



**EEG TEMELLİ YENİLİKÇİ DHGUP- P300 HİBRİT
HECELEYİCİ TASARIMI**

**2023
DOKTORA TEZİ
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ**

Abdullah Bilal AYGÜN

**Tez Danışmanı
Doç. Dr. Ahmet Reşit KAVSAOĞLU**

**EEG TEMELLİ YENİLİKÇİ DHGUP- P300 HİBRİT HECELEYİCİ
TASARIMI**

Abdullah Bilal AYGÜN

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Ahmet Reşit KAVSAOĞLU

T.C.

Karabük Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalında

Doktora Tezi

Olarak Hazırlanmıştır

KARABÜK

Aralık 2023

Abdullah Bilal AYGÜN tarafından hazırlanan “EEG TEMELLİ YENİLİKÇİ DHGUP- P300 HİBRİT HECELEYİCİ TASARIMI ” başlıklı bu tezin Doktora Tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Doç. Dr. Ahmet Reşit KAVSAOĞLU
Tez Danışmanı, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından Oy Birliği ile Anabilim Dalınız Anabilim Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir. 27/12/2023

<u>Ünvanı, Adı SOYADI (Kurumu)</u>	<u>İmzası</u>
Başkan : Prof. Dr.Kemal POLAT (BAİBÜ)	Çevrimiçi
Üye : Prof. Dr.Mehmet Akif ERDEN (KBÜ)
Üye : Doç. Dr. Hacı Mehmet KAYILI (KBÜ)
Üye : Doç. Dr. Nihat DALDAL (BAİBÜ)	Çevrimiçi
Üye : Doç. Dr. Ahmet Reşit KAVSAOĞLU (KBÜ)

KBÜ Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yönetim Kurulu, bu tez ile, Doktora derecesini onamıştır.

Doç. Dr. Zeynep ÖZCAN
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”

Abdullah Bilal AYGÜN

ÖZET

Doktora Tezi

EEG TEMELLİ YENİLİKÇİ DHGUP- P300 HİBRİT HECELEYİCİ TASARIMI

Abdullah Bilal AYGÜN

Karabük Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı:

Doç. Dr. Ahmet Reşit KAVSAOĞLU

Aralık 2023, 85 sayfa

Bu tez çalışmasında farklı EEG kontrol sinyalleri ile 3 farklı beyin- bilgisayar arayüz ortamı tasarlanmıştır. Bunlardan ilki Kolay Ekran P300 Heceleyicidir. Bu çalışma, geleneksel P300 heceleyicilerle karşılaştırıldığında daha az uyarın sunumu kullanarak ve kelime görüntüleme sürecini hızlandırarak, yenilikçi bir beyin-bilgisayar arayüzü olan Kolay Ekran P300 Heceleyicinin 30 denek üzerinde gerçekleştirilen çevrimdışı, çevrimiçi ve kelime yazma uygulamalarını içermektedir. Kolay Ekran P300 Heceleyici'nin 7x7'lik görsel uyarın matrisi, başarılı kelime gösterimi için gereken ortalama süreyi 4.53 dakikadan 1.31 dakikaya indirgemektedir. Bu sistem, ilk karakter algılandıktan sonra 20 kelimeyi doğrudan ekranda görüntüleyebilmekte ve kelimelerin zenginliği nedeniyle avantaj sağlamaktadır. Bu sistem, dakikada yazdırılan karakter sayısını (OCM) 5.62'ye ve doğruluk oranını % 94.56'ya çıkararak literatürdeki en avantajlı heceleyici olma konumuna sahip bir arayüz sunmaktadır.

Tez kapsamında gerçekleştirilen ikinci çalışmamızda farklı uygulamalarda kullanılabilir, taşınabilir, 500 Hz'e kadar görsel uyaran sunabilir bir Durağan Hal Görsel Uyarılmış Potansiyel (DHGUP) kaynağı tasarlanmıştır. Çalışmada, verimlilik açısından kırmızı renkte ve LED kaynaklı bir uyaran tercih edilmiş ve bu uyaran kaynakları sütun şeklinde tasarlanmıştır. Bu DHGUP kaynağı, hem seyyar uygulamalarda hem de sabit uygulamalarda kullanılabilir. Ayrıca, göz takip cihazı entegrasyonu ile hem oküler kasları zayıflamış hastalar için kullanım kolaylığı sağlanmış hem de DHGUP deneyimi olmayan bireyler için odaklanma kolaylığı sunulmuştur. LED kaynağı kullanımı, görsel seçiciliğe katkıda bulunması, uyaran kaynağı sayısının uygun olması ve farklı BBA'lara uyarlanabilir olması gibi özellikleri bu sistemin avantajları oluşturur.

Tez kapsamında gerçekleştirilen üçüncü çalışmada ise, P300 OİP ve DHGUP'nin dezavantajlarını birbirlerinin avantajlı taraflarıyla gidererek hızlı, evrensel ve verimli bir heceleyici tasarlamak amaçlanmıştır. Bu kapsamda, daha az sayıda farklı harmonik frekansta DHGUP belirlenerek ve uyaran sunumu LED ile gerçekleştirilerek bir beyin-bilgisayar arayüzü oluşturulmuştur. Benzer çalışmalarla yapılan karşılaştırmada, bu çalışmanın diğerlerine göre çeşitli avantajlara sahip olduğu belirtilmiştir. Çalışma, DHGUP ve P300 OİP kullanımı konusunda yeni bir yaklaşım sunmakta ve bu alandaki mevcut teknolojileri geliştirmeyi hedeflemektedir.

Bu tez içeriğine bağlı olarak Karabük Üniversitesi Rektörlüğü Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu tarafından 2021/764 Nolu Karar ile amaç, gerekeç, yaklaşım ve yöntemle ilgili açıklamaları açısından etik olarak uygun olduğuna karar verilmiştir.

Anahtar Sözcükler : Beyin-Bilgisayar Arayüzü, Elektroensafalografi, P300, DHGUP.

Bilim Kodu : 92514

ABSTRACT

Ph. D. Thesis

EEG BASED INNOVATIVE SSVEP- P300 HYBRID SPELLER DESIGN

Abdullah Bilal AYGÜN

Karabük University

Institute of Graduate Programs

Department of Biomedical Engineering

Thesis Advisor:

Assoc. Prof. Dr. Ahmet Reşit KAVSAOĞLU

December 2023, 85 pages

In this thesis, 3 different brain-computer interface environments were designed with different EEG control signals. The first of these is the Easy Display P300 Speller. This study includes offline, online, and word writing applications of the Easy Screen P300 Speller, an innovative brain-computer interface, on 30 subjects, using less stimulus presentation and speeding up the word display process compared to traditional P300 spellers. The 7x7 visual stimulus matrix of the Easy Screen P300 Speller reduces the average time required for successful word display from 4.53 minutes to 1.31 minutes. This system can display 20 words directly on the screen after the first character is detected, which is advantageous due to the richness of the words. This system provides an interface that increases the number of characters printed per minute (OCM) to 5.62 and the accuracy rate to 94.56%, making it the most advantageous speller in the literature.

In the second study carried out within the scope of the thesis, a portable Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP) source that can be used in different applications and can provide visual stimuli up to 500 Hz was designed. In the study, a colored and LED source stimulus was preferred for efficiency, and these stimulus sources were designed as columns. This SSVEP source can be used in both mobile and stationary applications. In addition, with the integration of the eye tracker, both ease of use for patients with weakened ocular muscles and ease of focusing for individuals who do not have SSVEP experience are provided. The advantages of this system include the use of LED sources, its contribution to visual selectivity, the appropriate number of stimulus sources, and its adaptability to different BCIs.

The third study conducted within the scope of the thesis aimed to design a fast, universal, and efficient speller by overcoming the disadvantages of P300 ERP and SSVEP with the advantages of each other. In this context, a brain-computer interface was created by determining SSVEP at fewer harmonic frequencies and using LED stimulus presentation. In a comparison with similar studies, it was stated that this study has several advantages over others. The study presents a new approach to using SSVEP and P300 ERP and aims to improve the existing technologies in this field.

Depending on the content of this thesis, Karabük University Rectorate Non-Invasive Clinical Research Ethics Committee has decided that it is ethically appropriate in terms of its explanations regarding the purpose, justification, approach and method with Decision No. 2021/764.

Key Words : Brain-Computer Interface, Electroencephalography, P300, SSVEP.

