., 2007). Tüm bunların yanında bazı bilim insanları da gama dalgalarının EMG aktivitesinin eseri olabileceğini söylemektedirler.

Yukarıda sunulan ritimler Şekil 2'de gösterilmiştir. EEG kayıtlarında bulunabilecek ana ritimler bunlardır. Ancak literatürde çok yavaş ve çok hızlı ritimler olan omega ve rho ritimleri de bulunmaktadır (Niedermeyer vd., 2005).



Şekil 2. Ana EEG ritimleri

Yukarıda açıklandığı gibi, EEG sinyalleri elektrotlarla kaydedilir. Kafa derisi üzerine genellikle Amerikan Elektroensefalografi Derneği tarafından standardize edilmiş olan Uluslararası 10–20 sistemine göre yerleştirilmektedir (Seeck vd., 2017). 10–20 sistemi, elektrot konumunu tanımlamak için kafada iki referans noktası kullanır. Bu referans noktalarından biri burnun üst kısmında gözler ile aynı seviyede yer alan nasiondur. Diğer referans noktası, kafatasının tabanındaki kemikli yumruda bulunan inyondur. Enine ve medyan düzlemler kafatasını bu iki noktadan ayırır. Elektrot konumları, bu düzlemler %10 ve %20 aralıklarla işaretlenerek belirlenir (Şekil 3). Her konumdaki harfler, A kulak memesini, C merkezi bölgeyi, P parietal, F frontal ve O oksipital bölgeyi temsil edecek şekilde belirli beyin bölgelerine karşılık gelir.



Şekil 3. Kafa derisi üzerine 10-20 sistemine göre yerleştirilmiş EEG elektrotları

1.2.2. Manyetoensefalografi

MEG, manyetik indüksiyon yoluyla beynin manyetik aktivitesini kaydeden, invazif olmayan bir görüntüleme tekniğidir. MEG, kafanın dışında ölçülebilen manyetik alanlar üreten dendritlerden akan hücre içi akımları ölçer (Waldert vd., 2009). MEG sinyallerini üreten nörofizyolojik süreçler, EEG sinyallerini üretimiyle aynıdır. Bununla birlikte, EEG ikincil akım kaynaklarına aşırı duyarlıyken, MEG birincil akım kaynaklarına karşı daha duyarlıdır (Baillet vd., 2001). MEG'in avantajı, manyetik alanların kafatası ve kafa derisi tarafından elektrik alanlara göre daha az bozulmasıdır (Salmelin vd., 1995).

Manyetik alanlar, nöral aktivite tarafından üretilen manyetik bozulmalara karşı son derece hassas olan süper iletken kuantum girişim cihazları tarafından tespit edilir (Babiloni vd., 2009). Manyetik beyin aktivitesini ölçen elektronik ekipman, sensörün süper iletkenliğini kolaylaştırmak için neredeyse -273 santigrat dereceye kadar soğutulur. MEG için elektromanyetik parazitlerden etkili koruma yapmak gerekir. Elektronik ekipman, manyetik alanların dış kaynaklardan gelen etkilerini azaltan, manyetik olarak korunan bir odaya kurulur.

MEG, EEG'den daha yüksek uzaysal-zamansal çözünürlüğe sahip sinyaller sağlar, bu da bir BBA'yı kontrol etmek için gereken eğitim süresini azaltır ve güvenilir iletişimi hızlandırır (Mellinger vd., 2007). MEG aynı zamanda beyin içindeki aktif bölgelerin yerini belirlemek için de başarıyla kullanılmıştır (W. Wang vd., 2010). Bu avantajlı özelliklerine rağmen, MEG teknolojisi, günlük kullanıma uygun bir satın alma yöntemi olamayacak kadar hantal ve pahalı olduğundan BBA tasarımında sıklıkla kullanılmaz. 2005 yılında Lal ve ark. (Lal vd., 2005) ilk çevrimiçi MEG tabanlı BBA'yı sunmuşlardır. Bunu daha fazla çalışma izlemiş olsa da (Georgopoulos vd., 2005) (Kauhanen vd., 2006) (Mellinger vd., 2007) (Sabra ve Wahed, 2011) (J. Zhang vd., 2011), MEG tabanlı BBA'lar, EEG tabanlı BBA'lara kıyasla hala dezavantajlı durumdadır.

1.2.3. Elektrokortikografi

EKoG, doğrudan beyin yüzeyine yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla serebral korteksteki elektriksel aktiviteyi ölçen bir tekniktir. EEG ile karşılaştırıldığında, EKoG daha yüksek zamansal ve uzaysal çözünürlüğün yanı sıra daha yüksek genlikli, göz kırpması ve göz hareketi gibi artefaktlara karşı daha düşük hassasiyet sağlar (Ball vd., 2009). Bununla

birlikte, EKoG, elektrot ızgarasını implante etmek için bir kraniyotomi gerektiren ve önemli sağlık tehlikeleri içeren invaziv bir kayıt yöntemidir. Bu nedenle EKoG ile ilgili ilk çalışmalar genellikle hayvanlar üzerinde gerçekleştirilmektedir. Hayvanlar üzerinde gerçekleştirilen ilk çalışmalar, beyinden EKoG'un elde edebileceği sinyallerin uzun vadeli kararlılığını değerlendirmiştir (Bullara vd., 1979) (Loeb vd., 1977) (Margalit vd., 2003) (Yuen vd., 1987). Sonuçlar, subdural elektrotların birkaç ay boyunca stabil sinyaller sağlayabileceğini göstermiştir. Bununla birlikte, EKoG tarafından elde edilen sinyallerin uzun vadeli kararlılığı şu anda belirsizdir. Maymunlarla yapılan daha yakın tarihli deneyler, EKoG'un doğruluk veya yeniden kalibrasyonda herhangi bir sapma olmaksızın aylarca yüksek bir seviyede performans gösterebileceğini göstermiştir (Carmena vd., 2003). Bu çalışmalar aynı zamanda EKoG problemlerini yerleştirmek için minimal invaziv protokoller geliştirmiştir (Matsuo vd., 2011).

İnsanlarda, EKoG, istemli motor eylem sırasında üretilen alfa ve beta dalgalarının (Crone vd., 1998) veya gama dalgalarının analizi için kullanılmıştır (Crone vd., 1998) (Miller vd., 2007). EKoG'un BBA sistemlerinde kullanımı ile ilgili olarak, Levine ve ark. (Levine vd., 1999), EKoG kullanarak olayla ilgili potansiyellerin (*ing.* Event Related Potentials, ERP) tanımlanması temelinde motor eylemleri sınıflandıran bir BBA tasarlamışlardır. Leuthardt ve ark. ilk kez EKoG tabanlı bir BBA'nin tek boyutlu bir imleci kontrol etmek için bilgi sağlayabileceğini göstermişlerdir, ayrıca bu çalışmada EEG tabanlı BBA'lardan daha kesin ve daha hızlı bilgi elde edildiğini göstermişlerdir (Leuthardt vd., 2004). Birkaç yıl sonra, Schalk ve ark. (Schalk vd., 2007), kullanıcının iki boyutlu bir imleci kontrol etmesine izin veren daha gelişmiş bir EKoG tabanlı BBA sunmuşlardır. Tüm bu çalışmaların sonuçları, ciddi motor engelleri olan kişilerin iletişim ve kontrol ihtiyaçları için EKoG tabanlı BBA'ları kullanmasını daha uygun hale getirdiğini göstermektedir.

1.2.4. İntrakortikal Nöron Kaydı

İntrakortikal nöron kaydı, beynin gri maddesindeki elektriksel aktiviteyi ölçen bir görüntüleme tekniğidir. Nöronlardan gelen yerel alan potansiyellerini ve sinyalleri yakalamak için korteksin içine mikroelettrot dizileri yerleştirilerek gerçekleştirilen invaziv bir kayıt yöntemidir.

İntrakortikal nöron kaydı ile üç sinyal elde edilebilir: bunlar tek üniteli aktivite, çok üniteli aktivite ve lokal alan potansiyelleridir (Waldert vd., 2009). Tek üniteli aktivite, tek

bir nöronun sinyalinin yüksek geçişli filtrelemesi ile elde edilir. Çok üniteli aktivite aynı şekilde elde edilir, ancak sinyaller birden fazla nörondan gelebilir. Lokal alan potansiyelleri, bir elektrot ucunun çevresindeki nöron aktivitesinin alçak geçiren filtreden geçirilmesiyle elde edilir. Lokal alan potansiyelleri analog sinyallerdir, tek üniteli aktivite ve çok üniteli aktivite ise tek nöronların yükselme aktivitesini ölçer ve zaman içinde ayrı olaylara indirgenebilir (Waldert vd., 2009).

İntrakortikal nöron kaydı, EEG kaydından çok daha yüksek uzaysal ve zamansal çözünürlük sağlar. Bu nedenle intrakortikal sinyallerin kullanımı EEG sinyallerinden daha kolay olabilir. Bununla birlikte, sinyal kalitesi, beyin dokusunun implante edilen kayıt mikroelettroduna verdiği tepkiden ve mikroelettrodun duyarlılığındaki değişikliklerden etkilenebilir (Polikov vd., 2005), bu da günler ve yıllar boyunca giderek hasar görebileceği anlamına gelmektedir (Maynard vd., 1997). Kullanıcı, eğitime ihtiyaç duymadan, mikroelettrodun nispi duyarlılığındaki bu yavaş değişikliklere doğal olarak uyum sağlayabilir. Bununla birlikte, elektrot hassasiyetinin periyodik olarak yeniden kalibrasyonları gerekli olabilmektedir (Lauer vd., 2000).

İntrakortikal nöron kayıt alanında ilk denemeler hayvanlarda yapılmıştır. Öğrenilmiş hareketler sırasında maymunlarda veya sıçanlarda motor korteksteki nöral aktiviteyi kaydetmek için çok elektrotlu diziler kullanılmıştır (Georgopoulos vd., 1986) (Schwartz, 1993) (Wessberg vd., 2000). Bu ilk çalışmalar, intrakortikal nöron kayıtlarının bir hareketin doğasını ve yönünü gösterebileceğini göstermiştir. Bu çalışmalar, gerçek hareketler yapılmadığında aynı kalıpların olup olmayacağını ortaya koymamaktadır. Bu bağlamda Taylor ve Schwartz bir bilgisayarda gerçek ve sanal kol hareketleri yapan al yanaklı makaklarla deneyler yapmıştır (Taylor vd., 2002). Sonuçlar, aynı kalıpların devam ettiğini göstermiştir. Maymunlarla yapılan en son çalışmalar, fiziksel çevre ile doğrudan gerçek zamanlı etkileşim için protez cihazların kontrolünü üzerine yapılmıştır (Carpaneto vd., 2011) (Jackson vd., 2007) (Vargas vd., 2010) (Velliste vd., 2008).

BBA sistemlerinde intrakortikal nöron kaydının uygulanmasıyla ilgili olarak, mikroelettrot dizilerinin, çok sayıda harici cihazın eşzamanlı ve orantılı kontrolünü sağlamanın uygun bir yolu olduğu gösterilmiştir (Maynard vd., 1997). Ayrıca Kennedy ve ark., kullanıcıların sanal bir elde siber basamaklı bir parmağın imleç hareketini ve fleksiyonunu kontrol etmesine izin veren bir BBA tasarlamak için kortikal kontrol sinyallerini kullanmışlardır (Kennedy vd., 2004).

1.2.5. Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme

fMRI, elektromanyetik alanlar aracılığıyla nöral aktivasyon sırasında lokal serebral kan hacmi, serebral kan akışı ve oksijenasyon seviyelerindeki değişiklikleri tespit eden, girişimsel olmayan bir nörogörüntüleme tekniğidir. fMRI genellikle 3T veya 7T sırasına göre elektromanyetik güç alanları uygulayan MRI tarayıcıları kullanılarak gerçekleştirilir. fMRI kullanımının ana avantajı, yüksek alan çözünürlüğüdür. Bu nedenle, beyin içindeki aktif bölgelerin lokalize edilmesi için fMRI uygulanmıştır (DeCharms vd., 2004). Bununla birlikte, fMRI, yaklaşık 1 veya 2 saniyelik düşük bir zamansal çözünürlüğe sahiptir. Ek olarak bu yöntemde hemodinamik yanıt 3 ila 6 saniye arasında fizyolojik bir gecikme sağlar (Weiskopf vd., 2004). fMRI, BBA sistemlerinde hızlı iletişim için uygun görünmemektedir ve kafa hareketi artefaktlarına karşı oldukça hassastır.

BBA sistemlerinde, fMRI tipik olarak nöronal aktivasyon sırasında kan oksijen düzeyi bağımlılığını ölçmek için kullanılır (J.-H. Lee vd., 2009). Kan oksijen düzeyi bağımlılığı sinyali nöronal aktivite ile doğrudan ilişkili olmasa da, her ikisi arasında bir uyumluluk mevcuttur (Logothetis vd., 2001). BBA teknolojisinde fMRI kullanımı nispeten yenidir. Gerçek zamanlı fMRI'nin ortaya çıkmasından önce, fMRI tarafından beyin aktivitesinin kaydedilmesi geleneksel olarak uzun zaman almaktaydı. fMRI teknikleriyle elde edilen veriler çevrimdışı olarak işlenip, sonuçlar ancak birkaç saat hatta gün sonra kullanılabilir hale gelmekteydi (Weiskopf vd., 2007). Gerçek zamanlı fMRI'nin geliştirilmesi sayesinde fMRI tabanlı BBA'lar mümkün hale gelmiştir (Weiskopf vd., 2004) (Christopher deCharms, 2008) (Moench vd., 2008). fMRI tabanlı BBA'larda bilgi aktarım hızı 0,60 ve 1,20 bit/dak arasındadır (Ward ve Mazaheri, 2008). Klinik olmayan fMRI uygulamaları beklenmez çünkü fMRI aşırı hacimli ve pahalı donanım gerektirmektedir.

1.2.6. Yakın Kızılötesi Spektroskopisi

NIRS, nöral aktivite sırasında serebral metabolizmada invaziv olmayan bir şekilde edinilen dalgalanmaları karakterize etmek için kızılötesi ışık kullanan bir optik spektroskopi yöntemidir. Kızılötesi ışık, kafatasının yüzeyinden yaklaşık 1-3 cm derinliğe kadar nüfuz eder, burada zayıflatılmış ışığın yoğunluğu, oksihemoglobin ve deoksihemoglobin konsantrasyonlarındaki değişikliklerin ölçülmesine izin verir. Beyindeki sıg ışık penetrasyonu nedeniyle, bu optik nörogörüntüleme tekniği dış kortikal tabaka ile

sınırlıdır. fMRI'ya benzer bir şekilde, NIRS'in ana sınırlamalarından biri hemodinamik yanıtın doğasıdır, çünkü vasküler değişiklikler, ilişkili nöral aktiviteden belirli bir süre sonra meydana gelir (S. M. Coyle vd., 2007). NIRS'in uzamsal çözünürlüğü 1 cm mertebesinde oldukça düşüktür (Taga vd., 2007). Yine de NIRS, düşük maliyet, yüksek taşınabilirlik ve 100 milisaniye düzeyinde kabul edilebilir bir zamansal çözünürlük sunmaktadır (Kennan vd., 2002).

NIRS sistemi, bir ışık kaynağı, bir elektronik sürücü, bir ışık dedektörü, sinyal işleme cihazları ve bir kayıt cihazından oluşur. Işık kaynağı, kafa derisi ile doğrudan temas halinde yerleştirilmiş kızılötesi ışık yayan diyottur. Elektronik sürücü cihazı, ışığı modüle etmek için kızılötesi ışık yayan diyotu kontrol eden bir elektronik devredir. Işık dedektörü, ışık kaynağının hemen yanına yerleştirilmiş bir fotodiyottur. Sinyal işleme cihazları, elektrik sinyalini işleyen ve ortam ışığından kaynaklanan gürültüyü azaltan yükselticiler ve filtrelerdir. Kayıt cihazı, elektrik sinyalini dijitalleştiren, depolayan ve görüntüleyen bir kişisel bilgisayardır.

Optik kaynaklardan ve dedektörlerden deneğin kafasına ve kafasından gelen ışığın iyi bir şekilde bağlanmasını sağlamak önemlidir. Baş hareketleri veya saç tıkanıklığı performansı ve sinyal kalitesini kötüleştirebilir (S. M. Coyle vd., 2007). İyi kalitede sinyaller ve gürültü azaltma, gerçek zamanlı BBA sistemlerinde önemli gereksinimlerdir. Saç jölesiyle ve saç tokası aracılığıyla saç açılarak, fotonların yolları açılıp sinyal kalitesi artırılabilir (S. M. Coyle vd., 2007). Gürültü, bant geçiren filtreleme, hareketli ortalama ve Wiener filtrelemesi ile kısmen azaltılabilir. Bu algoritma sınıfları genellikle kafa hareketi tarafından üretilen ani sivri uçlu gürültüyü ortadan kaldırmada başarısız olur (Izzetoglu, vd., 2005). Sabit optod konumlandırması sağlanarak kafa hareketi artefaktları en aza indirilebilir. Kasklar, her deneğin başının dış hatlarına göre kalıplanmış termoplastik, yarı sert plastik formlara tutturulmuş yay yüklü lifler ve kauçuk formlara gömülü liflere dayanan tiplerde olabilmektedir (Strangman vd., 2002). Arka plan gürültü etkileri, oksijenli ve oksijensiz hemoglobin dinamikleri arasındaki güçlü istatistiksel ilişkiden yararlanılarak da azaltılabilmektedir (Cui vd., 2010).

NIRS nispeten yeni bir ölçüm yöntemi olmasına rağmen, gelecekte BBA'lara uygulanabilirlik açısından güçlü bir beyin görüntüleme yöntemi olmayı vaat etmektedir (S. Coyle vd., 2004) (S. M. Coyle vd., 2007). NIRS şu anda yaklaşık 4 bit/dakikalık düşük bir bilgi aktarım hızı sağlamaktadır, ancak gelecekte teknolojinin gelişimiyle bu değerin artacağı düşünülmektedir (Power vd., 2011). Bu nörogörüntüleme yöntemi, ne iletken jel ne

de aşındırıcı elektrotlar gerektirmediğinden EEG'ye iyi bir alternatiftir. Bununla birlikte, NIRS tabanlı BBA'larda iletişim hızları, hemodinamik yanıtın doğal gecikmesi nedeniyle yavaştır. Bazı çalışmalar, NIRS'dan türetilen optik tepkiler yoluyla zihinsel görev tespiti için uygulanabilirliğini göstermiştir (Kennan vd., 2002) (Sitaram vd., 2007) (Villringer vd., 1993).

1.3. Beyin Bilgisayar Arayüzlerinde Kontrol Sinyali Tipleri

Bir BBA'nın amacı, serebral aktiviteyi izleyerek kullanıcı niyetlerini yorumlamaktır. Beyin sinyalleri, bilişsel görevlerle ilgili çok sayıda eşzamanlı fenomeni içerir. Çoğu hala anlaşılmaz ve kökenleri bilinmez durumdadır. Bununla birlikte, bazı beyin sinyallerinin fizyolojik fenomeni, insanların BBA sistemlerinin niyetlerini yorumlamasını sağlamak için onları istedikleri zaman modüle etmeyi öğrenebilecekleri şekilde çözülmüştür. Bu sinyaller, BBA'larda olası kontrol sinyalleri olarak kabul edilir.

Literatürde çok sayıda çalışma, BBA sistemlerinde kontrol sinyalleri olarak hizmet edebilecek geniş bir beyin sinyali grubunu tanımlamıştır. Bununla birlikte, aşağıda mevcut BBA sistemlerinde sıklıkla kullanılan kontrol sinyalleri açıklanmıştır. Bunlar görsel uyarılmış potansiyeller (*ing.* visual evoked potentials, VEP), yavaş kortikal potansiyeller (*ing.* slow cortical potentials, SCP), P300 uyarılmış potansiyeller ve sensorimotor ritimlerdir. Bazı temel özellikleriyle birlikte tüm kontrol sinyalleri Tablo 2'de açıklanmıştır.

Tablo 2. Kontrol sinyallerinin özeti

Kontrol Sinyali	Fizyolojik Olaylar	Seçim Sayısı	Eğitim	Bilgi Aktarım Hızı
VEP	Görsel kortekste beyin sinyallerinde modülasyon oluşur	Yüksek	Hayır	60-95 bit/dak
SCP	Beyin sinyallerindeki olaya bağlı yavaş doğru akım kaymalarıdır	Düşük	Evet	5-12 bit/dak
P300	Seyrek uyarın nedeniyle pozitif zirveler oluşur	Yüksek	Hayır	20-25 bit/dak
Sensorimotor Ritimler	Motor aktivitelerle senkronize edilmiş sensorimotor ritimlerdeki modülasyonları oluşur	Düşük	Evet	3-35 bit/dak

1.3.1. Görsel Uyarılmış Potansiyeller

VEP, görsel bir uyarı alındıktan sonra görsel kortekste meydana gelen beyin aktivitesi modülasyonlarıdır (Tobimatsu vd., 1995). Uyarı merkezi görsel alana yaklaştıkça VEP'lerin genliği büyük ölçüde arttığından bu modülasyonların saptanması kolaydır (Y. Wang vd., 2006).

VEP'ler üç farklı kritere göre sınıflandırılabilir (Yin vd., 2009);

- optik uyarıların morfolojisine göre,
- görsel uyarının sıklığına göre,
- alan uyarımı ile.

Birinci kritere göre, VEP'ler, flaş stimülasyonu veya dama tahtası kafes, kapı ve rastgele nokta haritası gibi grafik desenleri kullanılarak oluşturulabilir. Görsel uyarının sıklığına göre (frekans) VEP'ler, geçici VEP'ler (*ing.* temporary VEP, TVEP) ve kararlı durum VEP'ler (*ing.* steady state VEP, SSVEP) olarak da sınıflandırılabilir. TVEP'ler görsel stimülasyon frekansı 6 Hz'nin altında olduğunda meydana gelirken, SSVEP'ler daha yüksek frekanslı uyarılara tepki olarak ortaya çıkar (X. Gao vd., 2003) (Tobimatsu vd., 1995). Son olarak, üçüncü kritere göre, VEP'ler ekrandaki uyarı alanına bağlı olarak tüm alan VEP'leri, yarım alan VEP'leri ve kısmi alan VEP'leri olarak ayrılabilir. Örneğin, ekranın sadece yarısı grafik gösteriyorsa, diğer yarısı herhangi bir görsel uyarı göstermez ve kişi ekranın ortasına bakar ve bu da yarım alan VEP'i indükler.

TVEP'ler, görsel alandaki herhangi bir değişiklikte ortaya çıkarılabilir. En sık kullanılan VEP türü TVEP'lerdir.

- Yanıp sönen ışıkların neden olduğu flaş TVEP'ler,
- Bir desenin dağınık bir arka plan üzerinde aniden görünmesine izin verilmesinin neden olduğu model başlangıç/kayma TVEP'leri,
- Bir desenin fazını tersine çevirmenin neden olduğu desen ters TVEP'ler

olmak üzere üç çeşit TVEP türü bulunmaktadır (Odom vd., 2004).

Uyarılmış tepkiler sunulan uyarıya göre değişir. Flash TVEP'ler bir dizi olumsuz ve olumlu tepe noktası sunar. En belirgin pikler, sırasıyla 90 ms ve 120 ms civarındaki negatif (N2) ve pozitif (P2) piklerdir (Odom vd., 2004). Model başlangıç/kaydırma TVEP'lerinin üç ana tepe noktası vardır: C1 (pozitif, 75 ms), C2 (negatif, 125 ms) ve C3 (pozitif, 150 ms) (Odom vd., 2004). Model tersine çevrilen TVEP'ler genellikle 75 ms'de bir negatif tepe, 100 ms'de bir pozitif tepe ve 135 ms'de bir negatif tepe sunar (Odom vd., 2004).

SSVEP'ler aynı görsel uyaran tarafından ortaya çıkar. Bu durumda, uyaran 6 Hz'den daha yüksek bir frekansta değişir. Uyaran bir flaş ise, SSVEP, temel frekansı uyaranın yanıp sönme frekansı ile aynı olan sinüzoidal benzeri bir dalga biçimi gösterir. Uyaran bir model ise, SSVEP ters hızda ve onların harmoniklerinde meydana gelir (Zhu vd., 2010). TVEP'nin aksine, SSVEP'lerin ayrı frekans bileşenleri, uzun zaman periyotları boyunca genlik ve faz bakımından sabit kalır (Galloway, 1990). SSVEP'ler, göz kırpması ve göz hareketlerinden kaynaklanan artefaktlara (Perlstein vd., 2003) ve elektromiyografik gürültü kirliliğine (Gray vd., 2003) TVEP'lerden daha az duyarlıdır. Aslında, TVEP'ler tipik olarak BBA uygulaması için kullanılmamaktadırlar.

SSVEP tabanlı BBA'lar, kullanıcıların bir göz aracılığıyla bir hedef seçmesine olanak tanır. Kullanıcı, dikkatini bir hedefe görsel olarak sabitler ve BBA sistemi, SSVEP özellik analizi yoluyla hedefi tanımlar. Bir iletişim kanalı olarak BBA göz önüne alındığında, SSVEP tabanlı BBA'lar, kullanımdaki spesifik uyaran dizi modülasyonuna bağlı olarak üç kategoride sınıflandırılabilir (Bin vd., 2009);

- Zaman modülasyonlu VEP (*ing.* time modulation VEP, t-VEP) BBA'lar,
- Frekans modülasyonlu VEP (*ing.* frequency modulation VEP, f-VEP) BBA'lar,
- Kod modülasyonlu VEP (*ing.* code modulation VEP, c-VEP) BBA'lar.

Hedefin güvenilir bir şekilde tanımlanmasını sağlamak için, farklı uyaran dizilerine tepki veren VEP'ler, bazı alanlarda birbirine ortogonal veya yakın ortogonal olmalıdır (Bin vd., 2009). Bir t-VEP BBA'da, farklı hedeflerin flaş dizileri zaman içinde ortogondur. Yani, farklı hedefler için flaş dizileri ya kesinlikle örtüşmez ya da stokastiktir. Bir f-VEP BBA'da, her hedef, harmonikleriyle aynı temel frekansa sahip periyodik bir uyarılmış yanıt dizisi üreterek benzersiz bir frekansta flaşlandırılır. Bir c-VEP BBA'da sözde rastgele diziler kullanılır. Her bir hedef flaşının AÇIK ve KAPALI durumlarının süresi, sözde rastgele bir dizi tarafından belirlenir. Sinyal modülasyonları bilgi aktarım hızını optimize edebilir. Kod modülasyonu en yüksek iletişim hızını sağlar. Tablo 3'te her modülasyon türünün özellikleri yer almaktadır.

Tablo 3. VEP modülasyonlarının özellikleri

VEP modülasyonu	Özellikler
t-VEP	– Nispeten düşük bilgi aktarım hızı (<30 bit/dak) – Senkron sinyal gerekli – Kullanıcı eğitimi gerektirmez
f-VEP	– Yüksek bilgi aktarım hızı (30–60 bit/dak) – Basit sistem konfigürasyonu – Kullanıcı eğitimi gerektirmez – Birkaç seçenekle uygulamaya daha uygun
c-VEP	– Çok yüksek bilgi aktarım hızı (>100 bit/dk) – Senkron sinyal gerekli – Kullanıcı eğitimi gerekli – Birçok seçenek ile uygulamaya daha uygun

Tipik VEP tabanlı BBA uygulaması, kullanıcı sembollerden birine bakarken SSVEP'leri başlatmak için ekranda rakamlar veya harfler gibi yanıp sönen uyaranları görüntüler. Kullanıcı bilgisayarla iletişim kurmak için bakışlarını yanıp sönen rakamlara veya harflere kaydırabilir (P.-L. Lee vd., 2008). Bu tip kontrol sinyalinin en büyük avantajı, çok az eğitime ihtiyaç duyulmasıdır. Ancak, kullanıcının ekranı izlemesi ve gözlerini bir noktada sabit tutması dezavantajı vardır. Bu nedenle VEP'ler, Amyotrofik Lateral Skleroz'un (ALS) ileri evrelerindeki veya kontrol edilemeyen göz veya boyun hareketleri olan hastalar için uygun değildir. Bu dezavantajın üstesinden gelmek için, kullanıcının dikkatiyle kontrol edilen bazı bağımsız SSVEP tabanlı BBA'lar literatürde yer almaktadır (Allison vd., 2008) (D. Zhang vd., 2010).

SSVEP genellikle ışık yayan diyotlar (LED), katot ışın tüplü (CRT) monitörler veya sıvı kristal ekran (LCD) aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. LED'ler, LCD veya CRT uyarıcılarından daha iyi performans gösterir ancak daha karmaşık donanımlara ihtiyaç duyarlar. LCD ve CRT monitörler, hedef sunumunu LED uyarıcılardan daha kolay hale getirir, çünkü her iki sistem de bir PC'ye kolayca bağlanabilir. Bununla birlikte, bir LCD veya CRT monitörün yenileme hızı hedef sayısını sınırlayabileceğinden, çoklu hedef BBA için LED uyarıcılar tercih edilebilir. LED uyarıcıları daha fazla seçenek sunar çünkü her bir LED'in yanıp sönmeye frekansı ve fazı programlanabilir elektronik kart tarafından bağımsız olarak kontrol edilebilir (Y. Wang vd., 2008). LCD ekranlar, düşük karmaşıklıkta BBA (10'dan az seçenek) için idealdir, çünkü CRT ekranlardan daha az göz yorgunluğuna neden olurlar. Orta düzeyde karmaşıklık BBA'lar için (10–20 seçenek), LCD veya CRT ekranlar

en uygunudur. Yüksek karmaşıklıkta BBA'lar (20'den fazla komut) için LED'ler tercih edilir (Z. Wu vd., 2008).

1.3.2. Yavaş Kortikal Potansiyeller

SCP, EEG'de bir saniyeden birkaç saniyeye kadar süren yavaş voltaj kaymalarıdır. SCP'ler, EEG sinyallerinin 1 Hz'nin altındaki kısımlarında görülür (Birbaumer vd., 1990). SCP'ler, kortikal aktivite seviyesindeki değişikliklerle ilişkilidir. Negatif SCP'ler artan nöronal aktivite ile korelasyon gösterirken, pozitif SCP'ler tek tek hücrelerde azalmış aktivite ile örtüşür (Birbaumer vd., 1990). Bu beyin sinyalleri, hem sağlıklı kullanıcılar hem de felçli hastalar tarafından bir BBA aracılığıyla harici cihazları kontrol etmek için kullanılmaktadır. SCP kaydırmaları, bir imleci hareket ettirmek ve bir bilgisayar ekranında sunulan hedefleri seçmek için kullanılmaktadır (Hinterberger vd., 2004).

İnsanlar, bir düşünce-çeviri cihazı kullanılarak gönüllü SCP değişiklikleri oluşturmak için eğitilebilir (Hinterberger vd., 2004). Düşünce-çeviri cihazı, kullanıcının SCP'yi değiştirmeyi öğrenebilmesi için görsel-işitsel işaretleri gösteren, öz-düzenleme için kullanılan bir araçtır. Düşünce-çeviri cihazı tipik olarak, imlecin dikey konumunun sürekli olarak SCP kaymalarının genliğini yansıtacağı şekilde bir ekran üzerinde bir imleç içerir.

SCP öz-düzenleme eğitimindeki başarı, hastanın psikolojik ve fiziksel durumu, motivasyonu, sosyal bağlamı veya eğitmen-hasta ilişkisi gibi birçok faktöre bağlıdır (Kaiser vd., 2001). Kullanıcının öğrenme yeteneğinin SCP modülasyon eğitimini büyük ölçüde etkilediği bilinmektedir. Bu nedenle, ilerleyici bir hastalığın erken evresindeki hastalar için kendi kendini düzenleme eğitimi tavsiye edilmektedir (Kaiser vd., 2001). Ayrıca, ilk SCP modülasyon becerilerinin eğitimin ardından gelecek performans üzerinde etkisi vardır (Neumann ve Birbaumer, 2003). Bu nedenle, her hasta için uygun bir kontrol sinyali olarak SCP'lerin değeri, yalnızca ilk denemeler temelinde belirlenebilir. Uyku kalitesi, ağrı ve ruh hali gibi diğer faktörlerin de öz düzenleme performansı üzerinde etkisi vardır. Etkileri tüm hastalar için aynı değildir ve bu konuda genel kurallar oluşturmak için daha fazla araştırmaya ihtiyaç vardır (Hinterberger vd., 2004).

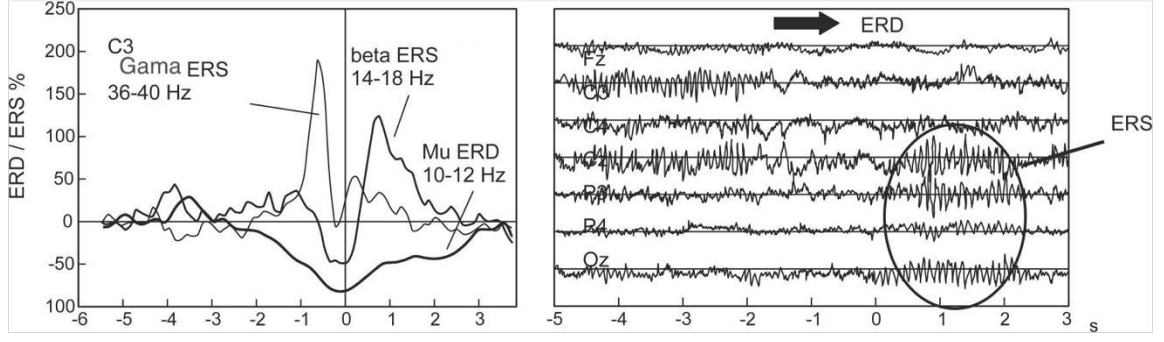
SCP'lerin kendi kendini düzenlemesi, ALS hastalarında kapsamlı bir şekilde test edilmiştir (Birbaumer vd., 2003) (Iversen vd., 2008) (Kübler vd., 1999). SCP sınıflandırması için elde edilen tipik doğruluk oranları kabul edilebilirdir ve yüzde 70 ile 80 arasında değişir. Ancak SCP tabanlı BBA uygulamalarında bilgi aktarım oranları nispeten düşüktür. Ayrıca,

SCP tabanlı BBA'yı kullanmak için daha uzun eğitim gereklidir ve kullanıcılar birkaç ay boyunca sürekli uygulamaya ihtiyaç duymaktadır.

1.3.3. Sensorimotor Ritimler

Sensorimotor ritimler (mu ve beta ritimleri) diğer adıyla duyu-motor ritimleri, sırasıyla rolandik bant olarak da bilinen mu bandında (7-13 Hz) ve beta bandında (13-30 Hz) lokalize beyin aktivitesindeki salınımlar olan mu ve beta ritimlerini içerir (Pfurtscheller ve Da Silva, 1999). Sensorimotor ritimlerin genliğini modüle etmek için gerçek hareket gerekli olmasa da, beyin aktivitesi herhangi bir motor görevle ilgili olduğunda değişir (Jeannerod, 1995) (Pfurtscheller vd., 1997). Motor ritimlerdeki benzer modülasyon kalıpları, herhangi bir açık motor çıkışı olmaksızın bir motor hareketin zihinsel provasının bir sonucu olarak üretilir. BBA'ları kontrol etmek için duyuusal motor ritimler kullanılmıştır, çünkü insanlar bu modülasyonları duyuusal-motor ritimlerde gönüllü olarak üretmeyi öğrenebilmektedirler (Blankertz vd., 2010).

Duyuusal-motor ritimler, duyuusal uyarmı, motor davranış ve zihinsel imgeler tarafından oluşturulan olayla ilgili desenkronizasyon ve olayla ilgili senkronizasyon olarak bilinen iki tür genlik modülasyonuna dayanır (Blankertz vd., 2010). ERD, ritmin genlik baskılanmasını içerir ve ERS, genlik geliştirmesini ifade eder. Şekil 4'te, hızlı parmak kaldırmayı içeren gönüllü bir hareket deneyi sırasında ERD ve ERS'nin zamansal davranışını görülmektedir (Pfurtscheller ve Neuper, 2001). Mu bandı ERD, hareketin başlamasından 2,5 s önce başlar, hareketin başlamasından kısa bir süre sonra maksimum ERD'ye ulaşır ve birkaç saniye içinde orijinal seviyesine geri döner. Buna karşılık, beta ritmi, hareketin başlaması sırasında kısa bir ERD, ardından hareketin yürütülmesinden sonra maksimuma ulaşan ERS'yi gösterir. Bu ERS, mu ritmi zayıflamışken meydana gelir. Şekil 4'te ayrıca motor görevlerle ilgili başka bir ritim olan gama salınımı (36-40 Hz) görülmektedir (Pfurtscheller ve Neuper, 2001). Gama ritimleri, hareketin başlamasından kısa bir süre önce bir ERS ortaya çıkarır.



Şekil 4. ERD ve ERS işaretleri

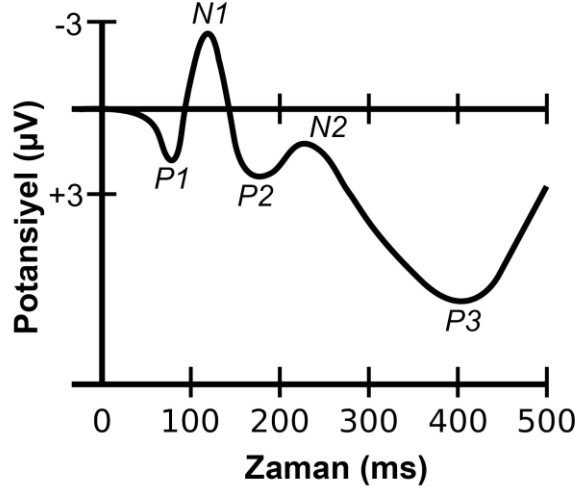
Duyu-motor ritimleri, herhangi bir gerçek hareket olmaksızın motor imgeleme ile ilgilidir (Pfurtscheller vd., 1997). Bununla birlikte, sensorimotor ritimlerin kendi kendini kontrol etmesi kolay değildir ve çoğu insan motor imgeleme ile ilgili zorluklar yaşar. İnsanlar, bir BBA sistemi için yeterince kullanışlı olmayan ilgili gerçek hareketlerin görsel görüntülerini hayal etme eğilimindedir, çünkü bu sensorimotor ritimlerin kalıpları gerçek motor görüntülerinden farklıdır. Kullanıcı eğitimi, eylemlerin görsel temsilleri yerine kinestetik deneyimleri vurgulamaya dayalıdır (Neuper vd., 2005). Motor imgeleme eğitimi geleneksel olarak görsel veya işitsel geri bildirimle dayalıdır (Nijboer vd., 2008). Bu tür bir eğitim, kullanıcılardan belirli bir motor görüntü görevini gerçekleştirmelerini ister ve daha sonra sensorimotor ritimler bir referansla karşılaştırılarak çıkarılır ve sınıflandırılır. Son olarak, sonucun başarısına göre katılımcıya görsel veya işitsel geri bildirim sağlanır. Bu tür bir eğitim, genellikle etkinliği çok yüksek olmasa da yaygın olarak kullanılmaktadır (Hwang vd., 2009). Literatürde yapılan bir çalışmada, geri bildirim olarak gerçek zamanlı kortikal aktiviteyi görüntüleyen ve kullanıcıların gerçek zamanlı bir izleme sistemi aracılığıyla kendi kortikal aktivitelerini izlemelerine izin veren bir sisteme dayalı daha etkili motor görüntü eğitimi sunulmuştur (Hwang vd., 2009).

Duyusal-motor ritimler, BBA araştırmalarında kapsamlı bir şekilde araştırılmıştır. Wadsworth (Wolpaw vd., 2000), Berlin (Blankertz vd., 2008) veya Graz (Pfurtscheller vd., 2003) BBA'lar gibi iyi bilinen BBA sistemleri, kontrol sinyalleri olarak sensorimotor ritimleri kullanır. Sensörimotor ritimlerine dayalı BBA'lar, senkron veya asenkron modda çalışabilir. Duyusal-motor ritimlere dayalı BBA alanındaki en son gelişmeler, duyusal-motor ritimlerdeki modülasyonlara dayalı olarak insan istemli hareketlerini oluşmadan önce tahmin etmenin mümkün olduğunu göstermiştir (Bai vd., 2011). Ayrıca bu tahmin, kullanıcı herhangi bir hareket yapmadan da sağlanabilmektedir.

1.3.4. Olay İlişkili Potansiyeller

Olay ilişkili potansiyeller, nadiren işitsel, görsel veya somatosensoriyel uyarılara bağlı olarak EEG sinyallerinde ortaya çıkan potansiyellerdir. Şekil 5'te ERP bileşenlerini gösteren bir dalga formu görülmektedir. Pozitif (P) ve negatif (N) bileşenleri vardır. Görselde zaman ekseninin üst kısmı negatif potansiyelleri, alt kısmı ise pozitif potansiyelleri göstermektedir. Bu durum ERP araştırmalarında yaygın, ancak evrensel olmayan bir uygulamadır. Yaklaşık 100ms ve 200 ms'de sırasıyla N1 ve N2 etiketleriyle N100 ve N200 negatif tepeleri görülmektedir. Yine yaklaşık 100ms, 200ms ve 300ms'de sırasıyla P1, P2 ve P3 etiketleriyle P100, P200 ve P300 pozitif tepeleri görülmektedir. Yine literatürde yaygın ancak evrensel olmayan bir uygulamaya göre ERP denilince akla sıklıkla P300 potansiyeli gelmektedir. Bu nedenle bundan sonraki kısımlarda ERP yerine P300 ifadesi kullanılmaktadır. Tanım olarak P300, alakasız uyarılar arasında, alakalı (tuhaf) uyarana beynin yaklaşık 300ms sonra verdiği tepkidir (Donchin ve Smith, 1970) (Farwell ve Donchin, 1988). Buna tuhaf top (*ing.* oddball) paradigması da denilmektedir. Bu alanda yapılan bazı çalışmalarda, uyarının olasılığı ne kadar düşükse, yanıt zirvesinin genliğinin o kadar büyük olduğu kanıtlanmıştır (Polich vd., 1996). P300 tabanlı BBA'ların kullanımı eğitim gerektirmez. Ancak, kullanıcı seyrek uyarıya alıştığı zaman performans düşebilir ve sonuç olarak P300 genliği azalabilmektedir (Ravden ve Polich, 1999).

Görsel P300 uyarılmış potansiyellere dayalı tipik bir BBA uygulaması, harfler, sayılar veya diğer semboller veya komutlardan oluşan bir matris içerir (Farwell ve Donchin, 1988) (Mugler vd., 2010) (Tanaka vd., 2005). EEG izlenirken bu matrisin satırları veya sütunları rastgele yanıp söner. Kullanıcı istenen sembole bakar ve istenen seçimi içeren satır veya sütunun kaç kez yanıp söndüğünü içinden sessizce sayar. P300, yalnızca istenen satır veya sütun yanıp söndüğünde ortaya çıkar. Böylece BBA, hedef sembolü belirlemek için bu etkiyi kullanır. EEG sinyallerindeki düşük sinyal-gürültü oranı nedeniyle, tek bir denemeden hedef sembollerin tespiti çok zordur. Her seçim için satırlar veya sütunlar birkaç kez yanıp sönmelidir. Her satıra veya sütuna karşılık gelen dönemlerin, doğruluklarını artırmak için denemeler üzerinden ortalaması alınır. Ancak bu tekrarlar dakika başına seçenek sayısını azaltır, örneğin 15 tekrar ile dakikada sadece iki karakter yazılır (Farwell ve Donchin, 1988). P300 uyarılmış potansiyellere dayalı uygulamaların çoğunda görsel uyarılar kullanılsa da, işitsel uyarılar görme bozukluğu olan kişiler için kullanılmıştır (Furdea vd., 2009).