Science Code : 92514

TEŐEKKÜR

Bu tez alıŐmasının planlanmasında, araŐtırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteęini esirgemeyen tez danıŐmanım Sayın Do. Dr. Ahmet ReŐit KAVSAOęLU'na teŐekkürü bir bor bilirim.

Doktora alıŐmalarımnda uygulama kısımlarında destek olan gönüllülere tüm kalbimle teŐekkür ederim.

Her an ilgisiyle, kalbiyle yanımda olan biricik eŐim Elif Sümeyye'ye, neŐe kaynaęım olan kızlarım Hatice Kübra ve Meryem Betül'e, motivasyon kaynaęım olan doęacak oęlum Hasan Atıf'a teŐekkür ederim.

Tez izleme komitemdeki hocalarıma, Karabük Üniversitesi Biyomedikal Mühendislięi ve Tıp Mühendislięi hocalarıma, eęitim hayatımda tüm emeęi geen öęretmenlerime ve akademisyen hocalarıma teŐekkürlerimi sunarım.

Abdullah Bilal AYGÜN

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL.....	ii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	vi
TEŞEKKÜR.....	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xv
BÖLÜM 1	1
GİRİŞ	1
BÖLÜM 2	4
BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ	4
2.1. BEYİN- BİLGİSAYAR ARAYÜZLERİNE KAPSAMLI BİR BAKIŞ	4
2.2. BEYİN- BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ BİLEŞENLERİ	5
2.2.1. Sinyal Kaydı	5
2.2.2. Sinyal İşleme	10
2.2.3. Özellik Çıkarımı	10
2.2.4. Sınıflandırma	11
2.2.5. Kontrol Sinyalleri	13
2.2.5.1. Uyarılmış Potansiyeller.....	14
2.2.5.2. Spontane Sinyaller	16
BÖLÜM 3	18
YENİLİKÇİ BİR P300 HECELEYİCİ BEYİN-BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ	
TASARIMI: KOLAY EKРАН.....	18
3.1. GİRİŞ.....	18

	<u>Sayfa</u>
3.2. KOLAY EKCRAN P300 HECELEYİCİ TASARIMI	22
3.3. DENEKLER VE DENEY DÜZENEĐİ	25
3.4. SİNYAL İŞLEME VE ÖZELLİK MATRİSİ OLUŞTURMA	27
3.5. SINIFLANDIRMA	30
3.5.1. Linear Diskriminant Analiz (LDA)	31
3.5.2. Lojistik Regresyon.....	33
3.5.3. Destek Vektör Makineleri.....	35
3.6. KOLAY EKCRAN P300 HECELEYİCİ İLE UYGULAMA YAPILIRKEN ELDE EDİLEN EEG VERİLERİ	37
3.7. SONUÇLAR	38
3.7.1. Dalga Biçimi Morfolojileri	38
3.7.2. Çevrimdışı Analiz, Çevrimiçi Karakter Sınıflandırma ve Kolay Ekran P300 Heceleyici Kullanarak Kelime Yazma	39
3.8. TARTIŞMA VE SONUÇLAR.....	44
 BÖLÜM 4	 47
DURAĞAN HAL GÖRSEL UYARAN POTANSİYEL ELDE ETMEK İÇİN GÖZ TAKİP CİHAZI İLE DESTEKLENEN NEON ŞERİT LED UYARAN KAYNAKLI TAŞINABİLİR SİSTEM TASARIMI VE UYGULAMASI.....	47
4.1. GİRİŞ.....	47
4.2. MATERYAL VE METOT	49
4.2.1. Uyarın Kaynağı Tasarımı.....	50
4.2.2. Veri Elde Etme	53
4.2.3. Kaydedilen EEG Sinyalinin Uygun Veri Yapısına Dönüştürülmesi.....	53
4.2.4. EEG Sinyalinden Odaklanılan Uyarın Kaynağıyla Uyumlu DHGUP Tespiti.....	54
4.3. SONUÇLAR	56
4.4. TARTIŞMA VE SONUÇLAR.....	57
 BÖLÜM 5	 60
EEG TEMELLİ YENİLİKÇİ DHGUP- P300 HİBRİT HECELEYİCİ TASARIMI: ÖN ÇALIŞMA	60

	<u>Sayfa</u>
5.1. GİRİŞ.....	60
5.2. MATERYAL VE METOT.....	63
5.2.1. Deney Düzenegi.....	65
5.2.2. P300 OİP Tespiti	67
5.2.3. DHGUP Tespiti	70
5.3. LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALARIN KARŞILAŞTIRILMASI	72
BÖLÜM 6	73
SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	73
KAYNAKLAR	77
ÖZGEÇMİŞ	85

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 2.1. Beyin- bilgisayar arayüz sistemi aşamaları.....	5
Şekil 2.2. EEG elde etme süreci blok diyagramı.	7
Şekil 2.3. 10-20 elektrot sisteminin yerleşim noktaları.....	8
Şekil 2.4. Denetimli sınıflandırıcının blok diyagramı [5].....	12
Şekil2.5. 1000 milisaniyelik P300 OİP içeren bir EEG sinyali ve topografik haritalanması [30].	15
Şekil 2.6. 8.5 Hz frekansına sahip uyaran kaynağına bakan bir denekden alınan EEG kaydının fourier transformunun grafiği	16
Şekil 2.7. Örnek bir μ ve β ritmi [29].....	17
Şekil 3.1. P300 heceleyici BBA blok diyagramı [6].....	20
Şekil 3.2. Kolay Ekran P300 Heceleyici arayüzü ekran görüntüsü [6].....	25
Şekil 3.3. Bu çalışmada kullanılan kanalların elektrod düzeni [6].	26
Şekil 3.4. Bir deneme süresi.....	27
Şekil 3. 5. Bir koşu boyunca alınan sinyalden çekilen deneme grupları.....	28
Şekil 3.6. Her parlamatan sonra 700 ms EEG verisinden elde edilen her yeni 1×2240 boyutundaki veri, eğitim verileriyle oluşturulan model kullanılarak sınıflandırılır [6].	29
Şekil 3.7. Tek bir koşuda çevrimiçi analiz için yapılan veri dönüşümü [6].....	30
Şekil 3.8. Denetimli öğrenme türlerinin çalışma adımları	31
Şekil 3.9. Çevrimdışı analizde odaklanılan karakterler [6].....	38
Şekil 3.10.Çevrimdışı, çevrimiçi ve kelime yazma denemelerinde, 30 denekten 16 kanal üzerinden alınan sinyallerin ortalaması alınmış ve P300 OİP (mavi) ve P300 olmayan OİP (turuncu) sinyalleri ayrılarak çizilmiştir.....	39
Şekil 4.1. Tasarlanan uyaran sunumuna odaklanılırken deneklerden EEG sinyali alınan kanallar [71].....	50
Şekil 4.2. DHGUP uyaran kaynağına odaklanmayı yönlendiren sistem arayüzü, şerit LED'in arkasında gölge tonundaki sütun ve monitörün altına yerleştirilen Tobii Eye Tracker 5.....	51

Sayfa

Şekil 4.3. Uyarın kaynađının üstten görüntüsü.	52
Şekil 4.4. Şerit LED'in anahtarlamasını yapan devre.	52
Şekil 4.5. Uyarın kaynađının osiloskoplâ hassasiyetinin ölçülmesi.	52
Şekil 4.6. Uyarın esnasında kaydedilen EEG verisinin dönüşümü.	54
Şekil 4.7. MsetCCA ile 5 denek üzerinde çevrimdışı analiz çalışması.	57
Şekil 5.1. P300 OİP- DHGUP kaynaklı hibrit heceleyci. Monitörde gösterilen program P300 OİP elde etmek için, monitöre monte edilmiş olan şerit LED'li donanım ise DHGUP elde etmek için kullanılmaktadır.	64
Şekil 5.2. (a) DHGUP elde etmek için tasarlanan neon şerit LED uyarın kaynađı ve (b) neon şerit LED uyarın kaynađı donanım kısmı.	65
Şekil 5.3. P300 OİP tespiti için bir deneme süresi.	66
Şekil 5.4. Bir koşu boyunca alınan sinyalden çekilen deneme grupları.	66
Şekil 5.5. Filtrelenmiş EEG verisinin dönüşümü.	69

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 2.1. BBA teknolojilerinde kullanılan beyin sinyali kayıt yöntemleri [5].	6
Çizelge 2.2. EEG frekans bandları ve bu bandlara verilen özel isimler [16].	9
Çizelge 3.1. Deneklere ait fiziksel ve morfolojik özellikler [6].	26
Çizelge 3.2. Uyarın sunumu bilgileri [6].	38
Çizelge 3.3. Her denekte ortaya çıkan doğruluk ve BAH değerinin BCI Comp III ile karşılaştırılması [6].	40
Çizelge 3.4. Her bir denegin 30 karaktere göre doğru karakter tespit oranları [6]. ..	41
Çizelge 3.5. Her bir denegin tespit ettiği kelimeler ve matris karakterleri [6].	42
Çizelge 3.6. Yapılan çalışma ile literatürdeki benzerlerinin karşılaştırılması [6].	46
Çizelge 4.1. 5 denek üzerinden alınan DHGUP sinyallerinin analizi.	57
Çizelge 4.2 Benzer çalışmaların karşılaştırması.	59
Çizelge 5.1. Benzer çalışma örnekleri ve karşılaştırma.	72

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

SİMGELER

- δ : Delta Dalgaları
 θ : Teta Dalgaları
 β : Beta Dalgaları
 α : Alfa Dalgaları
 γ : Gamma Dalgaları

KISALTMALAR

AF	: Uyarlamalı Filtreleme
ALS	: Amyotrofik Lateral Skleroz
ANN	: Yapay Sinir Ağı
BBA	: Beyin-Bilgisayar Arayüzü
BSS	: Kör Kaynak Ayırma
DHGUP	: Durağan Hal Görsel Uyarılmış Potansiyeller
ECoG	: Elektrokortikografi
EEG	: Elektroensafalografi
EMD	: Ampirik Mod Ayırma
ERD	: Olay İlişkili Desenkronizasyon
ERP	: Olay İlişkili Potansiyeller
ERS	: Olay İlişkili Senkronizasyon
fMRI	: Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme
fNIRS	: Optik Görüntüleme
ICA	: Bağımsız Bileşen Analizi
KNN	: K-en Yakın Komşular
LDA	: Doğrusal Ayırma Analizi
LR	: Lojistik Regresyon
MCA	: Morfolojik Bileşen Analizi
MEG	: Manyetoensafalografi
MS	: Multipl Skleroz
NB	: Naïve Bayes
PCA	: Temel Bileşen Analizi
PET	: Pozitron Emisyon Tomografisi
RF	: Rastgele Orman
SPECT	: Tek Fotonlu Emisyon Bilgisayarlı Tomografisi
SVM	: Destek Vektör Makinesi
WT	: Dalgacık Dönüşümü
YKP	: Yavaş Kortikal Potansiyeller

BÖLÜM 1

GİRİŞ

İnsan pekçok sistemlerin bir araya gelmesiyle çevresinde varlık gösteren şuurlu bir canlıdır. Bu sistemleri şuuruyla kontrol ederek çevresel ihtiyaçlarını giderir ve diğer insanlarla sosyal bağlar kurar. İnsani organlardan oluşan bu sistemlerin tam ve kusursuz olması sistemlerin istenilen şekilde işletilmesine neden olur. Bu sistemlerden herhangi birinin kusurlu olması ise kontrolün istenilen düzgünlükte olmasını engelleyerek ihtiyaçların giderilmesinde ve sosyalleşmede insan için büyük sıkıntılara yol açacağı açıkça görülmektedir. Hatta bu durumdaki insanlar toplumda engelli olarak nitelendirilmektedir [1].

Engelli bireylerin vücutlarındaki sistemleri istenen düzgünlükte kontrol edememelerinde vücudun kontrol elemanlarından sayılabilecek çizgili kaslar ve sinir yollarının görevlerini yerine getirememeleri durumu vardır [2]. Bu durum ise hem çevreyle ve toplumla bireyin ilişkisini zedeler, hem de birey kişisel ihtiyaçlarını karşılayamaz. Örneğin çizgili kaslarını aktif kullanamayan bir ALS hastasının zamanla konuşamamasından dolayı çevresiyle irtibatının kesilmesi, bacaklarına sinirsel ileti gelmediği için yürüyememesi, ellerindeki kaslarının zamanla zayıflamasından dolayı kişisel bakımlarını yapamaması gibi durumlar ortaya çıkar. Bu gibi problemlerin giderilmesi için de ya hastalığın tedavisi gereklidir, yada farklı asistanlarla çözüm üretilmelidir [3].

Amyotrofik lateral skleroz (ALS), multipl skleroz (MS), kas distrofisi, beyin veya omurilik zedelenmesi, serebral palsy, beyin sapı felci, kas yetersizliği gibi çizgili kasların kayıplarının olduğu veya sinirsel iletimin bozulduğu durumlarda hastalıkların ilerleme hızının tedavilerin etkinliğini bastırması halinde farklı çözümler üretilmelidir ki hasta veya engelli birey normal bir insanın yapabildiği aktiviteleri yapabilsin ve

normal bir insan gibi sosyalleşebilsin [2]. Beyin- bilgisayar arayüzü (BBA) denen biyomedikal sistemler bu tip problemler için çözüm olarak ortaya atılmıştır.

Beyin- bilgisayar arayüzleri vücutta sadece beyin sinyallerinin kaydı ile elde edilen verilerin bilgisayarlarda matematiksel metotlara göre işlenmesiyle istenen komutların gerçekleştirildiği sistemlerdir. İşlenen verilerin kaynağının yalnızca beyin olması, vücuttaki çizgili kasların kullanılmasına ihtiyaç bırakmamaktadır. İdeal bir beyin- bilgisayar arayüzü ile insan sadece beyinden alınan verileri kullanarak istediği yere tekerlekli sandalyeyi yönlendirerek gidebilir, heceleyci beyin- bilgisayar arayüzleri yardımıyla düşüncelerini bilgisayar ekranında yazdırabilir veya hopörlerler aracılığıyla seslendirebilir, robotik kollar yöneterek kendi kollarıyla yapabileceği işlevleri yapabilir [4].

Bu tez çalışması kapsamında çizgili kaslarını kullanamayan hasta ve engelli bireyler için farklı beyin- bilgisayar arayüzü tasarımları yapmak amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda literatüre aşağıda belirtilen katkılar sağlanmıştır:

- EEG temelli beyin- bilgisayar arayüzlerini kontrol uygulamaları perspektifinden değerlendiren bir derleme makalesi uluslararası bir dergide yayınlanarak SCI-E dergilerden atıf almıştır [5].
- Yenilikçi bir P300 heceleyci beyin- bilgisayar arayüzü tasarlanmış, 30 denek üzerinde çevrimdışı, çevrimiçi ve kelime yazma uygulamaları ile gösterilmiş ve literatüre katkı sağlamak amacıyla SCI-E kapsamında bir dergide bilimsel makale şeklinde yayınlanmıştır [6].

Durağan hal görsel uyaran potansiyel (DHGUP) sinyallerini EEG verilerinde dedekte edebilmek için Eye Tracker göz takip cihazını da kullanarak yeni bir sinyal alma ortamı oluşturulmuştur. Ayrıca bu sinyal alma ortamı 7 farklı sabit frekansta 5 Hz'den 500 Hz'e kadar uyaran sunumu yapabilen, monitöre uyarlanabilen, analog, taşınabilen şerit LED kaynaklı bir DHGUP uyaran sistemidir.

Tez çalışması şu şekilde tanzim edilmiştir; Bölüm1’de Tez konu başlığı ile alakalı açıklamalar referanslar ile ilişkilendirilerek aktarılmış ve tez çalışmasının literature katkısından bahsedilmiştir. Bölüm 2’de beyin-bilgisayar arayüzü sistemlerinin amaçlarından, kullanım yerlerinden, tasarım aşamalarından ve gelişmelerinden bahsedilmiştir. Bölüm 3’te tasarlanan Kolay Ekran P300 Heceleyici beyin-bilgisayar arayüzünün içeriğinden, tasarım aşamalarından, bu arayüzle yapılan uygulamalardan ve çalışmalardan, daha önce literatürde yapılmış benzer çalışmalarla kıyaslamalardan bahsedilmektedir.

Bölüm 4’te DHGUP elde etmek için tasarlanan deney ortamından, analog taşınabilir DHGUP LED uyaran sisteminin tasarım aşamalarından ve literatürdeki benzer çalışmalarla yapılan kıyaslamalardan bahsedilmiştir. Bölüm 5’te ise Bölüm 3 ve Bölüm 4’teki çalışmaların hibrit şekilde bir araya gelmesiyle tasarlanan yenilikçi bir heceleyici beyin- bilgisayar arayüzü tasarımında ön çalışmadan bahsedilmiştir. Bölüm 6’da tüm yapılan çalışmaların değerlendirilmesi ve gelecekte bu çalışmalara ne gibi katkılarda bulunulabileceği anlatılmıştır.