Şekil 5. ERP bileşenleri

P300 tabanlı BBA'lar, düşük bir bilgi aktarım hızı sağlar (Rivet vd., 2009). Sonuç olarak, matriste tek bir sembol seçmek için çok fazla deneme yapılması gerekir. Tekrar sayısının etkilenmeden kalmasını sağlamak için basit bir ortalamadan daha karmaşık bir sınıflandırıcı kullanılırken P300 tabanlı BBA'ların doğruluğu artırılabilir (Rakotomamonjy ve Guigue, 2008) (Rivet vd., 2009). Diğer çalışmalar, görsel P300 uyarılmış potansiyellerin tespit doğruluğunun, aynı zamanda, sembollerin boyutları veya renkleri gibi görsel matrisin özelliklerine de bağlı olduğunu kanıtlamıştır. Daha küçük sembollü matrisler kullanıldığında performans düşer (Salvaris ve Sepulveda, 2009) ve gri ve siyah yerine yeşil ve mavi bir renkli matrisi kullanıldığında performansın arttığını gösteren çeşitli çalışmalar bulunmaktadır (Ikegami vd. 2011) (Takano vd., 2009).

P300 tabanlı BBA tarafından sağlanan bilgi aktarım hızları, BBA'yı gürültülü bir aktarım sistemi olarak kabul ederek de geliştirilebilir. Bu nedenle BBA, hata düzeltme kodlarının kullanımından yararlanabilir. Son zamanlardaki bazı yeni yaklaşımlar, hedefleri bir dama tahtası üzerine yerleştirerek gürültüyü azaltmaya çalışmıştır (Martens vd., 2009) (Townsend vd., 2010).

P300 yanıtı, deneğin doğrudan hedefe bakıp bakmamasından belirgin şekilde etkilenmez (P. Brunner vd., 2010). Bu durum klinik uygulamalar için önemlidir, çünkü hedef popülasyonda göz hareketleri sıklıkla bozular veya kaybolur. Bununla birlikte, denekler istenen öğeye baktığında P300 tabanlı bir BBA'nın performansı önemli ölçüde iyileşir (P. Brunner vd., 2010). Bu nedenle, görsel P300 tabanlı BBA'ların performansı

yalnızca P300 uyarılmış potansiyele değil, aynı zamanda gözle bakış yönüne güçlü bir şekilde bağlı olan VEP yanıtına da bağlıdır.

1.4. Beyin Bilgisayar Arayüzü Türleri

BBA'lar;

- eksojen,
- endojen,

ayrıca;

- senkronize,
- asenkron olarak kategorize edilmektedir.

Giriş olarak kullanılan sinyallerin doğasına göre, BBA sistemleri eksojen (dışsal) veya endojen (içsel) olarak sınıflandırılabilir. Eksojen BBA, VEP'ler veya ERP gibi bir dış uyaran tarafından beyinde ortaya çıkarılan nöron aktivitesini kullanır (Kleber ve Birbaumer, 2005). Eksojen sistemler, kontrol sinyalleri olarak SSVEP ve P300 türlerini kullandığından kolay ve hızlı bir şekilde kurulabilir ayrıca kapsamlı bir eğitim gerektirmezler. Bu tür sistemlerde kontroller sadece bir EEG kanalı ile gerçekleştirilebilir ve 60 bit/dk'ya kadar yüksek bilgi aktarım hızına ulaşılabilir. Endojen BBA'lar, dış uyaranlar olmaksızın beyin ritimlerinin ve potansiyellerinin kendi kendini düzenlemesiyle gerçekleştirilir (Kleber ve Birbaumer, 2005). Neurofeedback eğitimi yoluyla, kullanıcılar sensorimotor ritimlerdeki (Krusienski vd., 2007) veya SCP'lerdeki (Hinterberger vd., 2004) modülasyonlar gibi BBA tarafından kodu çözülebilen spesifik beyin kalıpları oluşturmayı öğrenebilirler. Endojen bir BBA'nın avantajı, kullanıcının BBA'yı özgür iradesiyle çalıştırabilmesi ve bir imleci iki boyutlu uzayda herhangi bir noktaya hareket ettirebilmesidir, öte yandan eksojen bir BBA ise kullanıcıyı sunulan seçeneklerle sınırlayabilir. Ayrıca endojen BBA, özellikle ileri evre ALS'li veya duyu organları etkilenmiş kullanıcılar için faydalıdır. Tablo 4'te eksojen ve endojen BBA'lar arasındaki farklar görülmektedir.

Tablo 4. Eksojen ve endojen BBA özellikleri

Tür	Kontrol Sinyali	Avantajları	Dezavantajları
Eksojen BBA	• SSVEP • P300	• Minimum eğitim • Kontrol sinyali kurulumu kolay ve hızlı • Yüksek bit hızı (60 bit/dak) • Sadece bir EEG kanalı gerekli	• Dış uyaranlara sürekli dikkat etmek gerekli • Bazı kullanıcılarda yorgunluğa neden olabilir
Endojen BBA	• SCP'ler • Duyu-motor ritimler	• Herhangi bir uyarandan bağımsız • Serbest irade ile çalıştırılabilir • Etkilenen duyu organları olan kullanıcılar için kullanışlıdır • İmleç kontrol uygulamaları için uygundur	• Çok zaman alan eğitim (aylar veya haftalar) • Tüm kullanıcılar kontrol edemez • İyi performans için çok kanallı EEG kayıtları gereklidir • Daha düşük bit hızı (20–30 bit/dak)

Girdi veri işleme yöntemine göre BBA sistemleri senkron (eşzamanlı veya çevrimiçi) veya asenkron (eşzamanlı olmayan veya çevrimdışı) olarak sınıflandırılabilir. Senkron BBA'lar, önceden tanımlanmış zaman pencereleri sırasında beyin sinyallerini analiz eder. Önceden tanımlanmış pencerenin dışındaki herhangi bir beyin sinyali yok sayılır. Bu nedenle, kullanıcının yalnızca BBA sistemi tarafından belirlenen belirli süreler boyunca komut göndermesine izin verilir. Örneğin, standart Graz BBA senkron bir BBA sistemini temsil eder (Pfurtscheller vd., 2003). Senkron bir BBA sisteminin avantajı, zihinsel aktivitenin başlangıcının önceden bilinmesi ve belirli bir ipucu ile ilişkilendirilmesidir (Tsui ve Gan, 2007). Asenkron BBA'lar, kullanıcı ne zaman harekete geçerse geçsin beyin sinyallerini sürekli olarak analiz eder. Senkron BBA'lardan daha doğal bir insan-makine etkileşimi modu sunarlar. Ancak, asenkron BBA'lar daha fazla hesaplama gerektirir ve karmaşıktır. Tablo 5'te senkron ve asenkron BBA'lar arasındaki farklar görülmektedir. Ayrıca bu sınıflandırmalar dışında literatürde BBA'lar bağımlı ve bağımsız olarak ta sınıflandırılabilir (Wolpaw vd., 2002).

Tablo 5. Senkron ve asenkron BBA özellikleri

Tür	Avantajları	Dezavantajları
Senkron BBA	Daha basit tasarım ve performans değerlendirmesi	Daha doğal bir etkileşim modu sunmuyor
Asenkron BBA	- Harici ipuçlarını beklemeye gerek yok - Daha doğal bir etkileşim modu sunar	- Çok daha karmaşık tasarım - Daha zor değerlendirme

1.5. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemlerinde Kullanılan Öznitelik Çıkarma Yöntemleri

Farklı düşünme aktiviteleri, farklı beyin sinyalleri kalıplarıyla sonuçlanır. BBA, her bir örüntüyü özelliklerine göre bir sınıfa ayıran bir örüntü tanıma sistemi olarak görülmektedir. BBA, beyin sinyallerinden belirli bir sınıfla benzerlikleri ve diğer sınıflardan farklılıkları yansıtan bazı özellikleri çıkarır. Özellikler, farklı türlerini ayırt etmek için gereken ayırt edici bilgileri içeren sinyallerin özelliklerinden ölçülür veya türetilir.

Uygun bir dizi özelliğin tasarımı zorlu bir konudur. Beyin sinyalleriyle ilgili bilgiler, oldukça gürültülü bir ortamda gizlenir ve beyin sinyalleri çok sayıda eşzamanlı kaynak içerir. İlgilenebilecek bir sinyal, farklı beyin görevlerinden gelen çoklu sinyallerle zaman ve mekanda örtüşebilir. Bu nedenle çoğu durumda istenen bant gücünü elde etmek için bant geçiren filtre gibi basit yöntemlerin kullanılması yeterli olmamaktadır.

Beyin sinyalleri çoklu kanallar aracılığıyla ölçülebilir. Ölçülen kanallar tarafından sağlanan tüm bilgiler, genellikle ilgi konusu fenomenin altında yatan olayı anlamak için uygun değildir. Temel bileşen analizi (*ing.* principal component analysis, PCA) veya bağımsız bileşen analizi (*ing.* independent component analysis, ICA) gibi boyut küçültme teknikleri, orijinal verilerin boyutunu küçültmek, alakasız ve fazla bilgileri ortadan kaldırmak için uygulanabilir. Böylece hesaplama maliyetleri azalır.

Beyin sinyalleri doğal olarak durağan değildir. Belirli bir özelliğin ne zaman oluştuğuna dair zaman bilgisi alınmalıdır. Bazı yaklaşımlar, sinyalleri kısa bölümlere ayırır ve parametreler her bir bölümden tahmin edilebilir. Ancak, segment uzunluğu tahmin edilen özelliklerin doğruluğunu etkiler. Hızlı fourier dönüşümü kısa veri segmentlerinde çok düşük performans gösterir (Ghafari vd., 2008). Beyin sinyallerinin durağan olmayan zaman değişimlerini ortaya çıkarmak için dalgacık dönüşümü veya uyarlanabilir otoregresif bileşenler tercih edilir. Ayrıca, EEG sinyallerinin durağan olmamasıyla başa çıkmak için

durağan alt uzay analizi adı verilen yeni bir teknik kullanılmaktadır (Von Bünau vd., 2009). Durağan alt uzay analizi, çok değişkenli zaman serilerini durağan ve durağan olmayan bileşenlere ayırır.

Çoklu özellikler, tek bir öznitelik vektöründe birleştirilmeden önce birkaç kanaldan ve birkaç zaman diliminden çıkarılabilir. Eğitim sınıflandırma algoritmalarındaki “boyutluluğun laneti” nedeniyle yüksek boyutlu öznitelik vektörleri arzu edilmez. Özellik seçimi, özelliklerin tüm olası alt kümelerini inceleyerek denenebilir. Bununla birlikte, olasılıkların sayısı katlanarak artar ve orta düzeyde sayıda özellik için bile kapsamlı bir aramayı pratik hale getirir. Sınıflandırma performansını en üst düzeye çıkarırken öznitelik sayısını en aza indirmek amacıyla bazı daha verimli optimizasyon algoritmaları uygulanabilir.

Bu bölümde, beyin sinyallerinin ilgili özelliklerini elde etme yöntemlerinin özet hali Tablo 6’da sunulmuştur. İlk olarak, PCA ve ICA gibi boyut indirgeme yöntemleri açıklanmıştır. İkinci olarak, ortak mekansal model (*ing.* common spatial model, CSP) isimli uzaysal yöntem daha sonra otoregresif bileşenler (*ing.* autoregressive components, AR) gibi parametrik modelleme, eşleşen filtreleme (*ing.* match filtering, MF) son olarakta sürekli (*ing.* continuous wavelet transform, CWT) ve ayrık dalgacık dönüşümü (*ing.* discrete wavelet transform, DWT) gibi zaman ve/veya frekans yöntemleri ele alınmıştır.

Tablo 6. BBA uygulamalarında kullanılan öznitelikler, özellikleri ve yapılan çalışmalar

	Yöntem	Özellikleri	Yapılan Çalışmalar
Boyut Azaltma	PCA	- Doğrusal dönüşüm - Minimum ortalama-kare-hata açısından verilerin optimum temsili - PCA, artefaktların EEG sinyaliyle ilişkisiz olmasını gerektirir	(Boye vd., 2008) (Hashmi vd., 2022) (Lin ve Hsieh, 2009) (Picton vd., 2000)
	ICA	- Bir dizi karışık sinyali kaynaklarına böler - Temel kaynakların karşılıklı istatistiksel bağımsızlığı varsayılır - Artefakt kaldırma için güçlü ve sağlam araç. - Artefaktların EEG sinyalinden bağımsız olması gerekir - Güç spektrumunu bozabilir	(Castellanos ve Makarov, 2006) (Flexer vd., 2005) (J. F. Gao vd., 2010) (Jackowski, 2022) (Jung vd., 2000) (Li vd., 2009)
Uzay	CSP	2 sınıf problemler için tasarlanmış uzamsal filtre. - Senkron BBA'lar için iyi sonuç. Asenkron BBA'lar için daha az etkili - Performansı uzamsal çözünürlükten etkilenir.	(Chu vd., 2021) (Dornhege vd., 2006) (Lemm vd., 2005) (Mousavi vd., 2011)
Zaman-Frekans	AR	- Spektrum modeli - Kısa zaman dilimleri için yüksek frekans çözünürlüğü - Sabit olmayan sinyaller için uygun değildir	(Krusiński vd., 2006) (Waddell vd., 2021) (J. Wang vd., 2010)
	MF	- Önceden belirlenmiş bilinen sinyaller veya şablonlarla eşleşmeleri temelinde belirli bir deseni algılar - Tutarlı zamansal özelliklere sahip dalga formlarının tespiti için uygundur	(C. Brunner vd., 2010) (Krusiński vd., 2007) (Orhanbulucu ve Latifoğlu, 2022)
	CWT	- Hem frekans hem de zamansal bilgi sağlar - Sabit olmayan sinyaller için uygundur	(Bostanov, 2004) (Iglesias-Tejedor vd., 2022) (Senkowski ve Herrmann, 2002)
	DWT	- Hem frekans hem de zamansal bilgi sağlar - Sabit olmayan sinyaller için uygundur - CWT'nin fazlalığını ve karmaşıklığını azaltır	(Hashmi vd., 2022) (Hinterberger vd., 2003) (Mason ve Birch, 2000)

1.6. Beyin Bilgisayar Arayüzlerindeki Artefaktlar

Artefaktlar, beyin aktivitesini kirlüten ve çoğunlukla serebral kaynaklı olmayan istenmeyen sinyallerdir. Nörolojik fenomenin şekli etkilendiğinden, artefaktlar BBA tabanlı sistemlerin performansını düşürebilir. Artefaktlar fizyolojik artefaktlar ve fizyolojik olmayan veya teknik artefaktlar olmak üzere iki ana kategoriye ayrılabilir.

Fizyolojik artefaktlar genellikle sırasıyla EMG, EOG ve EKG artefaktları olarak bilinen kas, oküler ve kalp aktivitesinden kaynaklanır (Fatourehchi vd., 2007). Beyin sinyallerinde tipik olarak büyük bozulmalar anlamına gelen EMG artefaktları, hastalar konuşurken, çiğneme veya yutma sırasında meydana gelen kas kasılmalarının neden olduğu elektriksel aktiviteden kaynaklanır. EOG artefaktları, göz kırpma ve diğer göz hareketleriyle üretilir. Göz kırpma, düşük frekanslı modeller üreten göz hareketlerinin aksine, beyin sinyalleri üzerinde genellikle yüksek genlikli modeller oluşturur. Bu elektriksel modeller, ilgili yükleri pozitif ve negatif olduğundan, kornea ve retina arasındaki potansiyel farktan kaynaklanır. Bu nedenle, bu dipol hareket ettiğinde göz çevresindeki elektrik alan değişir. EOG artefaktları uzaklığın karesine göre yaklaşık olarak zayıflatıldığı için en çok frontal alanı etkiler (Croft ve Barry, 2000). Son olarak, kalp aktivitesini yansıtan EKG artefaktları, beyin aktivitesine ritmik bir sinyal vererek bozulmaya sebep olur (Fatourehchi vd., 2007).

Teknik artefaktlar esas olarak güç hattı gürültülerine veya elektrot empedanslarındaki değişikliklerden kaynaklanır ve bunlar genellikle uygun filtreleme ile önlenabilir (Fatourehchi vd., 2007). Bu nedenle, BBA çalışmalarında temel olarak fizyolojik artefaktlara odaklanılır.

Literatürde fizyolojik artefaktları ele almanın çeşitli yolları bulunabilir. Artefaktlardan kaçınılabilir, reddedilebilir veya beyin sinyalleri kayıtlarından çıkarılabilir. Artefaktan kaçınma, hastalardan deneyler sırasında gözlerini kırpmaktan veya vücutlarını hareket ettirmekten kaçınmalarını istemek demektir (Vigário, 1997). Artefakt önlemeye yönelik bu yaklaşım çok basittir, çünkü herhangi bir hesaplama gerektirmez. Ancak, bazı artefaktların (istem dışı kalp atışları, göz ve vücut seğirmeleri) veri kaydı sırasında, özellikle güçlü nörolojik bozukluklarda kolayca önlenemediği göz önüne alındığında, bu varsayım her zaman mümkün değildir (Vigário, 1997). Artefakt reddetme yaklaşımları, artefaktlarla kirlenmiş kısımların atılması demektir. Manuel artefakt reddetme, beyin sinyallerindeki artefaktları ortadan kaldırmak için bir seçenektir ve bir uzman, artefakt karışmış tüm

kısımları tanımlayabilir ve ortadan kaldırabilir. Manuel reddetmeyi kullanmanın ana dezavantajı, yoğun insan emeği gerektirmesidir, bu nedenle bu yaklaşım çevrimiçi BBA sistemleri için uygun değildir. Yine de bu görev EMG ve EOG artefakt tespiti ile otomatik olarak gerçekleştirilebilir. EMG ve EOG sinyalleri izlenirse, kollarda oküler veya kas aktivitesi saptanarak gerçekleştirilebilmektedir (del R Millan vd., 2002). Otomatik reddetme, artefakt işlemenin etkili bir yoludur, ancak EOG genlikleri çok küçük olduğunda başarısız olabilir. Ayrıca reddetme metodolojisi, artefaktla kirlenmiş sinyaller atıldığında kullanıcının cihaz kontrolünü kaybettiği anlamına gelir. Artefakt kaldırma yaklaşımı, örnekleri reddetmek yerine, nörolojik fenomeni sağlam tutarken artefaktları tanımlamaya ve kaldırmaya çalışır. EEG'deki artefaktları ortadan kaldırmak için yaygın yöntemler, lineer filtreleme, lineer kombinasyon, regresyon ve PCA'dır (Fatourehchi vd., 2007).

Beyin sinyallerindeki artefaktlardan kaçınılması, reddedilmesi veya çıkarılması yerine, bazı sistemler, engelli veya sağlıklı kişilerin birçok görevde ve farklı ortamlarda kullanabilecekleri bir iletişim yolu sunmak için artefaktları alır ve işler. Bu tür bir sistem bir BBA olarak kabul edilmez, çünkü iletişim periferik sinirlerden ve kaslardan bağımsız değildir. EMG bilgisayar arabirimi (Choi vd., 2008), insan-bilgisayar arabirimi (Nöjd vd., 2008), EMG tabanlı insan-bilgisayar arabirimi (Moon vd., 2004), EMG Tabanlı İnsan-Makine Arabirimi (Gomez-Gil vd., 2011), EMG tabanlı insan-robot arabirimi (Bu vd., 2009), kas-bilgisayar arayüzü (Xu vd., 2009), insan-makine arayüzü (De la Rosa vd., 2010) ve biyokontrolör arayüzü (Eckhouse ve Maulucci, 1997), diğerlerinin yanı sıra yapay sinyaller kullanabilen ve literatürde iletişim arayüzlerini adlandırmak için kullanılan farklı terimlerdir. Bu sistemler genellikle BBA'lardan daha fazla güvenilirliğe sahiptir, ancak istemli hareketlerde kısıtlamaları olan ağır engelli kişiler tarafından kullanılamazlar.

1.7. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemlerinde Kullanılan Sınıflandırma Algoritmaları

Bir BBA sisteminde sınıflandırma adımının amacı, öznitelik çıkarma adımında elde edilen ve beyin aktivitesini karakterize eden öznitelik vektöründen kullanıcının niyetlerinin tanınmasıdır (Lotte vd., 2007).

Sınıflandırma algoritmaları çevrimdışı, çevrimiçi veya her iki tür oturum yoluyla gerçekleştirilebilir. Çevrimdışı oturum, BBA yarışmaları gibi veya araştırmacıların kendi eğitim modelini geliştirmesi amacıyla topladıkları veri kümelerinin incelenmesini içerir

(Blankertz vd., 2006). Verilerden uzun vadeli hesaplamalar yapılabilir. Sonuçlar, algoritmalarda ince ayar yapmak amacıyla araştırmacı tarafından gözden geçirilebilir. Çevrimdışı veri analizi değerlidir, ancak gerçek zamanlı sorunları ele almaz. Buna karşılık, çevrimiçi oturumlar, gerçek dünya ortamında BBA sistem değerlendirmesi sağlarlar. Veriler nedensel bir şekilde işlenir. Algoritmalar, motivasyondaki veya yorgunluktaki değişiklikler sonucunda kullanıcıların zaman içinde değiştiği bir ortamda test edilir. Bazı araştırmacılar yeni algoritmaları yalnızca çevrimdışı verilerle test etse de, kapalı döngü sistemlerde etkili algoritma tasarımı için hem çevrimdışı simülasyon hem de çevrimiçi deneyler gereklidir (Daly ve Wolpaw, 2008) (McFarland vd., 2006).

Sınıflandırma algoritmaları, genelde etiketli bir veri seti kullanılarak denetimli öğrenme yoluyla kullanıcılar tarafından kalibre edilmiştir. Sınıflandırıcının çevrimiçi oturumlarda kaydedilen beyin sinyali kalıplarını geri bildirim ile tespit edebildiği varsayılmaktadır. Bununla birlikte, bu varsayım, beyin sinyalleri doğal olarak durağan olmadığı için BBA sistemlerinin performansında bir azalma ile sonuçlanır. Bu konuda Shenoy ve ark. durağan olmamanın iki ana kaynağını tanımlamıştır (Shenoy vd., 2006). Bir yandan, kalibrasyon oturumları sırasında katılımcılardan elde edilen modeller, çevrimiçi oturum sırasında kaydedilenlerden farklı olabilir. Öte yandan, kullanıcıların ilerleyen zihinsel eğitimi, konsantrasyon, dikkat veya motivasyondaki değişiklikler beyin sinyallerini etkileyebilir. Bu nedenle, BBA doğruluğunu iyileştirmek için uyarlanabilir algoritmalar gereklidir. Durağan olmayan sinyallerde adaptasyon özellikle asenkron ve invaziv olmayan BBA'larda gereklidir (Galán vd., 2008) (Millan ve Mouriño, 2003). BBA alanında sıklıkla kullanılan Bayes Analizi, Lineer Diskriminant Analizi (*ing.* Linear Discriminant Analysis, LDA), Destek Vektör Makinaları (DVM) (*ing.* Support Vector Machine, SVM), k-En Yakın Komşu (k-EYK) (*ing.* k-Nearest Neighbor, k-NN) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) (*ing.* Artificial Neural Network, ANN) sınıflandırma algoritmalarının özeti Tablo 7'de görülmektedir.

Tablo 7. BBA uygulamalarında sıklıkla kullanılan sınıflandırma algoritmaları ve özellikleri

Tür	Yöntem	Özellikleri	Yapılan Çalışmalar
Üretici Model	Bayes Analizi	- Öznitelik vektörünü, ait olma olasılığının en yüksek olduğu etiketli sınıfa atar. - Doğrusal olmayan karar sınırları üretir. - BBA sistemlerinde pek popüler değil.	(Lemm vd., 2004) (G. Liu vd., 2010) (Yang vd., 2009)
Doğrusal	LDA	- Kabul edilebilir doğruluk - Düşük hesaplama gereksinimleri. - Aykırı değerlerin veya gürültünün varlığında başarısız olur. - Genellikle iki sınıflı problemlerde kullanılır. - Geliştirilmiş LDA sürümleri: BLDA, FLDA	(Blankertz vd., 2011) (Scherer vd., 2004) (Vidaurre vd., 2009)
Doğrusal Olmayan	DVM	- Doğrusal ve doğrusal olmayan (Gauss) türleri vardır. - İkili veya çok sınıflı problem çözümünde kullanılır. - En yakın eğitim örnekleri ile hiper düzlemler arasındaki mesafeyi en üst düzeye çıkarır. - Aykırı değerlerin veya güçlü gürültünün varlığında başarısız olur. - Hızlı sınıflandırıcı.	(Blankertz vd., 2001) (Garcia vd., 2003) (Kaper vd., 2004) (H. Zhang vd., 2008)
		- Test özelliği ve komşuları arasındaki metrik mesafeleri kullanır. - Düşük boyutlu öznitelik vektörlerinde verimlidir. Öznitelik vektörlerinin boyutuna çok duyarlıdır.	(Borisoff vd., 2004) (Kayıkcıoğlu ve Aydemir, 2010) (Schlögl vd., 2005)
		- Çok esnek sınıflandırıcı yapısı. - Çok sınıflı problemlerde kullanılır.	(D. Coyle vd., 2010) (Haselsteiner ve Pfurtscheller, 2000) (Nakayama ve Inagaki, 2006) (Palaniappan, 2005)

1.8. Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemleri Uygulama Alanları

BBA'lar, periferik sinir sistemlerini ve kaslarını kullanamayan kişilere yeni iletişim ve kontrol kanalları sunar. Bu nedenle, birçok araştırmacı, bu teknolojinin ciddi motor engelleri olanlara yardımcı olabileceği umuduyla BBA uygulamaları oluşturmaya odaklanmaktadır. EEG tabanlı BBA alanındaki önemli gelişmeler sayesinde çok yakın zamanda çeşitli BBA uygulamaları geliştirilmiştir. EEG sinyalleri, düşük maliyetli, kullanımı kolay ve kabul edilebilir bir sinyal kalitesi sundukları için çoğu BBA uygulaması tarafından kullanılır. BBA uygulamaları sayesinde ağır engelli bireylerin yaşam kaliteleri iyileştirilebilmektedir. Aynı şekilde, bakıcılara duyulan ihtiyaç azalacak, bakım maliyetleri düşecek ve hasta bireylerin yakınlarının çektikleri zahmet bir nebze azalacaktır.

BBA uygulamaları için ana hedef popülasyon üç sınıfa ayrılır. İlk grup, ALS'nin son aşamasında veya şiddetli serebral palsi geçirerek tüm motor kontrolünü kaybetmiş tam kilitli durumdaki bireylerdir. İkinci grup, neredeyse tamamen felç olan, ancak göz hareketi, göz kırpması veya dudak seğirmesi gibi artık istemli hareketleri olan kilitli durumdaki bireylerdir. Üçüncü potansiyel BBA kullanıcıları grubu, bedensel engellileri ve özellikle konuşma ve/veya el kontrolü olmak üzere önemli ölçüde nöromüsküler kontrolü olan kişilerdir (Nicolas ve Gomez, 2012). BBA'ların üçüncü gruba sunacağı çok fazla bir şey yoktur çünkü onlar aynı bilgiyi bir BBA yerine diğer arayüzler aracılığıyla çok daha hızlı ve kolay bir şekilde insanlara aktarabilmektedirler. Buna rağmen, BBA'lar, nöropazarlama ve video oyunlarında sağlıklı insanlar tarafından, geleneksel arayüzler aracılığıyla bu kadar kolay rapor edilemeyen, kullanıcıların duygusal bilgilerini ortaya çıkarmak için bir araç olarak giderek daha fazla kullanılmaktadır. Aynı şekilde, şizofreni veya depresyon gibi nörolojik bozuklukları olan kişiler için de BBA kullanılabilir.

BBA teknolojisinin, göz veya kas tabanlı cihazları içeren diğer arayüz teknolojilerinden daha iyi performans gösterip gösteremedi şu anda tartışma konusudur. Halihazırda diğer arayüz sistemlerinin kullanımı daha kolay olma ve daha iyi fayda/maliyet oranları sunmaktadır (Betke vd., 2002) (L. A. Miller vd., 2008). Örneğin, göz hareketinin tespiti, ERP modülasyonlarının tespitinden daha hızlı, daha kolay ve daha doğrudur (Betke vd., 2002) (L. A. Miller vd., 2008). Göz takip cihazı aracılığıyla bozulmamış göz hareketi ile dakikada 10 kelimelik bir yazım hızı elde edilebilir. Bu bağlamda, performansı artırmak için hibrit BBA sistemleri önerilmiştir. Bunlar, iki farklı BBA türünün veya bir BBA'nın mevcut diğer yardımcı teknolojilerle kombinasyonudur

(Matthias ve Blankertz, 2010). Ancak yardımcı teknolojileri kullanamayacak durumdaki (örneğin göz hareketi veya diğer kas hareketlerini yapamayacak durumdaki kişiler) ağır engelli bireyler için tek çözüm yolu mevcut BBA sistemleridir.

Şu anda, tam kilitli ve kilitli durumdaki hastalar için BBA sistemleri alternatifsiz iletişim aracıdır. BBA tarafından sağlanan düşük bilgi aktarım hızlarına rağmen, tam kilitli durumdaki hastaların yüksek dereceli engellilik durumlarından dolayı, bu tür hastalar kas veya göz-bakış tabanlı arayüz sistemleri gibi daha güvenilir geleneksel arayüzler yerine bir BBA kullanmak zorundadırlar (Y. Liu vd., 2011) (Matthias vd., 2011).

Günümüzde, heceleme sistemleri, uyarlanmış web tarayıcıları, tekerlekli sandalye veya nöroprotezlerin beyin kontrolü ve oyunlar gibi çok sayıda çok farklı BBA uygulaması bulunmaktadır. Bununla birlikte, çoğu uygulama yalnızca eğitim veya tanıtım amacıyla tasarlanmıştır. BBA teknolojisindeki önemli gelişmelere rağmen, gerçek dünyadaki uygulamalarda hala birçok zorluk bulunmaktadır (Moore, 2003). Karşılaşılan problemler;

- BBA'lar tarafından sağlanan bilgi aktarım hızı, iyi ayarlanmış BBA sistemleri için bile doğal etkileşimli konuşma için çok düşüktür,
- Yüksek hata oranı doğal etkileşimi karmaşık hale getirmektedir,
- BBA sistemleri, engelli kişilerin kullanımı için yardımcıların elektrotları veya sinyal alıcı cihazların kurulumunu gerektirdiğinden bu sistemler, engelli kişiler tarafından bağımsız olarak kullanılamaz,
- Bir BBA kullanıcısı, beyin aktivitesi aracılığıyla BBA sistemini kapatabilir, ancak genellikle tekrar açamaz,
- BBA uygulaması, kullanıcılar tarafından genellikle sessiz laboratuvar ortamında elde edilebilen, ancak gerçek dünyada elde edilemeyen yüksek bilişsel yük gerektirir.

1.8.1. İletişim

Bu tür bir uygulama BBA alanındaki en önemli araştırmayı temsil etmektedir, çünkü iletişim faaliyeti insanlar için çok önemlidir. İletişim amaçlı uygulamalar, kullanıcının bir BBA aracılığıyla ekranda bulunan sanal bir klavyedeki alfabeden bir harf seçerek istediği cümleyi harf harf yazdırdığı sistemlerdir. Bu tür uygulamalardaki ayırt edici unsur genellikle BBA sisteminin kullandığı kontrol sinyalinin türüdür.

Harf seçimi için SCP'lerin gönüllü kontrolü kullanılabilir. Kapsamlı eğitim ile, tamamen felçli hastalar, bir imlecin dikey hareketini yönlendirmek için SCP'lerindeki pozitif ve negatif değişiklikler kullanılmaktadır (Hinterberger vd., 2004). Bu tür bir kontrol sinyaline dayalı olarak, Birbaumer ve arkadaşları, alfabenin harflerini seçmek için bir imleç kullanarak ekranda görüntülenen bir yazım aygıtı geliştirmişlerdir (Birbaumer vd., 1999). ALS'nin ileri evrelerindeki iki hastayı içeren denemelerinde, kısa mesaj yazarken dakikada yaklaşık 2 karakterlik bir hıza ulaştıklarını göstermişlerdir.

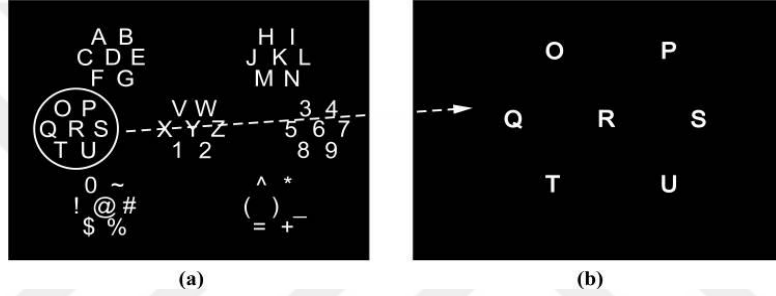
P300 olayla ilgili beyin potansiyelleri, BBA harf yazım uygulamalarında da oldukça popülerdir. P300 bazlı BBA'ların, hastalığın erken ve orta evrelerindeki ALS hastaları için uygun olduğu kanıtlanmıştır (Silvoni vd., 2009). Ayrıca, bu tür bir BBA çok kullanışlıdır çünkü P300 yanıtı kendiliğinden oluşur ve sonuç olarak önemli bir eğitim gerektirmez. Ayrıca, P300 tabanlı heceleyicilerde son zamanlarda kaydedilen ilerlemeler, ticari uygulamaların geliştirilmesine olanak sağlamıştır (Silvoni vd., 2009). En iyi bilinen P300 heceleyicilerinden biri, 1988'de Farwell ve Donchin tarafından tasarlanmıştır (Farwell ve Donchin, 1988). Bu heceleyicide, alfabenin 26 harfi, diğer birkaç sembol ve komutla birlikte ekranda 6×6 matrisinde rastgele yanıp sönen satırlar ve sütunlarla görüntülenir (Şekil 6). Ardından, kullanıcı dikkatini ekrana odaklar ve EEG yanıtı izlenirken art arda yazılacak karakterlere odaklanır. İstenen satır veya sütun yanıp söndüğünde, matris üzerinde aranan her eleman için iki P300 ortaya çıkar ve böylece sistemin istenen sembolü tanımlamasına izin verilir. 4 sağlıklı insanı içeren Farwell-Donchin heceleme çalışmasının sonuçları, dakikada yaklaşık 2 karakterlik kabul edilebilir bir heceleme başarısı sağlamıştır.

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	1	2	3	4
5	6	7	8	9	-

Şekil 6. Heceleme görseli

Farwell-Donchin heceleyici sistemi nispeten yüksek hız ve doğruluk sağlamaktadır. Farwell-Donchin paradigmasının kesinliği algısal hatalar azaltılarak geliştirilebilir (Fazel ve Abhari, 2009). Algısal hata, hedef sembolün yanında yanıp sönen satırlar veya sütunlar

nedeniyle bir P300 yanıtı ortaya çıkmasından kaynaklanmaktadır. Bu durum önemli bir sorundur. Bu nedenle, literatürde bu sorunun üstesinden gelmek için yeni bir harf dağılımı sunulmuştur (Fazel ve Abhari, 2009). Buradaki fikir, satır ve sütun kullanmak yerine birkaç bölgenin yanıp sönmesine dayanmaktadır. Karakterler iki seviyeli bir dağılıma yerleştirilir. İlk seviyede, karakterler her biri yedi karakterden oluşan ve yine rastgele yanıp sönen yedi gruba dağıtılır. Hedef karakteri içeren grup, P300 tespiti ile bulunur. İkinci seviyede, tespit edilen gruptaki karakterler yeniden konumlandırılır ve birinci seviye prosedür tekrarlanır ve bu şekilde hedef karakter nihayet seçilene kadar devam eder. Bölge bazlı paradigma olarak isimlendirilen bu sisteme ait görsel Şekil 7’de görülmektedir.



Şekil 7. Geliştirilmiş P300 tabanlı heceleleyici için önerilen bölge tabanlı paradigma: (a) Her grubun en fazla yedi karakter içerdiği ilk yoğunlaştırma düzeyi; ve (b) İkinci seviyede genişletilen bir bölge (Fazel-Rezai ve Abhari, 2009).

Townsend ve arkadaşları, Farwell ve Donchin tarafından ortaya konulan standart satır/sütun paradigması yerine bir dama tahtası paradigmasına dayanan yeni geliştirilmiş bir BBA tasarlamışlardır. Bu yeni yaklaşımda, hedefleri içeren standart matris bir dama tahtası üzerine yerleştirilmiştir. İleri seviye ALS hastaları ve sağlıklı kişilerle yapılan denemeler, dama tahtası paradigması için satır/sütun paradigmasından önemli ölçüde daha yüksek bir ortalama doğruluk elde edilmiştir (Townsend vd., 2010).

Önceki tüm P300 heceleyciler, görsel olayla ilgili beyin potansiyellerinin kaydedilmesine dayanmaktadır. Bununla birlikte, görme bozukluğu olan veya göz hareketleri üzerinde zayıf kontrole sahip ağır felçli hastalarda görsel uyaranları kullanmanın bir anlamı yoktur. Bu durumlarda, P300 heceleycilerini bu hasta grubuna uygun hale getirmek için işitsel uyaranlar kullanılmaktadır (Halder vd., 2010) (Klobassa vd., 2009) (Kübler vd., 2009).

İletişimle ilgili BBA'ların diğer önemli uygulamaları, engelli kullanıcılar için uyarlanmış internet tarayıcılarıdır. Bu alanda Karim ve arkadaşları, SCP'lerle çalıştırılabilen ilk EEG kontrollü web tarayıcılarından birini geliştirmişlerdir (Karim vd., 2006). Tarayıcı arayüzü, kullanıcının her bir öğeyi seçtiği veya reddettiği, pozitif veya negatif SCP kaymaları ürettiği ikili bir karar ağacında bağlantıları alfabetik olarak düzenlemeye dayanır. Ancak bu sistemde kullanıcı web'de gezinirken önceden tanımlanmış bağlantı yollarının dışına çıkmadığından, yalnızca sınırlı sayıda web sayfasına göz atılabilmektedir buda ciddi bir dezavantajdır. Ayrıca bağlantıyı tanımlamak için metin etiketi kullanıldığından grafiksel bağlantılar seçilememektedir. “Nessi” adı verilen daha gelişmiş bir prototip, daha iyi bir kullanıcı arayüzü sayesinde bu eksikliklerin üstesinden gelmeyi başarmıştır (Bensch vd., 2007). Bağlantıları bir ağaçta düzenlemek yerine, web sayfasındaki bağlantıların veya seçilebilir öğelerin etrafına renkli çerçeveler yerleştirilir. Daha yakın zamanda yapılan bir çalışmada, uyarılmış potansiyeller tarayıcı işlevselliğini geliştirmek için kullanılmıştır. Mugler ve arkadaşları seçeneklerin tümünün 8x8'lik bir matriste simgeler halinde sunulduğu P300 kontrollü bir İnternet tarayıcısı oluşturmuşlardır (Mugler vd., 2010). Yin ve arkadaşları ise VEP'lere dayalı bir tarayıcı geliştirmişlerdir (Yin vd., 2009).

1.8.2. Motor Restorasyonu

Omurilik yaralanması veya ilişkili duyuşal ve motor işlev kaybıyla birlikte diğer nörolojik hastalıklar, hastanın yaşam kalitesini önemli ölçüde düşürür ve yaşam boyu evde bakım hizmetlerine bağımlı olmasına sebep olur. Motor restorasyon, psikolojik ve sosyal acılarını hafifletebilir. Kuadriplejik hastalarda fonksiyonel elektrik stimülasyonu tarafından yönlendirilen nöroprotezler aracılığıyla kavrama gibi hareketleri geri kazandırmak mümkündür. Fonksiyonel elektrik stimülasyonu, yapay kas kasılmalarını ortaya çıkararak istemli işlevlerin kaybını telafi eder. Elektrik akımları, hedeflenen kası uyaran ve bir kas kasılmasına neden olan sağlam periferik motor sinirleri depolarize ederek yapay aksiyon potansiyeli oluşturur (Braz vd., 2009). EEG tabanlı BBA, fonksiyonel elektrik stimülasyonunun çalışması için bir kontrol sinyali üretmek amacıyla kullanılmaktadır. EEG sinyalleri üst ekstremiteler kaslarının elektriksel aktivasyonundan etkilenmediğinden bu tarz sistemler için uygundur (Lauer vd., 1999). BBA ve fonksiyonel elektrik stimülasyonunun birleştirilmesi sayesinde, Pfurtscheller ve arkadaşları travmatik bir omurilik yaralanmasına sahip tetraplejik bir hastanın bir silindiri kavramak için felçli ellerini kontrol edebildiği bir

uygulama geliřtirmişlerdir (Pfurtscheller vd., 2003). Bu uygulamada hasta, ayak hareketi hayaliyle EEG'de beta salınımları oluřturmuřtur. Daha sonra BBA, beta bandını analiz edip sınıflandırarak çıkıř sinyali elde etmiřtir. Bu çıkıř sinyali, ekstremitayı çalıřtıran fonksiyonel elektrik stimölasyonu cihazını kontrol etmek için kullanılmıřtır. Ayrıca, fonksiyonel elektrik stimölasyonu inme sonrası rehabilitasyon eēitimi için kullanılmıřtır. Hu ve arkadaşlarının yaptıkları çalıřmada, felçten sonra bilek eklemi eēitimi ve kullanıcının etkilenen taraftaki elektromiyografisini geliřtirdiēi kombine bir fonksiyonel elektrik stimölasyonu-robot sistemi geliřtirmişlerdir.

Fonksiyonel elektrik stimölasyonunun hareketi geri kazanmada etkili bir yol olduēu kanıtlanmıřtır. Fonksiyonel elektrik stimölasyonu, ağır yaralı hastalarda mümkün olmayan rezidüel hareketlerin kullanılmasını gerektirir. Bu nedenle, bazı çalıřma grupları fonksiyonel elektrik stimölasyonu olmadan nöroprotezleri ve BBA'yı birleřtiren yaklařımlar üzerinde çalıřmalar yapmışlardır. Pfurtscheller ve arkadaşları, üst omurilik yaralanması nedeniyle artık üst ekstremita kas aktivitesi sol pazı ile sınırlı olan tetraplejik bir hastanın, motor imgeleme tarafından üretilen rolandik salınımlardaki deēiřiklikleri kullanarak bir el ortezini etkili bir řekilde kontrol edebildiēini göstermişlerdir (Pfurtscheller vd., 2000). Bu uygulamayı kullanmak için uzun bir eēitim süresi gerekiyordu. Ancak hasta el ortezini neredeyse hatasız bir řekilde açıp kapatabilmiřtir. Birkaç yıl sonra, aynı grup EEG tabanlı BBA'ların ve implante edilmiş bir nöroprotezin eēleřmesini saēladı ve BBA'nın nöroprotezlerin kontrolü için uygun bir seēenek olduēunu göstermiřtir (Müller-Putz vd., 2005).

Yakın zamanda yapılan bařka bir çalıřmada Müller ve arkadaşları, omurilik yaralanması olan kiřilerde kavrama fonksiyonunun restorasyonu için yeni bir nöroprostatik cihaz sunmuşlardır (Muller-Putz ve Pfurtscheller, 2007). Bu nöroprostatik cihaz, dört sınıflı SSVEP'lere dayalı BBA tarafından kontrol edilen çift eksenli bir elektrikli el protezinden oluřmaktadır. Bu nedenle, farklı frekanslarda yanıp sönen dört LED'e göre sadece dört hareket seēmek mümkündür. Bir hareket seēmek için kullanıcının bakıřları farklı LED'ler arasında kaydırılmıřtır.

Motor restorasyonu BBA uygulaması alanında, inme sonrası ciddi motor sakatlıēı olan hastalarda hareket rekonstrüksiyonu için BBA sistemleri de uygulanmıřtır. BBA eēitiminin sensorimotor kortekse geri bildirim saēladıēı varsayılır ve bunu yaparak, motor komutları motor hareketlerle iliřkilendirmek için serebral yollar yeniden düzenlenirken hareket geri yüklenir. Buch ve arkadaşları, etkilenen ele takılı mekanik bir ortezin kavrama hareketlerini

kontrolünü sağlamak amacıyla hastanın uyandırdığı MEG aktivitesini kullanan bir BBA sistemi geliştirmiştir (Buch vd., 2008).

MEG tabanlı BBA, yaygın uygulamalar için çok pahalıdır. Bu nedenle Broetz ve arkadaşları MEG ve EEG tabanlı BBA'ların bir kombinasyonunu önermişlerdir (Broetz vd., 2010). Elde edilen sonuçlar, BBA eğitiminin hedefe yönelik aktif fizik tedavi ile kombinasyonunun, kronik inme hastalarının motor yeteneklerini geliştirdiğini göstermektedir. Benzer deneylerde, Caria ve arkadaşları, BBA eğitimi ve fizyoterapi kombinasyonunun başarısını yeniden göstermişlerdir (Caria vd., 2011). Bu çalışma, BBA'ların beyin plastisitesindeki ve inme sonrası iyileşmedeki rolünün önemli olduğunu göstermektedir.

1.8.3. Çevresel Kontrol

BBA tabanlı uygulamaların ana hedeflerinden biri, herhangi bir motor engele rağmen hasta için maksimum bağımsızlığı sağlamaktır. Ağır motor engelleri olan kişiler genellikle eve bağımlıdır ve bu nedenle çevre kontrol uygulamaları TV, ışıklar veya ortam sıcaklıkları gibi ev cihazlarının kontrolüne ihtiyaç duyarlar. BBA sistemleriyle ağır engelli kişilerin yaşam kalitesini iyileştirmenin yanı sıra, bakıcının görevlerinin azaltması, maliyetlerin düşmesi ve hasta yakınlarının yaşam kalitesi artırılması gibi faydalar sunmaktadır.

Literatürde yapılan bir çalışmada (Cincotti vd., 2008), BBA teknolojisinin ev ortamına entegrasyonu ile ilgili bir pilot çalışma sunulmuştur. Bu çalışmada, ileri derecede nörodejeneratif bozukluklar nedeniyle ciddi motor engelleri olan on dört hasta, her kullanıcı için farklı motor kapasite düzeylerini desteklemek üzere tasarlanmış bir arayüz aracılığıyla çevresel kontrol sağlayan bir cihazı test etmişlerdir. Üst ekstremiteler motor yetenekleri aracılığıyla klavye, fare veya joystick gibi tipik çevre birimleri kullanılarak cihazın kontrol edilmesi sağlanmıştır. Ses tanıma için kafa izleyiciler ve mikrofonlar, uzuvları bozuk, ancak boyun kasları sağlam ve kapsamlı konuşması olan kişiler için sunulmuştur. Son olarak, tamamen engelli kişilerde sistem, EEG tabanlı BBA tarafından kaydedilen sensorimotor ritimlerin gönüllü modülasyonları ile kontrol edilebilmektedir. Böylece, uygulama, hastaya ileri derecede nörodejeneratif hastalıklar nedeniyle kademeli olarak motor yetenek kaybına uğrayan farklı kişilerle denenmiştir. Sistem, çıkış cihazları olarak ışıklar, TV ve stereo setleri, motorlu yatak, alarm, kapı açma ve telefon gibi temel bir grup ev aletinin yanı sıra kablosuz kameraların kullanımına olanak sağlamıştır.

Çevresel kontrol uygulamalarında da müdahaleli teknikler önerilmiştir. Hochberg ve arkadaşları bir imleci kontrol etmek için tetraplejik bir hastanın birincil motor korteksine BrainGate sensörleri yerleştirmiştir (Hochberg vd., 2006). İlk denemeler, hastanın sohbet ederken bile uzuv hareketlerini hayal ederek e-posta uygulamalarını kullanabileceğini veya televizyon gibi cihazları çalıştırabileceğini göstermiştir.

1.8.4. Hareket

Engellilerin bir ulaşım aracını kontrol etmelerini sağlayan BBA uygulamaları önemli bir alanı temsil etmektedir. Bu uygulamalar sayesinde belden aşağısı felçli ya da diğer fiziksel rahatsızlıkları olan kişiler tekerlekli sandalyeyi otonom olarak kullanabilirler, bu da yaşam kalitelerini yükseltir. Taşınabilirlik bu tür uygulamalar için bir zorunluluktur. Bu nedenle, EEG kaydına dayalı bir BBA kullanımı zorunludur. EEG sinyalleri gürültülüdür ve oldukça değişkendir, bu da komutlar arasında yüksek belirsizliğe neden olmaktadır. Bu nedenle asıl zorluk, BBA tarafından sağlanan düşük bilgi aktarım hızlarına rağmen gerçek zamanlı kontrole ulaşmanın yanı sıra sürüşte yeterli doğruluğu elde etmektir. Bu yüzden, BBA'lar üzerine yapılan bazı çalışmalar, daha fazla uzaysal çözünürlük ve daha az gürültü sundukları için müdahaleli EEG kayıt tekniklerini kullanmışlardır. Serruyave ve arkadaşları motor kortekslerine bir elektrot dizisi yerleştirilen maymunlarla deneyler yapmışlardır (Serruya vd., 2002). Bu ilk deneyler, maymunların bir bilgisayar imlecini herhangi bir konuma hareket ettirebildiğini göstermiştir.

Bununla birlikte, müdahaleli BBA'larla ilgili riskler, insan kullanımı için müdahalesiz tekniklerle uygulamalar geliştirmeye yöneltmiştir. Hareketle ilgili bazı çalışmalarda, birkaç oda, koridor ve kapıdan oluşan bir kapalı ortamda bir mobil robotun sürekli kontrolü için EEG sinyallerinin kullanılmıştır (Millan ve Mouriño, 2003) (Millán vd., 2004). Bu çalışmaların sonuçları, fiziksel engelli kişilerin tekerlekli sandalyeleri kontrol etmek için taşınabilir bir EEG tabanlı BBA kullanabileceğini göstermiştir. 2005 yılında Tanaka ve arkadaşları, sadece EEG kullanarak tekerlekli sandalye kontrolünün ilk uygulamasını gerçekleştirmişlerdir (Tanaka vd., 2005). Bu çalışmada, çevredeki zemin, kullanıcının sol veya sağ uzuv hareketlerini hayal ederek hareket etmeye karar verdiği karelere bölünmüştür. Kullanıcı kararları tarafından yönlendirilen tekerlekli sandalye, bu nedenle bir kareden diğerine yönlendirilerek ilerlemiştir. Altı sağlıklı denekle yapılan testler oldukça

başarılı sonuçlar vermiş ve yalnızca EEG sinyallerinin kullanılması yoluyla tekerlekli sandalye kontrolünün uygulanabilirliği gösterilmiştir.

BBA tabanlı sistemler tarafından tekerlekli sandalye kontrolünde karşılaşılan problemler, seyrek kontrol sinyali, düşük bilgi aktarım hızı ve doğruluktur. Bu bağlamda, son birkaç yılda bazı iyileştirmeler sunulmuştur. Daha iyi doğruluk sağlamak için senkronize P300 tabanlı BBA'lar geliştirilmiştir. Benzer şekilde, BBA'lardaki düşük bilgi aktarım hızının üstesinden gelmek için, algoritmalar geliştirilmiş ve gerekli etkileşim sayısı azaltılmıştır. Rebsamen ve arkadaşları, hareketleri hasta veya bir yardımcı tarafından tanımlanan kılavuz yollara sınırlayarak basitleştirilmiş bir tekerlekli sandalye kontrolü tasarlamışlardır (Rebsamen vd., 2007). Bu kılavuz yollar, ortamdaki belirli bir noktaya bağlanmış ve sistem tarafından saklanmıştır. Kullanıcı hedefi P300 tabanlı bir BBA aracılığıyla seçmiş ve tekerlekli sandalye yolu otomatik olarak takip edilmiştir. Kullanıcının yalnızca tekerlekli sandalyenin ne zaman duracağına karar vermesi gerekmiştir. Yol kılavuzu için, tekerlekli sandalyeyi yönlendiren sistem, konumu hakkında kesintisiz olarak bilgilendirilmiştir. Bu amaçla tekerlekli sandalye, yollar boyunca zemine önceden yerleştirilmiş barkod modellerini okumak için bir kilometre sayacına ve bir barkod tarayıcıyı kullanmıştır. Birkaç yıl sonra, sistem daha güvenli kontrol sağlamak için geliştirilmiştir. P300 ve mü-beta ritmine dayalı daha hızlı BBA kullanılmış ve kullanıcının tekerlekli sandalyeyi daha hızlı durdurması sağlanmıştır (Rebsamen vd., 2010). Her iki uygulama da sağlıklı kişilerle test edilmiştir.

Önceki yaklaşımlarda bulunan ana dezavantaj, kontrol sinyalinin çok az esnekliğe sahip olması ve bilinmeyen ve kalabalık senaryolarla başa çıkamamasıdır. Iturrate ve arkadaşları, sistemin çevredeki senaryonun dinamik bir şekilde yeniden inşasını oluşturmasını sağlayarak bu eksikliğin üstesinden gelmişlerdir (Iturrate vd., 2009).

1.8.5. Eğlence

Eğlence odaklı BBA uygulamaları bu alanda genellikle daha düşük bir önceliğe sahiptir. Şimdiye kadar, BBA teknolojisine yönelik araştırmalar, eğlence amaçlı uygulamalardan ziyade genellikle heceleme cihazları, tekerlekli sandalye kontrolü veya nöroprotezler gibi yardımcı uygulamalara odaklanmıştır. Ancak, bu teknolojiye önemli gelişmeler nedeniyle son yıllarda eğlence uygulamalarına ilgi artmıştır. Aslında, performansındaki iyileştirmeler, BBA kullanımının engelli olmayan kişilere de

yaygınlaştırılmasının yolunu açmıştır. BBA'lar, video oyunlarını daha da zorlu ve çekici deneyimlere dönüştürebilecek yeni bir etkileşim yöntemi oluşturmaktadır. Ek olarak, BBA, kullanıcının deneyimleri hakkındaki bilgilere erişmenin bir yolunu sağlayabilir, böylece beyin aktivitesinden elde edilen bilgiler aracılığıyla oyunlar geliştirilebilir. Örneğin BBA'lar oyuncunun canı sıkıldığında rapor verebilir (Kivikangas vd., 2011).

Eğlence odaklı BBA uygulamaları, Pacman, Pong ve benzeri oyunlar gibi çok iyi bilinen video oyunlarını, motor imgeler aracılığıyla oynanabilecek şekilde uyarlamıştır (Krepki vd., 2007). Pacman, oyuncuya bir kontrol komutu gerçekleştirmesi için yeterli zaman vermek amacıyla her 1,5-2 saniyede bir adım atar. Sarı burun, kullanıcının Pacman'i ilerletmek istediği yönü göstermektedir, oyuncunun dönme niyeti arttıkça Pacman'ın kafası aşağıdan yukarıya doğru kırmızı ve yeşil renkle doldurulur. Başka bir çalışmada, karmaşık kontrol görevleri için invazif olmayan kayıt tekniklerinin başarılı bir şekilde uygulanmasının mümkün olduğunu göstermek için bir langırt oyunu geliştirilmiştir (Tangermann vd., 2008).

Oyun uygulamaları için harici uyarılmış potansiyeller de kullanılmıştır. Middendorf ve arkadaşları, kararlı durum görsel-uyarılmış potansiyele dayalı bir BBA tarafından kontrol edilen basit bir uçuş simülatörü tasarlamıştır (Middendorf vd., 2000). Bu simülatörde konumun sadece sola veya sağa hareket ettirilebildiği iki kontrol eylemi bulunmaktaydı. Lalor ve arkadaşları, altı sağlıklı kullanıcıdan ipte bir yürüteçi dengede tutmalarının istendiği “MindBalance” oyununu geliştirmişlerdir (Lalor vd., 2005). Uygulama fazı tersine çeviren dama tahtası modellerine yanıt olarak oluşturulan SSVEP'e dayanmaktadır. Diğer ERP türleri aracılığıyla Finke ve arkadaşları, P300 potansiyeline dayalı “MindGame” oyununu geliştirmişlerdir. P300 potansiyelleri aynı zamanda dikkat belirteçleri olduğundan, bu oyunun dikkat eğitimi için faydalı bir araç olacağını önermişlerdir (Finke vd., 2009).

Önceki tüm örnekler, yalnızca bir araştırma bağlamında geliştirilen deneysel oyunları göstermektedir. Ancak, gelecekteki pazarlar için ticari BBA oyunları hazırlayan bazı şirketler de bulunmaktadır. Emotiv (Emotiv, 2011), Cortex Arcade ve Spirit Mountain Demo Game gibi çok sayıda BBA tabanlı oyun seti geliştirilmiştir. Ayrıca piyasada, uygulama programlama arayüzü ile birlikte satın alınabilen EPOC Neuroheadset olarak adlandırılan 14 elektrotlu düşük maliyetli bir BBA sistemi bulunmaktadır. Bu uygulama programlama arayüzü sayesinde BBA tabanlı uygulamaların geliştirilmesi çok daha basit hale getirilmiştir. Ayrıca Neurosky şirketi kullanıcının beyin dalgalarına veya zihinsel durumlarına cevap verebilen yazılım uygulamaları ile Mindwave Neuroheadset' isimli BBA

sistemini piyasaya sunmuştur. Microsoft gibi büyük yazılım şirketi de, BBA alanında yeni gelişmeler ortaya koymuştur (Nicolas ve Gomez, 2012).

1.8.6. Diğer BBA Uygulamaları

BBA sistemleri ayrıca geleneksel iletişim, motor restorasyonu, çevresel kontrol, hareket ve eğlence alanlarının ötesinde çok çeşitli uygulamalarda kullanılmıştır. BBA geribildiriminin kortikal plastisiteyi indüklemeye yeteneği, tıbbi uygulamaların temeli olabilir. Kullanıcılar, beyindeki davranış değişikliklerini uyarmak amacıyla, nöro geribildirim (*ing. neurofeedback*) yoluyla belirli beyin alanları üzerinde seçici kontrol yolları elde edebilirler. Bir BBA sistemi tarafından sağlanan nörogeribildirim ile, bilişsel performansı (Angelakis vd., 2007) (Hanslmayr vd., 2005), konuşma becerilerini (Rota vd., 2009), duyguları (Sitaram vd., 2011) ve ağrı yönetimini (DeCharms vd., 2005) iyileştirebilir. Ayrıca epilepsi (Sternman ve Egner, 2006) (Walker ve Kozlowski, 2005), dikkat eksikliği (Strehl vd., 2006), şizofreni (Schneider vd., 1992), depresyon (Schneider vd., 1992), alkol bağımlılığı (Schneider vd., 1993) veya pedofili (Renaud vd., 2011) gibi zihinsel bozuklukların tedavisinde de kullanılabilir. Öte yandan, beyin sinyalleri, sağlık ve hastalık durumlarını değerlendirmek için beyin fonksiyonlarının değerlendirilmesinde kullanılabilir (Georgopoulos vd., 2007).

Beyin sinyallerini inceleme ticari amaçlı da kullanılabilir. Nöropazarlama, nörobilimsel yöntemleri pazarlama araştırmalarına uygulayan nispeten yeni bir araştırma alanıdır. Nörogörüntülemenin, pazarlamanın çeşitli alanlarında bir rolü olabileceğini düşündüren bazı kanıtlar bulunmasıyla birlikte bir çok nöropazarlama çalışması yapılmıştır (Ambler vd., 2004) (Ambler vd., 2000) (Cook vd., 2011) (Vecchiato vd., 2010). Nöropazarlama, maliyetler ve faydalar arasında daha verimli bir denge sağlayabilir. Ürün konseptleri, üretim sürecinin başlangıcında umut vaat etmeyenleri ortadan kaldırarak nöropazarlama yoluyla test edilebilir. Bu, kaynakların daha verimli bir şekilde kullanılmasına yol açacaktır, çünkü yalnızca daha umut verici ürünler geliştirilecektir (Ariely ve Berns, 2010). Ek olarak, nöropazarlama, standart pazar araştırması çalışmalarından elde edilen verilerden ziyade, kullanıcıların temel tercihleri hakkında daha doğru bilgi kaynağı olabilir (Ariely ve Berns, 2010). Nörogörüntüleme, tüketicilerin gerçek tercihleri hakkında açıkça ifade edilemeyen gizli bilgileri ortaya çıkarabilir. Beynin reklamlara tepkisi ölçülebilir ve bu nedenle reklam kampanyalarının etkinliği ölçülebilir.

Neurofocus , Neuroconsult , Neuro Insight veya EmSense gibi birkaç şirket şu anda nöropazarlama hizmetleri sunmaktadır (Nicolas ve Gomez, 2012).

1.9. Literatür

EEG sinyalleri kullanılarak robotik kol, bilgisayar faresi kontrolü ve tekerlekli sandalye gibi çeşitli BBA sistemleri geliştirilmiştir. Ancak bunlar içerisinde P300 heceleyicisi, hastaların P300 olaya bağlı potansiyellerini kullanarak herhangi bir kas aktivitesi olmadan bilgisayar ekranında harfleri veya diğer karakterleri seçerek çevreleriyle iletişim kurmasını sağlayan en umut verici ve en önemli BBA uygulamalarından biridir (Loizidou vd., 2022). Genellikle, harflerin ve diğer karakterlerin bir klavyeyi simüle eden bir matriste görüntülediği klasik 2 boyutlu (2B) satır-sütun paradigması kullanılır. Satırlar ve sütunlar rastgele yanıp sönerken, kullanıcı istenen harf veya karaktere (hedef olarak da adlandırılır) odaklanır. Kullanıcı istenen harf veya karakterin yanıp sönmelerini (flaşlanma) her fark ettiğinde, beynin pozitif elektriksel yanıtı (P300 bileşeni olarak adlandırılır), flaşlanma başlangıcından yaklaşık 300 ms sonra ortaya çıkar (Aydemir vd., 2021) (Obeidat vd., 2015). Netice olarak, P300 heceleyicisi, P300 bileşenlerini inceleyerek hedef ve hedef olmayan öğeleri belirler.

P300 tabanlı heceleme paradigmalarıyla yapılan çalışmalar incelendiğinde birçok çalışma, sınıflandırma doğruluğunu (SD) geliştirmek için yeni görsel uyarıcı sunum teknikleri (Qu vd., 2018) (X. Zhang vd., 2021) veya karar süresini azaltmak için daha az sayıda flaşlama teknikleri (De Venuto ve Mezzina, 2021) (Kshirsagar ve Londhe, 2019) önermiştir. P300 tabanlı bir çalışmada Wu ve arkadaşları P300 heceleyicisinin SD performansının ve bilgi aktarım hızının gerçek dünya uygulaması için yeterli olmadığını ifade ederek sanal bir karakter matrisinde karakterlerin üzerine yeşil nokta veya kırmızı çizgi koyarak yeni bir matris biçimi önermişlerdir (Y. Wu vd., 2020). Yaptıkları çalışmada 11 katılımcı ile iki farklı paradigmada çevrimdışı veri alınmıştır. Birinci oturumda hedef karakter yeşil daire içine yerleştirilmiş, ikinci paradigmada ise bu yeşil dairenin alt veya üst kısmına kırmızı nokta yerleştirilerek veriler kaydedilmiştir. Sonuçlar ikinci paradigmanın katılımcıların dikkatini artırdığını, daha yüksek sınıflandırma doğruluğu-ITR elde edildiğini ve bu farkın istatistiksel olarak farklı olduğunu göstermiştir. Sonuç olarak çevrimdışı çalışmada ortalama %97.27'lik SD elde etmişlerdir. Bir başka çalışmada ise, Lu ve arkadaşları, kullanıcının kendi yüzü ve ünlü bir yüze dayalı P300 heceleme paradigması

önermişlerdir (Lu, vd., 2020). Çalışmaya toplam 20 gönüllü katılmış, bunlardan bir grup ($n = 10$, üç erkek, 20-28 yaş arası, yaş ortalaması 24.4) çevrimdışı deneye katılmış ve diğer grup ($m = 10$, altı erkek, 22-29 yaş arası, yaş ortalaması 25.6) çevrimiçi deneye katılmıştır. Çalışmalarında 10 katılımcının çevrimiçi SD ortalaması %85.3'e ulaşmıştır. Sonuçlar incelendiğinde kişinin kendi simasının kullanıldığı paradigmda özellikle parietal ve fronta-sentral bölgelerde ERP genlikleri daha yüksek olduğu görülmüştür. Çevrimiçi tabanlı bir başka çalışmada ise, Qu ve arkadaşları, benzer amaca dayalı olarak, üç boyutlu (3B) ve tek karakterli görsel uyaran P300 heceleyicisi ile çevrimiçi deneylerinde 12 gönüllüden ortalama %94 SD oranı elde etmişlerdir (Qu vd., 2018). Qu ve arkadaşlarının bu çalışması tez çalışmasına en yakın çalışmalardan biridir. Bu çalışmanın tez çalışmasına göre en önemli dezavantajları kişiden bağımsız bir model kullanmamaları ve daha düşük bilgi aktarım hızı sunan tek karakterli görsel uyaran dizisi kullanmalarındır. Diyafram kullanımının ERP yanıtına etkisinin incelendiği bir diğer çalışmada ise Kirasirova ve arkadaşları azaltılmış görme alanının ERP yanıtını daha belirgin hale getirdiğini göstermişlerdir (Kirasirova vd., 2020). 4x4 karakter dizisine sahip paradigma ile toplam 10 kişiyle deneyler gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde görme alanının diyafram ile sınırlandırılmasının ERP yanıtını daha da belirginleştirdiği ispatlanmıştır. P300 heceleme paradigmlarında görsel modülasyonların değerlendirildiği çalışmada ise (X. Zhang vd., 2021) toplam 10 kişiyle çevrimiçi ve çevrimdışı deneyler gerçekleştirilmiş, sonuçlar incelendiğinde beyaz çerçeve içindeki kırmızı yüz paradigmasının çevrimiçi oturumda mavi çerçeve içindeki kırmızı yüz paradigması ve kırmızı çerçeve içindeki kırmızı yüz paradigmasından daha yüksek ortalama doğruluk sağladığını göstermişlerdir. Geliştirilen başka bir paradigmda, Ramirez-Quintana ve arkadaşları, klasik satır-sütun tabanlı paradigma yerine yalnızca sütunla tabanlı P300 heceleme sistemi geliştirmişlerdir (Ramirez-Quintana vd., 2021). Sekiz katılımcıya eğitim aşamasında 20 hedef karakter gösterilmiş ve kişiye bağlı model geliştirilmiştir. Geliştirilen bu modelle çevrimdışı oturumda 14 hedef karakter yazdırılmıştır ve ortalama %96.43 SD elde edilmiştir. Sütun flaşlandırması tabanlı P300 heceleme sistemi önermelerine rağmen, klasik satır sütun flaşlandırması tabanlı P300 heceleme sistemi ile karşılaştırarak artan bir orandan bahsetmemişlerdir.

Bazı P300 tabanlı çalışmalar, kişiden bağımsız P300 heceleme sistemi tasarlamayı amaçlamıştır. Örneğin, Xue ve arkadaşları, yüksek performanslı bir P300 heceleyicisi için bir dinamik durdurma modeli ile 14 katılımcıyla ortalama %89.05 SD oranı elde etmişlerdir (Xue vd., 2019). Bir başka dinamik durdurma modeline dayalı çalışmada ise, Vo ve

arkadaşları, kendi yöntemlerini araştırmacılara açık Akimpech P300 veri kümesi üzerinde test etmişler ve bir karakter için ortalama 89.88 defa flaşlama kullanarak %95.95'lik bir çevrimdışı SD oranı elde ederken, bir karakter için ortalama 43.68 defa flaşlama kullanarak %83.99 çevrimdışı SD elde etmişlerdir (Vo vd., 2017). Akimpech P300 veri setini de kullanan başka bir çalışmada, kişiden bağımsız P300 heceleycisi için bir topluluk öğrenme yaklaşımı önerilmiştir. LDA, k-EYK ve DVM birleşiminin, çevrimdışı olarak sağlıklı denekler için %99 ve ALS hastaları için yaklaşık %85'lik SD oranı sağladığı gösterilmiştir (Mussabayeva vd., 2021). Kişiden bağımsız bir başka çalışmada, (Gao vd., 2021), evrişimli sinir ağı (*ing.* Convolutional Neural Network, CNN) yöntemine dayanan değişmez öğrenme modellerinin çevrimdışı analizde 10 flaşlama ile ortalama %80'in üzerinde bir SD oranı elde ederken, çevrimiçi analizde bir karakter için ortalama 242.8 flaşlama ile ortalama SD oranının %82.33'e ulaştığını bildirmişlerdir. Literatürde bildirilen bu sonuçlara dayanarak, çevrimdışı analiz performanslarının nispeten başarılı olarak değerlendirilebilmesine rağmen, çevrimiçi P300 heceleme sistemlerinin en azından SD açısından daha fazla iyileştirmeye ihtiyacı olduğu görülmektedir. Çevrimiçi modelleri oluşturmak zor olsa da pratik uygulanabilirlik açısından çok daha kıymetlidirler. Bu tez çalışmasında çevrimiçi kelimesi gerçel zamanlı anlamında, çevrimdışı kelimesi de veriler kaydedildikten sonra yapılan sinyal işleme faaliyeti anlamında kullanılmaktadır.

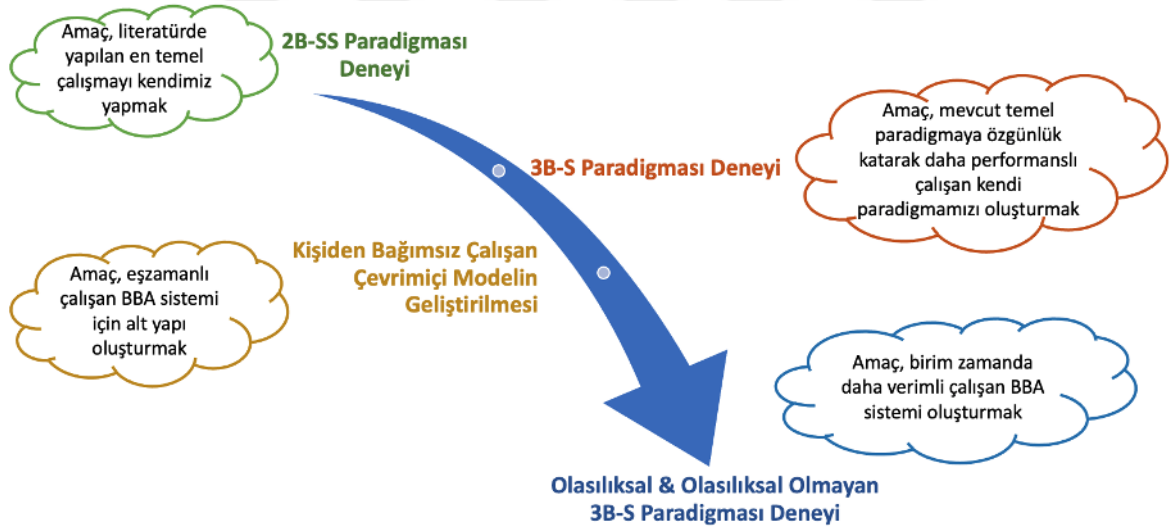
Bu tez çalışmasında, olasılıksal bir flaşlanma yaklaşımı ile gerçekleştirilen daha az sayıda flaşlanma tekniği ile; kararlı, kişiden bağımsız bir P300 heceleyci modeli tasarlanmıştır. Bunu yapmak için bir 3B sütun P300 uyarıcı sunum paradigması tasarlanmış ve heceleme sistemi 10 sağlıklı katılımcı ile eğitilmiştir. Geliştirilen modelin 15 gönüllüden oluşan ikinci bir grupta bağımsız olarak test edildiğini belirtmekte fayda var. P300 heceleme paradigması tabanlı yapılan çalışmaların özeti Tablo 8'de görülmektedir.

Tablo 8. Literatürde P300 heceleme paradigması tabanlı yapılan çalışmaların özeti

Çalışma	Oturum	Model	Katılımcı	Sınıflandırıcı	SD (%)
Wu vd., (2020)	Çevrimdışı	Kişiyeye Bağlı	11	LDA	97.27
Lu vd., (2020)	Çevrimiçi	Kişiyeye Bağlı	10	LDA	85.30
Qu vd., (2018)	Çevrimiçi	Kişiyeye Bağlı	12	LDA	94
Kirasirova vd., (2020)	Çevrimiçi	Kişiyeye Bağlı	10	DVM	97
Zhang vd., (2021)	Çevrimiçi	Kişiyeye Bağlı	10	LDA	96.94
Ramirez vd., (2021)	Çevrimdışı	Kişiyeye Bağlı	8	CNN	96.43
Vo vd., (2017)	Çevrimdışı	Kişiden Bağımsız	15	Topluluk Öğr.	95.95
Mussabayeva (2021)	Çevrimdışı	Kişiden Bağımsız	9	Topluluk Öğr.	99
Xue vd., (2019)	Çevrimiçi	Kişiden Bağımsız	14	LDA	89.05
Gao vd., (2021)	Çevrimiçi	Kişiden Bağımsız	50	CNN	82.33

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışması kapsamında öncelikle Farwell ve Donchin tarafından 1988 yılında ilk kez ortaya çıkarılan ve literatürde en temel P300 tabanlı heceleyici çalışma olarak kabul edilen iki boyutlu satır-sütun (2B-SS) paradigması deneyleri gerçekleştirilmiştir. Daha sonra bu tez çalışmasında geliştirilen özgün üç boyutlu sütun (3B-S) paradigması deneyleri gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar kısmında görüleceği üzere önerilen 3B-S paradigması daha yüksek performans sağladığından tez çalışmasının geri kalan deneyleri 3B-S paradigmasıyla gerçekleştirilmiştir. Daha sonra önerilen 3B-S paradigması kullanılarak çevrimiçi ve kişiden bağımsız çalışan BBA modeli geliştirilmiştir. Tez çalışmasının son aşamasında çevrimiçi ve kişiden bağımsız çalışan BBA modeli kullanılarak bu tez çalışmasının ana çıktısı olan olasılıksal 3B-S paradigması deneyleri gerçekleştirilmiştir. Tez çalışması kapsamında yapılan çalışmaların akış diyagramı Şekil 8’de görülmektedir.

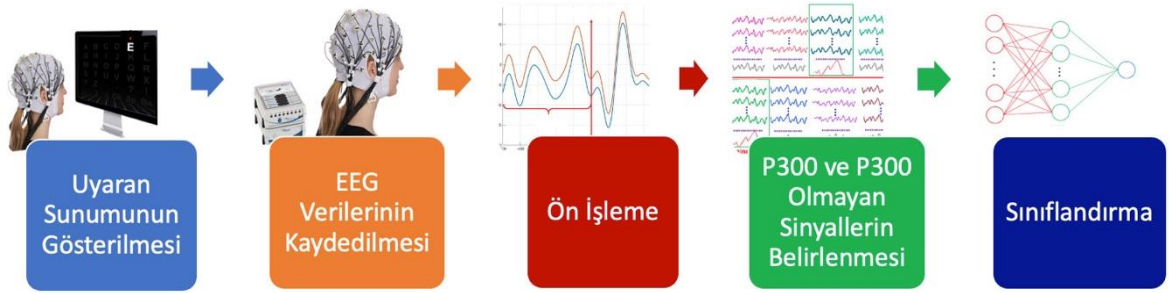


Şekil 8. Tez çalışması kapsamında yapılan çalışmaların akış diyagramı

İlerleyen bölümlerde sırasıyla 2B-SS paradigması deneyi, 3B-S paradigması deneyi, kişiden bağımsız çevrimiçi çalışan modelin geliştirilmesi, son olarak da olasılıksal ve olasılıksal olmayan 3B-S paradigması deney çalışmaları ayrı başlıklar altında açıklanacaktır.

2.1. İki Boyutlu Satır Sütun Paradigması Deneyi

Tez çalışmasının bu aşamasında, Farwell ve Donchin tarafından ilk kez geliştirilen iki boyutlu satır-sütun paradigması kullanılarak, katılımcılara 6x6'lık bir matris içerisinde yerleştirilmiş harf, rakam ve sembollerden oluşan görselde yer alan satır ve sütunların ayrı ayrı ve peşi sıra yoğunlaştırılıp karartılmasıyla (flaşlanma) elde edilen görsel uyarın sunumuyla (paradigma) deneyler gerçekleştirilmiştir. Bu paradigmaya ait ayrıntılar bir sonraki başlıkta ayrıntılı şekilde açıklanmıştır. Uyarın sunumu gerçekleştirildiği anda EEG verileri kaydedilmiştir. Daha sonra kaydedilen EEG sinyalleri ERP içeren ve içermeyenler olmak üzere ayrılmıştır. Ön işleme adımıyla gürültüler temizlenmiş ve son olarak sınıflandırma aşaması gerçekleştirilmiştir. İki boyutlu satır sütun paradigması akış diyagramı Şekil 9'da görüldüğü gibi beş adımdan oluşmaktadır. Bu adımlar aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.



Şekil 9. Klasik 2B-SS paradigması akış diyagramı

2.1.1. Klasik İki Boyutlu Satır Sütun Paradigması

Klasik 2B-SS paradigmasında, Şekil 10'da satır ve sütun indis numaralarıyla birlikte gösterildiği gibi 6x6 karakterlik bir matris katılımcılara sunulmaktadır. Tez çalışması kapsamında yapılan tüm uyarın sunumlarında Şekil 10.a'da görülen siyah arka planda beyaz karakterler kullanılmıştır. Ancak tez dokümanında, daha anlaşılır olması için Şekil 10.b'de görülen beyaz arka planda siyah karakterler olarak gösterilmiştir. Devam eden bölümlerde uyarın sunumlarına ait görseller bu şekilde beyaz arka planda gösterilmiştir. Katılımcılara ilk olarak Şekil 11.a'da gösterildiği gibi belirtilen karaktere odaklanmaları istenilir ve ardından karakter matrisinin tüm satırları ve sütunları bir satır bir sütun olacak şekilde

rastgele flaşlandırılır (Şekil 11.b-c). Ayrıca daha iyi bir konsantrasyon için hedef karakterin flaşlanma sayısını sessizce içlerinden saymaları istenir.

	1	2	3	4	5	6		1	2	3	4	5	6
7 →	A	B	C	D	E	F	7 →	A	B	C	D	E	F
8 →	G	H	I	J	K	L	8 →	G	H	I	J	K	L
9 →	M	N	O	P	Q	R	9 →	M	N	O	P	Q	R
10 →	S	T	U	V	W	X	10 →	S	T	U	V	W	X
11 →	Y	Z	.	,	?	!	11 →	Y	Z	.	,	?	!
12 →	-	:)	:(	Ok	Sp	Bs	12 →	-	:)	:(	Ok	Sp	Bs

a. b.

Şekil 10. Klasik 2B-SS paradigma matrisi ve satır-sütun indisleri

A	B	C	D	E	F	A	B	C	D	E	F	A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L	G	H	I	J	K	L	G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R	M	N	O	P	Q	R	M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X	S	T	U	V	W	X	S	T	U	V	W	X
Y	Z	.	,	?	!	Y	Z	.	,	?	!	Y	Z	.	,	?	!
-	:)	:(	Ok	Sp	Bs	-	:)	:(	Ok	Sp	Bs	-	:)	:(	Ok	Sp	Bs

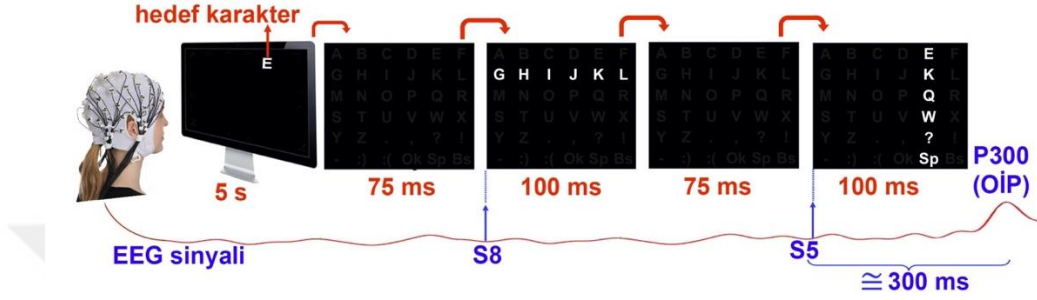
a. b. c.

Şekil 11. Klasik 2B-SS paradigma matrisi, hedef karakter gösterimi ve satır sütun flaşlanması

Karakter matrisinin 6 satırının ve 6 sütunun her defasında bir satır ve bir sütun olacak şekilde toplam 12 flaşlanma kümesine “bir deneme” denir. Daha önce genel bilgiler kısmında da bahsedildiği gibi tek bir deneme ile tam net bir ERP sinyali elde edilememektedir ve SNR oldukça düşüktür. Birden fazla denemenin ortalaması alınarak SNR değeri yüksek ERP yada diğer adıyla P300 potansiyelleri elde edilmektedir. Bu amaçla her bir hedef karakter için, bir denemenin tamamı 15 kere tekrarlanarak toplam 180 flaşlanma (12x15) kümesi elde edilir ve buna da “bir koşum” denilmektedir.

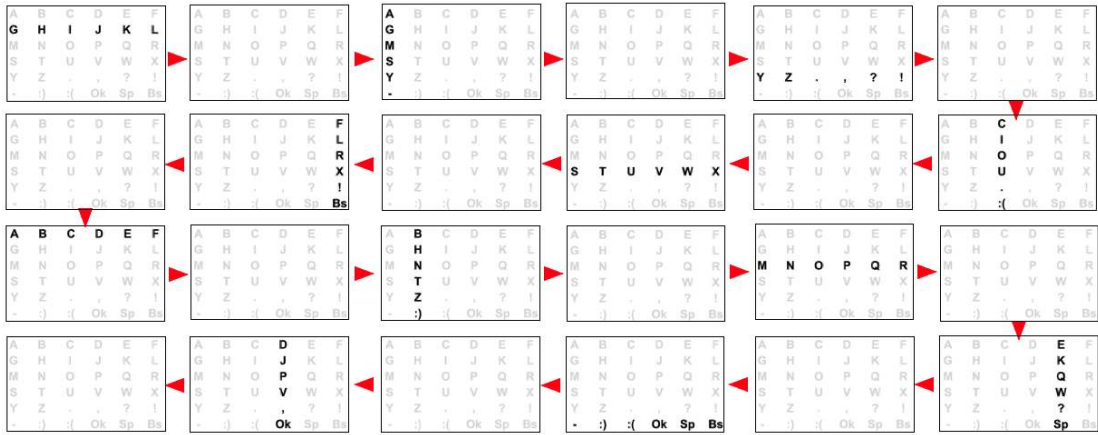
Flaşlanmalar gerçekleştirilirken satır ve sütun flaşlanmaları arasındaki geçişlerin daha iyi anlaşılabilmesi ve beyin tepkisinin oluşabilmesi için boşluk bırakılmaktadır. Buna uyaranlar arası boşluk (UAB) (*ing.* interstimulus interval, ISI) denilmektedir. Farwell ve Donchin’nin gerçekleştirdikleri deney prosedürüyle benzer şekilde 2B-SS paradigmasında başlangıçta hedef karakter 5s ekranda görülmekte daha sonra satırlar ve sütunlar 100 ms

süreyle ekranda görülmekte, her iki flaşlanma arasında ise 75 ms UAB verilmektedir. UAB sürecinde karakterler soluk bir şekilde ekranda görülmektedir. Flaşlanma ve UAB süreleriyle birlikte flaşlanma prosedürü Şekil 12’de görülmektedir. Şekil 12’de ayrıca hedef karakter olan ‘E’ harfinin olduğu sütunun (5) flaşlanmasından yaklaşık 300 ms sonra elde edilen temsili P300 sinyali de görülmektedir.



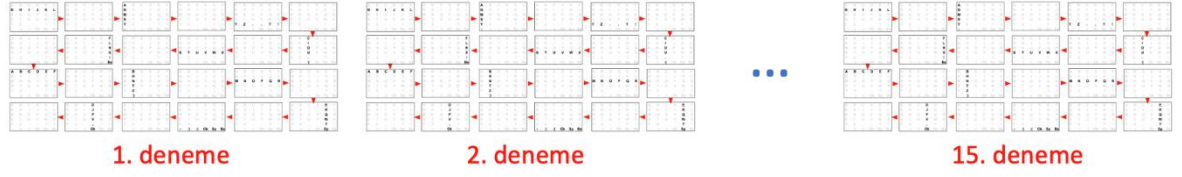
Şekil 12. Flaşlanma prosedürü

UAB süreleri ve toplam 12 flaşlanmayla birlikte bir deneme bloğu Şekil 13’te görülmektedir. Şekildeki kırmızı oklar ilk andan son ana kadar bir görselden diğer görsel geçişteki akışı ifade etmektedir.



Şekil 13. Bir deneme bloğu

Daha öncede ifade edildiği gibi bir hedef karakter için 15 deneme bloğu gerçekleştirilmekte ve buna bir koşum denilmektedir. Bir koşuma ait görsel Şekil 14’te görülmektedir. Deneyler sırasında her bir katılımcıya toplam 60 harf hedef karakter olarak gösterilmektedir.



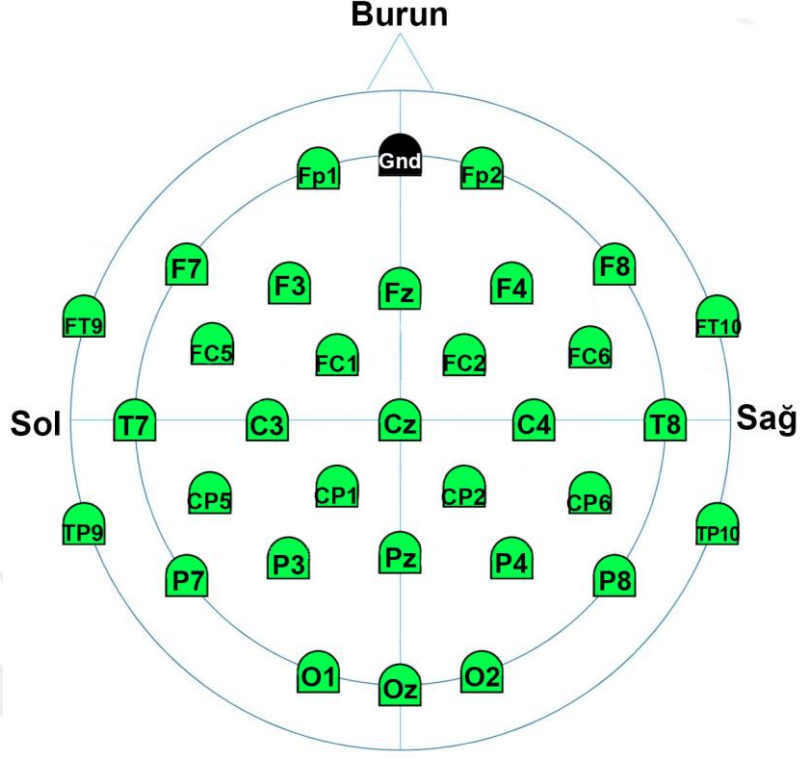
Şekil 14. Her bir hedef karakter için gerçekleştirilen bir koşum bloğu

Bu tez çalışmasında kullanılan klasik iki boyutlu satır sütun paradigması, linkte yer alan videodan izlenebilir <https://youtu.be/4GSpCtxuCIE>.