BÖLÜM 2

BEYİN BİGİSAYAR ARAYÜZÜ

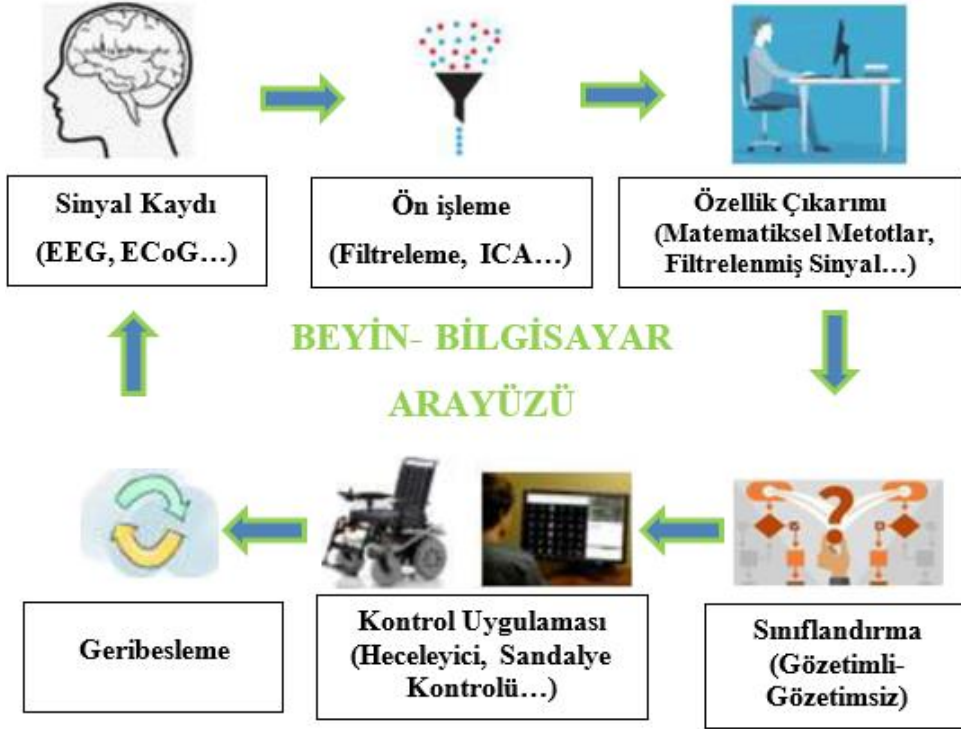
Bu bölümde beyin- bilgisayar arayüzüne (BBA) geniş bir çerçeveden bakılacaktır. BBA'nın tanımı yapılacak, BBA'yı oluşturan sinyal kaydetme, sinyali ön işlemden geçirme, sinyali dönüştürerek özellik matrisi oluşturma, sınıflandırma ve kontrol uygulaması aşamalarından bahsedilecektir.

2.1. BEYİN- BİLGİSAYAR ARAYÜZLERİNE KAPSAMLI BİR BAKIŞ

Beyin- bilgisayar arayüzü (BBA), beyinden alınan sinyalleri istenen işlevi gerçekleştirmek için yapay bir çıktıya dönüştüren ve beyinle çevre arasında devam eden etkileşimlerin yerini alan sistemdir. Daha basit bir şekilde ifade edilecek olunursa BBA, beyin sinyallerini yeni çıktı türlerine dönüştüren bir sistemdir [7]. BBA'nın amacı, sadece beyin sinyallerinin uygun teknolojilere doğrudan komut vermesiyle Amyotrofik lateral skleroz (ALS), multipl skleroz (MS), serebral palsi, beyin sapı felci, kas yetersizliği gibi hastalıklara sahip bireylerin hayatlarını olabildiğince düzenli bir şekilde yaşamalarına yardımcı olmaktır [8]. Bununla beraber nöro-ekonomik ve akıllı çevre, nöropazarlama ve reklamcılık, eğitim ve kişisel gelişim, oyun ve eğlence, güvenlik ve kimlik doğrulama gibi amaçlar için de kullanılır [4].

Beyin bilgisayar arayüz sistemi ile bir komutu gerçekleştirmek için birçok işlemin sırasıyla yapılması gerekir. Bu işlemler Şekil 2.1'deki blok diyagramda gösterilmiştir. Korteksten invazif veya invazif olmayan yöntemlerle alınan sinyaller, amplifikasyon ve filtreleme gibi ön işlemlerden geçirilir. Sinyaller daha sonra, sınıflandırma için yeterli veriye indirgenmek ve dönüştürülmek üzere özellik çıkarımına tabi tutulur. Buradan elde edilen veriler sınıflandırma yöntemine göre eğitilmiş ya da eğitimsiz olacak şekilde sınıflandırıcıya yönlendirilir. Sınıflandırıcıdan çıkan sonuca göre de kontrol gerçekleştirilir. Bölüm 2.2'de beyin- bilgisayar arayüzünün bileşenleri alt

başlıklar şeklinde kapsamlıca anlatılacaktır.



Şekil 2.1. Beyin- bilgisayar arayüz sistemi aşamaları.

2.2. BEYİN- BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ BİLEŞENLERİ

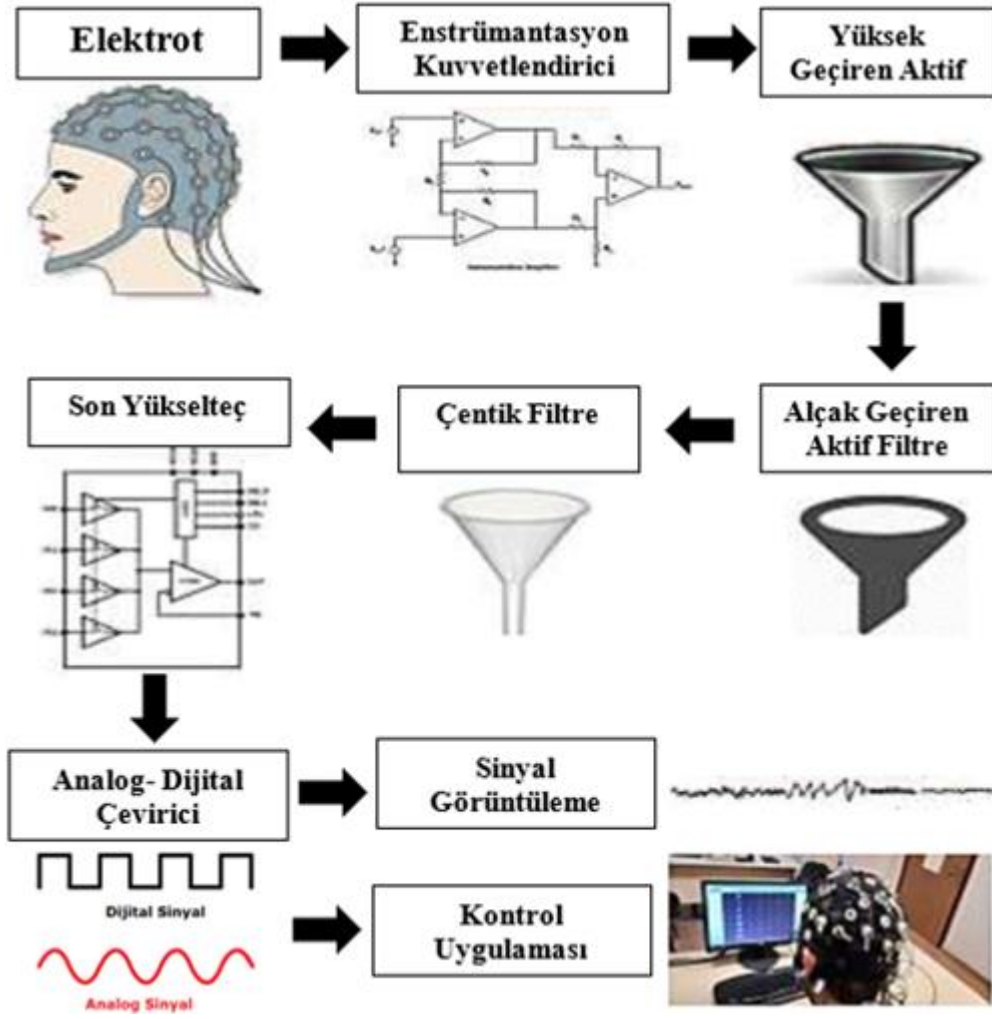
2.2.1. Sinyal Kaydı

Beyin- bilgisayar arayüzlerinde yapılacak ilk işlem beyin sinyallerini kaydetmektir. Bunun için birçok yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemler genel olarak invazif ve invazif olmayan olmak üzere iki gruba ayrılabilir. İnvazif yöntemlere ECoG, mikroelektrot dizileri örnek olarak verilebilirken invazif olmayan yöntemlere örnek olarak ise EEG, fMRI, fNIRS, MEG verilebilir. Çizelge 2.1’de beyin- bilgisayar arayüzü teknolojilerinde kullanılan sinyal elde etme yöntemleri ve bazı önemli özellikleri yer almaktadır [8,9].