2.1.2. EEG Veri Kaydı

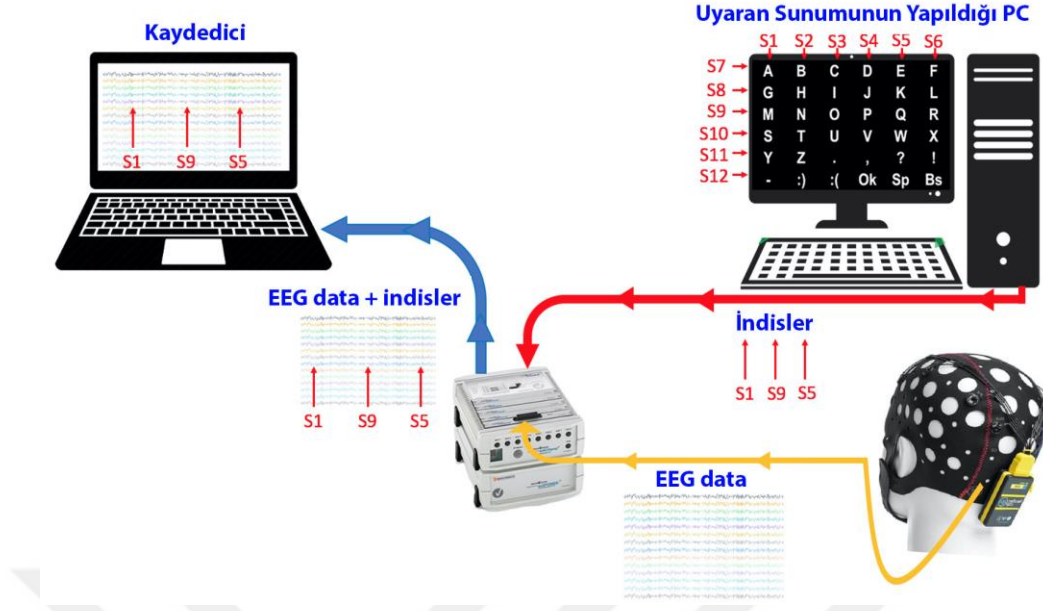
Veri toplama süreci Atatürk Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Etik Kurulu tarafından onaylandı ve tüm katılımcılar EEG kayıt oturumu başlamadan önce kurulun onayladığı Onay Formu'nu imzaladılar. Çalışmada, klasik 2B-SS tabanlı görsel P300 yazım paradigması, 1920 x 1080 çözünürlüklü bir LED ekran kullanılarak tüm hedef karakterler gösterildi. Deneyler, katılımcılar ekrandan 1 m uzaklıkta bulunan rahat bir koltukta otururken yapılmıştır. Hedef karakter, 5 s boyunca ekranda gösterilir (Şekil 11.a) daha sonra 180 flaşlık bir koşum gerçekleştirilir. Yanıp sönmeler arasındaki UAB Şekil 12'de gösterildiği gibi 75 ms'ye ayarlanmıştır. Böylece her yanıp sönme 175 ms'de tamamlanmaktadır. Toplam 60 hedef karakterin gösterildiği deneyde, her 15 hedef karakter koşumunun sonunda 3 dakikalık ara verilmiştir.

Klasik 2B-SS deneyi oturumu, 5 erkek (ortalama yaş 28 ± 4.84) ve 5 kadın (ortalama yaş 27 ± 4.15) olmak üzere toplam 10 katılımcı ile gerçekleştirilmiştir. EEG sinyalleri, Brain Product tarafından geliştirilen ActiChamp cihazı kullanılarak toplanmıştır. Deneyler sırasında elektrotlar uluslararası 10/20 sistemine göre yerleştirilerek unipolar EEG kaydı yapılmış ve veri toplama sırasında tüm elektrot empedans değerleri 5 K Ω 'un altında tutulmuştur. Referans elektrot olarak 'Fz' kanalı kullanılmış ve EEG kaydı için örnekleme frekansı 250 Hz olarak ayarlanmıştır. Veri kaydının yapıldığı uluslararası 10/20 sistemine göre dizilmiş 32 EEG elektrotu Şekil 15'te görülmektedir.



Şekil 15. Veri kaydının yapıldığı EEG elektrotları

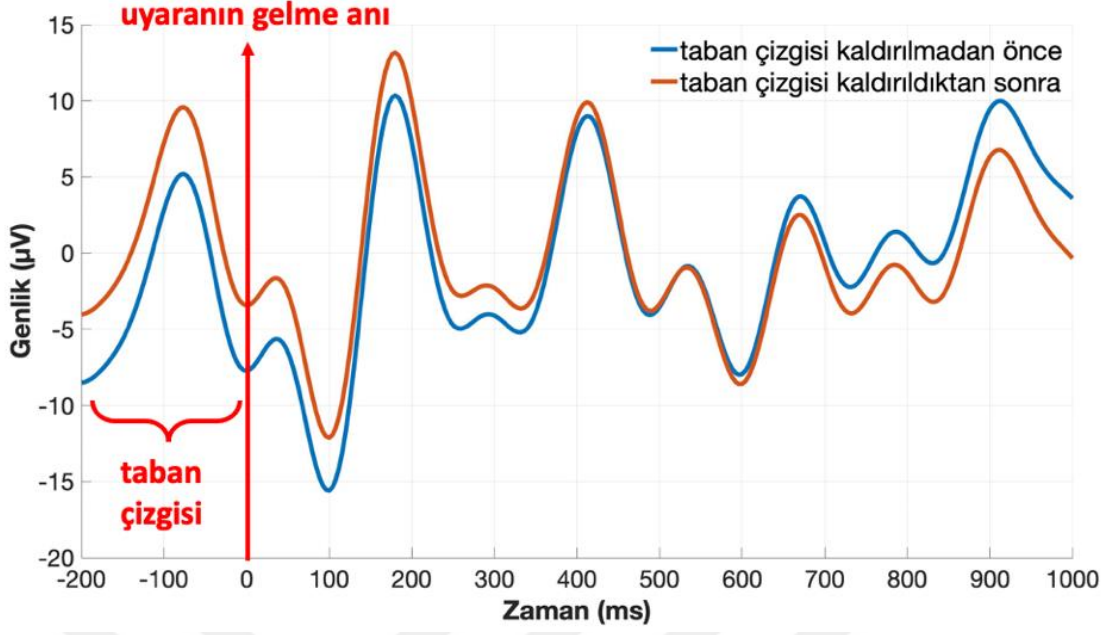
2B-SS deney oturumunda veriler çevrimdışı şekilde kaydedilmiştir. Yani deney gerçekleştirilirken EEG kaydı alınmış daha sonra bu veriler kullanılarak analizler gerçekleştirilmiştir. Veri toplama düzeneği, Şekil 16'da gösterildiği gibi, biri uyaran sunumu diğeri veri kaydı için kullanılan iki farklı bilgisayardan ve bir EEG cihazından oluşmaktadır. Uyaran sunumunun yapıldığı bilgisayardan hangi satır yada hangi sütunun flaşlandığına dair indis bilgisi bilgisayarın LPT portu aracılığıyla EEG cihazına gönderilir. Elektrotlardan gelen beynin elektriksel aktivitesi ve uyaran sunumunun yapıldığı bilgisayardan gelen satır-sütun indis bilgisi EEG cihazı tarafından birleştirilerek kayıt bilgisayarına aktarılır. Böylece, EEG verileri ve görsel uyaranın indeksi, zaman kilitli bir şekilde kaydedilir. Satır ve sütun indis numaraları Şekil 10'da görülmektedir. Şekil 12'de de görüldüğü üzere indis numarasının önüne uyaran (*ing.* stimulus, S) olduğunu belirtmek için 'S' harfi konulmaktadır. Buna göre Şekil 12'deki 1. sütun flaşlandığı anda EEG cihazına 'S1' bilgisi ve 9. satır flaşlandığında ise 'S9' bilgisi gönderilmektedir.



Şekil 16. Çevrimdışı veri toplama düzeneği

2.1.3. Ön İşleme

Ön işleme adımı, P300 potansiyeli düşük frekans bileşenlerine sahip olduğundan gürültüyü gidermek için 31 kanaldan alınan EEG verileri önce 0.1-10Hz'e ayarlanmış bir bant geçiren filtreden geçirilir (Rakotomamonjy ve Guigue, 2008). Daha sonra veriler, tek satır (veya sütun) indis bilgilerine göre bölümlere ayrılır. Yani, her bölüm belirli bir flaşlanma için EEG verilerini temsil eder. Son olarak, her bölüme bir temel gürültü giderme uygulanır. Bunun için hedef uyaran gelmeden önceki 200 ms uzunluğundaki EEG verisi taban çizgisini belirlemek için kullanılır ve uyarıdan sonraki 1000 ms uzunluğundaki veriyi düzeltmek için kullanılır. -200 ms ile +1000 ms arası flaşlanma zaman aralığı ile birlikte taban çizgisinin kaldırılmasından önce ve sonra bir örnek veri Şekil 17'de görülmektedir. Şekilden de görüleceği üzere taban gürültüsü çıkarılmadan önce EEG verisi sürekli yükselme eğilimindedir. Taban gürültüsü giderildikten sonra sinyal uyaran öncesi ve sonrası aynı çizgiye getirilerek düzeltilmiş olur. Sınıflandırma performansını önemli ölçüde etkileyen bu ön işleme adımı literatürde sıklıkla kullanılmaktadır.

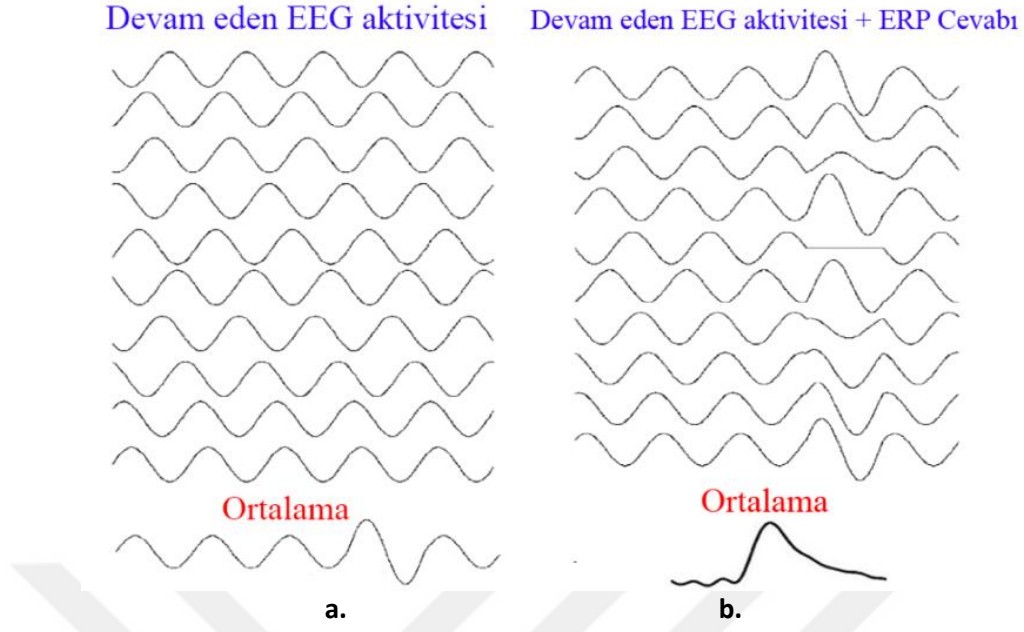


Şekil 17. Taban çizgisi kaldırılmadan önce ve sonraki örnek veri

2.1.4. P300 ve P300 Olmayan Sinyallerin Belirlenmesi

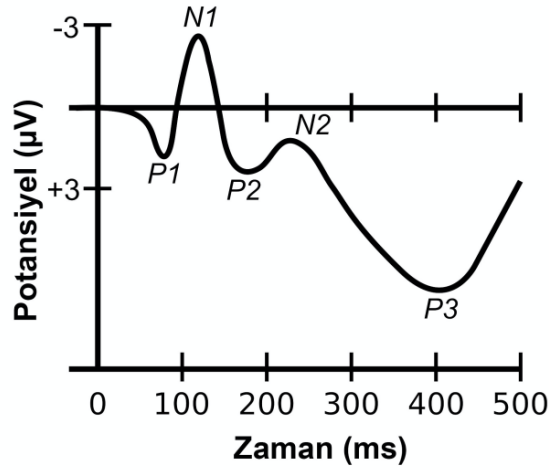
ERP veya P300 potansiyeli, duyuşsal veya bilişsel olaylarla EEG kayıtlarındaki elektriksel değışikliklerdir. İnsanlar üzerinde ilk EEG kaydı 1939 yılında Davis ve arkadaşları tarafından alınmıştır (Davis vd., 1939). 1965 yılında ise Sutton ve arkadaşları tarafından ERP dalgası keşfedilmiştir (Sutton vd., 1965). ERP cevapları gecikme ve genlik bakımından her kiři için farklıdır. Aynı kiři için zihinsel durumuna göre (örneğin yorgunluk veya uyku hali gibi) de değışebilirler.

ERP'ler, BBA'ların geliştirilmesinde çok faydalıdır. ERP'lerin nasıl oluřtukları hala belirsizdir. Açıklamak için ortaya atılmış en uygun iki hipotez vardır. Bunlardan ilki, uyaranla birlikte nöron topluluklarının olayla iliřkili olarak ERP ürettiğı yönündedir yani ERP devam eden EEG sinyallerine eklenir (Fell vd., 2004). İkinci hipotez, ERP'lerin faz sıfırlama ile üretildiğini belirtir, yani devam eden salınım aktivitesindeki fazları sıfırlayarak, uyaran tarafından EEG aktivitesinin hizalanmasını artırıldığı anlamına gelir (Klimesch vd., 2007). Her iki hipotezde ERP'nin neden tek denemede görölmediğini açıklamaktadır. Bu iki hipotezin ortaya koyduğu ERP oluřumunun açıklaması Şekil 18'de görölmektedir.



Şekil 18. Birden fazla ERP cevabı içermeyen EEG işaretinin ortalaması (a) ve birden fazla ERP cevabı içeren EEG datasının ortalaması alınarak elde edilen P300 işareti (b)

ERP'ler EEG'deki tek denemelerde görünmez çünkü birçok devam eden beyin aktivitesi sürecini yansıtır. Bununla birlikte ERP'ler aynı uyarıcıya verilen birçok yanıtın ortalaması alınarak daha görünür hale gelir. ERP'nin dalga formu ve bileşenleri Şekil 19'da görülmektedir. Şekildeki tepeler, yaklaşık mili saniye cinsinden gecikme süreleriyle birlikte pozitif (P) veya negatif (N) kutuplarını göstermektedir. ERP'ler görsel, işitsel veya somatosensör uyarıları ile uyarılabilir. Görsel farkındalığı incelemek için (Koivisto ve Revonsuo, 2010), ayrıca dikkat (Rauss vd., 2011), renk ve biçim algısı (Rentzeperis vd., 2012), yüz ifadesi işleme (Luo vd., 2010) ve duygusal durum (Olofsson vd., 2008) gibi işlemler ERP'lerin temporal beyin dinamiklerini izlemek ve sinirsel işlemleri anlamak için yararlı bir araç olduğunu kanıtlamıştır (Saavedra ve Bougrain, 2012).



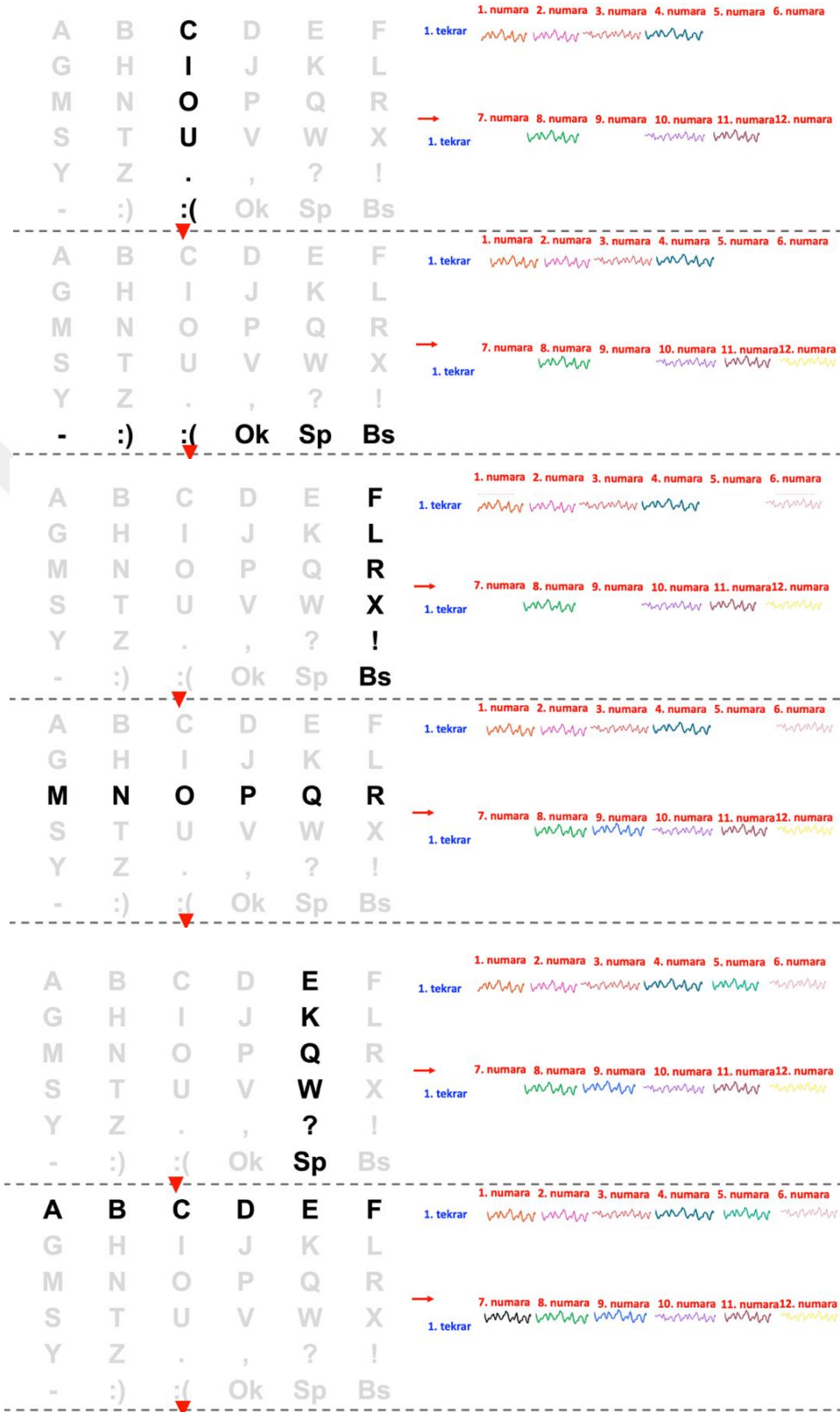
Şekil 19. ERP dalga formu ve bileşenleri

Ortalama alma adımında, 6 satır ve 6 sütunun birinci tur flaşlanmasından sonra EEG sinyalleri bölümlenir. Bu amaçla her bir kanal için ilgili satır veya sütun flaşlandıktan sonraki 1000 ms'lik EEG parçası ayrılır. Şekil 20'de P8 kanalı için birinci deneme sonunda her bir satır ve sütun flaşlanmasına ait, adım adım elde edilen temsili EEG parçaları görülmektedir. Arka plan karakter seti soluk gri renkle, flaşlanan satır veya sütunlar ise belirgin siyah renkle gösterilmiştir. Şekilde yer alan kırmızı oklar ise satır-sütun flaşlanmaları arasındaki geçişi ifade etmektedir.

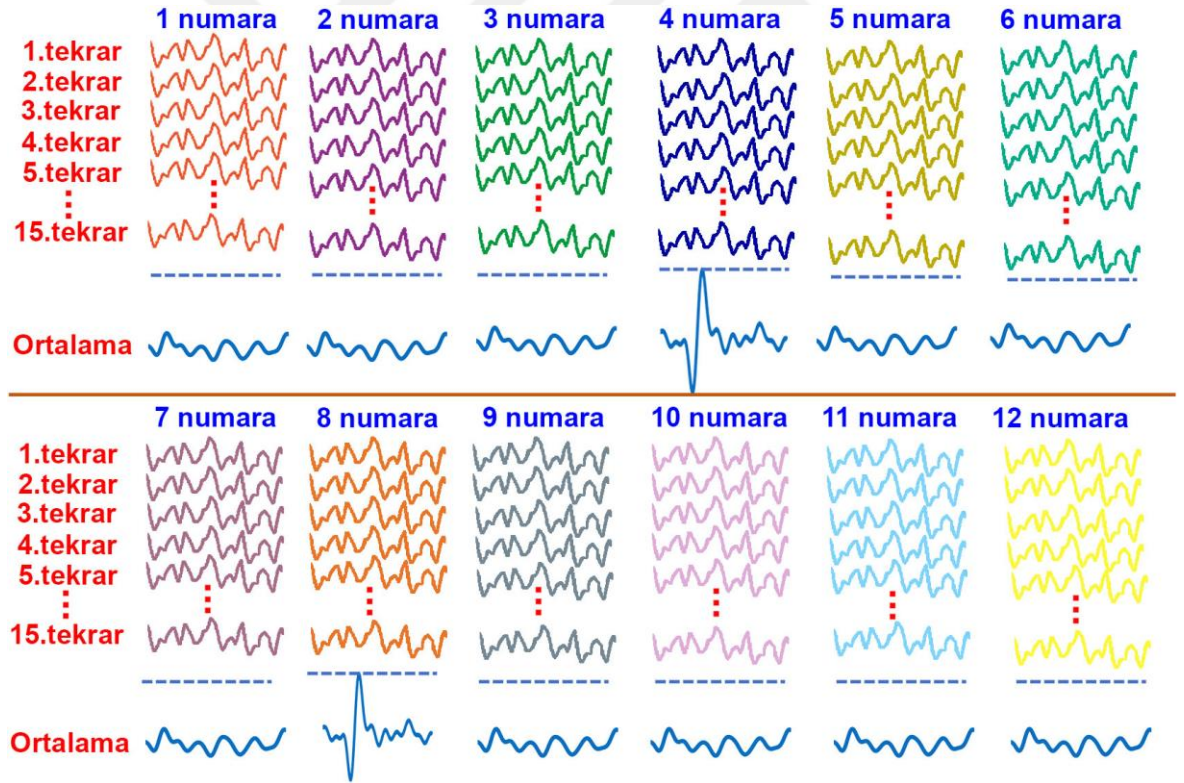


Şekil 20. P8 kanalı için satır ve sütun flaşlanmalarına ait EEG parçalarının adım adım elde edilişi

Şekil 20'nin devamı



Tek deneme sonucunda ortaya çıkan P300 dalgasının SNR'si düşüktür. Bunun için birden fazla deneme flaşlanması gerçekleştirilir. Birden fazla denemenin her satır ve sütun için ortalaması alınarak SNR değeri yüksek P300 dalgası elde edilir. Şekil 20'de birinci denemede elde edilen sinyal parçaları ikinci üçüncü ve nihayet on beşinci denemede de elde edilir. Bu işlem basamakları da Şekil 21'de görülmektedir. 12 satır ve sütun flaşlanmasından ikisi hedef karakteri içeriyorken, diğer on tanesi hedef karakteri içermemektedir. Beynin istenen karakteri içeren 2 uyarana verdiği tepki, diğer 10 uyarana verdiği tepkiden farklıdır ve Donchin ve arkadaşlarının daha önce gösterdiği P300 yanıtlarına benzerdir. Bu örnek, karakter matrisinin 4. Sütunu (4 numara) ve 2. Satırında (8 numara) bulunan hedef karakter "J" için toplanan EEG verilerinden elde edilmiştir. Açıkta ki, yalnızca bu iki satır ve sütun için elde edilen ortalamalar P300 dalgalarını gösterirken, diğerlerinin tümü gürültü benzeri EEG sinyallerini temsil etmektedir.



Şekil 21. Satır ve sütun flaşlanmalarının ortalaması alınarak elde edilen P300 dalgası

2.1.5. Sınıflandırma

2B-SS paradigması deneyinde katılımcılara toplam 60 harf hedef karakter olarak gösterilmiştir. Bu hedef karakter için altı satır arasından bir tanesi ve altı sütun arasından bir tanesi hedef karaktere ait EEG parçası içeriyorken, kalan 10 satır-sütuna ait EEG parçaları hedef karakteri içermemektedir. Dolayısıyla bir kanalda bir hedef karakter için 2 hedef uyaran (P300-içeren) sinyali ve 10 adet hedef uyaran içermeyen (P300-içermeyen) sinyal mevcuttur. Bir katılımcıya 60 hedef karakter gösterildiğinden; bir kişi için bir kanalda toplam 120 adet P300-içeren ve 600 adet P300-içermeyen sinyal mevcuttur. Toplam 10 katılımcıyla deneyler gerçekleştirildiğinden; bir kanal için 1200 adet P300-içeren ve 6000 adet P300-içermeyen EEG datası mevcut olup, önerilen çalışma P300-içeren / P300-içermeyen ikili sınıflandırma problemi olarak ele alınmıştır. Elde edilen sinyaller YSA, DVM ve LDA sınıflandırma algoritmaları kullanılarak sınıflandırılmıştır.

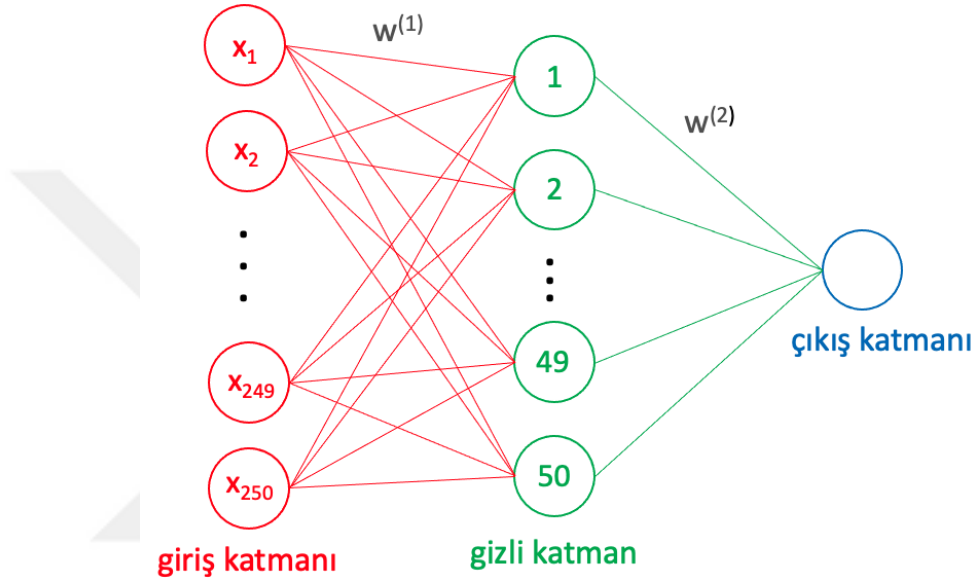
2.1.5.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları bilgisayar bilimi, fizik ve sinirbilim gibi çok çeşitli disiplinlerde birçok uygulamada kullanılan doğrusal olmayan sınıflandırıcılardır. YSA fikri, beyin bilgiyi nasıl işlediğinden ilham alır. Amaç, geleneksel bir bilgisayar programının belirli sorunları hemen çözen beyin aktivitesini taklit etmesidir. YSA'lar eğitim verilerini kullanarak öğrenebildikleri için örüntü tanıma yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneklerden öğrenme yeteneği YSA'ların en önemli özelliklerinden biridir. Bir kez eğitildikten sonra, YSA'lar bir dizi eğitim verisi ile ilgili modeli tanıyabilir. Bu nedenle, YSA'lar kullanıcı niyetlerini belirlemek için örüntü tanıma yaparak BBA uygulamalarında kullanılmaktadırlar.

Bir YSA, eğitim sürecinde değiştirilen bir dizi düğüm ve bağlantıdan oluşur. YSA bir dizi eğitim örneğinden beslenir ve çıktı gözlemlenir. Çıktı yanlışsa, istenen ve gerçek çıktı arasındaki farkı en aza indirmek için mevcut ağırlıklar eğitim algoritması tarafından değiştirilir. Bu eğitim, ağ sabit bir duruma ulaşana kadar devam eder. Bu durumda, YSA sadece eğitim setinin tüm örnekleri için değil, aynı zamanda eğitim sırasında karşılaşılmayan test girdileri için de doğru çıktılar üretmelidir. BBA alanında, iki (Palaniappan, 2005), üç (del R Millan vd., 2002) ve beş (Nakayama ve Inagaki, 2006) farklı görevi sınıflandırmak,

ayrıca senkron (Haselsteiner ve Pfurtscheller, 2000) ve asenkron (Millan ve Mouriño, 2003) BBA tasarlamak için YSA algoritmaları kullanılmıştır.

Bu tez çalışmasında tek çıkış nöronlu geleneksel iki katmanlı YSA modeli kullanılmıştır. Gizli katmanların sayısı ve nöronların sayısı, sinir ağının karmaşıklığını tanımlar. Bu çalışmada $M = 50$ nöronlu tek bir gizli katmana sahip YSA modelini kullanılmıştır ve Şekil 22’de kullanılan YSA modeli gösterilmiştir.



Şekil 22. İki katmanlı yapay sinir ağı modeli

YSA modeli aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\hat{y} = \tilde{g}\left(\sum_{j=1}^M w_{1j}^{(2)} * g\left(\sum_{i=1}^d w_{ji}^{(1)} * x_i + w_{j0}^{(1)}\right) + w_{11}^{(2)}\right) \quad (1)$$

Burada (x_i) , i 'inci girişi, $(w_{ji}^{(k)})$ k 'ıncı katmandaki i 'inci nöronu j 'inci nörona bağlayan katman ağırlığını, (g) tan-sigmoid fonksiyonunu ve $(\tilde{g})$ lineer fonksiyonu ifade etmektedir. Ayrıca, (d) giriş vektörünün boyutunu ifade etmektedir. Tüm veri seti için toplam hata ise;

$$J(w) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [y_n \log \hat{y}_n + (1 - y_n) \log (1 - \hat{y}_n)] \quad (2)$$

Burada (N) veri setindeki toplam örnek sayısını, ($\hat{y}_l$) sinir ağı modeli tarafından hesaplanan tahmini değerdir ve (y_l) ise örneğin etiketini ifade etmektedir.

YSA modelinde karar, veri seti örnekleri kullanılarak eğitim adımı boyunca güncellenen ağırlıklarla gerçekleştirilir. Bu güncelleme, Eşitlik 2'de verildiği gibi hata fonksiyonunu, tahmin edilen değerler ile istenen değerler arasındaki farkı en aza indiren yeni ağırlıklar bulunarak gerçekleştirilir.

2.1.5.2. Lineer Diskriminant Analizi

LDA, yüksek hesaplama gereksinimleri olmadan kabul edilebilir doğruluk sağlayan çok basit bir sınıflandırıcıdır. LDA, BBA uygulamalarında sıklıkla kullanılır. Hızlı yanıt veren ancak sınırlı hesaplama kaynaklarına sahip LDA'lar çevrimiçi BBA sistemlerinde de kullanılmaktadırlar. LDA nispeten kabul edilebilir doğruluk sağlar ve P300 heceleyici (Bostanov, 2004), çok sınıflı (Garrett vd., 2003) veya senkronize (Scherer vd., 2004) BBA'lar gibi çok sayıda BBA sisteminde başarıyla kullanılmaktadır. Bununla birlikte, aykırı değerlerin veya güçlü gürültünün varlığında tamamen hatalı sınıflandırmalara yol açabilir (Muller vd., 2003). LDA genellikle modelleri iki sınıfa sınıflandırmak için uygulanır, ancak yöntemi çoklu sınıflara genişletmek mümkündür (Garrett vd., 2003).

İki sınıflı bir problem için LDA, iki sınıfın lineer olarak ayrılabilir olduğunu varsayar. Bu varsayıma göre LDA, sınıfları ayırt etmek için öznitelik uzayında bir hiper düzlemi temsil eden doğrusal bir ayırım fonksiyonu tanımlar. İki den fazla sınıflı bir problem durumunda, birkaç hiper düzlem kullanılır. Karar düzlemi matematiksel olarak şu şekilde temsil edilebilir:

$$g(x) = w^T x + w_0 \quad (3)$$

Burada (w) ağırlık vektörü olarak bilinir, (x) girdi öznitelik vektörüdür ve (w_0) bir eşiktir. Giriş olarak sunulan öznitelik vektörü, $g(x)$ fonksiyonuna göre bir sınıfa veya diğerine atanır. Ağırlık vektörünü (w) hesaplamak için bir çok yöntem vardır. Bunlardan biri;

$$w = \sum_c^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \quad (4)$$

Burada, (μ_i) , i sınıfının ortalamasıdır ve $\Sigma_c = \frac{1}{2}(\Sigma_1 + \Sigma_2)$ ortak kovaryans matrisidir.

Kovaryans matrisi ve ortalama şu şekilde hesaplanır:

$$\Sigma_c = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (5)$$

$$\mu_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (6)$$

Burada (x) , n adet öznitelik vektörü $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ içeren bir matristir. Σ kovaryans matrisi ve (μ) öznitelik vektörünün ortalamasını göstermektedir.

2.1.5.3. Destek Vektör Makinaları

DVM, LDA sınıflandırıcılarına benzer şekilde, öznitelik vektörlerini birkaç sınıfa ayırmak için bir hiper düzlem veya hiper düzlem seti oluşturan bir sınıflandırıcıdır. Ancak, LDA'nın aksine DVM, marjları, yani en yakın eğitim örnekleri ile hiper düzlemler arasındaki mesafeyi maksimize eden hiper düzlemleri seçer (Burges, 1998). DVM'nin temeli, verileri yüksek boyutlu bir uzaya eşlemek ve örüntülerin ayrılabilirliği üzerine maksimum marjlı bir ayırıcı hiper düzlem bulmaktır.

DVM, ikili (Blankertz vd., 2001) (Garcia vd., 2003) ve çok sınıflı problemler (Garrett vd., 2003) (Schlögl vd., 2005) için öznitelik vektörlerini sınıflandırmak için kullanılmıştır. Ayrıca senkron BBA'larda (Blankertz vd., 2001) (Garrett vd., 2003) başarıyla kullanılmıştır. Böyle bir sınıflandırıcı, bir veya birkaç hiper düzlem kullandığı için doğrusal bir sınıflandırıcı olarak kabul edilir. Doğrusal DVM, doğrusal karar sınırlarını kullanarak sınıflandırmaya izin veren bir DVM türüdür. Doğrusal DVM sınıflandırıcı, Eşitlik 7'de gösterildiği gibi, x girdi vektörünü bir skaler değer $f(x)$ üzerine yansıtarak çalışır. DVM aşağıdaki optimizasyon problemini çözmeye çalışır;

$$\min_{w, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (7)$$

Burada w hiper düzlemin normal vektörünü ξ_i yanlış sınıflandırmaya izin veren bolluk değeri ve C , ise bolluk cezasını temsil eder. ξ_i SVM'deki kayıp işlevleriyle değiştirilir. Amaç, w 'nın küçük normu olan marjı artırmak ve hataların toplamını azaltmak için w ve ξ_i 'nin değerini bulmaktır. Karar fonksiyonu;

$$h(x) = \text{sign}(w^T x + b) \quad (8)$$

Burada w hiper düzlemin normal vektörünü x öznitelik vektörünü ve b sabit sayıyı göstermektedir.

Bununla birlikte, bir çekirdek fonksiyonu $K(x, y)$ aracılığıyla doğrusal olmayan karar sınırına sahip bir DVM oluşturmak da mümkündür. Doğrusal olmayan DVM, veri alanında sınıflandırma doğruluğunu artırabilecek daha esnek bir karar sınırına yol açar. BBA alanında genellikle kullanılan çekirdek, Gauss veya Radyal Temel Fonksiyonudur.

2.1.6. Deneysel Çerçeve

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında, klasik 2B-SS paradigmanın etkinliğini göstermek için 10 katılımcıdan alınan EEG sinyalleri kullanılarak “P300-içeren” ve “P300-içermeyen” olmak üzere ikili sınıflandırma problemi ele alınmıştır. 2B-SS paradigması deneyinde kayıt alınan EEG kanalları ve analizde kullanılan EEG kanalları Şekil 23’te görülmektedir.

karakterin doğru şekilde tespit edilebilmesi için hem sütun hem de satır flaşlanmaları içerisinde P300 dalgasının doğru tespit edilmesi gerekir.



Şekil 24. Karakter tespitini yapılması süreci

Bir sonraki bölümde sunulan ilgili deneysel sonuçlar, iki ana parametreye dayalı olarak düzenlenmiştir. Bunlar her katılımcı için;

- EEG elektrot kombinasyonu ve
- flaşlanma sayısıdır.

EEG elektrot kombinasyonu açısından; EEG elektrotlarının performans üzerine etkisini göstermek için sonuçlar Şekil 23'te gösterilen 11 bireysel ve 4 grup olmak üzere toplam 15 farklı durum için sunulmaktadır.

- 11 ayrı elektrot sonucu (Cz, CP1, CP2, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, Oz ve O2 ayrı ayrı)
- 3 Merkezi elektrottan oluşan Grup1'in sonucu (Cz, CP1 ve CP2'nin birleşimi)
- 5 Parietal elektrottan oluşan Grup2'nin sonucu (P7, P3, Pz, P4 ve P8'in birleşimi)
- 3 Oksipital elektrotun Grup3 sonucu (O1, Oz ve O2'nin birleşimi)
- Grup4 için sonuç (Cz, CP1, CP2, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, Oz ve O2'nin birleşimi)

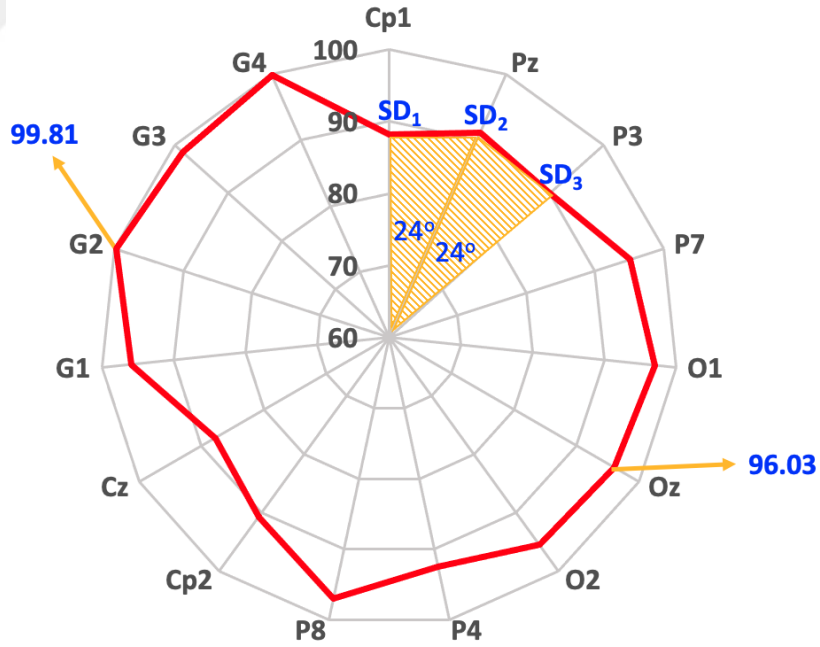
Kullanılan flaşlanma sayısı açısından ise 3 farklı sonuç aşağıdaki gibi sunulmuştur.

- Tek flaşlanma sonucu

- 3 flaşlanma sonucu
- 15 flaşlanma sonucu

Bu çalışmada sonuçlar, Şekil 25'te bir örneği gösterilen radar grafiği kullanılarak sunulmuştur. Her bir radar grafiği, ortalama doğruluğunu temsil eden ve her birinin yarıçapı 60, 70, 80, 90, 100 olan iç içe geçmiş beş farklı onbeşgenden oluşur. Ortalama doğruluğu verilen parametreler, onbeşgen köşelerinde bulunur. Bu örnekteki radar grafiğinden, Oz elektrotu için %96.03 ortalama doğruluk elde edildiğini ve benzer şekilde Grup 2 (P7, P3, Pz, P4 ve P8'in birleşimi) elektrotları için %99.81 ortalama doğruluk elde edildiğini görülmektedir. Radar grafiği üzerinde yer alan 'SD', sınıflandırma doğruluğunu temsil etmektedir.

Ayrıca deneylerin 10 farklı katılımcı ile yapıldığı göz önüne alındığında, sonuçları daha iyi görsel olarak sunmak için tüm deneysel sonuçlar "EEG elektrot kombinasyonu", "kullanılan flaşlanma sayısı" ve "katılımcı" parametreleri açısından radar grafikleri kullanılarak sunulmuştur.



Şekil 25. Sonuçların gösterildiği radar grafik örneği

2.1.6.2. Performans Metrikleri

Bu bölümde, bu tez çalışmasında kullanılan performans metrikleri tanımlanmıştır. Bunlar doğruluk, radar eğrisinin kapsadığı alan (REKA) ve önem testi metrikleridir.

Sınıflandırma Doğruluğu (SD): Bu tez çalışmasında iki farklı doğruluk ölçütü elde edilmiştir. İlki, doğru tespit edilen P300 dalgasının yüzdesini tanımlar ve ikincisi doğru tanınan hedef karakterin yüzdesini tanımlar. Her iki doğruluk terimi de Eşitlik 9'da gösterildiği gibi doğru sınıflandırılmış örneklerin yüzdesi olarak tanımlanır.

$$SD = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN) \quad (9)$$

burada TP, FN, FP ve TN sırasıyla gerçek pozitiflerin (*ing.* True Positive, TP), yanlış negatiflerin (*ing.* False Negative, FN), yanlış pozitiflerin (*ing.* False Positive, FP) ve gerçek negatiflerin (*ing.* True Negative, TN) sayısını temsil eder. İlgilenilen sınıflandırma problemi için TP, sınıflandırma algoritmasının doğru şekilde P300 dalgasını tespit ettiği anlamına gelir. FN, sınıflandırma algoritmasının P300 dalgasını tespit etmede başarısız olduğu anlamına gelir. FP, sınıflandırma algoritmasının P300 olmayan dalgayı tespit etmede başarısız olduğu anlamına gelir. TN, sınıflandırma algoritmasının doğru şekilde P300 olmayan dalgayı tespit ettiği anlamına gelir.

Radar Eğrisinin Kapsadığı Alan (REKA): Aydemir'in yaptığı çalışmadan (Aydemir, 2021) esinlenerek geliştirilen REKA, Şekil 25'deki gibi radar eğrileri üzerine dağıtılan çoklu doğruluk oranlarını birleştirerek bu tez çalışması kapsamında geliştirilen performans metriği olarak ortaya çıkarılmıştır. REKA, iki doğruluk değeri ile tanımlanan üçgen alanlarının toplamından oluşur. Dolayısıyla REKA, Eşitlik 10'da verilen her üçgen alanın toplam alanı olarak elde edilir. REKA değeri 0 ile 1 arasında normalize edilirken, maksimum değer 1 ve minimum değer 0 olacak şekilde sırasıyla en iyi ve en kötü sınıflandırma doğruluklarını temsil etmektedir.

$$REKA = \sum_{i=1}^N 0.5 * SD_i * SD_{i+1} * \sin(\alpha) \quad (10)$$

Burada 15 parametre (elektrot dizilimi) olduğundan $\alpha = 24^\circ$ 'dir. SD_i ise i 'inci sınıflandırma doğruluğunu göstermektedir. $N = 15$ 'dir ve radar grafikteki parametre

sayısını göstermektedir. REKA değerleri Şekil 25'teki elektrot ve grup dağılımına göre elde edilmiştir. Farklı dağılımlarda farklı sonuçlar çıkabilir.

Önem Testi: İki sınıflandırma performansı arasındaki farkın istatistiksel açıdan anlamlı farklılığının olup olmadığı önem testi ile anlaşılır. Bunun için, benzerliğin iki örnekli t testi, 9 serbestlik derecesi ve 0.05 ve 0.01 anlamlılık değerleri ile karşılaştırılmıştır.

2.1.6.2. Eğitim ve Test Verilerinin Hazırlanması

250 Hz örnekleme frekansı kullanılarak 31 kanalıdan kaydedilen EEG verileri 1 s uzunluğundaki EEG verilerine (250 zaman noktası) bölünür. P300 dalgası uyaran geldikten yaklaşık 300 ms sonra ortaya çıktığından bu 1 sn'lik veri analiz için uygundur (Rakotomamonjy ve Guigue, 2008). Bu veri seti ikili sınıflandırmada kullanılmak üzere, daha güvenilir test sonuçları elde etmek için her defasında rastgele sırasıyla yüzde 70, 15 ve 15'lik eğitim, doğrulama ve test kümelerine bölünerek 50 kez sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. İlgili tüm SD sonuçları, karşılık gelen yirmi test sınıflandırmasının ortalaması alınarak elde edilmiştir.

Tüm sınıflandırma işlemleri; 8GB, 1600 MHz DDR3 belleğe sahip 2.4 GHz Intel Core i5 işlemcili bilgisayar üzerinde MATLAB R2018a programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Önerilen yöntemin performansını sunmak için P300 tespiti ve hedef karakter tanıma olmak üzere iki farklı test sonucu gösterilmiştir.

2.2. Üç Boyutlu Sütun Paradigması Deneyi

Bu tez çalışması kapsamında geliştirilen üç boyutlu sütun (3B-S) paradigması deneyi de 2B-SS deneyi gibi beş ana adımdan oluşmakta ve blok diyagramı Şekil 9'da görülmektedir. 3B-S deneyinde gerçekleştirilen adımlar ile 2B-SS deneyinde gerçekleştirilen adımların hepsi aynı olup sadece birinci adımdaki görsel uyaran sunumu farklıdır. Geri kalan adımlar 2B-SS ile bire bir aynı olduğundan bu başlıkta ayrıca gösterilmemiştir. Önerilen paradigma, başlangıçta bir LED ekranda katılımcıya gösterilmektedir. Katılımcı beyninin uyaranlara verdiği elektriksel tepki giyilebilir EEG kepiyle kaydedilmektedir. EEG verilerinin toplanması ve kaydedilmesinin ardından, ön işleme adımında EEG sinyallerinde yer alan taban hattı gürültüsü ve yüksek frekans bileşenleri temizlenir. Daha sonra flaşlanmalara bağlı olarak her kanal için EEG sinyallerinin

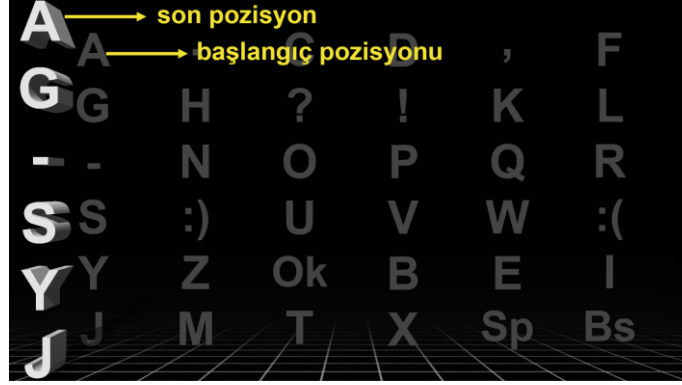
ortalaması alınarak P300 potansiyelleri elde edilir. Son olarak, işlenmiş EEG verileri kullanılarak YSA, DVM ve LDA algoritmalarıyla P300 tespiti sınıflandırması gerçekleştirilir. 2B-SS paradigması deneyine katılan aynı kişilerle 3B-S paradigması deneyi gerçekleştirilmiştir. Bulgular bölümünde, 3B-S paradigması için elde edilen sonuçlar 2B-SS paradigması sonuçlarıyla karşılaştırılarak hangi paradigmanın daha başarılı olduğu ortaya konulmuştur.

2.2.1. Önerilen Üç Boyutlu Sütun Paradigması

Önerilen yaklaşım, literatürde verilen iki paradigma yönteminin birleşiminden oluşmaktadır. Bunlardan biri Ramirez-Quintana ve arkadaşları tarafından önerilen yalnızca sütun tabanlı flaşların kullanımıdır (Ramirez-Quintana vd., 2021). Diğeri ise Qu ve arkadaşları tarafından önerilen tek karakterin 3B flaşlanmasıdır (Qu vd., 2018). Yeni paradigma hem yalnızca sütun yaklaşımını hem de 3B flaşlanmaları kullandığından, 3 boyutlu sütun tabanlı (3B-S) paradigma olarak adlandırılır. Klasik yaklaşımdan bazı önemli farklılıkları vardır. İlk olarak, karakter matrisinin sütunları rastgele birbiri ardına flaşlandıktan sonra, satırlar transpoze edilerek sütunlar şeklinde yine rastgele birbiri ardına flaşlandırılır. Bu fikir, batılı toplumların metni yatay okuma alışkanlığı nedeniyle, sütunları kullanan paradigmaların P300 dalgasının genliğinin satırları kullanan paradigmalardan daha büyük olduğu gerçeğine dayanmaktadır (Brysbaert, 2019) (Qu vd., 2018). Öte yandan, Orlandi ve arkadaşları (Orlandi ve Proverbio, 2019), gerçekleştirdikleri çalışmada elde edilen sonuçlar 3B görsellerin beynin ERP yanıtını artırdığını göstermektedir. Bu fikirden yola çıkarak, ERP yanıtını artırmak için daha verimli ve daha hızlı bir BBA uygulaması tasarlanması amaçlanmıştır. Bu amaçla, önerilen paradigma, 3B animasyonlar tarafından desteklenen yalnızca sütun flaşlanmasını kullanmaktadır.

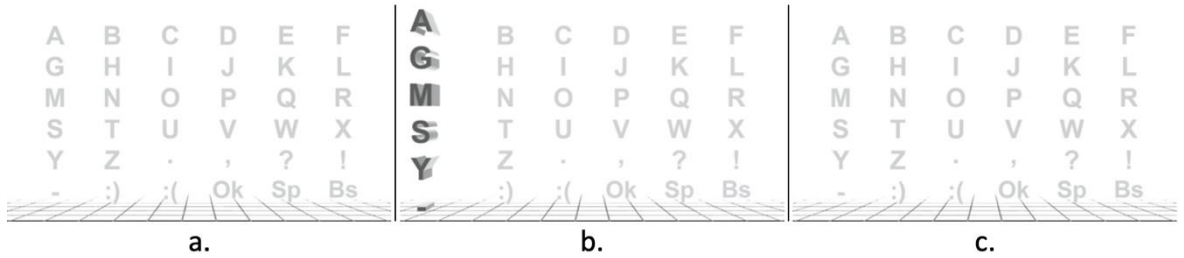
Yeni üç boyutlu sütun tabanlı görsel paradigma örneği Şekil 26'da gösterilmektedir. Adobe Photoshop CC 2017'de hazırlanan bu şekil 3B görselleştirmenin etkisini göstermektedir. Orijinal 2B karakter seti arka planda soluk bir renkle görüntülenirken, 3B etkili belirli bir sütun ön planda parlak bir renkle gösterilmektedir. Her karakterin 3B perspektif görünümle yeniden konumlandırıldığı şekilden açıkça görülmektedir. Örneğin, "A" karakterinin ilk ve son konumları farklıdır ve bu şekilde gösterilmiştir. Daha önce tez dokümanında uyaran sunumlarının daha anlaşılabilir olması için beyaz arka planda siyah flaşlanmalar gösterileceği söylenmişti. Ancak burada deneylerde gösterilen uyaran

sunumuna ait flaşlanma etkisinin görülebilmesi için orijinal uyaran sunumundan bir ekran görüntüsü gösterilmiştir.



Şekil 26. Üç boyutlu sütun tabanlı paradigma görüntüsü

3B animasyon flaşlanma efekti ise üç adımda gerçekleştirilir. İlk adımda, 75 ms için arka plan karakter seti görüntülenir. Ardından, yanıp sönen sütun, ön planda 100 ms boyunca 3B şekilli yazı karakterleriyle görüntülenir. Son olarak, arka plan karakter seti 75 ms için tekrar görüntülenir. Bu 3 adımlı animasyon Şekil 27'de gösterilmektedir. Önerilen paradigma <https://youtu.be/mJbak5xPB7w> bağlantısında yer alan videodan izlenebilir.



Şekil 27. Üç boyutlu sütun tabanlı deney paradigması animasyonu

3B-S paradigmasının bir diğer dikkat çekici özelliği, transpoze edilmiş satırların sütunlar olarak görüntülenmesidir. Başlangıçta, altı sütunun tümü, daha önce açıklandığı gibi 15 kez rastgele 3B olarak flaşlandırılır. Bu nedenle, satır flaşlanmalarından önce 90 sütun flaşlanması gerçekleşir. Şekil 28.a1 orijinal karakter setini, ve Şekil 28.a2, a3 ve a4 örnek olarak hedef karakter “J” ve hedef karakter için sütun flaşlanması ekran görüntülerini göstermektedir. Sonraki aşamada, ilk olarak Şekil 28.b1’de gösterildiği gibi görsel matris transpoze edilir ve hedef karakter yeni konumunda 5 saniye boyunca görüntülenir (Şekil

28.b2). Bu şekilde satırların transpoznesinden elde edilen yeni sütunlar da 90 kez flaşlandırılarak uyarın sunumu tamamlanır. Hedef karakter için flaşlanan örnek bir transpoze sütun Şekil 28.b3 ve b4'te gösterilmektedir.

A G M S Y -	B H N T Z :)	C I O U .	D J P V ,	E K Q W ?	F L R X !
-	:)	:(	Ok	Sp	Bs
a1.	a2.	a3.	a4.		
A B C D E F	G H I J K L	M N O P Q R	S T U V W X	Y Z .	?
-	:)	:(	Ok	Sp	Bs
b1.	b2.	b3.	b4.		
A B C D E F	G H I J K L	M N O P Q R	S T U V W X	Y Z .	?
-	:)	:(	Ok	Sp	Bs

Şekil 28. Üç boyutlu sütun tabanlı deneysel paradigma

Özetle 2B-SS paradigmasında bir hedef karakter için 180 flaşlanmalık bir koşulda, bir biri ardına satır ve sütun flaşlanmaları gerçekleştirilmektedir (Şekil 29). 3B-S paradigmasında ise bir hedef karakter için öncelikle 90 flaşlanmalık sadece sütunların flaşlandığı yarım koşul gerçekleştirilmektedir. Daha sonra satırların transpozu alınarak elde edilen yeni sütunların $[\text{satır}^T]$ flaşlandırıldığı 90 flaşlık diğer yarım koşul gerçekleştirilmektedir.

Daha öncede bahsedildiği gibi 3B-S paradigması deneyinin, 2B-SS paradigması deneyinden tek farkı kullanılan 3B görsel ve uyarın sunumunun gösterilme şeklidir. EEG verilerinin kaydedilmesi, işlenmesi, sınıflandırma aşaması ve deneysel çerçeve her iki paradigma deneyi için aynıdır. Her iki paradigma deneyi (2B-SS ve 3B-S) de aynı kişilerle gerçekleştirilmiş ve hesaplanan performans metrikleri kullanılarak karşılaştırmalı sonuçlar Bulgular kısmında verilmiştir.

A G M S Y -	B H N T Z :)	C I O U .	D J P V ,	E K Q W ?	F L R X !
-	:)	:(	Ok	Sp	Bs
a1.	a2.	a3.	a4.		
A B C D E F	G H I J K L	M N O P Q R	S T U V W X	Y Z .	?
-	:)	:(	Ok	Sp	Bs

Şekil 29. İki boyutlu satır sütun tabanlı deneysel paradigma

2.3. Kişiden Bağımsız Çalışan Çevrimiçi Modelin Geliştirilmesi

Kişiden bağımsız çalışan çevrimiçi modelin (KBÇM) geliştirilmesi aşamasında, bir önceki 3B-S paradigması deneyinde kaydedilen EEG verileri kullanılmıştır. Kaydedilen veri seti prosedürü bir önceki bölümde ayrıntılı şekilde bahsedildiğinden burada tekrar açıklanmamıştır.

Bulgular kısmında da görüleceği üzere 3B-S paradigmasıyla gerçekleştirilen deneylerde 2B-SS paradigmasına göre daha yüksek sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Bu sebeple tez çalışmasının devam eden kısmında 3B-S paradigması kullanılmıştır. Ayrıca sınıflandırıcı performanslarının karşılaştırıldığı sonuçlardan da görüleceği üzere YSA sınıflandırıcısı en iyi performansı göstermiştir. Bu sebeple çalışmanın devam eden kısımlarında YSA sınıflandırıcısı kullanılmıştır.

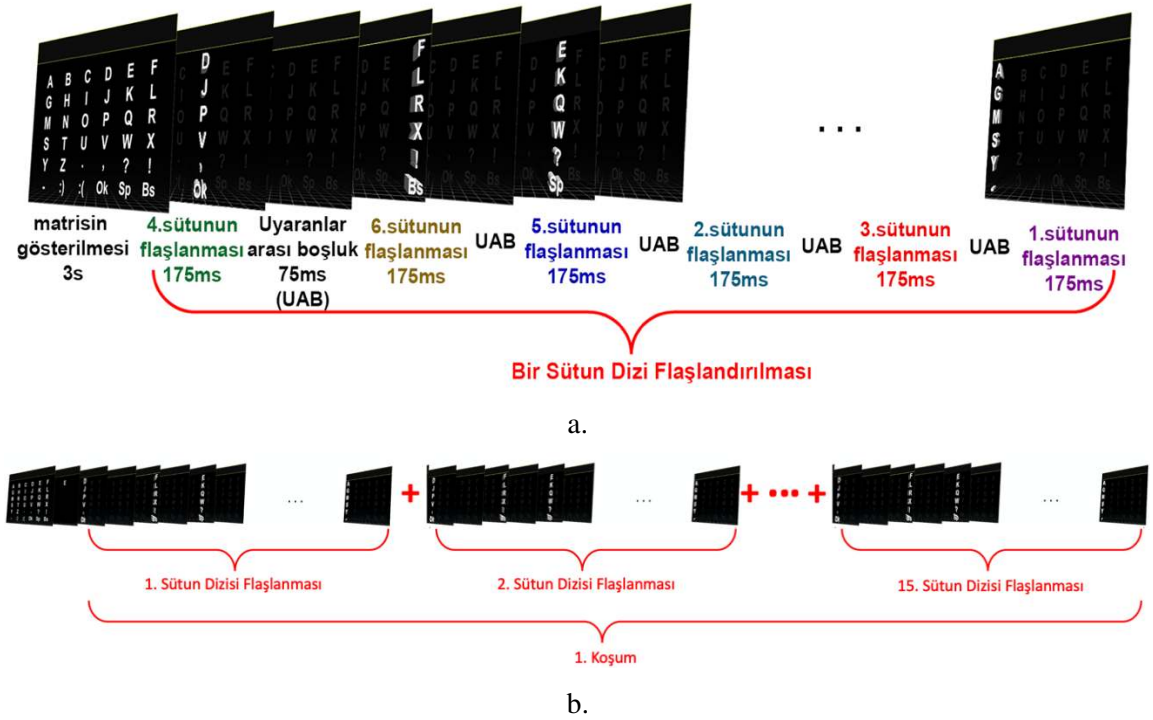
Tez çalışmasının 3B-S deneyinin gerçekleştirildiği çevrimdışı oturumu (ÇDO) beş erkek (yaş ortalaması 28 ± 4.84) ve beş kadın (yaş ortalaması 27 ± 4.15) olmak üzere toplam on gönüllü ile gerçekleştirildi. Modelin test edildiği çevrimiçi oturumu (ÇİO) ise, ÇDO'na katılan 10 kişiden farklı, 21 erkek (yaş ortalaması $30,14 \pm 6.85$) ve 9 kadın (yaş ortalaması 26.33 ± 4.87) olmak üzere toplam 30 katılımcı ile gerçekleştirilmiştir. Tüm katılımcılar sağ elini kullanmaktaydı ve herhangi bir nörolojik veya görme bozuklukları bulunmamaktaydı. Gönüllülerin yedisi daha önce benzer bir çalışmaya katılmışken, diğerlerinin daha önce hiçbir BBA deneyimi bulunmamaktaydı. Veri toplama süreci Atatürk Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Etik Kurulu tarafından onaylanmış ve tüm katılımcılar EEG kaydı başlamadan önce kurul tarafından doğrulanan onay formunu imzalamışlardır.

2.3.1. KBÇM Deney Prosedürü

DeneySEL çalışma oturumları loş ve sesiz bir odada yapıldı. Katılımcılar ekrandan 1 m uzaklıkta bulunan rahat bir koltukta otururken veri kaydı alındı. Katılımcılardan, göz kırpmaya dahil gereksiz hareketlerden kaçınmaları, hedef karaktere odaklanmaları ve hedef karakterin kaç kere flaşlandığını içlerinden sessizce saylamaları istenmiştir. Deney sırasında, 3B-S tabanlı görsel P300 yazım paradigması 1920 x 1080 çözünürlüklü bir LED ekranda gösterildi. Öncelikle 10 kişilik (5 erkek, 5 kız) birinci grup ile kişiden bağımsız çalışan sınıflandırma modelinin geliştirildiği ÇDO aşaması gerçekleştirildi. Daha sonra modelin

geliştirildiği oturuma katılmamış farklı 30 kişi ile KBÇM'nin çevrimiçi test edildiği ÇİO gerçekleştirildi.

ÇDO'da katılımcıya hedef karakter gösterilerek (Şekil 28.a2) 6 sütunun tamamı rastgele flaşlandırılır. Bu sürece sütun dizisi flaşlandırılması denilir. Bir hedef karakter için gerçekleştirilen 15 sütun dizi flaşlandırılmasına ise bir koşum denilmektedir. Bir hedef karakter için gerçekleştirilen bir koşum sütun flaşlanması sonucunda toplam 90 flaşlanma ($6 \times 15 = 90$) işlemi gerçekleştirilmektedir. Sonra satırların transpozu ($[\text{satır}^T]$) alınarak yeni matris elde edilir. Hedef karakterin yeni konumu gösterilerek elde edilen yeni sütunlar için de aynı prosedür tekrarlanır. Sonuç olarak bir hedef karakter için 90 sütun ve 90 $[\text{satır}^T]$ flaşlanması olmak üzere toplam 180 flaşlanma gerçekleştirilmektedir. ÇDO'da her bir katılımcıya toplam 60 karakter hedef olarak gösterilerek EEG kayıtları alınmaktadır. Şekil 30'da bu çalışmada yer alan bir sütun dizisi ve bir koşum örneği gösterilmiştir.



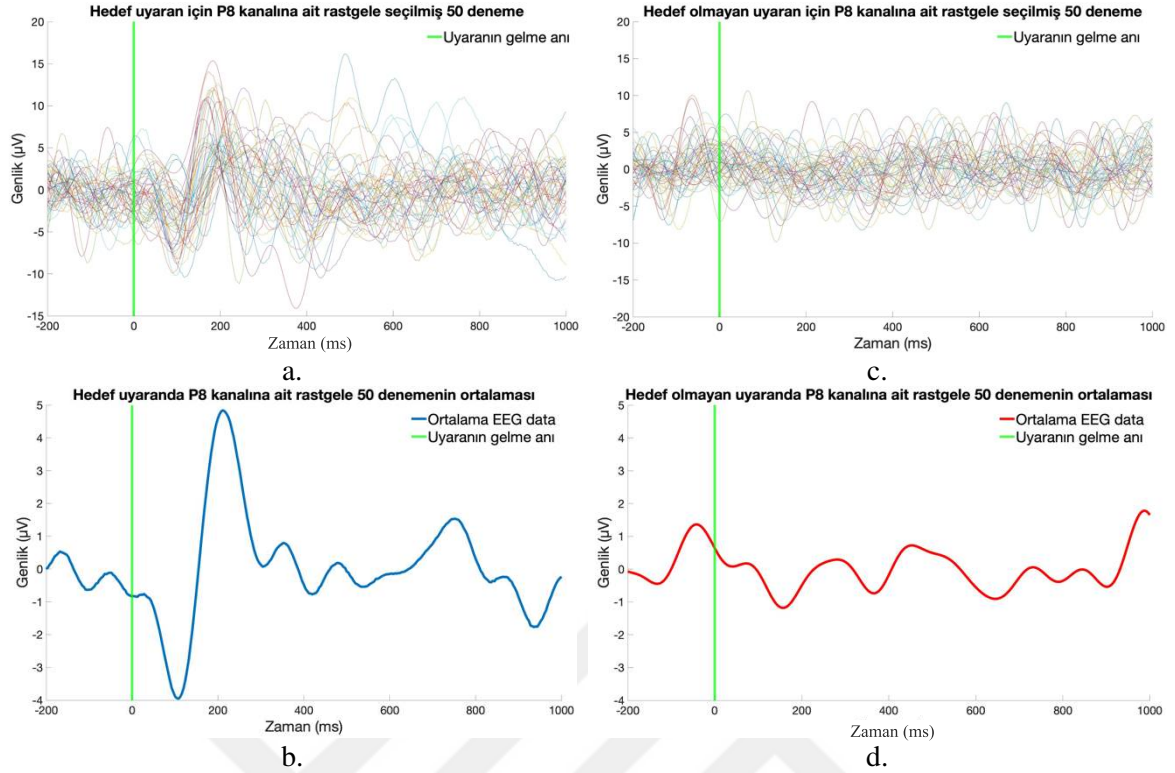
Şekil 30. KBÇM Deney Prosedürü

ÇDO'da elde edilen verilerle oluşturulan KBÇM kullanılarak ÇİO'da karakter tespiti yapılmıştır. ÇİO'da, ÇDO'dan farklı olarak katılımcıya hedef karakter gösterilmemiş, bunun yerine kendilerinin belirlediği bir kelimeyi önerilen BBA sistemini kullanarak harf harf

2.3.2. KBÇM Oluşturulması

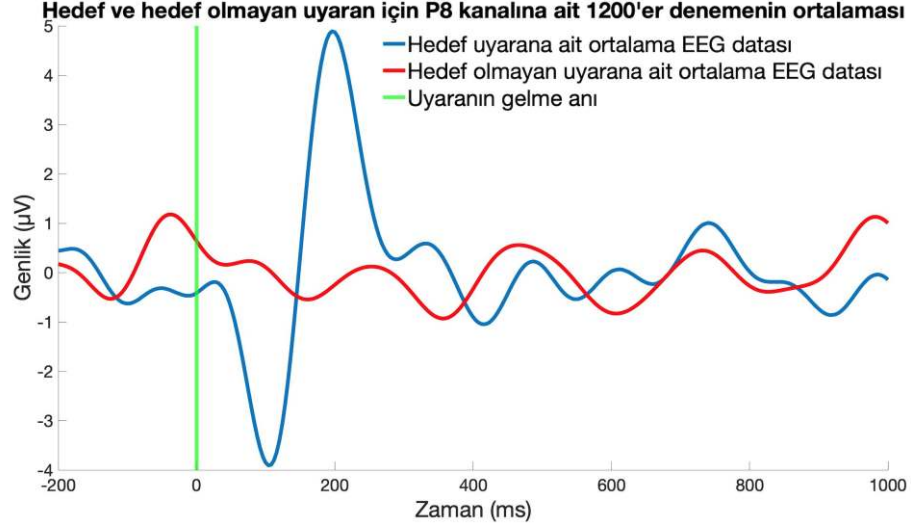
Çevrimiçi ve kişiden bağımsız çalışan model oluşturulurken 3B-S paradigması deneyinde çevrimdışı kaydedilen veriler kullanılmıştır. ÇDO'da gönüllülere toplam 60 harf hedef karakter olarak gösterilmiştir. Hedef karakter için gerçekleştirilen flaşlanmalarda, altı sütun arasından bir tanesi ve altı [satır^T] arasından bir tanesi hedef karaktere ait EEG parçası içeriyorken, kalan 10 sütun-[satır^T] a ait EEG parçaları hedef karakteri içermemektedir. Sonuç olarak bir kanalda bir hedef karakter için 2 hedef uyaran (P300-içeren) sinyali ve 10 adet hedef uyaran içermeyen (P300-içermeyen) sinyal mevcuttur. Bir katılımcıya 60 hedef karakter gösterildiğinden; bir kişi için bir kanalda toplam 120 (60x2) adet P300-içeren ve 600 (60x10) adet P300-içermeyen sinyal mevcuttur. ÇDO'da toplam 10 katılımcıyla deneyler gerçekleştirildiğinden; bir kanal için 1200 (10x120) adet P300-içeren ve 6000 (10x600) adet P300-içermeyen EEG datası mevcuttur. Önerilen çalışma da P300-içeren / P300-içermeyen ikili sınıflandırma problemi olarak ele alınmıştır.

Şekil 32'de; P8 kanalı için 1200 adet P300-içeren EEG parçalarından rastgele seçilmiş 50 örnek (Şekil 32.a) ve bu örneklerle ait ortalama (Şekil 32.b) ve benzer şekilde 6000 adet P300-içermeyen EEG parçalarından rastgele seçilmiş 50 örnek (Şekil 32.c) ve bu örneklerin ortalaması (Şekil 32.d) görülmektedir. Bu sonuçlarda uyarının geldiği an 0. s'de kırmızı düz bir çizgi ile gösterilmiştir. Şekil 32'de yer alan grafiklerin görsel olarak ayırt edilebilmesi için sadece 50 örnek ortalaması kullanılarak elde edilen ortalama, EEG sinyallerinin tamamen ayırt edilebilir ölçüde farklılık oluştuğu gözlenmektedir. Ayrıca elde edilen bu ortalama EEG işaretlerinde uyarandan önceki 200 ms'lik taban hattı ve uyarandan sonraki 1000 ms'lik EEG parçaları görülmektedir.



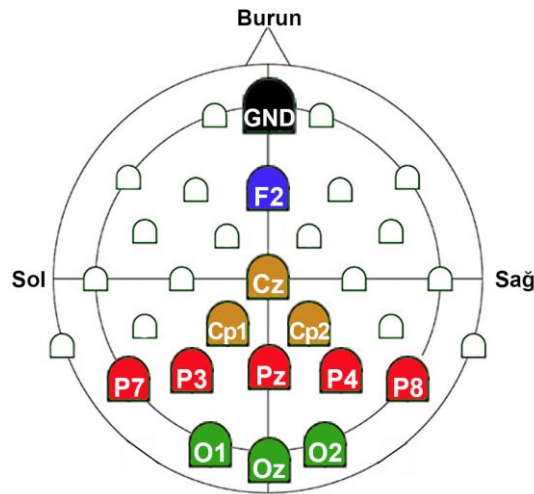
Şekil 32. P8 kanalında hedef ve hedef olmayan uyarılara ait 50 örneklik (a. ve c.) ve bu 50 örneğe ait ortalama (b. ve d.) EEG sinyalleri

P8 kanalı için tüm 1200 adet hedef uyaran içeren ve 6000 adet hedef uyaran içermeyen EEG parçası içerisinde rastgele seçilmiş 1200 hedef olmayan uyarıların ortalamaları alınarak (*ing.* grand average) elde edilen grafikler ise Şekil 33'te görülmektedir. Yanlılık oluşturmamak adına, hedef uyarana ait 1200 deneme olduğundan, 6000 hedef olmayan deneme arasından rastgele 1200 deneme seçilmiştir. Grafiklerde yatay eksen ms cinsinden zamanı, dikey eksen ise -4 ile 6 arasında mikrovolt (μV) cinsinden genliği göstermektedir. Görüldüğü üzere 1200 denemelerin ortalamaları da, 50 deneme ortalamalarına benzerdir.

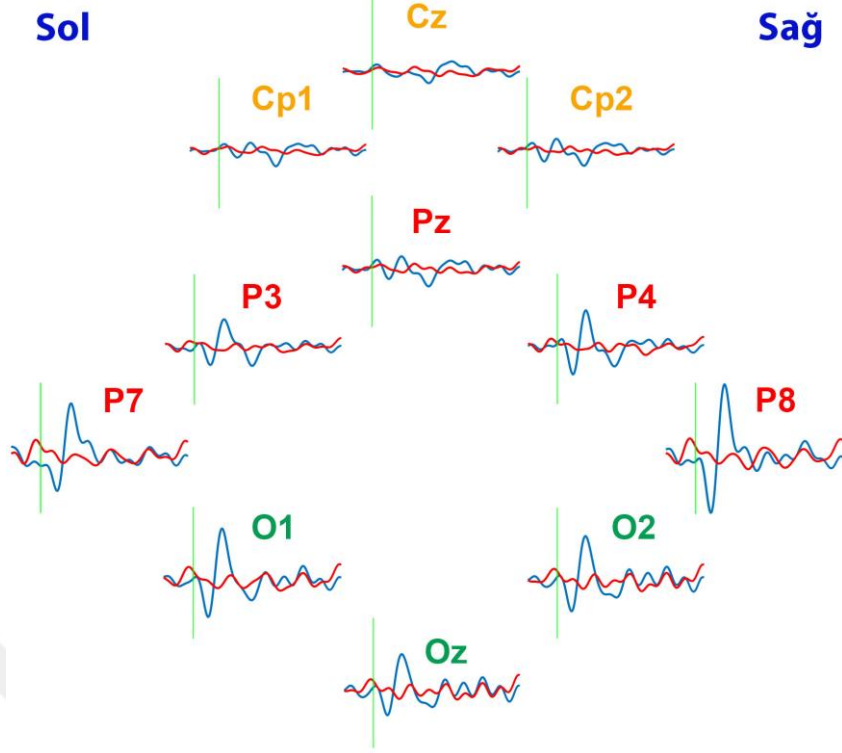


Şekil 33. Hedef ve hedef olmayan uyaranlara ait 1200 denemenin P8 kanalı bazında ortalamaları

KBÇM analizinde kullanılan kanallar Şekil 34'te görülmektedir. Hedef uyaranlara ait tüm denemelerin (1200) ve hedef olmayan uyaranlara ait tüm denemeler içinden rastgele seçilmiş 1200 denemenin ayrı kanallar bazında ortalamaları alınarak (*ing. grand average*) elde edilen grafikler ise Şekil 35'te görülmektedir. Şekil 35'te gösterilen tüm grafiklerdeki eksen bilgisi Şekil 33'tekiyle aynı olup, şekilsel açıdan farklılığın değerlendirilmesi, görselin karışmaması ve farkın daha rahat görülebilmesi için eksen bilgileri tekrar gösterilmemiştir. Çalışmada kullanılan 11 kanalda (Cz, Cp1, Cp2, Pz, P3, P4, P7, P8, Oz, O1 ve O2) da hedef uyaran içeren ve içermeyen EEG datalarının birbirinden ayrıt edilebildiği, şekilden görülmektedir.



Şekil 34. Analizde kullanılan kanallar



Şekil 35. Hedef ve hedef olmayan uyaranlar için 1200 denemenin analizde kullanılan kanallar bazında ortalamaları

Analizde kullanılan her bir kanala ait uyaran öncesi 200 ms'lik (50 zaman noktası) ve uyaran sonrası 1000 ms'lik (250 zaman noktası) EEG parçaları yan yana eklenerek toplam 300 zaman noktasından oluşan veri grupları elde edilmiştir. Bu veri grupları toplam 11 kanal için bir araya getirilerek; sınıflandırılma çalışmasında kullanılmak üzere toplam 3300 zaman noktasından oluşan veri vektörleri oluşturulmuştur. Bu vektörler kullanılarak sınıflandırma modeli oluşturulurken; 7200 (1200 hedef ve 6000 hedef olmayan) adet vektör her defasında rastgele %60 eğitim, %20 doğrulama ve %20 test olmak üzere üç parçaya ayrılarak, toplamda 50 kez sınıflandırma işlemi tekrarlanmıştır. Önerilen çalışmada bu amaçla tek çıkış nöronlu iki katmanlı yapay sinir ağı (YSA) modeli kullanılarak KBÇM oluşturulmuştur.

Geliştirilen KBÇM kullanılarak, ÇİÖ'da modelin geliştirildiği 10 kişiden farklı 30 kişi ile eş zamanlı karakter belirleme işlemi gerçekleştirilmiştir. ÇDO'da kullanılan aynı kanallar kullanılarak gerçekleştirilen analizde; 6 sütun ve 6 [satır^T] arasından bir P300 sinyali tespit edilerek, katılımcının odaklandığı karakter çevrimiçi olarak tespit edilerek sonuçlar kaydedilmiştir. İşleme ait örnek <https://youtu.be/qs2w9rhwcaM> linkinde yer alan videodan izlenebilir (Korkmaz vd., 2022) Ayrıca tüm deney prosedürünün açıklaması <https://youtu.be/rBf7faGLqwE> linkinde yer alan videodan izlenebilir.

2.4. Olasılıksal ve Olasılıksal Olmayan 3B-S Paradigması Deneyi

Bu tez çalışması kapsamında yapılan 4. çalışmada olasılıksal ve olasılıksal olmayan 3B-S paradigması deneyi gerçekleştirilmiştir. Çalışmaların gerçekleştirildiği gruplar ve çalışma özeti Tablo 9’da görülmektedir. Tabloda K1,K2,...,KN ifadeleri 1.Kişi, 2.Kişi,...,N.Kişi’yi ifade etmektedir. Ayrıca K1:KN ifadeleri ise 1.Kişiden N.Kişiye kadar olan tüm kişileri ifade etmektedir.

Tablo 9. Katılımcılarla yapılan deneyler ve amaçları

Çalışma Adı	Grup	Katılımcı sayısı	Oturum Tipi	Amacı
2B-SS Deneyi	Grup 1 K1:K10	10	Çevrimdışı	Literatürde yer alan klasik 2B-SS paradigma deneyi gerçekleştirildi.
3B-S Deneyi	Grup 1 K1:K10	10	Çevrimdışı	Geliştirilen 3B-S paradigması ile deneyler gerçekleştirilerek klasik 2B-SS paradigmasıyla karşılaştırma yapıldı. 3B-S paradigması daha yüksek performans sağladığından, bu paradigma verileri kullanılarak KBÇM geliştirildi.
KBÇM Test Aşaması	Grup 2 K11:K40	Farklı 30 kişi	Çevrimiçi	Oluşturulan KBÇM’nin çevrimiçi şekilde test edilmesi
Olasılıksal ve Olasılıksal Olmayan 3B-S Deneyi	Grup 3 K41:K55	Farklı 15 kişi	Çevrimiçi	Olasılıksal ve olasılıksal olmayan 3B-S paradigmasıyla önerilen KBÇM kullanılarak her iki paradigmanın performanslarının karşılaştırılması.

Bu gruplardan birincisi (Grup 1) literatürde yapılan klasik 2B-SS paradigması deneyinin gerçekleştirildiği kişilerdir. 10 kişiden oluşmaktadır (K1:K10) ve bu grupla önerilen 3B-S paradigması deneyi de gerçekleştirilmiştir. Bulgular kısmında da görüleceği üzere önerilen 3B-S paradigması daha yüksek performans gösterdiğinden, 3B-S paradigması deney verileri kullanılarak KBÇM geliştirilmiştir. Daha önce 2B-SS veya 3B-S paradigması deneylerine katılmamış (Grup 1’den farklı) 30 farklı kişi Grup 2 (K11:K40) ile gösterilmiştir. Grup 2’de yer alan katılımcılarla çevrimiçi bir şekilde KBÇM performansı değerlendirilmiştir. Son olarak Grup 1 ve Grup 2’de yer almayan 15 kişi Grup 3 (K41:K55) olarak isimlendirilmiştir. Bu kişilerle önerilen olasılıksal ve olasılıksal olmayan 3B-S paradigması deneyleri gerçekleştirilerek karşılaştırmalı sonuçlar elde edilmiştir.

2.4.1. Paradigma ve Deney Prosedürleri

Tez çalışmasının bu aşamasında, olasılıksal 3B-S (O3B-S) paradigması isimli yeni bir görsel uyaran sunum paradigması daha geliştirilmiş ve olasılıksal olmayan 3B-S (OO3B-S) paradigmasıyla karşılaştırılmıştır.

OO3B-S paradigması deney prosedürü, veri toplama, sinyal işleme ve sınıflandırma adımları 2. çalışmadaki 3B-S paradigma deneyiyle birebir aynıdır. Tek farklılık 2. çalışmadaki 3B-S deneyinde sütun ve [satır^T]’lar 15 şer kez flaşlandırılırken OO3B-S’de 7 şer kez flaşlandırılmaktadır.

OO3B-S paradigması deneyinde, tüm sütun ve [satır^T]’lar eşit ve 7şer kez flaşlandırılmaktadır. Öncelikle katılımcıya hedef karakter gösterilerek tüm sütunlar rastgele ve art arda 7 şer kez flaşlandırılmış, daha sonra satırların transpozu alınarak oluşturulan yeni [satır^T] görselleri de yine art arda 7 şer kez flaşlandırılmıştır. Şekil 36’da bu çalışmada kullanılan hedef karakterlerin indis bilgileri görülmektedir. Proje kapsamında ‘NEURON’, ‘FEATURE’ ve ‘FUNCTION’ kelimeleri çevrimiçi oturumda KBÇM kullanılarak hem OO3B-S hem de O3B-S seanslarında katılımcılar tarafından yazdırılmıştır. Tablo 10’da ise yazdırılan ‘NEURON’ kelimesine ait tüm sütun ve [satır^T] flaşlanma sayılarının 7 olduğu görülmektedir. Aynı flaşlanma sayıları ‘FEATURE’ ve ‘FUNCTION’ kelimeleri için de gerçekleştirilmiş olup, karmaşıklığı azaltmak adına Tablo 10’da ayrıca bu kelimelere yer verilmemiştir. Bu aşamada elde edilen veriler ve sonuçlar uluslararası dergide yayınlattırılacağından İngilizce kelimeler yazdırılmıştır. Bu amaçla da İngiliz alfabesinde yer alan harfler görsel matrise konulmuştur. İlerde ayrıntısı açıklanacak olan olasılıksal yaklaşımda yanlışlığa sebebiyet vermemesi adına harfler matrise rastgele yerleştirilmiştir. Şekil 36’daki matris dağılımının yerine klasik 3B-S paradigmasındaki (Şekil 10) dağılımın kullanılması durumunda 7 numaralı satırda (A, B, C, D, E, F) karakterleri yer alırken, 12 numaralı satırda (-, :), :(, Ok, Sp, Bs) karakterleri yer almaktadır. 7 numaralı satırda yer alan karakterlerin bir kelime içerisinde yer alma olasılığı 12 numaralı satırda yer alan karakterlerden daha fazla olacağından bu yanlışlığı önlemek adına Şekil 10’daki matriste yer alan karakterler rastgele dağıtılarak Şekil 36’daki matris elde edilmiştir. OO3B-S oturumuna örnek <https://youtu.be/Uq9trYCDbqk> linkinde yer alan videodan izlenebilir.

	1	2	3	4	5	6
7	A	.	C	D	,	F
8	G	H	?	!	K	L
9	-	N	O	P	Q	R
10	S	:)	U	V	W	:(
11	Y	Z	Ok	B	E	I
12	J	M	T	X	Sp	Bs

Şekil 36. Karakter matrisi ve sütun-[satır^T] indisleri

Tablo 10. OO3B-S seansında katılımcıların yazdıkları birinci kelimeye ait sütun ve [satır^T] flaşlanma sayıları.

		Sütun no	Flaşlanma Sayısı			Sütun no	Flaşlanma Sayısı
Sütun	N	1	7	Satır	N	7	7
		2	7			8	7
		3	7			9	7
		4	7			10	7
		5	7			11	7
		6	7			12	7
	E	1	7		E	7	7
		2	7			8	7
		3	7			9	7
		4	7			10	7
		5	7			11	7
		6	7			12	7
	U	1	7		U	7	7
		2	7			8	7
		3	7			9	7
		4	7			10	7
		5	7			11	7
		6	7			12	7
	R	1	7		R	7	7
		2	7			8	7
		3	7			9	7
		4	7			10	7
		5	7			11	7
		6	7			12	7
	O	1	7		O	7	7
		2	7			8	7
		3	7			9	7
		4	7			10	7
		5	7			11	7
		6	7			12	7
	N	1	7		N	7	7
		2	7			8	7
		3	7			9	7
		4	7			10	7
		5	7			11	7
		6	7			12	7

OO3B-S flaşlanma paradigmasından sonra O3B-S flaşlanma paradigması oluşturulmuştur. Tablo 10'dan da görüleceği üzere OO3B-S paradigmasında tüm sütun ve [satır^T] ları eşit ve 7 şer kez flaşlandırılmaktadır. O3B-S flaşlanma paradigmasında ise

katılımcının yazdığı kelimeye bağlı olarak değişen sütun ve $[s_{\text{satır}^T}]$ flaşlanmaları gerçekleştirilmektedir. Olasılıksal yaklaşım aşağıda adım adım açıklanmıştır.

- Öncelikle yazdırılacak ilk harf için klasik yaklaşımdaki gibi tüm sütun ve $[s_{\text{satır}^T}]$ ları eşit ve 7 şer kez flaşlandırılır. (Henüz kelime yazdırılmaya başlanmadığından olası kelimeler belirlenememekte dolayısıyla başlangıçta ilk harf için tüm sütun ve $[s_{\text{satır}^T}]$ ları eşit sayıda flaşlandırılmaktadır.)
- İlk harf yazdırıldıktan sonra sözlüğe gidilip bu harfle başlayan tüm kelimeler tespit edilir.
- Tespit edilen kelimelerin sıradaki harfleri tespit edilir.
- Sıradaki harflerin hangi sütun ve $[s_{\text{satır}^T}]$ indisinde yer aldığı tespit edilir.
- Elde edilen sütun indis sayıları 0 ile 1 arasında normalize edilir. Aynı işlem $[s_{\text{satır}^T}]$ ları içinde gerçekleştirilir.
- Klasik oturumda bir harf için sütun veya $[s_{\text{satır}^T}]$ daki tüm indisler 7'şer kez flaşlandırıldığından toplam 42 flaşlanma (6×7) gerçekleştirilmektedir. Bir önceki adımda açıklanan ve 0-1 arasında normalize edilen değerler en düşük 4, en yüksek 13 ve toplamı 42 olacak şekilde bu aşamada ayarlanır. S_i bir sonraki olası harflerin sütunlarda bulunma sayılarını gösteren vektör dizisi olmak üzere, bu ayarlamaya ait matematiksel adımlar sırasıyla şöyledir:

$$S^{(1)} = \frac{S - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} \quad (11)$$

$$S^{(2)} = S^{(1)} * 6 + 4 \quad (12)$$

$$S^{(3)} = \frac{S^{(2)}}{\sum S^{(2)}} \quad (13)$$

$$S^{(4)} = S^{(3)} * 7 * 6 \quad (14)$$

$$S^{(5)} = \text{round}(S^{(4)}) \quad (15)$$

Eşitlik 15’te round yuvarlama fonksiyonunu ifade ederken, 5. adım sonunda $S^{(5)}$ vektör dizisi toplamı 42 olacak şekilde sütunların 4 ile 13 arasında hangi oranda flaşlanacağını belirler. Bazı istisnai durumlarda 42’den fazla sayı elde edilebilmektedir, bu durumda da 42 den ne kadar fazla çıkarsa en yüksek sayıdaki flaşlanmaya sahip sütun ve satırdan bu değer çıkarılarak yine toplam 42 flaşlanma işlemi gerçekleştirilmektedir. En az 4 flaşlama P300 heceleme modelinin doğasının bozulmaması için tespit edilen alt sınırdır ve en fazla 13 flaşlama belirlenmiştir. “oddball” paradigması alakasız uyaran dizileri arasında nadiren gelen alakalı uyarana beynin verdiği tepki olarak tanımlanmaktadır bu nedenle hedef uyarının (alakalı uyaran) çok fazla sayıda olmaması gerekir. Bu sebeple sıradanlığı önlemek adına 13 sayısı belirlenmiştir. Bu 5 adıma bir örnek Tablo 12’de sayısal olarak verilmektedir.