Çizelge 2.1. BBA teknolojilerinde kullanılan beyin sinyali kayıt yöntemleri [5].

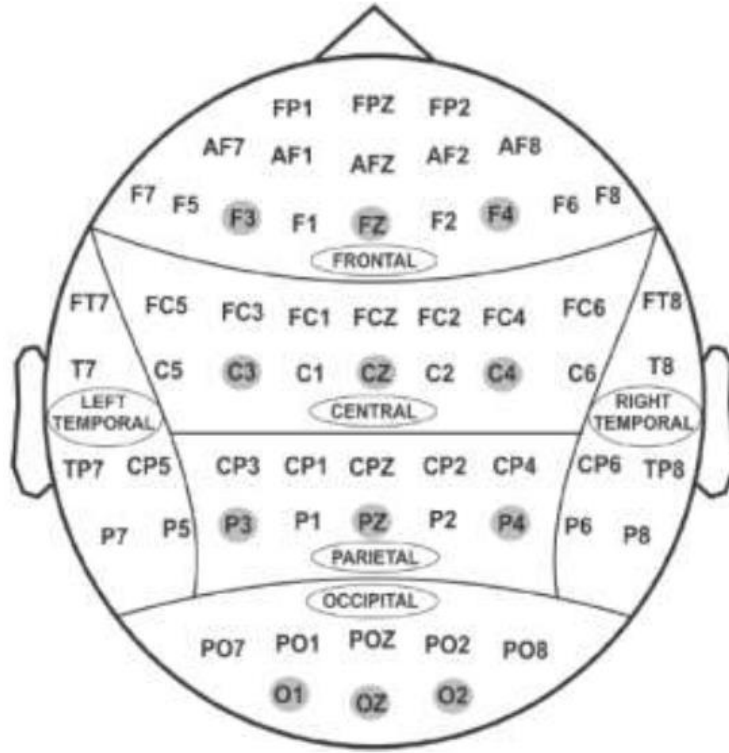
Sinyal Kayıt metodu	Sinyal Kaynağı	İnvasif-İnvasif Olmayan	Uzaysal Çözünürlük	Zamansal Çözünürlük	Taşınabilirlik
Elektroensafalografi (EEG)	Elektriksel	İnvasif Olmayan	10 mm	0.001 s	Taşınabilir
Elektrokortikografi (ECoG)	Elektriksel	Yarı İnvasif	1 mm	0.003 s	Taşınabilir
Manyetoensafalografi (MEG)	Manyetik	İnvasif Olmayan	5 mm	0.05 s	Taşınamaz
Pozitron Emisyon Tomografisi (PET)	Metabolik	İnvasif Olmayan	1 mm	0.2 s	Taşınamaz
Tek Fotonlu Emisyon Bilgisayarlı Tomografisi (SPECT)	Metabolik	İnvasif Olmayan	1 mm	10 s–30 min	Taşınamaz
Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRI)	Metabolik	İnvasif Olmayan	1 mm	1 s	Taşınamaz
Optik Görüntüleme (fNIRS)	Metabolik	İnvasif Olmayan	2 mm	1 s	Taşınabilir
Korteks İçi Nöron Kaydı	Elektriksel	İnvasif	0.1 mm	0.003 s	Taşınabilir

Elektroensefalografi, iyonik aktivite elektrotlarından kaynaklanan postsinaptik potansiyellerin amplifikasyon ve filtrelemeye tabi tutularak sistem çıkışına kaydedilmesi işlemidir [10]. Şekil 2.2'deki EEG elde etme süreci blok diyagramında gösterildiği gibi elektrotlardan alınan sinyaller işlemsel yükselteç ile yükseltılarak frekans ekseninde filtrelenir, son yükselticiden geçirilerek sayısala çevrilir ve yeni işleve göre analiz edilmek üzere görüntülenir veya yeni işleve yönlendirilir. EEG, invasif olmaması, diğer yöntemlere göre daha ekonomik ve taşınabilir olması, kolayca saçlı deri üzerinden sinyal alınabilmesi gibi nedenlerden ötürü beyin bilgisayar arayüzlerinde en çok kullanılan yöntemdir [11].



Şekil 2.2. EEG elde etme süreci blok diyagramı.

EEG ile beyin sinyali kaydının alınabilmesi için belirli standartlara göre saçlı deriye elektrotlar yerleştirilir. Bu standartlardan en yaygın ve gelenekseli, 1958'de Jasper tarafından tasarlanan 10-20 elektrot yerleştirme sistemidir. Bu yerleşim biçiminde baş, dört standart nokta ile işaretlenmiştir. "Nasion", burun; "inion", başın arkası; sol ve sağ "Preauriküler" kulak anlamına gelir, "Nasion" ve "inion" arası %10-20-20-20-20 ve %10 olacak şekilde bölünerek elektrotlar yerleştirilmiştir. Diğer elektrotlar ise bir daire oluşturacak şekilde bu elektrotlarla birlikte yerleştirilir [12]. Şekil 2.3, 10-20 elektrot sisteminin yerleşim noktalarını göstermektedir.



Şekil 2.3. 10-20 elektrot sisteminin yerleşim noktaları [12].

EEG sistemlerinin kullanımında, kafa derisi ve elektrot arasındaki boşluğu kapatmak ve elektrot empedansını azaltmak için iletken jel uygulanmalıdır. Bununla birlikte, kuru elektrotların geliştirilmesiyle, iletken jel uygulamasına olan ihtiyaç ortadan kalkmış, elektrot uygulama süresini kısaltarak, pratik olmayan durumlarda kullanıcıların kablolu ve ıslak elektrot sistemleri için EEG kaydedilmesine olanak tanımıştır [13]. Hatta bir kablosuz kuru elektrot sisteminden kaydedilen EEG verilerinin, geleneksel bir sistemdeki jel elektrotlarla kaydedilen EEG verilerinin yerini alabileceği bile iddia edilmiştir [14]. Bir EEG sistemi, μV seviyesindeki EEG sinyallerini algılamak için maksimum $6 \mu\text{Vpp}$ giriş gürültüsüne maruz kalmalıdır. Bu nominal tepeden tepeye gürültü, ortalama karekök (rms) gürültüye dönüştürülebilir ve bu da $0.91 \mu\text{Vrms}$ 'lik gürültüye neden olur. Sonuç olarak, en son teknolojiye sahip biyopotansiyel yükselteçler giriş için $<1 \mu\text{Vrms}$ gürültüyü ve genellikle 0.5-100 Hz bant genişliğini hedefler. Ayrıca, $1/f$ gürültüleri tipik olarak dinamik devre teknikleri ile azaltılır [15]. Sinyaller bu limitler arasında filtrelenir ve yükseltilir.

EEG işaretleri, periyodik olmayan ve sürekli değişen genlik, faz ve frekans özelliklerine sahip olduğundan, anlamlı veri elde etmek için uzun süreli ölçümler gerektirir. Çizelge 2.2’de, osilatör sinyali gibi düşünüldüklerinde, EEG’nin kapsadığı frekans bantları ve bu bantlara verilen özel isimler birlikte gösterilmiştir.

Çizelge 2.2. EEG frekans bantları ve bu bantlara verilen özel isimler [16].