Yazdırılan birinci kelime ‘NEURON’ da ‘N’ harfi için tüm sütun ve $[satır^T]$ ları eşit ve 7 şer kez flaşlandırılmaktadır. Sıradaki ‘E’ harfi için ise yukarda açıklanan adımlara göre öncelikle ‘N’ harfi ile başlayan kelimeler tespit edilir, daha sonra bu kelimelerin sıradaki harfleri tespit edilmektedir. Yukarda bahsedilen adımlar için oluşturulan bir örnek, Tablo 11’de görülmektedir.

Tablo 11. ‘N’ harfi ile başlayan kelimelerin tespit edilerek sıradaki harflerin sütun- $[satır^T]$ indislerinin belirlenmesi.

No	Sıradaki Kelime	Sıradaki Harf	Sıradaki Harfin Sütun İndisi	Sıradaki Harfin $[satır^T]$ İndisi
1	Nab	A	1	7
2	Nabbing	A	1	7
3	Nacre	A	1	7
4	Nacreous	A	1	7
5	Nagged	A	1	7
6	Nail	A	1	7
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1854	Numerator	U	3	10
1855	Numeric	U	3	10
1856	Numerical	U	3	10

Sıradaki harflerin ilgili sütun- $[satır^T]$ indislerine dağıtılmasından sonra elde edilen toplam sütun- $[satır^T]$ sayıları, 0-1 arasında normalize edilir. Normalize edilen değerler en düşük 4, en yüksek 13 ve toplamı 42 olacak şekilde ayarlanır. Daha sonra Eşitlik 11’den Eşitlik 15’e kadar verilen adımlar uygulanır. Tüm bu işlemler sonucunda ‘E’ harfi için 1, 2, 3, 4, 5 ve 6 indis numaralı sütunlar için sırasıyla 7, 4, 11, 4, 9 ve 7 flaşlanma

gerçekleştirilmektedir. Aynı şekilde ‘E’ harfi için 7, 8, 9, 10, 11 ve 12 indis numaralı sütunlar için sırasıyla 7, 6, 9, 5, 11 ve 4 flaşlanma gerçekleştirilmektedir. Sütunlar için elde edilen son flaşlanma sayıları ve bu sayılar elde edilirken gerçekleştirilen adımlar Tablo 12’de ayrıntılı şekilde açıklanmaktadır. O3B-S oturumuna örnek https://youtu.be/AXtzmR_fhow linkinde yer alan videodan izlenebilir.

Tablo 12. Olasılıksal yöntemle adım adım sütunlar için elde edilen flaşlanma sayıları.

	1	2	3	4	5	6	Toplam
Toplam sütun indeks sayısı	340	0	714	0	531	271	1856
1. adım	0.47	0	1	0	0.74	0.38	
2. adım	6.86	4	10	4	8.47	6.28	
3. adım	0.17	0.10	0.25	0.10	0.21	0.15	
4. adım	7.27	4.24	10.60	4.24	8.97	6.65	
5. adım	7	4	11	4	9	7	42

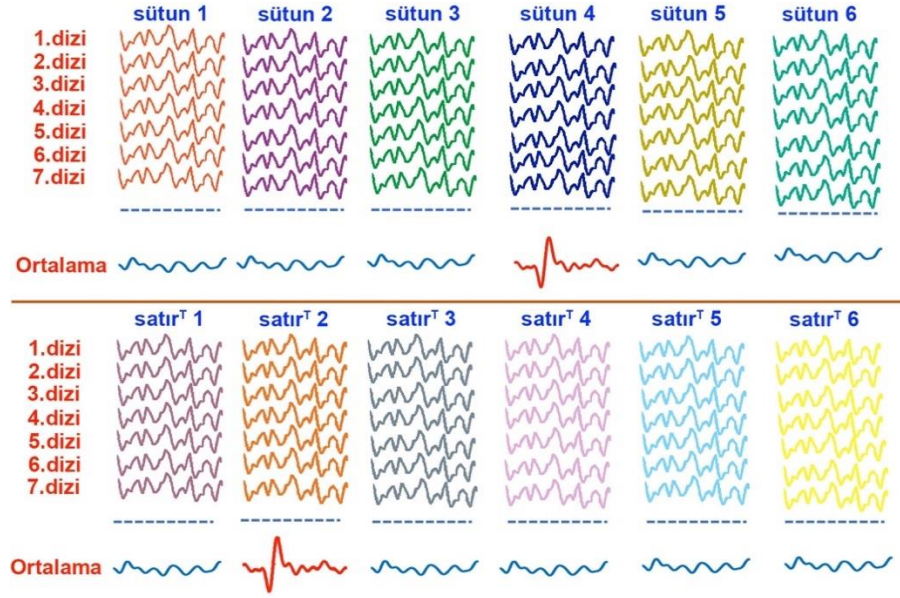
Tez çalışmasının bu aşamasında; ‘NEURON’, ‘FEATURE’ ve ‘FUNCTION’ kelimeleri çevrimiçi oturumda KBÇM kullanılarak hem OO3B-S hem de O3B-S seanslarında katılımcılar tarafından yazdırılmıştır. OO3B-S seansında daha önce de açıklandığı gibi tüm harfler için sütun-[satur^T]’lar eşit ve 7 şer kez flaşlandırılmıştır. O3B-S seansında ise Tablo 12’de bahsedilen adımlara göre tüm harfler için elde edilen flaşlanma sayıları Tablo 13’te görülmektedir. Tablo 13.a’da yazdırılacak birinci kelimeye (‘NEURON’) ait flaşlanma bilgileri, Tablo 13.b ve Tablo 13.c’de ise sırasıyla ikinci (‘FUNCTION’) ve üçüncü (‘FEATURE’) kelimelere ait flaşlanma bilgileri yer almaktadır. Tablolarda hedef karaktere ait indis bilgisi yeşil renkle (Örneğin ‘NEURON’ kelimesinde ikinci sıradaki ‘E’ harfi 5.sütun ve 11.satırda yer aldığından bu indisler yeşil renkle gösterilmiştir), diğer harflere ait indis bilgileri siyah renkle ve indislerin flaşlanma sayıları ise kırmızı renkle gösterilmiştir. Şekil 36’da ‘E’ harfinin 5. sütun ve 11. satırda yer aldığı görülmektedir. Klasik oturumda 5. sütun ve 11. satır indisleri 7 şer kez flaşlandırılırken, Tablo 13.a’dan görüleceği üzere olasıksal oturumda bu indisler (yeşil renkli) sırasıyla 9 ve 11 er kez flaşlandırılmaktadır. Birim flaşlanma sayısı (42) aynı olmak kaydıyla, olasıksal oturumla sütun sayısı 2 artırılmış, [satur^T] sayısı ise 4 arttırılmıştır. Dolayısıyla her iki oturumda da toplam 42 flaşlanma gerçekleştirilirken, klasik oturumda tüm sütun-[satur^T] indisleri eşit sayıda flaşlandırılırken, olasıksal oturumda yazdırılan kelime sonrasında gelebilecek kelimeler ve bu kelimelerin sıradaki harflerinin hangi sütun-[satur^T] indislerinde

yer almalarına bağılı olarak deęiřmektedir. Sonu olarak Tablo 13'ten de grleceęi zere hedef karakter iin gerekleřtirilen stn ve [satır^T] flařlanmalarında genelde klasik oturumdan daha yksek flařlanma sayıları elde edilmektedir. Bylelikle tekrar sayısının artmasıyla elde edilen ERP sinyalinin iřaret grlt oranı arttırılmıřtır. Bu durumunda sınıflandırma performansını olumlu etkileyeceęi literatrde yer almaktadır (Farwell ve Donchin, 1988). Tablo 13.a'dan grleceęi zere ilk harf iin ('N') klasik oturumdaki gibi her stn-[satır^T] eřit ve 7 kez flařlandırılmıřtır. Dięer harfler iin ise, ilgili karakterin olduęu stn-[satır^T] indislerinin 7 den fazla flařlandığı grlmektedir. Yalnızca sondaki 'N' harfi iin 2.stn 6 kez flařlandırılmış olup klasik oturumdan bir eksik sayıda flařlandırılmıřtır. Kelimeler seilirken bu tarz klasik oturumdan daha az flařlanma ieren stn-[satır^T] indislerin olmasına dikkat edilmiř. Bu řekilde yanlı kelimeler seilmemiřtir. Tablo 13'ten grleceęi zere klasik oturumdaki 7 flařlanmadan daha az sayıda flařlanma ieren bařka hedef karakterler de yer almaktadır. rneęin 'FUNCTION' kelimesindeki 'U' harfi iin satır flařlanmalarında ilgili 10.satır 6 kez flařlandırılmakta, yine aynı kelimedede 'C' harfi iin stn flařlanmalarında ilgili 3.stn 6 kez flařlandırılmaktadır. 'FEATURE' kelimesinde ise bař tarafta yer alan 'E' harfi iin stn flařlanmalarında ilgili 5.stn 6 kez flařlandırılmaktadır.

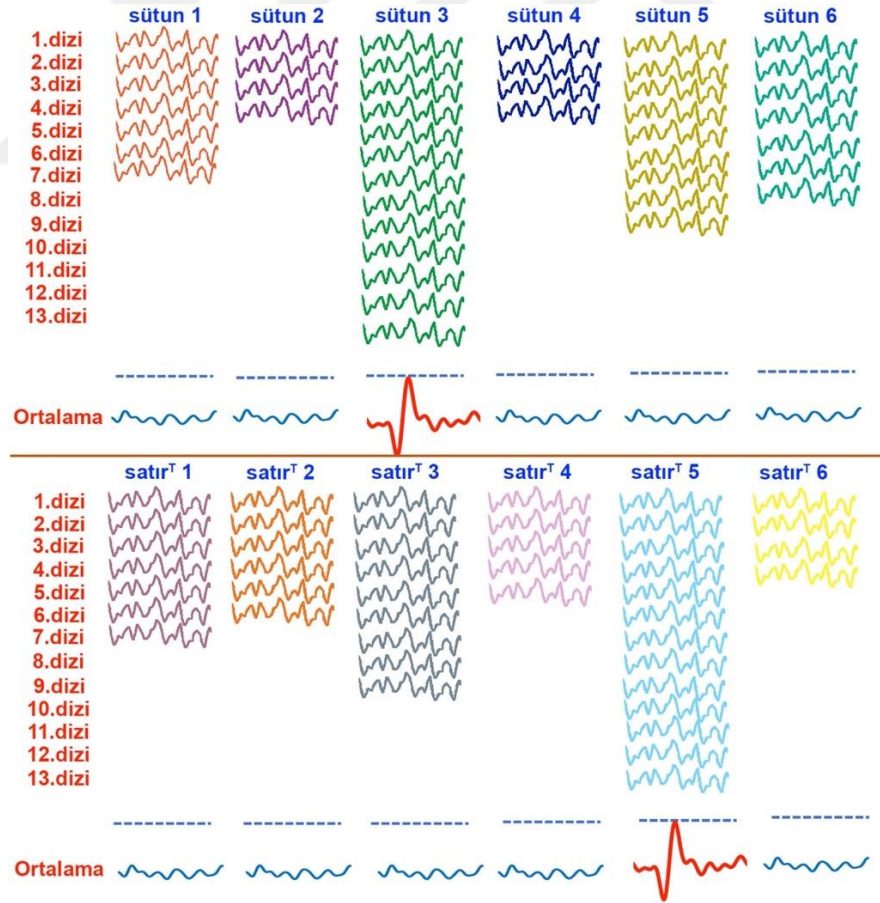
Tablo 13. O3B-S seansında katılımcılar tarafından yazdırılan kelimelere ait sütun-[satır^T] flaşlanma sayıları.

[illegible]

OO3B-S seansında bir kanal için sütun ve [satır^T]’ları flaşlanmalarından sonra elde edilen temsili EEG parçaları ve ortalamaları Şekil 37’de, O3B-S seansında bir kanal için sütun ve [satır^T]’ları flaşlanmalarından sonra elde edilen temsili EEG parçaları ve ortalamaları ise Şekil 38’de görülmektedir.



Şekil 37. OO3B-S seansında bir kanal için sütun ve [satır^T]'ları flaşlanmalarından sonra elde edilen EEG parçaları ve ortalamaları



Şekil 38. O3B-S seansında bir kanal için sütun ve [satır^T]'ları flaşlanmalarından sonra elde edilen EEG parçaları ve ortalamaları

3. BULGULAR

Heceleme tabanlı BBA uygulamalarında satırlar ve sütunlar arasından bir P300 genliği tespit edilerek katılımcının odaklandığı karakter tespit edilir. Bu nedenle aslında sınıflandırma probleminde ele alınması gereken asıl durum P300 dalgasının doğru bir şekilde tespit edilmesidir. Bu amaçla Bulgular kısmında önce P300 tespiti ve ardından hedef karakter tanıma için deneysel sonuçlar sunulmaktadır.

Görsel uyaranlar sonucu beynin özellikle arka kısmında yer alan parietal ve oksipital bölgeleri aktif olmaktadır. Bu bölgede yer alan elektrotlardan sayıca ne kadar fazla kullanılırsa sınıflandırma performansı da artmaktadır. Ancak çok fazla elektrot kullanmakta BBA'ların uygulanabilirliğini kısıtlamaktadır. Bu nedenle optimum elektrot sayısı ile hem yüksek sınıflandırma doğruluğu hem de rahat kullanım sağlanabilmektedir (Rakotomamonjy ve Guigue, 2008).

Bulgular kısmında öncelikle analiz için belirlenen tüm kanallar kullanılarak sınıflandırma algoritmalarının performansları karşılaştırılmıştır. En yüksek performansı sunan sınıflandırma algoritması tez çalışmasının devam eden kısımlarında sınıflandırıcı olarak kullanılmıştır. Aşağıda Bulgular kısmında sunulacak deneysel sonuçlar maddeler halinde sunulmuştur. Bulgular kısmında sunulacak deneysel sonuçlar sırasıyla;

- 2B-SS paradigması verileri kullanılarak sınıflandırma algoritmalarının performanslarının karşılaştırıldığı sonuçlar,
- En yüksek performansı sunan sınıflandırma algoritması kullanılarak 2B-SS ve 3B-S paradigmalarının karşılaştırıldığı sonuçlar,
- Oluşturulan KBÇM'in çevrim içi performansının gösterildiği sonuçlar,
- OO3B-S ve O3B-S paradigmalarının performanslarının karşılaştırıldığı sonuçlar,

olmak üzere bu tez çalışmasında elde edilen deneysel sonuçlar 5 alt başlık altında sunulmuştur.

3.1. 2B-SS Paradigma Verileriyle Sınıflandırma Algoritmalarının Karşılaştırılması

Şekil 23'te görülen Grup 4 elektrotları kullanılarak YSA, LDA ve DVM sınıflandırıcılarının performansları karşılaştırılmış ve Tablo 14'te gösterilmiştir. Optimum sayıda elektrot ve fazla sayıda flaşlanma kullanılarak en yüksek sınıflandırma elde

edilebileceği literatür bilgisiyle, Grup 4 elektrotları, 10 ve 15 flaşlanma sonucu elde edilen veriler kullanılarak P300 tespiti yapıldığı karşılaştırmalı sonuçlar elde edilmiştir. Tabloda SD, 50 kez yapılan sınıflandırma işleminin ortalamasını ve std ise bu 50 koşumun standart sapmasını göstermektedir.

Tablo 14. Grup 4 elektrotları, 10 ve 15 flaşlanma için elde edilen karşılaştırmalı sınıflandırma doğrulukları

	YSA					DVM					LDA			
	10 Tekrar		15 Tekrar			10 Tekrar		15 Tekrar			10 Tekrar		15 Tekrar	
	SD	std	SD	std		SD	std	SD	std		SD	std	SD	std
1. Kişi	99.19	0.66	99.25	0.63	1. Kişi	98.20	1.13	98.21	0.80	1. Kişi	99.00	0.73	99.12	0.65
2. Kişi	99.22	0.61	99.72	0.34	2. Kişi	99.10	1.01	99.20	0.53	2. Kişi	98.90	0.66	99.12	0.44
3. Kişi	99.81	0.33	99.83	0.26	3. Kişi	98.90	0.89	99.40	0.41	3. Kişi	99.45	0.56	99.57	0.36
4. Kişi	99.61	0.45	99.92	0.20	4. Kişi	99.10	0.54	99.72	0.32	4. Kişi	99.14	0.45	99.89	0.31
5. Kişi	99.06	0.45	99.61	0.45	5. Kişi	98.70	0.56	99.40	0.50	5. Kişi	99.12	0.42	99.43	0.40
6. Kişi	99.94	0.17	99.78	0.46	6. Kişi	99.30	0.38	99.49	0.49	6. Kişi	99.76	0.26	99.82	0.36
7. Kişi	98.89	0.65	99.33	0.43	7. Kişi	98.70	0.66	99.13	0.63	7. Kişi	98.92	0.78	99.23	0.44
8. Kişi	99.86	0.25	100	0.00	8. Kişi	99.36	0.41	99.87	0.20	8. Kişi	99.58	0.34	99.87	0.29
9. Kişi	99.61	0.41	99.81	0.52	9. Kişi	99.42	0.39	99.58	0.37	9. Kişi	99.74	0.56	99.92	0.45
10. Kişi	99.19	0.61	99.81	0.27	10. Kişi	98.59	0.78	99.57	0.58	10. Kişi	98.87	0.71	99.80	0.21
Ortalama	99.44	0.46	99.71	0.36	Ortalama	98.94	0.68	99.36	0.48	Ortalama	99.25	0.55	99.58	0.39

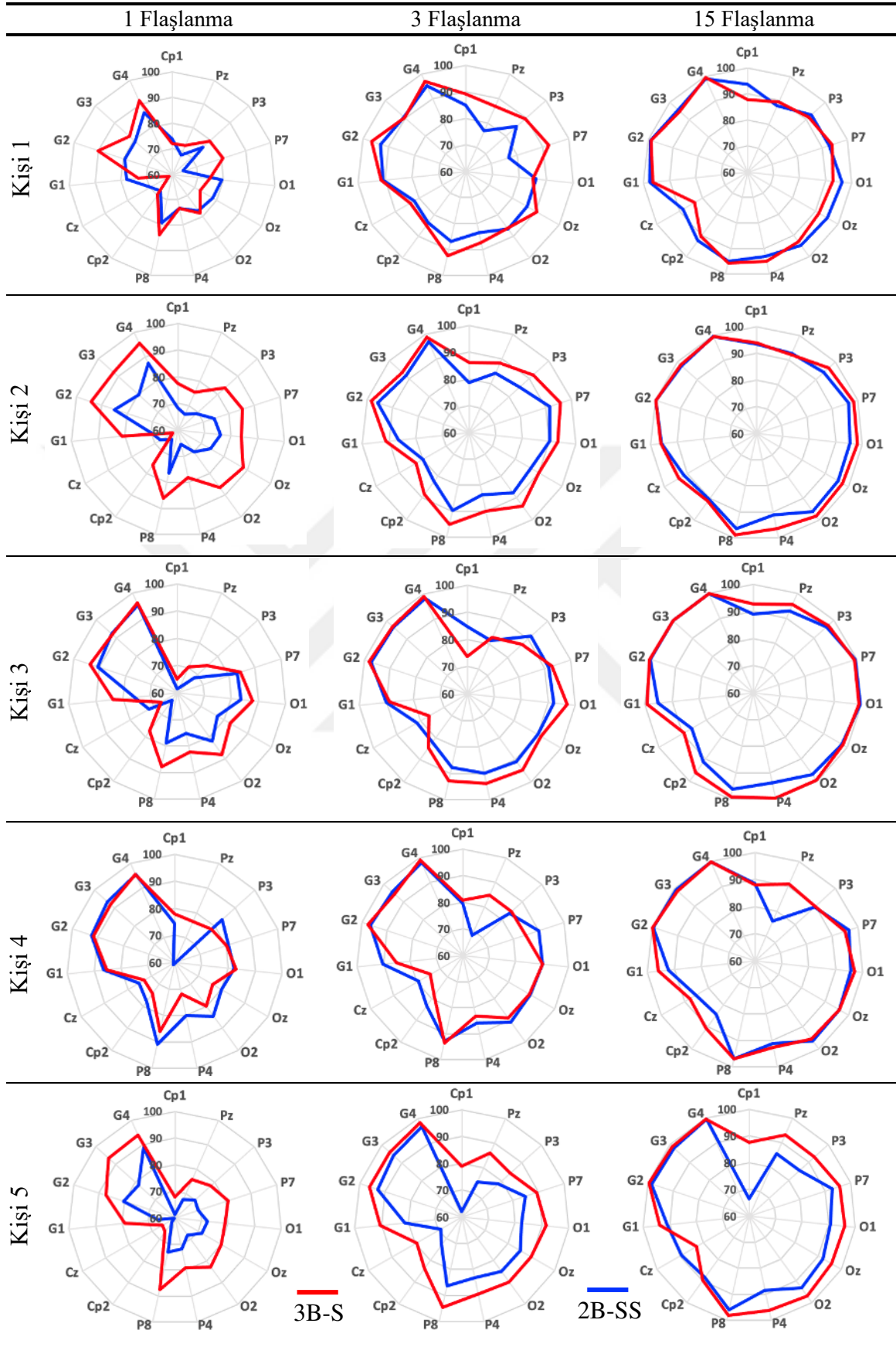
Tablo 14'ten görüleceği üzere en yüksek SD, YSA için elde edildiğinden çalışmanın geri kalan 2B-SS ve 3B-S paradigmalarının karşılaştırmalı sonuçlarında, KBÇM eş zamanlı test aşamasında ve OO3B-S ile O3B-S paradigmalarının karşılaştırmalı sonuçları için YSA sınıflandırıcısı kullanılmıştır.

3.2. 2B-SS ve 3B-S Paradigmalarının Karşılaştırıldığı Çalışma Sonuçları

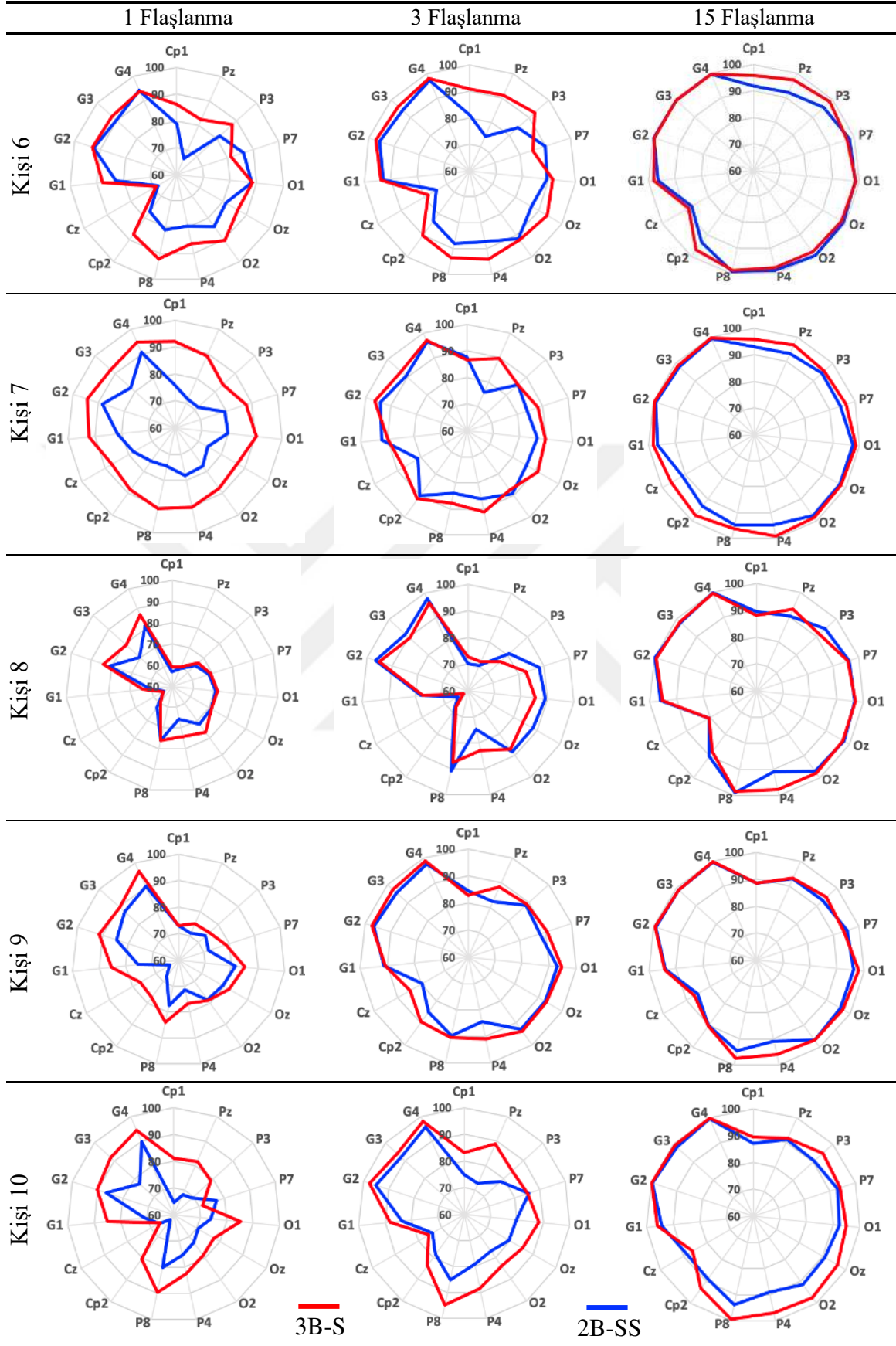
Bu bölümde, önce P300 tespiti ve ardından hedef karakter tanıma için deneysel sonuçlar aşağıdaki gibi sunulmaktadır.

3.2.1. P300 Tespiti Sonuçları

Kişiler, spesifik elektrotlar ve elektrot grupları açısından elde edilen SD sonuçları, Şekil 39 ve 40'da radar grafikleri olarak sunulmaktadır. Her iki şekildeki tüm sonuçlar performans değişimini ortaya çıkarmak için, hem klasik 2B-SS paradigması hem de önerilen 3B-S paradigmasında 1, 3 ve 15 flaşlanma için verilmiştir. Mavi renkli grafikler 2B-SS ve kırmızı renkli grafikler ise 3B-S paradigmasına ait sonuçları göstermektedir.



Şekil 39. Kişi 1-2-3-4-5 için farklı flaşlanma sonuçları



Şekil 40. Kişi 6-7-8-9-10 için farklı flaşlanma sonuçları

Şekil 39 ve 40 göz önüne alındığında, 3B-S paradigmasının 2B-SS paradigmasından 1, 3 ve 15 flaşlanma sayıları için kabaca daha yüksek SD sağladığı görülmektedir. Başka bir deyişle, kırmızı çizgiler, belirli kişiler, flaşlanma sayıları veya kanallar haricinde radar grafiklerinde mavi çizgileri kapsamaktadır.

Öte yandan, çeşitli tekli/grup EEG elektrot kullanım kombinasyonları göz önüne alındığında, kesin bir değerlendirme için, tüm tek elektrotlar ve bunların farklı kombinasyonları için SD oranlarını içerdiğinden, genel performans REKA cinsinden değerlendirilmiştir. Bu nedenle, ayrıntılı bir değerlendirme için Şekil 39 ve 40 'deki her bir radar grafiğinin REKA değeri Tablo 15'te verilmiştir. Tablo 15'in altında verilen tüm katılımcılar için ortalama REKA değerlerine dayanarak, tüm flaşlanma değerleri için önerilen paradigmanın kullanımıyla performans artışı sağlandığı görülmektedir.

Tablo 15. Şekil 39 ve 40 için radar çizimlerinin REKA değerleri

	1 flaşlanma		3 flaşlanma		15 flaşlanma	
	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S
Kişi 1	0.57	0.59	0.74	0.80	0.89	0.86
Kişi 2	0.53	0.69	0.76	0.84	0.90	0.93
Kişi 3	0.60	0.68	0.81	0.81	0.91	0.95
Kişi 4	0.68	0.67	0.77	0.76	0.86	0.89
Kişi 5	0.50	0.64	0.67	0.80	0.82	0.89
Kişi 6	0.68	0.76	0.76	0.84	0.93	0.95
Kişi 7	0.62	0.81	0.76	0.81	0.91	0.95
Kişi 8	0.46	0.49	0.68	0.66	0.89	0.89
Kişi 9	0.59	0.67	0.80	0.84	0.89	0.90
Kişi 10	0.54	0.68	0.68	0.77	0.86	0.91
Ortalama	0.58 ±0.072	0.67 ±0.086	0.74 ±0.051	0.79 ±0.054	0.89 ±0.031	0.91 ±0.031

Ayrıca, BBA sisteminin genel performansı, önerilen paradigmanın kullanımıyla sırasıyla 1, 3 ve 15 flaşlanma için 0.67, 0.79 ve 0.91 REKA değerlerine sahiptir. Yani, önerilen paradigmanın kullanımı ile tüm deneklerin ortalama REKA değerleri 1, 3 ve 15 flaşlanma için sırasıyla %15.5, %6.75 ve %2.24 oranında artmaktadır.

Tekli EEG elektrot kullanımına bakıldığında Şekil 39 ve 40'de görüldüğü gibi en yüksek doğruluk oranını P8 elektrotunun verdiği görülmektedir. Tekli P8 elektrot kullanımına karşılık gelen doğruluk oranları Tablo 16'da verilmiştir. Bu tabloda SD

performans ölçütü olarak verilmiştir ve belirli bir elektrot kullanımı dikkate alındığından REKA yerine SD değerinin verilmesi tercih edilmiştir. Burada, BBA sisteminin genel performansı, önerilen paradigmanın kullanımıyla 1, 3 ve 15 flaşlanma için sırasıyla %86,37, %92,23 ve %97,83 SD elde edilmektedir. Yani klasik performans değerleri 1, 3 ve 15 flaşlanma için sırasıyla %9,69, %4,72 ve %1,73 oranında artmaktadır.

Tablo 16. P8 elektrotu için SD değerleri

P8	1 flaşlanma		3 flaşlanma		15 flaşlanma	
	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S
Kişi 1	79.03	83.86	86.72	92.31	95.03	95.61
Kişi 2	76.39	86.17	89.72	95.03	96.50	98.78
Kişi 3	78.97	87.81	87.69	92.75	96.22	99.11
Kişi 4	90.83	86.03	92.86	93.47	96.94	96.97
Kişi 5	73.06	87.61	86.44	94.61	96.06	98.03
Kişi 6	81.14	92.06	87.92	93.48	99.17	98.58
Kişi 7	74.44	90.61	83.83	87.83	94.78	96.25
Kişi 8	76.11	76.03	90.78	87.53	98.75	98.33
Kişi 9	77.39	84.00	89.72	90.44	94.50	97.36
Kişi 10	80.06	89.56	85.03	94.81	93.72	99.31
Ortalama	78.74 ±4.93	86.37 ±4.51	88.07 ±2.74	92.23 ±2.75	96.17 ±1.78	97.83 ±1.24

Çoklu EEG elektrot kullanımı göz önüne alındığında Şekil 39 ve 40'da görüldüğü gibi Grup 4 elektrotlarının en yüksek doğruluk oranını verdiği görülmektedir. Grup 4 elektrot kullanımına karşılık gelen doğruluk oranları Tablo 17'de verilmiştir. Burada, BBA sisteminin genel performansı, önerilen paradigmanın kullanımıyla 1, 3 ve 15 flaşlanma için sırasıyla %93.90, %98.10 ve %99.81 SD elde edilmektedir. Yani klasik performans değerleri 1, 3 ve 15 flaşlanma için sırasıyla %4,36, %1,01 ve %0,11 oranında artmaktadır.

3.2.2. Karakter Tespiti Sonuçları

Karakter tanıma testleri çevrimdışı analizde, 60 hedef karakterin üç kümeye ayrıldığı ve bir kümenin eğitim için, diğer ikisinin ise test için kullanıldığı 3 katlı çapraz doğrulama kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sunulan tüm test sonuçları, üç farklı bölümün tümü için elde edilmiştir. Ayrıca, tüm karakter tanımlama testleri, en iyi P300 algılama performansını sağladığından, yalnızca Grup 4 elektrotları kullanılarak 1,3 ve 15 flaşlanma için her iki paradigmada gerçekleştirilmiştir. Karşılık gelen sonuçlar Tablo 18'de gösterilmektedir.

Tablo 17. Grup 4 elektrotları için SD değerleri

Grup 4	1 flaşlanma		3 flaşlanma		15 flaşlanma	
	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S
Kişi 1	86.44	91.36	95.44	97.25	99.25	99.58
Kişi 2	87.25	95.58	97.06	98.86	99.72	99.64
Kişi 3	95.39	95.97	98.31	99.17	99.83	99.94
Kişi 4	95.56	95.64	98.28	99.11	99.92	99.89
Kişi 5	88.81	93.92	96.75	98.47	99.61	99.81
Kişi 6	94.42	93.94	97.42	98.15	99.78	99.73
Kişi 7	90.64	94.72	96.50	97.03	99.33	99.81
Kişi 8	81.08	86.78	97.89	96.06	100.00	99.75
Kişi 9	90.33	96.64	97.75	98.81	99.81	99.86
Kişi 10	89.75	94.50	95.72	98.14	99.81	99.89
Ortalama	89.97 ±4.49	93.90 ±2.90	97.11 ±1.01	98.10 ±1.02	99.70 ±0.24	99.81 ±0.12

Bu tablodaki her bir sonuç, yüzde oranıyla birlikte 40 hedef karakterden doğru tespit edilen karakter sayısını göstermektedir. Örnek olarak, 1.kişi 2B-SS paradigmasında 1 flaşlanma için, %57.5 oranına karşılık gelen 23 karakter doğru tespit edilmiştir.

Tablo 18. Her iki paradigma için karakter belirleme doğrulukları

Grup 4	1 flaşlanma		3 flaşlanma		15 flaşlanma	
	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S	2B-SS	3B-S
Kişi 1	23/40 (57.5%)	25/40 (62.5%)	29/40 (72.5%)	33/40 (82.5%)	40/40 (100%)	40/40 (100%)
Kişi 2	20/40 (50%)	25/40 (62.5%)	31/40 (77.5%)	36/40 (90%)	40/40 (100%)	39/40 (97.5%)
Kişi 3	26/40 (65%)	27/40 (67.5%)	38/40 (95%)	36/40 (90%)	40/40 (100%)	40/40 (100%)
Kişi 4	26/40 (65%)	25/40 (62.5%)	39/40 (97.5%)	34/40 (85%)	40/40 (100%)	39/40 (97.5%)
Kişi 5	18/40 (45%)	28/40 (70%)	35/40 (87.5%)	31/40 (77.5%)	39/40 (97.5%)	40/40 (100%)
Kişi 6	25/40 (62.5%)	27/40 (67.5%)	33/40 (82.5%)	35/40 (87.5%)	40/40 (100%)	40/40 (100%)
Kişi 7	22/40 (55%)	25/40 (62.5%)	27/40 (67.5%)	33/40 (82.5%)	39/40 (97.5%)	39/40 (97.5%)
Kişi 8	22/40 (55%)	30/40 (75%)	37/40 (92.5%)	33/40 (82.5%)	39/40 (97.5%)	40/40 (100%)
Kişi 9	26/40 (65%)	32/40 (80%)	34/40 (85%)	39/40 (97.5%)	40/40 (100%)	40/40 (100%)
Kişi 10	26/40 (65%)	30/40 (75%)	35/40 (87.5%)	35/40 (87.5%)	40/40 (100%)	40/40 (100%)
Ortalama	23.4/40 (58.5%)	27.4/40 (69.4%)	33.8/40 (84.5%)	34.5/40 (86.2%)	39.7/40 (99.2%)	39.7/40 (99.2%)

3.2.3. Anket Sonuçları

Bu çalışmada önerilen paradigmanın iş yükünü değerlendirmek için tüm katılımcılara öznel bir test sunulmuştur. Tüm sorular ve katılımcıların verdiği cevaplar Tablo 19'da verilmiştir. Bu cevaplardan hareketle önerilen paradigmanın sadece daha yüksek SD performansı sağlamakla kalmayıp aynı zamanda katılımcıların iş yükünü de hafiflettiği söylenebilir. Tabloda K1, K2 gibi kısaltmalar 1.kişi, 2.kişi gibi katılımcıları ifade etmektedir.

Tablo 19. Anket soruları ve katılımcıların verdiği cevaplar

Sorular	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	Önerilen Paradigma Oranı
S1. Hangi paradigmada zihinsel olarak daha çok yorulunuz?	2D	3D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	1/10
S2. Hangi paradigmada flaşlanmaları daha kolay saydınız?	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	10/10
S3. Gözleriniz hangi paradigmada daha çok yoruldu?	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	0/10
S4. Hangi paradigmada daha fazla dikkatiniz dağıldı?	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	2D	0/10
S5. Genel olarak hangi paradigmada daha rahat hissettiniz?	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	3D	10/10

3.3. Kişiden Bağımsız Çalışan Modelin Performans Sonuçları

Yürütülen 3B-S paradigması deneyinde 10 kişiden elde edilen EEG verileri kullanılarak KBÇM oluşturulmuştur. Bu veri Yapılan Çalışmalar Bölümünde ayrıntısı açıklandığı gibi; hedef uyaran içeren (sınıf1) veri (1200x3300 boyutlu veri ve 1200x1 boyutlu etiket) ile hedef uyaran içermeyen (sınıf2) veri (6000x3300 boyutlu veri ve 6000x1 boyutlu etiket) olmak üzere düzenlemiş olup, her defasında daha önce de ifade edildiği gibi rastgele %60 eğitim, %20 doğrulama ve %20 test olmak üzere üç parçaya ayrılmış ve toplam 50 kez YSA modeli kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. 50 koşum sonunda 99.40 ± 0.21 test sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Bu model kaydedilmiş ve KBÇM olarak tez çalışmasının devam eden adımlarında kullanılmıştır.

Çevrimiçi oturumda geliştirilen modelin performansı farklı 30 katılımcı ile test edilmiştir. İlgili çalışma sonuçları Tablo 20 ile gösterilmiş olup, burada modelin geliştirilmesi aşamasında deneye katılan gönüllüler K1:K10 ile gösterildiğinden, test işleminin farklı 30 kişiyle gerçekleştirildiğini göstermek amacıyla, test oturumuna katılan gönüllüler K11:K40 ile gösterilmiştir. KBÇM performansı değerlendirilirken, her bir katılımcıya serbest kelime belirleyip, bunu BBA ile düşünsel olarak yazdırma imkânı sunulmuştur. Deney sonunda katılımcının yazdırmak istediği ve buna karşılık önerilen modelin tespit ettiği kelimeler karşılaştırılarak model performansı Tablo 20’de gösterilmiştir. Tabloya göre; 30 katılımcının belirledikleri kelimeler 3 ile 6 harf arasında değişen uzunlukta olup, bu kelimelerden (katılımcılardan) 6 tanesi yazdırmak istediği kelimeyi bir harf hata ile geri kalan 24 tanesi ise doğru olarak yazdırmıştır. Tüm sonuçlar bir arada ele alındıklarında; katılımcıların tamamı için toplam 131 karakterlik yazdırma işleminden 125 karakter doğru, 6 karakter ise yanlış olarak tespit edilmiştir. Elde edilen bu tabloya göre kişiden bağımsız modelin çevrimiçi karakter tespit etme başarısı ise %95.41’dir.

Tablo 20. KBÇM'ye ait sonuçlar

	Toplam Karakter Sayısı	Doğru Tespit Edilen Karakter Sayısı	Yazdırılmak İstenen Kelime	Modelin Tespit Ettiği Kelime
K11	5	5	KUBRA	KUBRA
K12	4	4	ELMA	ELMA
K13	3	3	MUZ	MUZ
K14	5	4	CANIM	CANIG
K15	5	5	KITAP	KITAP
K16	4	4	GOLF	GOLF
K17	5	5	BEDİR	BEDİR
K18	5	5	HAKEM	HAKEM
K19	4	4	EMRE	EMRE
K20	4	4	ANNE	ANNE
K21	5	5	SEHPA	SEHPA
K22	4	3	KALE	GALE
K23	3	3	KAL	KAL
K24	4	4	PRIZ	PRIZ
K25	3	3	TOP	TOP
K26	4	4	TEZ	TEZ
K27	4	4	SENAM	SENAM
K28	5	5	SILGI	SILGI
K29	4	4	SAAT	SAAT
K30	4	3	MASA	YASA
K31	4	4	ASAL	ASAL
K32	5	5	AYLIN	AYLIN
K33	6	5	SEBILE	AEBILE
K34	4	3	SPOR	VPOR
K35	5	4	SEVGİ	AEVGI
K36	4	4	ARDA	ARDA
K37	4	4	METE	METE
K38	5	5	OKLID	OKLID
K39	5	5	ASLAN	ASLAN
K40	5	5	KALEM	KALEM
TOPLAM	131	125		
Ortalama SD		%95.41		

3.4. OO3B-S ve O3B-S Paradigmalarının Karşılaştırıldığı Çalışma Sonuçları

Geliştirilen KBÇM ile OO3B-S ve O3B-S oturumlarında 15 kişi ile çevrimiçi ‘NEURON’, ‘FUNCTION’ ve ‘FEATURE’ kelimeleri yazdırılmış ve sonuçlar Tablo 21’e kaydedilmiştir. Tabloda kişi ilgili harfi doğru yazdırmışsa siyah renkli ‘✓’, yanlış yazdırmışsa kırmızı renkli ‘X’ ile gösterilmiştir. Her kişiye ait son sütunda ise o katılımcıya ait yüzde doğruluk görülmektedir. Örneğin 1.kişi OO3B-S oturumunda ‘NEURON’

doğruluğu elde edilmiştir. Tablo 21’den de görüleceği üzere önerilen olasılıksal yaklaşımla daha yüksek performanslı çalışan BBA sistemi geliştirilmiştir.

Uyaran sunumu Şekil 36’da yer alan matris diziliminde yer alan sütun ve [satır^T]’larına göre gerçekleştirilmiştir. Buna göre harflerin merkezde veya kenarda olmasının performansı etkileyip etkilemediği araştırma sorusudur. Bu amaçla baştan ve sondan birinci (1 ve 6. sütunlar), baştan ve sondan ikinci (2 ve 5. sütunlar) ve baştan ve sondan üçüncü (3 ve 4. sütunlar) sütunda yer alan harfler, kaç kere hedef karakter oldukları ve doğru tespit edilme sayıları-oranları sırasıyla Tablo 22 a., b. ve c’de görülmektedir. Benzer şekilde baştan ve sondan birinci (7 ve 12. satırlar), baştan ve sondan ikinci (8 ve 11. satırlar) ve baştan ve sondan üçüncü (9 ve 10. satırlar) satırda yer alan harfler, kaç kere hedef karakter oldukları ve doğru tespit edilme sayıları-oranları sırasıyla Tablo 23 a., b. ve c’de görülmektedir.

Tablo 22’den gösterilen sonuçlara göre merkezden (sütun 3-4) kenar sütunlara gidildikçe (sütun 1-6) hedef karakterlerin tespit edilme doğruluğu azalmaktadır. Tablo 23’te gösterilen sonuçlara göre sütunların tersine, merkezden (satır 9-10) kenar satırlara gidildikçe (satır 7-12) hedef karakterlerin tespit edilme doğruluğu artmaktadır. Buna göre harflerin merkezde veya kenarda olması doğru tahmin edilmesini etkilemediği söylenebilir.

Tablo 22. a. 1-6.sütunda yer alan harfler, b. 2-5.sütunda yer alan harfler ve c. 3-4.sütunda yer alan harflerin doğru belirlenme oranları

Sütun 1-6	Hedef Karakter Olarak Gösterilme Sayısı	Doğru Tespit Edilme Sayısı	Doğruluk (%)
A	2	25	83.33
G	0	-	-
-	0	-	-
S	0	-	-
Y	0	-	-
J	0	-	-
F	4	56	93.33
L	0	-	-
R	4	49	81.66
:(	0	-	-
I	2	25	83.33
Bs	0	-	-
Ortalama			85.41

a.

Sütun 2-5	Hedef Karakter Olarak Gösterilme Sayısı	Doğru Tespit Edilme Sayısı	Doğruluk (%)
.	0	-	-
H	0	-	-
N	8	105	87.5
:)	0	-	-
Z	0	-	-
M	0	-	-
,	0	-	-
K	0	-	-
Q	0	-	-
W	0	-	-
E	6	82	91.11
Sp	0	-	-
Ortalama			89.30

b.

Sütun 3-4	Hedef Karakter Olarak Gösterilme Sayısı	Doğru Tespit Edilme Sayısı	Doğruluk (%)
C	2	29	96.66
?	0	-	-
O	4	53	88.33
U	6	81	90
Ok	0	-	-
T	4	50	83.33
D	0	-	-
!	0	-	-
P	0	-	-
V	0	-	-
B	0	-	-
X	0	-	-
Ortalama			89.58

c.

Tablo 23.a. 7-12.satırda yer alan harfler, b. 8-11.satırda yer alan harfler ve c. 9-10.satırda yer alan harflerin doğru belirlenme oranları

Satır 7-12	Hedef Karakter Olarak Gösterilme Sayısı	Doğru Tespit Edilme Sayısı	Doğruluk (%)
A	2	25	83.33
.	0	-	-
C	2	29	96.66
D	0	-	-
,	0	-	-
F	4	56	93.33
J	0	-	-
M	0	-	-
T	4	50	83.33
X	0	-	-
Sp	0	-	-
Bs	0	-	-
Ortalama			89.16

a.

Satır 8-11	Hedef Karakter Olarak Gösterilme Sayısı	Doğru Tespit Edilme Sayısı	Doğruluk (%)
G	0	-	-
H	0	-	-
?	0	-	-
!	0	-	-
K	0	-	-
L	0	-	-
Y	0	-	-
Z	0	-	-
Ok	0	-	-
B	0	-	-
E	6	82	91.11
I	2	25	83.33
Ortalama			87.22

b.

Satır 9-10	Hedef Karakter Olarak Gösterilme Sayısı	Doğru Tespit Edilme Sayısı	Doğruluk (%)
-	0	-	-
N	8	105	87.5
O	4	53	88.3
P	0	-	-
Q	0	-	-
R	4	49	81.66
S	0	-	-
:)	0	-	-
U	6	81	90
V	0	-	-
W	0	-	-
:(	0	-	-
Ortalama			86.86

c.

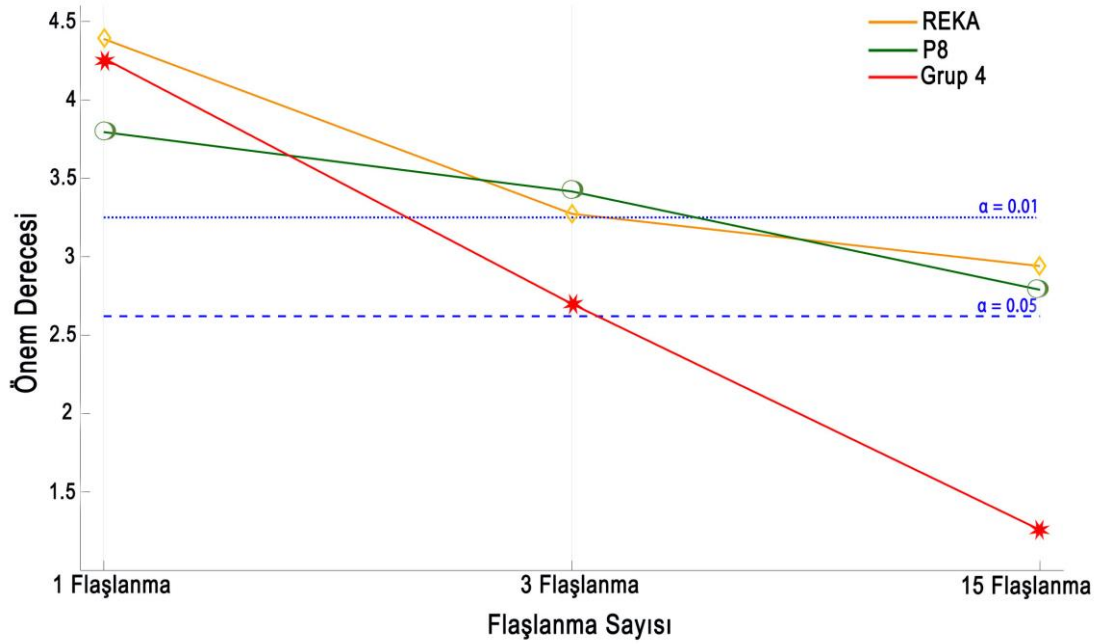
4. İRDELEME

Bir önceki Bulgular Bölümü'nde önerilen 3B-S paradigmasının performansı klasik 2B-SS paradigması ile çeşitli açılardan karşılaştırılmıştır. İlk olarak, her bir kişinin performansı, tüm elektrot kullanım kombinasyonları için REKA metriğiyle değerlendirilmiştir. İkinci olarak, tek elektrot (P8) kullanım performansı SD metriğiyle değerlendirilmiştir. Son olarak, maksimum doğruluk performansı için çoklu elektrot kullanımı (Grup 4) düşünülerek karşılaştırma yapılmıştır. Önerilen paradigmanın performansının, tüm bu üç kullanım için klasik paradigmanın performansını geliştirdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca, elde edilen sonuçların istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını araştırmak önemlidir. Bu amaçla REKA değerinin performansı, tek elektrot kullanımının performansı ve çoklu elektrot kullanımının performansı olmak üzere üç durum için anlamlılık testi yapılmıştır. Karşılık gelen sonuçlar, flaşlanma sayısı açısından Şekil 41'de verilmiştir. REKA değer performansı ve tek elektrot kullanımı sonuçlarındaki iyileştirmelerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu açıktır. Öte yandan, klasik paradigmada tüm elektrotlar kullanılarak ve 15 flaşlanmada zaten yüksek bir doğruluk sağladığından (%99,7) önerilen paradigmanın sağladığı %99,8 SD istatistiksel açıdan anlamlı değildir. Ancak, 1 ve 3 flaşlanma için çoklu elektrot kullanımında önerilen paradigmanın kullanımı ile doğruluk artışı her iki alfa (α) seviyesinde de anlamlıdır. Elde edilen anlamlılık testi sonuçlarına dayanarak, önerilen paradigmanın özellikle daha az sayıda elektrot ve flaşlanma ile kullanılması önerilmiştir. Kolay uygulanabilen bir BBA sisteminin daha az sayıda elektrot ve flaş kullanımının yanı sıra yüksek doğruluk gerektirdiği göz önüne alındığında, önerilen paradigma klasik paradigmaya göre tercih edilir.

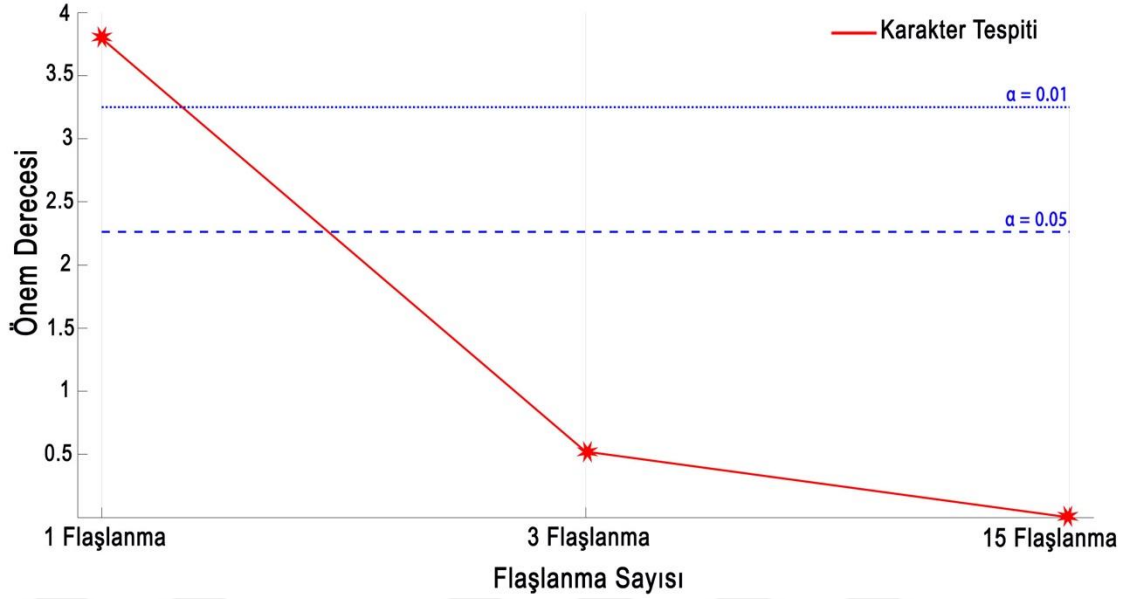
Literatürde birçok çalışma, SD'yi geliştirmek için yeni görsel uyarıcı sunum teknikleri (Qu vd., 2018) (X. Zhang vd., 2021) veya karar süresini azaltmak için daha az sayıda flaşlama teknikleri (De Venuto ve Mezzina, 2021) (Kshirsagar ve Londhe, 2019) önermiştir. P300 tabanlı bir çalışmada P300 heceleyicisinin SD performansının ve bilgi aktarım hızının gerçek dünya uygulaması için yeterli olmadığını ifade ederek sanal bir karakter matrisinde karakterlerin üzerine yeşil nokta veya kırmızı çizgi koyarak yeni bir matris biçimi önermişlerdir (Y. Wu vd., 2020). 11 katılımcı ile gerçekleştirdikleri çevrimdışı çalışmada ortalama %97.27'lik SD elde etmişlerdir. Bir başka çalışmada ise, kullanıcının kendi yüzü ve ünlü bir yüze dayalı P300 heceleme paradigması önermişlerdir (Lu vd., 2020).

Çalışmalarında 10 katılımcının çevrimiçi SD ortalaması %85.3'e ulaşmıştır. Çevrimiçi tabanlı bir başka çalışmada ise, benzer amaca dayalı olarak, üç boyutlu (3B) ve tek karakterli görsel uyaran P300 heceleyicisi ile çevrimiçi (gerçek zamanlı) deneylerinde 12 gönüllüden ortalama %94 SD oranı elde etmişlerdir (Qu vd., 2018).

Karakter tespitinde ise P300'ün hem sütun hem de satır (veya transpoze satır) için doğru tespiti gereklidir. Bu nedenle, Tablo 18'in doğrulukları Tablo 17'den biraz daha düşüktür. P300 dalga tespitindeki yüksek performansa benzer şekilde önerilen paradigma, karakter tespiti için de klasik paradigmadan daha iyi sonuç vermektedir. Önerilen paradigmanın karakter tespitindeki performansını istatistiksel açıdan farklı olup olmadığını göstermek adına, karakter tespiti sonuçları için de anlamlılık testi yapılmış ve sonuçlar Şekil 42'de gösterilmiştir. Yine, önerilen paradigma daha az sayıda flaşlanma için önemli ölçüde daha iyi sonuçlar vermektedir.



Şekil 41. Farklı flaşlanma sayılarındaki sınıflandırma doğruluğu açısından önem derecesi sonuçları



Şekil 42. Farklı flaşlanma sayılarındaki karakter tespiti açısından önem derecesi sonuçları

Son olarak, anket sonuçları, katılımcının çoğunluğunun klasik paradigmlar yerine önerilen paradigma kullanımını tercih ettiğini göstermektedir. Tüm bu sonuçlar göz önüne alındığında önerilen paradigma, basitliği ve yüksek doğruluk sunmasından dolayı BBA sistemleri için geliştirilmiş yeni bir adaydır.

Önerilen 3B-S paradigması kullanılarak geliştirilen KBÇM model kullanılarak O3B-S BBA sistemi geliştirilmiştir. Geliştirilen bu olasılıksal yaklaşımla birim zamanda toplam aynı sayıda flaşlanmayla daha yüksek performans sağlayan BBA sistemi tasarlanmıştır. Bu sayede daha az flaşlanmayla daha yüksek doğruluklar elde edilebilmektedir. Buda birim zamanda daha fazla harfin-kelimenin yazdırılmasına olanak sağlamaktadır. Geliştirilen bu olasılıksal sistem sayesinde hasta bireyler daha hızlı ve az sayıda elektrot kullanıldığından daha konforlu bir şekilde çevresindeki kişilerle iletişim kurabilmektedirler. Önerilen olasılıksal yaklaşımın SD performansı %92.73 iken, olasılıksal olmayan klasik yaklaşımın performansı ise %83.48'dir.

Literatürde yapılan benzer P300 heceleyici tabanlı çalışmalar, kişiden bağımsız ve çevrimiçi P300 heceleme sistemi tasarlamayı amaçlamıştır. Örneğin, Xue ve arkadaşları, uyarıcı başlangıçlı uyumsuzluk durumunda yüksek performanslı bir P300 heceleyiciyi geliştirmek için kişiden bağımsız ve çevrimiçi çalışan dinamik durdurma modeli önermişlerdir. Çevrimiçi aşamayı 14 katılımcıyla test etmişler ve ortalama %89,05 SD oranı elde etmişlerdir (Xue vd., 2019). Literatürde yapılan benzer çalışmalarda, Gao ve

arkadaşlarının yaptıkları “Kişiden bağımsız P300 tabanlı beyin-bilgisayar arayüzleri için evrişimli bir sinir ağına ve büyük elektroensefalografi verilerine dayalı genel model tasarımı” isimli çalışmada çok sayıda katılımcıdan aldıkları EEG verileriyle evrişimli sinir ağı modeli kullanarak model geliştirilmiş, 10 tur buton flaşlanmasıyla çevrimdışı oturumda %80’in üzerinde SD elde etmişlerdir. Simule edilmiş çevrimiçi oturumda ise ortalama 6.04 tur buton flaşlanmasıyla %75.34 SD elde etmişlerdir (W. Gao vd., 2021). Tez çalışmasına benzer bir “Kişiden Bağımsız Bir P300 Yazım Sisteminde Topluluk Öğrenmesi Tabanlı Çok Kanallı EEG Sınıflandırması” isimli çalışmada ise Mussabayeva ve arkadaşları, geliştirdikleri kişiden bağımsız modelle çevrimiçi oturumda LDA, DVM ve k-EYK sınıflandırıcılarından oluşan topluluk öğrenme algoritmalarıyla beynin oksipital bölgesine yerleştirdikleri 4 elektrotu kullanarak %90’ın üzerinde SD elde etmişlerdir. Elde ettikleri bu topluluk öğrenme sonucu, en yüksek tekli sınıflandırıcı performansını %5 geliştirmiştir (Mussabayeva vd., 2021). Gerçekleştirilen bir diğer çalışmada ise Zhao ve arkadaşları, 50 sağlıklı katılımcıdan aldıkları EEG verileriyle kişiden bağımsız model geliştirmişlerdir. Bir hedef karakter için 120 flaşlanma gerçekleştirdikleri paradigmalarında çevrimiçi oturumda ortalama %85 SD elde etmişlerdir (Zhao vd., 2018).

5. SONUÇ

Bu tez çalışmasında, yalnızca SD oranını artırmakla kalmayıp aynı zamanda daha düşük bilişsel iş yükü sağlayan 3B sütun tabanlı (3B-S) P300 heceleme paradigması geliştirilmiştir. Önerilen heceleme paradigmasının özellikle daha az EEG elektrot kullanımı için tasarlanmış BBA sistemlerinde faydalı olduğu gösterilmiştir. Ayrıca önerilen paradigmanın klasik 2B-SS paradigmasına göre daha az flaşlanma ile daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir. Özellikle 1, 3 ve 15 flaşlanma için P8 elektrotu kullanılarak ortalama SD performansı sırasıyla %9.69, %4.72 ve %1.73'e yükseltilmiştir. Bu nedenle, düşük hesaplama süresine sahip bir BBA sistem tasarımında önemli olan tek flaşlanma için iyileştirme oranı oldukça yüksektir. Öte yandan, Grup 4 elektrotları için 1, 3 ve 15 flaşlanmada ortalama SD performansı sırasıyla %4.36, %1.01 ve %0.11'e yükseltilmiştir. Ancak bunlar tek elektrot iyileştirme oranlarına göre daha düşük. Bunun nedeni, bu tür paradigmaların EEG elektrot sayısı veya flaşlanma sayısı artırıldığında maksimum doğruluk performansına (%100) ulaşmasıdır. Performans artışını değerlendirmek için istatistiksel açıdan anlamlılık testi de kullanılmış ve önerilen paradigmanın daha az elektrot ve flaş ile performansı önemli ölçüde iyileştirdiği gözlemlenmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında yapılan ikinci çalışma KBÇM geliştirilmesidir. Makine öğrenme sistemlerinin uygulamama alanlarından birisi de BBA sistemleridir. Konuşamayan, hareket edemeyen ve çevresindeki kişilere ihtiyaçlarını aktaramayacak durumda olan hasta bireylerin BBA sistemlerini kullanarak çevresindeki kişilerle iletişim kurabilmeleri sağlanmaktadır. BBA sistemlerinin en büyük kısıtlaması, kullanılan modelin kişiye bağlı olması ve çevrimiçi durumda yaşanan zorluklardır. Geliştirilen BBA sistemini yeni bir kişide kullanmak istendiğinde, bu kişiden yeni veri toplanması ve elde edilen bu verilerle o kişiye özgü modelin geliştirilmesi gerekir. Bu işlem uzun sürmektedir bu sebeple kişiye özgü modelle çalışan sistemler tak-çalıştır modunda değildir. Çevrimiçi çalıştırmada yaşanan zorluklar ise BBA sistemlerinin diğer bir kısıtlamalarındandır. Bu tez çalışması kapsamında bu iki problemin çözümüne katkı sağlayacak gerçek zamanlı (çevrimiçi) ve kişiden bağımsız çalışan BBA modeli geliştirilmiştir. Geliştirilen sistemin performansını ölçmek için 10 kişiden veri toplanıp KBÇM oluşturulmuş ve farklı 30 kişi ile çevrimiçi şekilde test edilmiştir. Çalışmanın sonuçlarına göre, geliştirilen KBÇM'nin hedef uyaran ve hedef olmayan uyaranlara ait sinyalleri ayırma performansı 99.40 ± 0.21 'dir. Bu modelle yapılan

çevrimiçi kelime tespiti uygulamasının performansı ise %95.41 olarak bulunmuştur. Kişiden bağımsız ve çevrimiçi kelime tespitinin yapıldığı bu çalışma literatüre önemli katkı sunmaktadır.

P300 heceleme sistemlerinin bazı özellikleri şunlardır: heceleyici performansı, çevrimiçi/çevrimdışı kullanım, kişiden bağımlı/bağımsız, uyaran tekniği ve uyaranlar arası aralık süreleri, P300 ERP'lerinin genliği, flaşlanma sayısı ve flaşlama teknikleri, görsel düzen, dikkate alınan kanal(lar)ın sayısı, sınıflandırma yöntemi ve zihinsel iş yükü kapasitesine etkisidir. Bu özelliklerden kişiden bağımsızlık özelliği bulunan P300 heceleyicisi, kullanıcıların herhangi bir eğitim, adaptasyon veya kalibrasyon seansına gerek duymadan sistemi doğrudan çalıştırmalarına imkan verebilmektedir. Dolayısıyla zaman alıcı işlemlerden kaçınarak hecelemenin pratikliğini arttırdığı söylenebilir. Öte yandan, flaşlanma sayısı, bilgi aktarım hızı ve sınıflandırma doğruluğu (SD) ile doğrudan ilişkilidir. Başka bir deyişle, flaşlanma sayısı ne kadar fazlaysa, P300'ü algılama olasılığının o kadar yüksek olduğu, ancak heceleme sisteminin daha yavaş olduğu anlamına gelir. Bu nedenle, belirlenen flaşlanma sayısı açısından SD ile bilgi aktarım hızı arasında ters orantılı bir ilişki vardır. Bu tez çalışması kapsamında geliştirilen KBÇM ile çalışan olasılıksal tabanlı heceleme sistemiyle yazdırılmak istenen kelimenin olasılığı veri tabanında var olan sözlükten hesaplanarak sıradaki harfin belirlenen olasılığa göre daha fazla flaşlanmasını sağlayan olasılıksal ve P300 genliğinin büyük olmasını sağlayan 3 boyutlu sütun uyaran sunum paradigması geliştirilmiştir. Önerilen bu model 15 kişiyle çevrimiçi olarak test edilmiş ve %92.73 SD elde edilmiştir. Olasılıksal model, olasılıksal olmayan modele göre %11'lik bir performans artışı sağlamıştır.

6. ÖNERİLER

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında ALS gibi felçli bireylerin gerçel zamanlı olarak çevreleri ile yazarak iletişim kurmalarını olanaklı hale getirebilecek hızlı ve yüksek performanslı bir beyin bilgisayar arayüzü tasarlanmıştır. Önerilen modelin kişiden bağımsız olması yani yeni bir kullanıcı için ekstra bir eğitim, adaptasyon ya da kalibrasyon aşamasına gerek duymadan tak-kullan özelliğinde olması çalışmanın özgün yanını oluşturmaktadır. Bu amaç doğrultusunda önerilen sistem ortalama %92 SD ile çalışmaktadır. Bu sınıflandırma doğruluğuna veri tabanındaki sözlükten faydalanarak hedef harfin olasılıksal yaklaşım ile flaşlanma sayısının en yüksek tutulması ile ve uyaran sunumunun 3 boyutlu-sütun şeklinde tasarlanması ile ulaşılmıştır.

Gerçekleştirilen ilk çalışmada literatürde sıklıkla kullanılan 2B-SS paradigması ve 3B-S paradigması karşılaştırılmış ve önerilen uyaran sunumunun daha yüksek performans gösterdiği sonuçlar kısmında gösterilmiştir. Ancak bu performans artışının 3B etkisinden mi sadece sütun tabanlı flaşlanma etkisinde mi kaynaklandığına dair harici bir çalışma yapılmamıştır. Dolayısıyla bu performans artışında 3B ve sütun flaşlanmasının etkisi ayrıca yapılacak ölçümlerle gösterilebilir.

Önerilen yeni paradigmanın özellikle düşük flaşlanma sayılarında yüksek performans gösterdiği göz önüne alındığında, tek flaşlanma tabanlı BBA sistemi tasarımı için yeni öznitelik çıkarma ve farklı sınıflandırıcı algoritmaları geliştirilebilir. Sistemin daha hızlı çalışmasını adına bu adımda yapılacak iyileştirmeler oldukça önemlidir.

Önerilen BBA sisteminde yüksek maliyetli EEG cihazı ve bilgisayar kullanılmaktadır. Maliyeti azaltmak adına birkaç elektrotlu yerli bir EEG cihazı ve miroişlemcili bir kartla sistem maliyeti azaltılabilir. Geliştirilen sistem MATLAB yazılımıyla gerçekleştirilmiştir. Ancak MATLAB yazılımının ticari lisansı bulunmamaktadır. Geliştirilen BBA sisteminin ticari bir ürün haline gelebilmesi için PYTHON gibi açık kaynak kodlu bir yazılımla sistem güncellemesi yapılabilir.

Konuşma güçlüğü çeken bu tip hastaların sosyal yaşamdan kopmamaları sağlamak adına, geliştirilen BBA sistemi kullanılarak uzak mesafede bulunan insanlarla internet aracılığıyla haberleşmeleri sağlanabilir. Bu amaçla mevcut görüntülü ve mesajlaşmaya imkân sağlayan uygulamalara benzer bir sistem geliştirilerek bu tür hastaların BBA sistemini kullanarak görüntülü ve mesajlaşmalarını sağlayabilecek uygulama geliştirilebilir.

Yazdırılan kelimeler metinden sese çevirme (*ing.* text to speech) algoritmalarıyla bilgisayar aracılığıyla seslendirilerek kullanıcı ve yanındakilerin duyması sağlanabilir.



7. KAYNAKÇA

- Aftanas, L., ve Golocheikine, S., 2001. Human anterior and frontal midline theta and lower alpha reflect emotionally positive state and internalized attention: high-resolution EEG investigation of meditation. Neuroscience letters, 310, 57-60.
- Aggarwal, S., ve Chugh, N., 2022. Review of Machine Learning Techniques for EEG Based Brain Computer Interface. Archives of Computational Methods in Engineering, 1-20.
- Allison, B. Z., McFarland, D. J., Schalk, G., Zheng, S. D., Jackson, M. M., ve Wolpaw, J. R., 2008. Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials. Clinical neurophysiology, 119, 399-408.
- Ambler, T., Braeutigam, S., Stins, J., Rose, S., ve Swithenby, S., 2004. Salience and choice: neural correlates of shopping decisions. Psychology ve Marketing, 21, 247-261.
- Ambler, T., Ioannides, A., ve Rose, S., 2000. Brands on the brain: Neuro-images of advertising. Business Strategy Review, 11, 17-30.
- Anand, B., Chhina, G., ve Singh, B., 1961. Some aspects of electroencephalographic studies in yogis. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 13, 452-456.
- Angelakis, E., Stathopoulou, S., Frymiare, J. L., Green, D. L., Lubar, J. F., ve Kounios, J., 2007. EEG neurofeedback: a brief overview and an example of peak alpha frequency training for cognitive enhancement in the elderly. The Clinical Neuropsychologist, 21, 110-129.
- Ariely, D., ve Berns, G. S., 2010. Neuromarketing: the hope and hype of neuroimaging in business. Nature Reviews Neuroscience, 11, 284-292.
- Aydemir, O., 2021. A new performance evaluation metric for classifiers: polygon area metric. Journal of Classification, 38, 16-26.
- Aydemir, O., Saka, K., ve Ozturk, M., 2021. Investigating the effects of stimulus duration and inter-stimulus interval parameters on P300 based BCI application performance. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 1-9.
- Babiloni, C., Pizzella, V., Del Gratta, C., Ferretti, A., ve Romani, G. L., 2009. Fundamentals of electroencephalography, magnetoencephalography, and functional magnetic resonance imaging. International review of neurobiology, 86, 67-80.
- Bai, O., Rathi, V., Lin, P., Huang, D., Battapady, H., Fei, D.-Y., . . . Hallett, M., 2011. Prediction of human voluntary movement before it occurs. Clinical neurophysiology, 122, 364-372.

- Baillet, S., Mosher, J. C., ve Leahy, R. M., 2001. Electromagnetic brain mapping. IEEE Signal processing magazine, 18, 14-30.
- Ball, T., Kern, M., Mutschler, I., Aertsen, A., ve Schulze-Bonhage, A., 2009. Signal quality of simultaneously recorded invasive and non-invasive EEG. Neuroimage, 46, 708-716.
- Bensch, M., Karim, A. A., Mellinger, J., Hinterberger, T., Tangermann, M., Bogdan, M., . . . Birbaumer, N., 2007. Nessi: an EEG-controlled web browser for severely paralyzed patients. Computational intelligence and neuroscience, 20.
- Betke, M., Gips, J., ve Fleming, P., 2002. The camera mouse: visual tracking of body features to provide computer access for people with severe disabilities. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 10, 1-10.
- Bin, G., Gao, X., Wang, Y., Hong, B., ve Gao, S., 2009. VEP-based brain-computer interfaces: time, frequency, and code modulations [Research Frontier]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 4, 22-26.
- Birbaumer, N., Elbert, T., Canavan, A. G., ve Rockstroh, B., 1990. Slow potentials of the cerebral cortex and behavior. Physiological reviews, 70, 1-41.
- Birbaumer, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Iversen, I., Kotchoubey, B., Kübler, A., . . . Flor, H., 1999. A spelling device for the paralysed. Nature, 398, 297-298.
- Birbaumer, N., Hinterberger, T., Kubler, A., ve Neumann, N., 2003. The thought-translation device (TTD): neurobehavioral mechanisms and clinical outcome. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 120-123.
- Black, A., 1972. The operant conditioning of central nervous system electrical activity. In Psychology of Learning and Motivation, 47-95.
- Blankertz, B., Curio, G., ve Müller, K.-R., 2001. Classifying single trial EEG: Towards brain computer interfacing. Advances in neural information processing systems, 14.
- Blankertz, B., Lemm, S., Treder, M., Haufe, S., ve Müller, K.-R., 2011. Single-trial analysis and classification of ERP components—a tutorial. Neuroimage, 56, 814-825.
- Blankertz, B., Losch, F., Krauledat, M., Dornhege, G., Curio, G., ve Müller, K.-R., 2008. The Berlin Brain-Computer Interface: Accurate performance from first-session in BCI-naive subjects. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55, 2452-2462.
- Blankertz, B., Muller, K.-R., Krusienski, D. J., Schalk, G., Wolpaw, J. R., Schlogl, A., . . . Birbaumer, N., 2006. The BCI competition III: Validating alternative approaches to actual BCI problems. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 14, 153-159.

- Blankertz, B., Sannelli, C., Halder, S., Hammer, E. M., Kübler, A., Müller, K.-R., . . . Dickhaus, T., 2010. Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance. Neuroimage, 51, 1303-1309.
- Blankertz, B., Tangermann, M., Vidaurre, C., Fazli, S., Sannelli, C., Haufe, S., . . . Curio, G., 2010. The Berlin brain–computer interface: non-medical uses of BCI technology. Frontiers in neuroscience, 198.
- Borisoff, J. F., Mason, S. G., Bashashati, A., ve Birch, G. E., 2004. Brain-computer interface design for asynchronous control applications: improvements to the LF-ASD asynchronous brain switch. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 985-992.
- Bossetti, C. A., Carmena, J. M., Nicolelis, M. A., ve Wolf, P. D., 2004. Transmission latencies in a telemetry-linked brain-machine interface. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 919-924.
- Bostanov, V., 2004. BCI competition 2003-data sets Ib and Iib: feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 1057-1061.
- Boye, A. T., Kristiansen, U. Q., Billinger, M., do Nascimento, O. F., ve Farina, D., 2008. Identification of movement-related cortical potentials with optimized spatial filtering and principal component analysis. Biomedical Signal Processing and Control, 3, 300-304.
- Braz, G. P., Russold, M., ve Davis, G. M., 2009. Functional electrical stimulation control of standing and stepping after spinal cord injury: a review of technical characteristics. Neuromodulation: Technology at the Neural Interface, 12, 180-190.
- Broetz, D., Braun, C., Weber, C., Soekadar, S. R., Caria, A., ve Birbaumer, N., 2010. Combination of brain-computer interface training and goal-directed physical therapy in chronic stroke: a case report. Neurorehabilitation and Neural Repair, 24, 674-679.
- Brown, P., Salenius, S., Rothwell, J. C., ve Hari, R., 1998. Cortical correlate of the Piper rhythm in humans. Journal of Neurophysiology, 80, 2911-2917.
- Brunner, C., Allison, B. Z., Krusienski, D. J., Kaiser, V., Müller-Putz, G. R., Pfurtscheller, G., ve Neuper, C., 2010. Improved signal processing approaches in an offline simulation of a hybrid brain–computer interface. Journal of neuroscience methods, 188, 165-173.
- Brunner, P., Joshi, S., Briskin, S., Wolpaw, J. R., Bischof, H., ve Schalk, G., 2010. Does the ‘P300’ speller depend on eye gaze? Journal of neural engineering, 7, 6013.
- Brysbaert, M., 2019. How many words do we read per minute? A review and meta-analysis of reading rate. Journal of Memory and Language, 109, 104047.

- Bu, N., Okamoto, M., ve Tsuji, T., 2009. A hybrid motion classification approach for EMG-based human-robot interfaces using bayesian and neural networks. IEEE transactions on robotics, 25, 502-511.
- Buch, E., Weber, C., Cohen, L. G., Braun, C., Dimyan, M. A., Ard, T., . . . Fourkas, A., 2008. Think to move: a neuromagnetic brain-computer interface (BCI) system for chronic stroke. Stroke, 39, 910-917.
- Bullara, L. A., Agnew, W. F., Yuen, T. G., Jacques, S., ve Pudenz, R. H., 1979. Evaluation of electrode array material for neural prostheses. Neurosurgery, 5, 681-686.
- Burges, C. J., 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data mining and knowledge discovery, 2, 121-167.
- Caplan, J. B., Madsen, J. R., Raghavachari, S., ve Kahana, M. J., 2001. Distinct patterns of brain oscillations underlie two basic parameters of human maze learning. Journal of Neurophysiology, 86, 368-380.
- Caria, A., Weber, C., Brötz, D., Ramos, A., Ticini, L. F., Gharabaghi, A., . . . Birbaumer, N., 2011. Chronic stroke recovery after combined BCI training and physiotherapy: a case report. Psychophysiology, 48, 578-582.
- Carmena, J. M., Lebedev, M. A., Crist, R. E., O'Doherty, J. E., Santucci, D. M., Dimitrov, D. F., . . . Segev, I., 2003. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. PLoS biology, 1.
- Carpaneto, J., Umiltà, M., Fogassi, L., Murata, A., Gallese, V., Micera, S., ve Raos, V., 2011. Decoding the activity of grasping neurons recorded from the ventral premotor area F5 of the macaque monkey. Neuroscience, 188, 80-94.
- Castellanos, N. P., ve Makarov, V. A., 2006. Recovering EEG brain signals: Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis. Journal of neuroscience methods, 158, 300-312.
- Choi, C., Micera, S., Carpaneto, J., ve Kim, J., 2008. Development and quantitative performance evaluation of a noninvasive EMG computer interface. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56, 188-191.
- Christopher deCharms, R., 2008. Applications of real-time fMRI. *Nature Reviews Neuroscience*, 9, 720-729.
- Chu, C., Luo, J., Tian, X., Han, X., ve Guo, S., 2021. A P300 Brain-Computer Interface Paradigm Based on Electric and Vibration Simple Command Tactile Stimulation. Frontiers in human neuroscience, 15, 641357.
- Cincotti, F., Mattia, D., Aloise, F., Bufalari, S., Schalk, G., Oriolo, G., . . . Babiloni, F., 2008. Non-invasive brain-computer interface system: towards its application as assistive technology. Brain research bulletin, 75, 796-803.

- Cook, I. A., Warren, C., Pajot, S. K., Schairer, D., ve Leuchter, A. F., 2011. Regional brain activation with advertising images. Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics, 4, 147.
- Coyle, D., McGinnity, T. M., ve Prasad, G., 2010. Improving the separability of multiple EEG features for a BCI by neural-time-series-prediction-preprocessing. Biomedical Signal Processing and Control, 5, 196-204.
- Coyle, S., Ward, T., Markham, C., ve McDarby, G., 2004. On the suitability of near-infrared (NIR) systems for next-generation brain-computer interfaces. Physiological measurement, 25, 815.
- Coyle, S. M., Ward, T. E., ve Markham, C. M., 2007. Brain-computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system. *Journal of neural engineering*, 4(3), 219.
- Croft, R. J., ve Barry, R. J., 2000. Removal of ocular artifact from the EEG: a review. Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology, 30, 5-19.
- Crone, N. E., Miglioretti, D. L., Gordon, B., ve Lesser, R. P., 1998. Functional mapping of human sensorimotor cortex with electrocorticographic spectral analysis. II. Event-related synchronization in the gamma band. Brain: a journal of neurology, 121, 2301-2315.
- Cui, X., Bray, S., ve Reiss, A. L., 2010. Functional near infrared spectroscopy (NIRS) signal improvement based on negative correlation between oxygenated and deoxygenated hemoglobin dynamics. Neuroimage, 49, 3039-3046.
- Daly, J. J., ve Wolpaw, J. R., 2008. Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation. *The Lancet Neurology*, 7, 1032-1043.
- Darvas, F., Scherer, R., Ojemann, J. G., Rao, R., Miller, K. J., ve Sorensen, L. B., 2010. High gamma mapping using EEG. Neuroimage, 49, 930-938.
- Davis, H., Davis, P. A., Loomis, A. L., Harvey, E. N., ve Hobart, G., 1939. Electrical reactions of the human brain to auditory stimulation during sleep. *Journal of Neurophysiology*, 2, 500-514.
- De la Rosa, R., Alonso, A., Carrera, A., Durán, R., ve Fernández, P., 2010. Man-machine interface system for neuromuscular training and evaluation based on EMG and MMG signals. sensors, 10, 11100-11125.
- De Venuto, D., ve Mezzina, G., (2021). A Single-Trial P300 Detector Based on Symbolized EEG and Autoencoded-(1D) CNN to Improve ITR Performance in BCIs. sensors, 21, 3961.
- DeCharms, R. C., Christoff, K., Glover, G. H., Pauly, J. M., Whitfield, S., ve Gabrieli, J. D., (2004). Learned regulation of spatially localized brain activation using real-time fMRI. Neuroimage, 21, 436-443.

- DeCharms, R. C., Maeda, F., Glover, G. H., Ludlow, D., Pauly, J. M., Soneji, D., . . . Mackey, S. C., 2005. Control over brain activation and pain learned by using real-time functional MRI. Proceedings of the National Academy of Sciences, 102, 18626-18631.
- del R Millan, J., Mouriño, J., Franzé, M., Cincotti, F., Varsta, M., Heikkonen, J., ve Babiloni, F., 2002. A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks. IEEE Transactions on Neural Networks, 13, 678-686.
- Donchin, E., ve Smith, D. B., 1970. The contingent negative variation and the late positive wave of the average evoked potential. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 29, 201-203.
- Dornhege, G., Blankertz, B., Krauledat, M., Losch, F., Curio, G., ve Muller, K.-R., 2006. Combined optimization of spatial and temporal filters for improving brain-computer interfacing. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 53, 2274-2281.
- Doudou, M., Bouabdallah, A., ve Cherfaoui, V., 2018. A light on physiological sensors for efficient driver drowsiness detection system. Sensors ve Transducers Journal, 224, 39-50.
- Eckhouse, R. H., ve Maulucci, R. A., 1997. A multimedia system for augmented sensory assessment and treatment of motor disabilities. Telematics and Informatics, 14, 67-82.
- Emotiv. 2011. Brain Computer Interface Technology. Retrieved from <http://www.emotiv.com>
- Farwell, L. A., ve Donchin, E., 1988. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 70, 510-523.
- Fatourechi, M., Bashashati, A., Ward, R. K., ve Birch, G. E., 2007. EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey. Clinical neurophysiology, 118, 480-494.
- Fazel-Rezai, R., ve Abhari, K., 2009. A region-based P300 speller for brain-computer interface. Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, 34, 81-85.
- Fell, J., Dietl, T., Grunwald, T., Kurthen, M., Klaver, P., Trautner, P., . . . Fernández, G., 2004. Neural bases of cognitive ERPs: more than phase reset. Journal of cognitive neuroscience, 16, 1595-1604.
- Fernández, T., Harmony, T., Rodríguez, M., Bernal, J., Silva, J., Reyes, A., ve Marosi, E., 1995. EEG activation patterns during the performance of tasks involving different components of mental calculation. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 94, 175-182.

- Finke, A., Lenhardt, A., ve Ritter, H., 2009. The MindGame: a P300-based brain-computer interface game. Neural networks, 22, 1329-1333.
- Flexer, A., Bauer, H., Pripfl, J., ve Dorffner, G., 2005. Using ICA for removal of ocular artifacts in EEG recorded from blind subjects. Neural networks, 18, 998-1005.
- Fonseca, C., Cunha, J. S., Martins, R. E., Ferreira, V., De Sa, J. M., Barbosa, M., ve Da Silva, A. M., 2006. A novel dry active electrode for EEG recording. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54, 162-165.
- Furdea, A., Halder, S., Krusienski, D., Bross, D., Nijboer, F., Birbaumer, N., ve Kübler, A., 2009. An auditory oddball (P300) spelling system for brain-computer interfaces. Psychophysiology, 46, 617-625.
- Galán, F., Nuttin, M., Lew, E., Ferrez, P. W., Vanacker, G., Philips, J., ve Millán, J. d. R., 2008. A brain-actuated wheelchair: asynchronous and non-invasive brain-computer interfaces for continuous control of robots. Clinical neurophysiology, 119, 2159-2169.
- Galloway, N., 1990. Human brain electrophysiology: Evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine. The British journal of ophthalmology, 74, 255.
- Gao, J. F., Yang, Y., Lin, P., Wang, P., ve Zheng, C. X., 2010. Automatic removal of eye-movement and blink artifacts from EEG signals. Brain Topography, 23, 105-114.
- Gao, W., Yu, T., Yu, J.-G., Gu, Z., Li, K., Huang, Y., . . . Li, Y., 2021. Learning invariant patterns based on a convolutional neural network and big electroencephalography data for subject-independent P300 brain-computer interfaces. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 29, 1047-1057.
- Gao, X., Xu, D., Cheng, M., ve Gao, S., 2003. A BCI-based environmental controller for the motion-disabled. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 137-140.
- Garcia, G. N., Ebrahimi, T., ve Vesin, J.-M., 2003. *Support vector EEG classification in the Fourier and time-frequency correlation domains*. Paper presented at the First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2003.
- Gargiulo, G., Calvo, R. A., Bifulco, P., Cesarelli, M., Jin, C., Mohamed, A., ve van Schaik, A., 2010. A new EEG recording system for passive dry electrodes. Clinical neurophysiology, 121, 686-693.
- Garrett, D., Peterson, D. A., Anderson, C. W., ve Thaut, M. H., 2003. Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 141-144.
- Georgopoulos, A. P., Karageorgiou, E., Leuthold, A. C., Lewis, S. M., Lynch, J. K., Alonso, A. A., . . . Hemmy, L. S., 2007. Synchronous neural interactions assessed by

- magnetoencephalography: a functional biomarker for brain disorders. Journal of neural engineering, 4, 349.
- Georgopoulos, A. P., Langheim, F. J., Leuthold, A. C., ve Merkle, A. N., 2005. Magnetoencephalographic signals predict movement trajectory in space. Experimental brain research, 167, 132-135.
- Georgopoulos, A. P., Schwartz, A. B., ve Kettner, R. E., 1986. Neuronal population coding of movement direction. Science, 233, 1416-1419.
- Ghafar, R., Hussain, A., Samad, S. A., ve Tahir, N., 2008. *Comparison of FFT and AR techniques for scalp EEG analysis. Paper presented at the 4th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering.*
- Gomez-Gil, J., San-Jose-Gonzalez, I., Nicolas-Alonso, L. F., ve Alonso-Garcia, S., 2011. Steering a tractor by means of an EMG-based human-machine interface. sensors, 11, 7110-7126.
- Gray, M., Kemp, A. H., Silberstein, R. B., ve Nathan, P. J., 2003. Cortical neurophysiology of anticipatory anxiety: an investigation utilizing steady state probe topography (SSPT). Neuroimage, 20, 975-986.
- Grozea, C., Voinescu, C. D., ve Fazli, S., 2011. Bristle-sensors—low-cost flexible passive dry EEG electrodes for neurofeedback and BCI applications. Journal of neural engineering, 8, 025008.
- Halder, S., Rea, M., Andreoni, R., Nijboer, F., Hammer, E. M., Kleih, S. C., . . . Kübler, A., 2010. An auditory oddball brain–computer interface for binary choices. Clinical neurophysiology, 121, 516-523.
- Hanslmayr, S., Sauseng, P., Doppelmayr, M., Schabus, M., ve Klimesch, W. 2005., Increasing individual upper alpha power by neurofeedback improves cognitive performance in human subjects. Applied psychophysiology and biofeedback, 30, 1-10.
- Haselsteiner, E., ve Pfurtscheller, G., 2000. Using time-dependent neural networks for EEG classification. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 8, 457-463.
- Hashmi, M. F., Kene, J. D., Kotambkar, D. M., Matte, P., ve Keskar, A. G., 2022. An efficient P300 detection algorithm based on kernel principal component analysis-support vector machine. Computers ve Electrical Engineering, 97, 107608.
- Hinterberger, T., Kübler, A., Kaiser, J., Neumann, N., ve Birbaumer, N., 2003. A brain–computer interface (BCI) for the locked-in: comparison of different EEG classifications for the thought translation device. Clinical neurophysiology, 114, 416-425.