EEG Frekans Bant Adı	Bant Aralığı (Hz)
Delta (δ)	0.5 - 3.5
Teta (θ)	4 - 7
Alfa (α)	8 - 12
Beta (β)	12 - 22
Gamma (δ)	22 - 30

Alfa (α) Dalgaları: Alfa dalgaları, uyanık ve sakin durumdaki insanların beyinlerinde, özellikle oksipital bölgede, 8-12 Hz frekans ve yaklaşık 50 uV genlikle görülen EEG dalgalarıdır ve yoğun dikkat gerektiren faaliyetler sırasında yerlerini daha yüksek frekanslı, düşük genlikli beta dalgalarına bırakır [16].

Beta (β) Dalgaları: Beta dalgaları, insan beyininde 12 Hz’den başlayıp 25 Hz’e, nadiren de 50 Hz’e kadar ulaşabilen frekanslarda görülen dalgalar olup, saçlı derinin parietal ve frontal bölgelerinde kaydedilirler ve iki tipe ayrılırlar: Beta-I (BI) ve Beta-II (BII), BII'nin frekansı BI’ın iki katıdır ve bu dalgalar, zihinsel aktivitenin artmasıyla azalırken, merkezi sinir sisteminin kuvvetli aktivasyonu veya gerginlik durumlarında belirginleşir [16].

Teta (θ) Dalgaları: 4-7 Hz aralığında, özellikle çocuklarda parietal ve temporal bölgelerde, yetişkinlerde ise duygusal gerginlik ve hayal kırıklığı durumlarında ortaya çıkan, genlikleri 100 mikrovolt’tan (uV) küçük olan beyin dalgalarıdır [16].

Delta (δ) Dalgaları: 3.5 Hz’in altındaki, bazen 1 Hz’in altına düşen, süt çocuklarında ve ağır organik beyin hastalıklarında görülen, genlikleri 100 mikrovolt’tan (uV) küçük olan beyin dalgalarıdır [16].

Gamma (γ) Dalgaları: Bazı arařtırmacılar tarafından kullanılan, genlikleri 2 mikrovolt'tan (uV) küçük, kafanın merkezinde genlikleri daha büyük olan ve uykunun karakteristik özelliklerini taşıyan beyin dalgalarıdır, ancak bazı arařtırmacılar bunun yerine Beta-II dalgalarını tercih etmektedir [16].

2.2.2. Sinyal İşleme

Beyinde oluşan iyonik akım, kafa derisinden invazif olmayan şekilde EEG ile ölçülebilir. Ama bununla beraber korteks ile elektrotların arasındaki katmanlar, Sinyal-Gürültü Oranını (SNR) yaklaşık %5 azaltır. EEG kayıtları genellikle farklı artefaktlarla gürültüden olumsuz etkilenir. EEG kaydındaki artefaktlar, farklı kaynaklardan beslenirler ve geniş frekans bantları ile hem zamansal hem de spektral alanlarda gürültüyü kayıtlara karıştıracaktır. Dahili artefaktlar, hastanın fizyolojik aktivitelerinden (örn. EKG, EMG / kas artefaktları, EOG) ve hareketinden kaynaklanır. Dış artefaktlar ise çevresel parazit, kayıt cihazları, elektrot pop-up'ı ve kablo hareketidir [17].

EKG veya nabız (düzenli / periyodik) gibi bazı artefaktlar düzenli periyodik olaylar olarak görünürken, diğerleri son derece düzensiz olabilir. Sinyal-Gürültü Oranını (SNR) artırmak için, sinyali artefaktlardan arındıracak işlemler yapılmalıdır. Artefaktın temizlenmesi, ilgili sinyali bozmadan artefaktların iptal edilmesini veya düzeltilmesini içerir. Bağımsız Bileşen Analizi (ICA), Temel Bileşen Analizi (PCA) veya Morfolojik Bileşen Analizi (MCA), Kör Kaynak Ayırma (BSD), Dalgacık Dönüşümü (WT), Ampirik Mod Ayırma (AMD), Uyarlamalı Filtreleme (RF) veya bunların hibrit kullanımı, sinyali artefaktlardan temizlemek için kullanılır [18].

2.2.3. Özellik Çıkarımı

Beyin bilgisayar arayüzlerinde özellik çıkarımı, gürültüden arındırılmış beyin sinyallerindeki bilgilerin sınıflandırma yapmak amacıyla anlamlandırılması demektir. Bu özellikler sinyal genliği, sinyal ortalaması, basıklık, zaman alanındaki varyans olabileceği gibi frekans alanındaki Fourier dönüşümü veya ortalama frekans da

olabilir. Ayrıca dalgacık dönüşümünden de her iki alan için geçerli olabilen bir özellik elde edilebilir [19].

Çıkarılan özelliklere göre önemli ölçüde sınıflandırma sonucu değişebilir. Özellik seçimi daha az veri ile doğruluk oranı daha yüksek olan sınıflandırma sonucunu verebilir [20]. Özellik seçiminde sınıflandırma için hangi özelliklerin kullanılıp kullanılmayacağı sistemin maliyeti, çalışma süresi ve performansı açısından önemlidir [21].

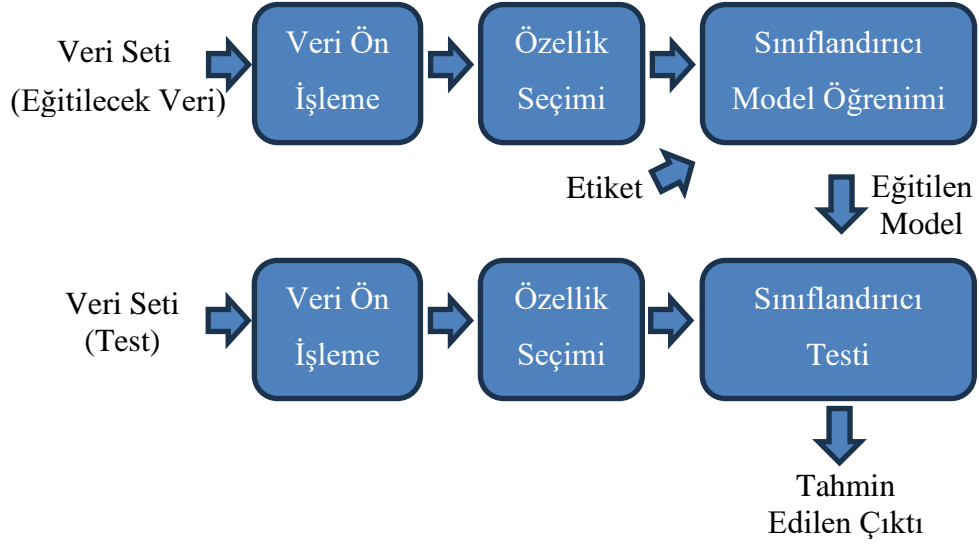
Özellik çıkarımı, yalnızca sınıflandırma yaparken özellik matrisinin daha küçük boyutunu elde etmek amacıyla değil, aynı zamanda gürültüyü azaltabilecek alakasız özellikleri matristen çıkaran özelliklerin bir alt kümesini seçmek için de kullanılır. Bu özellik indirilmesi için kullanılan özellik çıkarımı yöntemlerinden bazıları şunlardır: Temel Bileşen Analizi, Lineer Diskriminant Analiz, Faktör Analizi, Çok Boyutlu Ölçekleme, İzometrik Özellik Haritalama, Karmaşık Bant Gücü, Ortak Mekansal Modeller [22].

2.2.4. Sınıflandırma

Beyin bilgisayar arayüzlerinde sınıflandırma, uygun özellik seçme yöntemlerinden elde edilen özellik matrisinin kaydedilen beyin sinyallerine göre elde edilmesinden yola çıkılarak yapılır. Beyin sinyallerinden uygun forma dönüştürülen yeni veriler özellik matrisindeki verilerden yararlanılarak sınıflandırılır [23].

Sınıflandırma yöntemleri denetimli ve denetimsiz olarak ikiye ayrılabilir. Denetimli sınıflandırma, özellik matrisi olarak isimlendirilen optimum değerlerin ağırlıklarıyla sınıf etiketlerinin farklı matematiksel metotlara göre ilişkilendirilmesinden elde edilen modelin karşılaşılan yeni verinin etiketini tahmin ettiği geleneksel bir sınıflandırıcıdır. Şekil 2.4’de denetimli sınıflandırıcının blok diyagramı verilmiştir. Gelen eğitilecek veri ön işleminden geçerek istenen matrisel formda özellik matrisi haline getirilir. Özellik matrisi ise belirlenen matematiksel metoda göre etiketlerle eşleştirilerek sınıflandırıcı modele çevrilir. Yeni gelen test verisi ön işleminden ve özellik seçiminden

geçirilerek aynı sütun boyutuna sahip forma dönüştürülür. Daha önceden elde edilen sınıflandırıcı modele göre de yeni gelen verinin etiket tahmini yapılır.



Şekil 2.4. Denetimli sınıflandırıcının blok diyagramı [5].

Denetimli öğrenmeye dayalı sınıflandırma tekniklerinin, denetimsiz öğrenmeye dayalı sınıflandırma tekniklerine kıyasla literatürde büyük ölçüde tercih edildiği açıktır [24]. Duygu sınıflandırıcı olarak destek vektör makinesi (SVM), K-en yakın komşular (KNN), doğrusal ayırma analizi (LDA), rastgele orman, Naïve Bayes (NB) ve Yapay Sinir Ağı (NB) gibi çeşitli makine öğrenme algoritmaları kullanılmıştır. Bu nedenle, genel olarak, bir BBA tasarlanırken hangi sınıflandırma algoritmasının kullanılabilceğinin seçimi büyük ölçüde hem kodlanmış beyin sinyalinin türüne hem de kontrol edilen uygulamanın türüne bağlıdır [25].

Denetimsiz sınıflandırma, olası hedef karakterleri belirlemek ve sınıflandırıcıyı eğitmek için sisteme bir tahminin eklendiği sınıflandırıcıdır. Örneğin Kindermans vd. sistemi eğitmek için beklenti maksimizasyonunu (EM) kullanan bir yöntem önerdiler. Kullanım sırasında denek, geleneksel sistemde olduğu gibi hedef kelime veya ifade için karakterleri seçer. Her seçimden sonra sınıflandırıcı yinelemeli bir süreç kullanarak kendini yeniden eğitmeye çalışır. İlk olarak EEG sinyalleri rastgele bir başlangıç sistem konfigürasyonuna göre sınıflandırılır. Daha sonra bu sınıflandırmalara gerçek etiketler olarak bakılarak sistem parametreleri bir eğitim

oturumundaki gibi optimize edilir. Bu parametreler kullanılarak EEG sinyalleri yeniden sınıflandırılır ve süreç tek bir konfigürasyona yaklaşıncaya kadar dönüşümlü olarak değişir. Bu yöntem başlangıç konfigürasyonuna bağlıdır ve sinyalleri doğru şekilde sınıflandırmayan yerel optimuma neden olabilir [26,27].

Son yıllarda sınıflandırıcılar, EEG tabanlı BBA'ların özelliklerine uygun sınıflandırma yöntemlerinin belirlenmesi ve tasarlanması üzerine yoğunlaşmıştır. Özellikle de BBA sınıflandırma yöntemlerinin karşılaştığı temel zorluklar olan EEG sinyallerinin düşük sinyal/gürültü oranı, zaman içinde durağan olmaması, sınıflandırıcıların kullanıcıların EEG sinyallerinin mevcut eğitim verileriyle kalibre edilmesi, mevcut BBA'ların güvenilirliği ve performans düşüklüğünün ortadan kaldırılması gibi konular hakkında çalışılmıştır. Denetimsiz sınıflandırıcılar, parametreleri zaman içinde artırımlı olarak güncellenen EEG özelliklerindeki değişiklikleri izlemek, yani EEG kararlılığıyla başa çıkmak için çevrimiçi uygulamalarda geliştirilmiştir. Denetimsiz sınıflandırıcılar ayrıca çevrimiçi öğrenme yoluyla sınırlı eğitim verileriyle başa çıkmak için de kullanılır. Dolayısıyla denetimsiz sınıflandırıcılarda daha az çevrimdışı eğitim verisi gerekir. Transfer öğrenme teknikleri, özellikleri veya sınıflandırıcıları tek bir alandan aktarmayı amaçlamaktadır. Bu nedenle elde edilebilecek az sayıdaki eğitim verilerini sonradan dahil edilen verilerle tamamlayarak sınıflandırma yapmayı amaçlamaktadırlar. Son olarak, düşük EEG sinyal-gürültü oranını artırmak ve mevcut BBA'ların kontrol uygulamalarında doğru hedefe ulaşma oranını artırmak için yeni yöntemlerden biri de özellik çıkarımı, özellik seçimi ve sınıflandırma aşamalarının birleştirilmesiyle gerçekleştirilen çalışmalar da vardır. Bunun için matris (özellikle Riemann yöntemleri) ve tensör sınıflandırıcıların yanı sıra derin öğrenme kullanılmıştır. Bu yöntemlerle, özellikle sınırlı miktarda veriyle öğrenme işlemi yapmak ve çoklu sınıf problemleriyle uğraşmak amaçlanmıştır [28].

2.2.5. Kontrol Sinyalleri

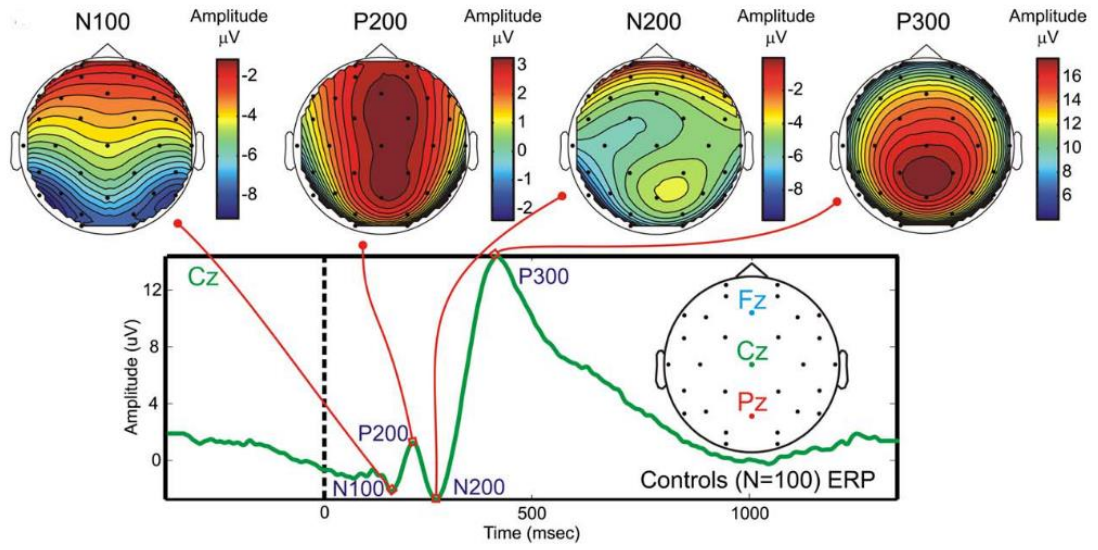
Beyin-bilgisayar arayüz sistemlerinde düşüncenin anlamı çözümlenerek kontrol uygulaması yapılır. Bunun için beyindeki bir sinyal örneğini veya belirli bir görev için beyinden beklenen tepkiyi tespit edip sınıflandırmak gerekir. Pratikte kullanılacak EEG tabanlı BBA sistemleri, kullanılan EEG sinyalinin türüne göre

isimlendirilmektedir. Beyin- bilgisayar arayüzlerinde pratikte kullanılan olaya ilişkin beyin sinyalleri şunlardır: Potansiyellerin edinilmesinden kaynaklanan P300 olay ilişkili potansiyeller (OİP), durağan hal görsel uyarılmış potansiyeller (DHGUP) ve yavaş kortikal potansiyeller (YKP). Bu potansiyellerin ortaya çıkması için geliştirilmesi gereken zihinsel strateji, belli bir uyarana odaklanmaktır. Kortikal salınımlar ise beynin duyuşsal motor korteksinden, örneğın bir uzuv hareketinin hayal edilmesiyle elde edilen duyuşsal-motor ritimlerdir. Bu nedenle zihinsel stratejisine motor rüyası adı verilmiştir [29].

BBA doğrudan beyinden alınan kontrol sinyallerine dayanmaktadır. Bu sinyallerden bazılarının tespit edilmesi nispeten kolaydır, bazıları ise zordur ve ekstra ön işlem gerektirir. Bu kontrol sinyalleri üç kategoriye ayrılabilir: Uyarılmış sinyaller, Spontane sinyaller ve Hibrit sinyaller [8]. Bahsedilen 3 kategori arasında pratikte en sık kullanılan 4 EEG sinyal tipi şunlardır: Sensori Motor Ritimleri (μ ve β ritimleri) tabanlı BBA sistemleri, K Yavaş Kortikal Potansiyel (YKP) tabanlı BBA sistemleri, P300 OİP tabanlı BBA sistemleri, Durağan Hal Görsel Uyarılmış Potansiyel tabanlı BBA sistemleri [8].