- Hinterberger, T., Schmidt, S., Neumann, N., Mellinger, J., Blankertz, B., Curio, G., ve Birbaumer, N., 2004. Brain-computer communication and slow cortical potentials. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 1011-1018.
- Hochberg, L. R., Serruya, M. D., Friehs, G. M., Mukand, J. A., Saleh, M., Caplan, A. H., . . . Donoghue, J. P., 2006. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. Nature, 442, 164-171.
- Hwang, H.-J., Kwon, K., ve Im, C.-H., 2009. Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface (BCI). Journal of neuroscience methods, 179, 150-156.
- Iglesias-Tejedor, M., Díez, Á., Llorca-Bofí, V., Núñez, P., Castaño-Díaz, C., Bote, B., . . . Molina, V., 2022. Relation between EEG resting-state power and modulation of P300 task-related activity in theta band in schizophrenia. Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry, 116, 110541.
- Ikegami, S., Takano, K., Saeki, N., ve Kansaku, K., 2011. Operation of a P300-based brain-computer interface by individuals with cervical spinal cord injury. Clinical neurophysiology, 122, 991-996.
- Iturrate, I., Antelis, J. M., Kubler, A., ve Minguez, J., 2009. A noninvasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation. IEEE transactions on robotics, 25, 614-627.
- Iversen, I., Ghanayim, N., Kübler, A., Neumann, N., Birbaumer, N., ve Kaiser, J., 2008. A brain-computer interface tool to assess cognitive functions in completely paralyzed patients with amyotrophic lateral sclerosis. Clinical neurophysiology, 119, 2214-2223.
- Izzetoglu, M., Devaraj, A., Bunce, S., ve Onaral, B., 2005. Motion artifact cancellation in NIR spectroscopy using Wiener filtering. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 52, 934-938.
- Jackson, A., Mavoori, J., ve Fetz, E. E., 2007. Correlations between the same motor cortex cells and arm muscles during a trained task, free behavior, and natural sleep in the macaque monkey. Journal of Neurophysiology, 97, 360-374.
- Jeannerod, M., 1995. Mental imagery in the motor context. Neuropsychologia, 33, 1419-1432.
- Jung, T.-P., Makeig, S., Westerfield, M., Townsend, J., Courchesne, E., ve Sejnowski, T. J., 2000. Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects. Clinical neurophysiology, 111, 1745-1758.
- Kaiser, J., Perelmouter, J., Iversen, I. H., Neumann, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., . . . Birbaumer, N., 2001. Self-initiation of EEG-based communication in paralyzed patients. Clinical neurophysiology, 112, 551-554.

- Kaper, M., Meinicke, P., Grossekathoefer, U., Lingner, T., ve Ritter, H., 2004. BCI competition 2003-data set IIb: support vector machines for the P300 speller paradigm. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 1073-1076.
- Karim, A. A., Hinterberger, T., Richter, J., Mellinger, J., Neumann, N., Flor, H., . . . Birbaumer, N., 2006. Neural internet: Web surfing with brain potentials for the completely paralyzed. Neurorehabilitation and Neural Repair, 20, 508-515.
- Kauhanen, L., Nykopp, T., Lehtonen, J., Jylanki, P., Heikkonen, J., Rantanen, P., . . . Sams, M., 2006. EEG and MEG brain-computer interface for tetraplegic patients. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 14, 190-193.
- Kayikcioglu, T., ve Aydemir, O., 2010. A polynomial fitting and k-NN based approach for improving classification of motor imagery BCI data. Pattern Recognition Letters, 31, 1207-1215.
- Kennan, R. P., Horovitz, S. G., Maki, A., Yamashita, Y., Koizumi, H., ve Gore, J. C., 2002. Simultaneous recording of event-related auditory oddball response using transcranial near infrared optical topography and surface EEG. Neuroimage, 16, 587-592.
- Kennedy, P. R., Bakay, R. A., Moore, M. M., Adams, K., ve Goldwaithe, J., 2000. Direct control of a computer from the human central nervous system. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 8, 198-202.
- Kennedy, P. R., Kirby, M. T., Moore, M. M., King, B., ve Mallory, A., 2004. Computer control using human intracortical local field potentials. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 12, 339-344.
- Kirasirova, L., Bulanov, V., Ossadtchi, A., Kolsanov, A., Pyatin, V., ve Lebedev, M., 2020. A P300 brain-computer interface with a reduced visual field. Frontiers in neuroscience, 14, 1246.
- Kivikangas, J. M., Chanel, G., Cowley, B., Ekman, I., Salminen, M., Järvelä, S., ve Ravaja, N., 2011. A review of the use of psychophysiological methods in game research. journal of gaming ve virtual worlds, 3, 181-199.
- Kleber, B., ve Birbaumer, N., 2005. Direct brain communication: neuroelectric and metabolic approaches at Tübingen. Cognitive Processing, 6, 65-74.
- Klimesch, W., 1997. EEG-alpha rhythms and memory processes. International journal of psychophysiology, 26, 319-340.
- Klimesch, W., Doppelmayr, M., Yonelinas, A., Kroll, N. E., Lazzara, M., Röhm, D., ve Gruber, W., 2001. Theta synchronization during episodic retrieval: neural correlates of conscious awareness. Cognitive Brain Research, 12, 33-38.
- Klimesch, W., Sauseng, P., Hanslmayr, S., Gruber, W., ve Freunberger, R., 2007. Event-related phase reorganization may explain evoked neural dynamics. Neuroscience ve Biobehavioral Reviews, 31, 1003-1016.

- Klobassa, D. S., Vaughan, T. M., Brunner, P., Schwartz, N., Wolpaw, J. R., Neuper, C., ve Sellers, E., 2009. Toward a high-throughput auditory P300-based brain–computer interface. Clinical neurophysiology, 120, 1252-1261.
- Koivisto, M., ve Revonsuo, A., 2010. Event-related brain potential correlates of visual awareness. Neuroscience ve Biobehavioral Reviews, 34, 922-934.
- Konrad, P., ve Shanks, T., 2010. Implantable brain computer interface: Challenges to neurotechnology translation. Neurobiology of disease, 38, 369-375.
- Korkmaz, O. E., Aydemir, Ö., Oral, E. A., ve Özbek., 2022. Y. Kişiden Bağımsız Çevrimiçi P300-Tabanlı Beyin-Bilgisayar Arayüzü Sınıflandırma Modeli Oluşturulması. Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 27, 73-85.
- Krepki, R., Blankertz, B., Curio, G., ve Müller, K.-R., 2007. The Berlin Brain-Computer Interface (BBCI)–towards a new communication channel for online control in gaming applications. Multimedia Tools and Applications, 33, 73-90.
- Krusienski, D. J., Schalk, G., McFarland, D. J., ve Wolpaw, J. R., 2007. A μ -Rhythm Matched Filter for Continuous Control of a Brain-Computer Interface. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54, 273-280.
- Kshirsagar, G. B., ve Londhe, N. D., 2019. Weighted ensemble of deep convolution neural networks for single-trial character detection in Devanagari-script-based P300 speller. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 12, 551-560.
- Kübler, A., Furdea, A., Halder, S., Hammer, E. M., Nijboer, F., ve Kotchoubey, B., 2009. A brain–computer interface controlled auditory event-related potential (P300) spelling system for locked-in patients. Annals of the New York Academy of Sciences, 1157, 90-100.
- Kübler, A., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., Ghanayim, N., Perelmouter, J., Schauer, M., . . . Birbaumer, N., 1999. The thought translation device: a neurophysiological approach to communication in total motor paralysis. Experimental brain research, 124, 223-232.
- Kübler, A., Kotchoubey, B., Kaiser, J., Wolpaw, J. R., ve Birbaumer, N., 2001. Brain–computer communication: Unlocking the locked in. Psychological bulletin, 127, 358.
- Lalor, E. C., Kelly, S. P., Finucane, C., Burke, R., Smith, R., Reilly, R. B., ve Mcdarby, G., 2005. Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2005, 1-9.
- Lauer, R. T., Peckham, P. H., ve Kilgore, K. L., 1999. EEG-based control of a hand grasp neuroprosthesis. Neuroreport, 10, 1767-1771.

- Lauer, R. T., Peckham, P. H., Kilgore, K. L., ve Heetderks, W. J., 2000. Applications of cortical signals to neuroprosthetic control: a critical review. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 8, 205-208.
- Leach, W. M., 1994. Fundamentals of low-noise analog circuit design. Proceedings of the IEEE, 82, 1515-1538.
- Lebedev, M. A., ve Nicolelis, M. A., 2006. Brain-machine interfaces: past, present and future. TRENDS in Neurosciences, 29, 536-546.
- Lee, J.-H., Ryu, J., Jolesz, F. A., Cho, Z.-H., ve Yoo, S.-S., 2009. Brain-machine interface via real-time fMRI: preliminary study on thought-controlled robotic arm. Neuroscience letters, 450, 1-6.
- Lee, K.-H., Williams, L. M., Breakspear, M., ve Gordon, E., 2003. Synchronous gamma activity: a review and contribution to an integrative neuroscience model of schizophrenia. Brain research reviews, 41, 57-78.
- Lee, P.-L., Hsieh, J.-C., Wu, C.-H., Shyu, K.-K., ve Wu, Y.-T., 2008. Brain computer interface using flash onset and offset visual evoked potentials. Clinical neurophysiology, 119, 605-616.
- Lemm, S., Blankertz, B., Curio, G., ve Muller, K.-R., 2005. Spatio-spectral filters for improving the classification of single trial EEG. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 52, 1541-1548.
- Lemm, S., Schafer, C., ve Curio, G., 2004. BCI competition 2003-data set III: probabilistic modeling of sensorimotor/spl mu/rhythms for classification of imaginary hand movements. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 1077-1080.
- Leuthardt, E. C., Schalk, G., Wolpaw, J. R., Ojemann, J. G., ve Moran, D. W., 2004. A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans. Journal of neural engineering, 1, 63.
- Levine, S. P., Huggins, J. E., BeMent, S. L., Kushwaha, R. K., Schuh, L. A., Passaro, E. A., . . . Ross, D. A., 1999. Identification of electrocorticogram patterns as the basis for a direct brain interface. Journal of clinical neurophysiology, 16, 439.
- Lin, C.-J., ve Hsieh, M.-H., 2009. Classification of mental task from EEG data using neural networks based on particle swarm optimization. Neurocomputing, 72, 1121-1130.
- Liu, G., Huang, G., Meng, J., Zhang, D., ve Zhu, X., 2010. Improved GMM with parameter initialization for unsupervised adaptation of brain-computer interface. International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering, 26, 681-691.
- Liu, Y., Zhou, Z., ve Hu, D., 2011. Gaze independent brain-computer speller with covert visual search tasks. Clinical neurophysiology, 122, 1127-1136.

- Loeb, G., Walker, A., Uematsu, S., ve Konigsmark, B., 1977. Histological reaction to various conductive and dielectric films chronically implanted in the subdural space. Journal of biomedical materials research, 11, 195-210.
- Logothetis, N. K., Pauls, J., Augath, M., Trinath, T., ve Oeltermann, A., 2001. Neurophysiological investigation of the basis of the fMRI signal. Nature, 412, 150-157.
- Loizidou, P., Rios, E., Marttini, A., Keluo-Udeke, O., Soetedjo, J., Belay, J., . . . Speier, W., 2022. Extending brain-computer interface access with a multilingual language model in the P300 speller. Brain-Computer Interfaces, 9, 36-48.
- Lopez-Gordo, M. A., Sanchez-Morillo, D., ve Valle, F. P., 2014. Dry EEG electrodes. sensors, 14, 12847-12870.
- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., ve Arnaldi, B., 2007. A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces. Journal of neural engineering, 4, R1.
- Lu, Z., Li, Q., Gao, N., ve Yang, J., 2020. The self-face paradigm improves the performance of the P300-speller system. Frontiers in computational neuroscience, 93.
- Luo, W., Feng, W., He, W., Wang, N.-Y., ve Luo, Y.-J., 2010. Three stages of facial expression processing: ERP study with rapid serial visual presentation. Neuroimage, 49, 1857-1867.
- Lutzenberger, W., Pulvermüller, F., Elbert, T., ve Birbaumer, N., 1995. Visual stimulation alters local 40-Hz responses in humans: an EEG-study. Neuroscience letters, 183, 39-42.
- Margalit, E., Weiland, J., Clatterbuck, R., Fujii, G., Maia, M., Tameesh, M., . . . Piyathaisere, D., 2003. Visual and electrical evoked response recorded from subdural electrodes implanted above the visual cortex in normal dogs under two methods of anesthesia. Journal of neuroscience methods, 123, 129-137.
- Martens, S., Hill, N., Farquhar, J., ve Schölkopf, B., 2009. Overlap and refractory effects in a brain–computer interface speller based on the visual P300 event-related potential. Journal of neural engineering, 6, 026003.
- Mason, S. G., ve Birch, G. E., 2000. A brain-controlled switch for asynchronous control applications. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 47, 1297-1307.
- Mason, S. G., ve Birch, G. E. 2003. A general framework for brain-computer interface design. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 70-85.
- Matsuo, T., Kawasaki, K., Osada, T., Sawahata, H., Suzuki, T., Shibata, M., . . . Sato, N., 2011. Intracal electrocorticography in macaque monkeys with minimally invasive neurosurgical protocols. Frontiers in systems neuroscience, 5, 34.

- Matsuoka, S., 1990. Theta rhythms: state of consciousness. Brain Topography, 3, 203-208.
- Maynard, E. M., Nordhausen, C. T., ve Normann, R. A., 1997. The Utah intracortical electrode array: a recording structure for potential brain-computer interfaces. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 102, 228-239.
- Mayo., 2022. MAYO Foundation for Medical Education and Research. Retrieved from <https://www.mayoclinic.org/brain-lobes/img-20008887>
- McFarland, D. J., Krusienski, D. J., ve Wolpaw, J. R., 2006. Brain-computer interface signal processing at the Wadsworth Center: mu and sensorimotor beta rhythms. Progress in brain research, 159, 411-419.
- Mellinger, J., Schalk, G., Braun, C., Preissl, H., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., ve Kübler, A., 2007. An MEG-based brain-computer interface (BCI). Neuroimage, 36, 581-593.
- Middendorf, M., McMillan, G., Calhoun, G., ve Jones, K. S., 2000. Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 8, 211-214.
- Millan, J. R., ve Mouriño, J., 2003. Asynchronous BCI and local neural classifiers: an overview of the adaptive brain interface project. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 159-161.
- Millán, J. R., Renkens, F., Mourino, J., ve Gerstner, W., 2004. Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 1026-1033.
- Miller, K. J., Leuthardt, E. C., Schalk, G., Rao, R. P., Anderson, N. R., Moran, D. W., . . . Ojemann, J. G., 2007. Spectral changes in cortical surface potentials during motor movement. Journal of neuroscience, 27, 2424-2432.
- Miller, K. J., Shenoy, P., Miller, J. W., Rao, R. P., ve Ojemann, J. G., 2007. Real-time functional brain mapping using electrocorticography. Neuroimage, 37, 504-507.
- Miller, L. A., Stubblefield, K. A., Lipschutz, R. D., Lock, B. A., ve Kuiken, T. A., 2008. Improved myoelectric prosthesis control using targeted reinnervation surgery: a case series. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 16, 46-50.
- Mima, T., Simpkins, N., Oluwatimilehin, T., ve Hallett, M., 1999. Force level modulates human cortical oscillatory activities. Neuroscience letters, 275, 77-80.
- Moench, T., Hollmann, M., Grzeschik, R., Mueller, C., Luetzkendorf, R., Baecke, S., . . . Bernarding, J., 2008. Real-time classification of activated brain areas for fMRI-based human-brain-interfaces. Paper presented at the Medical Imaging 2008: Physiology, Function, and Structure from Medical Images.

- Moon, I., Lee, M., ve Mun, M., 2004. A novel EMG-based human-computer interface for persons with disability. Paper presented at the Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics, 2004. ICM'04.
- Moore, M. M., 2003. Real-world applications for brain-computer interface technology. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 162-165.
- Mousavi, E. A., Maller, J. J., Fitzgerald, P. B., ve Lithgow, B. J., 2011. Wavelet common spatial pattern in asynchronous offline brain computer interfaces. Biomedical Signal Processing and Control, 6, 121-128.
- Mugler, E. M., Ruf, C. A., Halder, S., Bensch, M., ve Kubler, A., 2010. Design and implementation of a P300-based brain-computer interface for controlling an internet browser. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 18, 599-609.
- Muller, K.-R., Anderson, C. W., ve Birch, G. E., 2003. Linear and nonlinear methods for brain-computer interfaces. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 165-169.
- Muller-Putz, G. R., ve Pfurtscheller, G., 2007. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55, 361-364.
- Mussabayeva, A., Jamwal, P. K., ve Akhtar, M. T., 2021. Ensemble Voting-Based Multichannel EEG Classification in a Subject-Independent P300 Speller. Applied Sciences, 11, 11252.
- Müller, M. M., Bosch, J., Elbert, T., Kreiter, A., Sosa, M. V., Sosa, P. V., ve Rockstroh, B., 1996. Visually induced gamma-band responses in human electroencephalographic activity—a link to animal studies. Experimental brain research, 112, 96-102.
- Müller, M. M., Keil, A., Gruber, T., ve Elbert, T., 1999. Processing of affective pictures modulates right-hemispheric gamma band EEG activity. Clinical neurophysiology, 110, 1913-1920.
- Müller-Putz, G. R., Scherer, R., Pfurtscheller, G., ve Rupp, R., 2005. EEG-based neuroprosthesis control: a step towards clinical practice. Neuroscience letters, 382, 169-174.
- Nakayama, K., ve Inagaki, K., 2006. A brain computer interface based on neural network with efficient pre-processing. Paper presented at the 2006 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications.
- Neumann, N., ve Birbaumer, N., 2003. Predictors of successful self control during brain-computer communication. Journal of Neurology, Neurosurgery ve Psychiatry, 74, 1117-1121.

- Neuper, C., Scherer, R., Reiner, M., ve Pfurtscheller, G., 2005. Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. Cognitive Brain Research, 25, 668-677.
- NeuroSky. 2011. Brainwave Sensors for Everybody. Retrieved from <http://www.neurosky.com>
- Nicolas-Alonso, L. F., ve Gomez-Gil, J., 2012. Brain computer interfaces, a review. sensors, 12, 1211-1279.
- Niedermeyer, E., ve da Silva, F. L., 2005. Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields: Lippincott Williams ve Wilkins.
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D. J., Birbaumer, N., ve Kübler, A., 2008. An auditory brain-computer interface (BCI). Journal of neuroscience methods, 167, 43-50.
- Nöjd, N., Hannula, M., Narra, N., ve Hyttinen, J., 2008. Electrode position optimization for facial EMG measurements for human-computer interface. Methods of information in medicine, 47, 192-197.
- Obeidat, Q. T., Campbell, T. A., ve Kong, J., 2015. Introducing the edges paradigm: a P300 brain-computer interface for spelling written words. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 45, 727-738.
- Odom, J. V., Bach, M., Barber, C., Brigell, M., Marmor, M. F., Tormene, A. P., ve Holder, G. E., 2004. Visual evoked potentials standard (2004). Documenta ophthalmologica, 108, 115-123.
- Olofsson, J. K., Nordin, S., Sequeira, H., ve Polich, J., 2008. Affective picture processing: an integrative review of ERP findings. Biological psychology, 77, 247-265.
- Orhanbulucu, F., ve Latifoğlu, F., 2022. Detection of amyotrophic lateral sclerosis disease from event-related potentials using variational mode decomposition method. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 25, 840-851.
- Orlandi, A., ve Proverbio, A. M., 2019. Left-hemispheric asymmetry for object-based attention: An ERP study. Brain sciences, 9, 315.
- Palaniappan, R., 2005. Brain computer interface design using band powers extracted during mental tasks. Paper presented at the Conference Proceedings. 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2005.
- Perlstein, W. M., Cole, M. A., Larson, M., Kelly, K., Seignourel, P., ve Keil, A. 2003. Steady-state visual evoked potentials reveal frontally-mediated working memory activity in humans. Neuroscience letters, 342, 191-195.

- Pfurtscheller, G., 1992. Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 83, 62-69.
- Pfurtscheller, G., Brunner, C., Schlögl, A., ve Da Silva, F. L., 2006. Mu rhythm (de) synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks. Neuroimage, 31, 153-159.
- Pfurtscheller, G., ve Da Silva, F. L., 1999. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. Clinical neurophysiology, 110, 1842-1857.
- Pfurtscheller, G., Guger, C., Müller, G., Krausz, G., ve Neuper, C., 2000. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. Neuroscience letters, 292, 211-214.
- Pfurtscheller, G., Müller, G. R., Pfurtscheller, J., Gerner, H. J., ve Rupp, R., 2003. 'Thought'-control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia. Neuroscience letters, 351, 33-36.
- Pfurtscheller, G., ve Neuper, C., 2001. Motor imagery and direct brain-computer communication. Proceedings of the IEEE, 89, 1123-1134.
- Pfurtscheller, G., Neuper, C., Flotzinger, D., ve Pergenzer, M., 1997. EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 103, 642-651.
- Pfurtscheller, G., Neuper, C., Muller, G., Obermaier, B., Krausz, G., Schlogl, A., . . . Skliris, D., 2003. Graz-BCI: state of the art and clinical applications. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 11, 1-4.
- Picton, T. W., van Roon, P., Armilio, M. L., Berg, P., Ille, N., ve Scherg, M., 2000. The correction of ocular artifacts: a topographic perspective. Clinical neurophysiology, 111, 53-65.
- Pineda, J. A., 2005. The functional significance of mu rhythms: translating "seeing" and "hearing" into "doing". Brain research reviews, 50, 57-68.
- Polich, J., Ellerson, P. C., ve Cohen, J., 1996. P300, stimulus intensity, modality, and probability. International journal of psychophysiology, 23, 55-62.
- Polikov, V. S., Tresco, P. A., ve Reichert, W. M., 2005. Response of brain tissue to chronically implanted neural electrodes. Journal of neuroscience methods, 148, 1-18.
- Power, S. D., Kushki, A., ve Chau, T., 2011. Towards a system-paced near-infrared spectroscopy brain-computer interface: differentiating prefrontal activity due to mental arithmetic and mental singing from the no-control state. Journal of neural engineering, 8, 066004.

- Qu, J., Wang, F., Xia, Z., Yu, T., Xiao, J., Yu, Z., . . . Li, Y., 2018. A novel three-dimensional P300 speller based on stereo visual stimuli. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 48, 392-399.
- Rakotomamonjy, A., ve Guigue, V., 2008. BCI competition III: dataset II-ensemble of SVMs for BCI P300 speller. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55, 1147-1154.
- Ramirez-Quintana, J. A., Madrid-Herrera, L., Chacon-Murguia, M. I., ve Corral-Martinez, L. F., 2021. Brain-computer interface system based on p300 processing with convolutional neural network, novel speller, and low number of electrodes. Cognitive Computation, 13, 108-124.
- Rauss, K., Schwartz, S., ve Pourtois, G., 2011. Top-down effects on early visual processing in humans: A predictive coding framework. Neuroscience ve Biobehavioral Reviews, 35, 1237-1253.
- Ravden, D., ve Polich, J., 1999. On P300 measurement stability: habituation, intra-trial block variation, and ultradian rhythms. Biological psychology, 51, 59-76.
- Rebsamen, B., Burdet, E., Guan, C., Teo, C. L., Zeng, Q., Ang, M., ve Laugier, C., 2007. Controlling a wheelchair using a BCI with low information transfer rate. Paper presented at the 2007 IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics.
- Rebsamen, B., Guan, C., Zhang, H., Wang, C., Teo, C., Ang, M. H., ve Burdet, E., 2010. A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 18, 590-598.
- Renaud, P., Joyal, C., Stoleru, S., Goyette, M., Weiskopf, N., ve Birbaumer, N., 2011. Real-time functional magnetic imaging—brain—computer interface and virtual reality: promising tools for the treatment of pedophilia. Progress in brain research, 192, 263-272.
- Rentzeperis, I., Nikolaev, A. R., Kiper, D. C., ve Van Leeuwen, C., 2012. Relationship between neural response and adaptation selectivity to form and color: an ERP study. Frontiers in human neuroscience, 6, 89.
- Rivet, B., Souloumiac, A., Attina, V., ve Gibert, G., 2009. xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: application to brain—computer interface. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56, 2035-2043.
- Rota, G., Sitaram, R., Veit, R., Erb, M., Weiskopf, N., Dogil, G., ve Birbaumer, N., 2009. Self-regulation of regional cortical activity using real-time fMRI: The right inferior frontal gyrus and linguistic processing. Human brain mapping, 30, 1605-1614.
- Saab, J., Batta, B., Grosse-Wentrup, M., Scherer, R., Billinger, M., ve Kreilinger, A., 2011. Simultaneous EEG recordings with dry and wet electrodes in motor-imagery: Citeseer.

- Saavedra, C., 2013. Wavelet-based semblance methods to enhance single-trial ERP detection. Université de Lorraine,
- Saavedra, C., ve Bougrain, L., 2012. Processing stages of visual stimuli and event-related potentials. Paper presented at the The NeuroComp/KEOpS'12 workshop.
- Sabra, N. I., ve Wahed, M. A., 2011. The use of meg-based brain computer interface for classification of wrist movements in four different directions. Paper presented at the 2011 28th National Radio Science Conference (NRSC).
- Salmelin, R., Hämäläinen, M., Kajola, M., ve Hari, R., 1995. Functional segregation of movement-related rhythmic activity in the human brain. Neuroimage, 2, 237-243.
- Salvaris, M., ve Sepulveda, F., 2009. Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm. Journal of neural engineering, 6, 046011.
- Saraiva, J. M. A. Independent Component Analysis denoising impact on the Analysis of Visual P300 Event-related potentials with ASD subjects.
- Schalk, G., Kubanek, J., Miller, K. J., Anderson, N., Leuthardt, E. C., Ojemann, J. G., . . . Wolpaw, J. R., 2007. Decoding two-dimensional movement trajectories using electrocorticographic signals in humans. Journal of neural engineering, 4, 264.
- Scherer, R., Muller, G., Neuper, C., Graimann, B., ve Pfurtscheller, G., 2004. An asynchronously controlled EEG-based virtual keyboard: improvement of the spelling rate. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 979-984.
- Schlögl, A., Lee, F., Bischof, H., ve Pfurtscheller, G., 2005. Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005. Journal of neural engineering, 2, L14.
- Schneider, F., Elbert, T., Heimann, H., Welker, A., Stetter, F., Mattes, R., . . . Mann, K., 1993. Self-regulation of slow cortical potentials in psychiatric patients: alcohol dependency. Biofeedback and Self-regulation, 18, 23-32.
- Schneider, F., Rockstroh, B., Heimann, H., Lutzenberger, W., Mattes, R., Elbert, T., . . . Bartels, M., 1992. Self-regulation of slow cortical potentials in psychiatric patients: Schizophrenia. Biofeedback and Self-regulation, 17, 277-292.
- Schwartz, A. B., 1993. Motor cortical activity during drawing movements: population representation during sinusoid tracing. Journal of Neurophysiology, 70, 28-36.
- Seeck, M., Koessler, L., Bast, T., Leijten, F., Michel, C., Baumgartner, C., . . . Beniczky, S., 2017. The standardized EEG electrode array of the IFCN. Clinical neurophysiology, 128, 2070-2077.
- Sellers, E. W., Vaughan, T. M., ve Wolpaw, J. R., 2010. A brain-computer interface for long-term independent home use. Amyotrophic lateral sclerosis, 11, 449-455.

- Senkowski, D., ve Herrmann, C. S., 2002. Effects of task difficulty on evoked gamma activity and ERPs in a visual discrimination task. Clinical neurophysiology, 113, 1742-1753.
- Serruya, M. D., Hatsopoulos, N. G., Paninski, L., Fellows, M. R., ve Donoghue, J. P., 2002. Instant neural control of a movement signal. Nature, 416, 141-142.
- Shenoy, P., Krauledat, M., Blankertz, B., Rao, R. P., ve Müller, K.-R., 2006. Towards adaptive classification for BCI. Journal of neural engineering, 3, R13.
- Silvoni, S., Volpato, C., Cavinato, M., Marchetti, M., Priftis, K., Merico, A., . . . Piccione, F., 2009. P300-based brain-computer interface communication: evaluation and follow-up in amyotrophic lateral sclerosis. Frontiers in neuroscience, 3, 1.
- Sinclair, C. M., Gasper, M. C., ve Blum, A. S., 2007. Basic electronics in clinical neurophysiology. In The Clinical Neurophysiology Primer, 3-18.
- Sitaram, R., Lee, S., Ruiz, S., Rana, M., Veit, R., ve Birbaumer, N., 2011. Real-time support vector classification and feedback of multiple emotional brain states. Neuroimage, 56, 753-765.
- Sitaram, R., Zhang, H., Guan, C., Thulasidas, M., Hoshi, Y., Ishikawa, A., . . . Birbaumer, N., 2007. Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface. Neuroimage, 34, 1416-1427.
- Sterman, M. B., ve Egner, T., 2006. Foundation and practice of neurofeedback for the treatment of epilepsy. Applied psychophysiology and biofeedback, 31, 21-35.
- Strangman, G., Boas, D. A., ve Sutton, J. P., 2002. Non-invasive neuroimaging using near-infrared light. Biological psychiatry, 52, 679-693.
- Strehl, U., Leins, U., Goth, G., Klinger, C., Hinterberger, T., ve Birbaumer, N., 2006. Self-regulation of slow cortical potentials: a new treatment for children with attention-deficit/hyperactivity disorder. Pediatrics, 118, 1530-1540.
- Sutton, S., Braren, M., Zubin, J., ve John, E., 1965. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty. Science, 150, 1187-1188.
- Taga, G., Homae, F., ve Watanabe, H., 2007. Effects of source-detector distance of near infrared spectroscopy on the measurement of the cortical hemodynamic response in infants. Neuroimage, 38, 452-460.
- Taheri, B. A., Knight, R. T., ve Smith, R. L., 1994. A dry electrode for EEG recording. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 90, 376-383.

- Takano, K., Komatsu, T., Hata, N., Nakajima, Y., ve Kansaku, K., 2009. Visual stimuli for the P300 brain-computer interface: a comparison of white/gray and green/blue flicker matrices. Clinical neurophysiology, 120, 1562-1566.
- Tanaka, K., Matsunaga, K., ve Wang, H. O., 2005. Electroencephalogram-based control of an electric wheelchair. IEEE transactions on robotics, 21, 762-766.
- Tangemann, M., Krauledat, M., Grzeska, K., Sagebaum, M., Blankertz, B., Vidaurre, C., ve Müller, K.-R., 2008. Playing pinball with non-invasive BCI. Paper presented at the NIPS.
- Taylor, D. M., Tillery, S. I. H., ve Schwartz, A. B., 2002. Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices. Science, 296, 1829-1832.
- Teplan, M., 2002. Fundamentals of EEG measurement. Meas Sci Rev 2: 1–11. In.
- Tobimatsu, S., Tomoda, H., ve Kato, M., 1995. Parvocellular and magnocellular contributions to visual evoked potentials in humans: stimulation with chromatic and achromatic gratings and apparent motion. Journal of the neurological sciences, 134, 73-82.
- Townsend, G., LaPallo, B. K., Boulay, C. B., Krusienski, D. J., Frye, G., Hauser, C., . . . Sellers, E. W., 2010. A novel P300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: moving beyond rows and columns. Clinical neurophysiology, 121, 1109-1120.
- Treder, M. S., ve Blankertz, B., 2010. (C) overt attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface. Behavioral and Brain Functions, 6, 1-13.
- Treder, M. S., Schmidt, N. M., ve Blankertz, B., 2011. Gaze-independent brain-computer interfaces based on covert attention and feature attention. Journal of neural engineering, 8, 066003.
- Tsui, C. S. L., ve Gan, J. Q., 2007. Asynchronous BCI control of a robot simulator with supervised online training. Paper presented at the International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning.
- Usakli, A. B., 2010. Improvement of EEG signal acquisition: An electrical aspect for state of the art of front end. Computational intelligence and neuroscience.
- Vargas-Irwin, C. E., Shakhnarovich, G., Yadollahpour, P., Mislow, J. M., Black, M. J., ve Donoghue, J. P., 2010. Decoding complete reach and grasp actions from local primary motor cortex populations. Journal of neuroscience, 30, 9659-9669.
- Vecchiato, G., Fallani, F. D. V., Astolfi, L., Toppi, J., Cincotti, F., Mattia, D., . . . Babiloni, F., 2010. The issue of multiple univariate comparisons in the context of neuroelectric brain mapping: an application in a neuromarketing experiment. Journal of neuroscience methods, 191, 283-289.

- Velliste, M., Perel, S., Spalding, M. C., Whitford, A. S., ve Schwartz, A. B., 2008. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. Nature, 453, 1098-1101.
- Venables, L., ve Fairclough, S. H., 2009. The influence of performance feedback on goal-setting and mental effort regulation. Motivation and Emotion, 33, 63-74.
- Vidaurre, C., Krämer, N., Blankertz, B., ve Schlögl, A., 2009. Time domain parameters as a feature for EEG-based brain-computer interfaces. Neural networks, 22, 1313-1319.
- Vigário, R. N., 1997. Extraction of ocular artefacts from EEG using independent component analysis. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 103, 395-404.
- Villringer, A., Planck, J., Hock, C., Schleinkofer, L., ve Dirnagl, U., 1993. Near infrared spectroscopy (NIRS): a new tool to study hemodynamic changes during activation of brain function in human adults. Neuroscience letters, 154, 101-104.
- Vo, K., Nguyen, D. N., Kha, H. H., ve Dutkiewicz, E., 2017. Subject-independent P300 BCI using ensemble classifier, dynamic stopping and adaptive learning. Paper presented at the GLOBECOM 2017-2017 IEEE global communications conference.
- Von Büna, P., Meinecke, F. C., Király, F. C., ve Müller, K.-R., 2009. Finding stationary subspaces in multivariate time series. Physical review letters, 103, 214101.
- Waddell, A. R., Huang, H., ve Liao, D., 2021. CBP/p300: Critical co-activators for nuclear steroid hormone receptors and emerging therapeutic targets in prostate and breast cancers. Cancers, 13, 2872.
- Waldert, S., Pistohl, T., Braun, C., Ball, T., Aertsen, A., ve Mehring, C., 2009. A review on directional information in neural signals for brain-machine interfaces. Journal of Physiology-Paris, 103, 244-254.
- Walker, J. E., ve Kozlowski, G. P., 2005. Neurofeedback treatment of epilepsy. Child and Adolescent Psychiatric Clinics, 14, 163-176.
- Wang, J., Xu, G., Wang, L., ve Zhang, H., 2010. Feature extraction of brain-computer interface based on improved multivariate adaptive autoregressive models. Paper presented at the 2010 3rd international conference on biomedical engineering and informatics.
- Wang, W., Sudre, G. P., Xu, Y., Kass, R. E., Collinger, J. L., Degenhart, A. D., . . . Weber, D. J., 2010. Decoding and cortical source localization for intended movement direction with MEG. Journal of Neurophysiology, 104, 2451-2461.
- Wang, Y., Gao, X., Hong, B., Jia, C., ve Gao, S., 2008. Brain-computer interfaces based on visual evoked potentials. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 27, 64-71.

- Wang, Y., Wang, R., Gao, X., Hong, B., ve Gao, S., 2006. A practical VEP-based brain-computer interface. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 14, 234-240.
- Ward, B. D., ve Mazaheri, Y., 2008. Information transfer rate in fMRI experiments measured using mutual information theory. Journal of neuroscience methods, 167, 22-30.
- Weiskopf, N., Mathiak, K., Bock, S. W., Scharnowski, F., Veit, R., Grodd, W., . . . Birbaumer, N., 2004. Principles of a brain-computer interface (BCI) based on real-time functional magnetic resonance imaging (fMRI). IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51, 966-970.
- Weiskopf, N., Sitaram, R., Josephs, O., Veit, R., Scharnowski, F., Goebel, R., . . . Mathiak, K., 2007. Real-time functional magnetic resonance imaging: methods and applications. Magnetic resonance imaging, 25, 989-1003.
- Wessberg, J., Stambaugh, C. R., Kralik, J. D., Beck, P. D., Laubach, M., Chapin, J. K., . . . Nicolelis, M. A., 2000. Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates. Nature, 408, 361-365.
- Whitham, E. M., Pope, K. J., Fitzgibbon, S. P., Lewis, T., Clark, C. R., Loveless, S., . . . Lillie, P., 2007. Scalp electrical recording during paralysis: quantitative evidence that EEG frequencies above 20 Hz are contaminated by EMG. Clinical neurophysiology, 118, 1877-1888.
- Wolpaw, J. R., 2007. Brain-computer interfaces as new brain output pathways. The Journal of physiology, 579, 613-619.
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., Heetderks, W. J., McFarland, D. J., Peckham, P. H., Schalk, G., . . . Vaughan, T. M., 2000. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 8, 164-173.
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., ve Vaughan, T. M., 2002. Brain-computer interfaces for communication and control. Clinical neurophysiology, 113, 767-791.
- Wu, Y., Zhou, W., Lu, Z., ve Li, Q., 2020. A Spelling Paradigm With an Added Red Dot Improved the P300 Speller System Performance. Frontiers in neuroinformatics, 57.
- Wu, Z., Lai, Y., Xia, Y., Wu, D., ve Yao, D., 2008. Stimulator selection in SSVEP-based BCI. Medical engineering ve physics, 30(8), 1079-1088.
- Xu, Z., Xiang, C., Lantz, V., Ji-Hai, Y., ve Kong-Qiao, W., 2009. Exploration on the feasibility of building muscle-computer interfaces using neck and shoulder motions. Paper presented at the 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.

- Xue, Y., Tang, J., He, F., Xu, M., ve Qi, H., 2019. Improve P300 speller performance by changing stimulus onset asynchrony (SOA) without retraining the subject-independent model. IEEE Access, 7, 134137-134144.
- Yang, R., Gray, D. A., Ng, B. W., ve He, M., 2009. Comparative analysis of signal processing in brain computer interface. Paper presented at the 2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications.
- Yin, J., Jiang, D., ve Hu, J., 2009. Design and application of brain-computer interface web browser based on VEP. Paper presented at the 2009 International Conference on Future BioMedical Information Engineering (FBIE).
- Yuen, T. G., Agnew, W. F., ve Bullara, L. A., 1987. Tissue response to potential neuroprosthetic materials implanted subdurally. Biomaterials, 8, 138-141.
- Zhang, D., Maye, A., Gao, X., Hong, B., Engel, A. K., ve Gao, S., 2010. An independent brain-computer interface using covert non-spatial visual selective attention. Journal of neural engineering, 7, 016010.
- Zhang, H., Guan, C., ve Wang, C., 2008. Asynchronous P300-based brain-computer interfaces: A computational approach with statistical models. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55, 1754-1763.
- Zhang, J., Sudre, G., Li, X., Wang, W., Weber, D. J., ve Bagic, A., 2011. Clustering linear discriminant analysis for MEG-based brain computer interfaces. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 19, 221-231.
- Zhang, L., He, W., He, C., ve Wang, P., 2010. Improving mental task classification by adding high frequency band information. Journal of medical systems, 34, 51-60.
- Zhang, X., Jin, J., Li, S., Wang, X., ve Cichocki, A., 2021. Evaluation of color modulation in visual P300-speller using new stimulus patterns. Cognitive Neurodynamics, 1-14.
- Zhao, Y., Wang, Z., Zhang, Z., Liu, J., Chen, L., Qi, H., . . . Ming, D., 2018. A transplantation of subject-independent model in cross-platform BCI. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 9, 959-967.
- Zhu, D., Bieger, J., Garcia Molina, G., ve Aarts, R. M., 2010. A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs. Computational intelligence and neuroscience, 2010.

ÖZGEÇMİŞ

İlk, orta ve lise eğitimini Erzurum’da tamamladı. 2012 yılında Atatürk Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliğinden mezun oldu. 2016 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliğinde yüksek lisansını tamamladı. 2013 yılından beri Araştırma Görevlisi olarak Atatürk Üniversitesi İspir Hamza Polat Meslek Yüksekokulunda çalışmaya devam etmektedir.

2’si SCI/expanded indeksli dergilerde, 1’i TR Dizin indeksli dergide, 6’sı uluslararası ve 2’si ulusal konferansta olmak üzere toplam 11 yayını bulunmaktadır. 2’si TÜBİTAK 1001 projesinde araştırmacı, 1’i TÜBİTAK 1001 projesinde bursiyer, 1’i Öncelikli Alan Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi (BAP) projesi, 1’i Kuzeydoğu Anadolu Kalkınma Ajansı (KUDAKA) projesi, 4’ü Hızlı Destek Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi (BAP) projesi olmak üzere toplam 9 projesi bulunmaktadır.

SCI, SSCI, AHCI indekslerine giren dergilerde yayınlanan makaleler

Korkmaz, O. E., Aydemir, O., Oral, E. A., ve Ozbek, I. Y. (2022). An efficient 3D column-only P300 speller paradigm utilizing few numbers of electrodes and flashings for practical BCI implementation. PloS one, 17(4), e0265904, Doi: 10.1371/journal.pone.0265904

Korkmaz, O. E., Aydemir, O., Oral, E. A., ve Ozbek, I. Y. (2021). Investigating the Effect of COVID-19 Infection on P300 Based BCI Application Performance. Traitement du Signal, 38(6), Doi: 10.18280/ts.380620.