2.2.5.1. Uyarılmış Potansiyeller

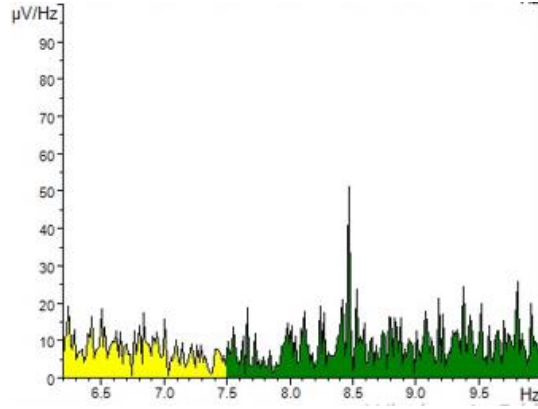
P300 OİP: Beklenmedik bir uyarandan yaklaşık 300 ms sonra ortaya çıkar. Oluşumu uyarının fiziksel özelliklerinden bağımsızdır. Bir kişinin uyarana verdiği tepkiye bağılı olduğu için içsel bir potansiyel olarak kabul edilir. P300 OİP 6-20 μ V aralığında görülen bir potansiyeldir. Bu sinyal beklenmedik uyarının sunumundan 250- 400 ms arasında bir gecikmeye sahiptir. Sinyal 100 ms civarı devam eder. Parietal lobda diğer beyin loblarına göre daha yüksek potansiyelde görülür. Şekil 2.5’de 1000 milisaniyelik P300 OİP içeren bir EEG sinyali ve topografik haritalanması görülmektedir [30].



Şekil 2.5. 1000 milisaniyelik P300 OİP içeren bir EEG sinyali ve topografik haritalanması [30].

Durağan Hal Görsel Uyarılmış Potansiyeller (DHGUP): Titreyen görüntü, modüle edilmiş ses gibi periyodik uyarılar algılandığında ve hatta bazı titreşimler hissedildiğinde üretilen beyin sinyalleridir. BBA’da farklı frekanslarda parlayan çok miktarda uyarının görüntülenmesiyle kullanılır. Görsel animasyonlar aracılığıyla üretilir. Çoğunlukla oksipital lobda fark edilir. Kullanıcı artan sinyal genliğini parlayan uyarın frekansına göre yönetir. [8].

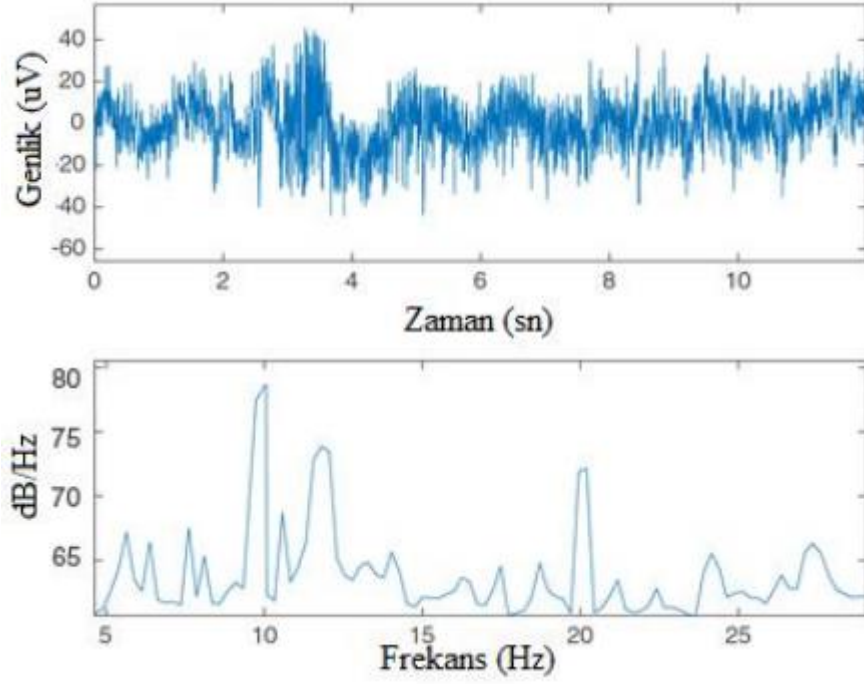
Durağan hal görsel uyarılmış potansiyeller, kişisel BBA sistemlerinde tekrarlanan görsel uyarılar, kişisel bilgisayar monitörü veya harici ışık kaynağı (LED, floresan lamba) aracılığıyla belirli bir frekansta sunulur. Kişisel olarak sunulan bu görsel uyarıların tümü farklı özelliklere (frekans, faz...) sahiptir ve sistem çıkışında her bir frekans tespit edildiğinde farklı bir komut harekete geçirilir. Kullanıcı kendisine sunulan görsel uyarılardan birine konsantre olduğunda özellikle beynin görsel emisyon bölgesi olan oksipital bölgeden alınan EEG sinyallerinde görsel uyarının ritmiyle uyumlu periyodik sinyaller gözlemlenmektedir [31]. Şekil 2.6’da 8.5 Hz frekansına sahip uyarın kaynağına bakan bir denekten alınan EEG kaydının fourier transformunun grafiği görülmektedir.



Şekil 2.6. 8.5 Hz frekansına sahip uyaran kaynağına bakan bir denekden alınan EEG kaydının fourier transformunun grafiği

2.2.5.2. Spontane Sinyaller

Motor Ve Sensorimotor Ritim: Dinlenim pozisyonunda iken beynin birincil sensorimotor kortikal bölgesinden alınan EEG sinyallerinde 8-12 Hz aralığında μ ritimleri ve bu ritimlerle birlikte 12 - 25 Hz aralığında β ritimleri görülür. Uyarıların, zihinde hayali olarak motor – kas hareketlerinin veya yapılacak bir hareketin canlandırılması μ ve β ritimlerinde sinyal genliğinin düşüşüne yol açar, bu duruma “event-related desynchronization (ERD)” (olay ilişkili desenkronizasyon) denir. Eğer sinyal genliğinde artış varsa bu durum senkronize bir işlemdir ve bu olaya “event-related synchronization (ERS)” (olay ilişkili senkronizasyon) denir. Bir uzvun hareketi veya hareketinin hayali esnasında ve öncesinde ERD oluşurken hareket veya hareketin hayalinin sonrasındaki dinlenim pozisyonunda ERS oluşur. Şekil 2.7’de örnek bir μ ve β ritmi görülmektedir [29,32].



Şekil 2.7. Örnek bir μ ve β ritmi [29].

Yavaş Kortikal Potansiyeller: Beyin bilgisayar arayüzünde dahili olaydan sonraki 0.5 s ile 10 s arasındaki negatif veya pozitif potansiyellerdir [33]. Sağlıklı bir beyinde pozitif potansiyeler dinlenme durumunu, negative potansiyellerse zihinsel aktiviteyi gösterirler [34]. YKP ile çalışan bilgisayar oyunu, bilgisayar imleci hareketi gibi çalışmalar yapılmıştır [35,36].

Hibrit Sinyaller: Hibrit sinyaller, beyin tarafından üretilen sinyallerin bir kombinasyonunun kontrol için kullanıldığı anlamına gelir. Bu nedenle BBA sisteminde tek tip sinyallerin ölçülüp kullanılması yerine hibrit sinyallerden yararlanılmaktadır. Bir BBA sistemine girdi olarak iki veya daha fazla beyin sinyali türünün kullanılmasının ardındaki temel amaç, güvenilirlik ve her sinyal türünün dezavantajlarından kaçınmaktır [5]

BÖLÜM 3

YENİLİKÇİ BİR P300 HECELEYİCİ BEYİN-BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ TASARIMI: KOLAY EKLAN

3.1. GİRİŞ

Beyin-bilgisayar arayüzü (BBA), merkezi sinir sisteminden alınan sinyallerin işlendiği ve komutlara dönüştürüldüğü basamaklı bir sistemdir. P300 heceleyici de bilgisayar ekranında hedef karakteri göstermek için kullanılan basamaklı bir BBA'dır.

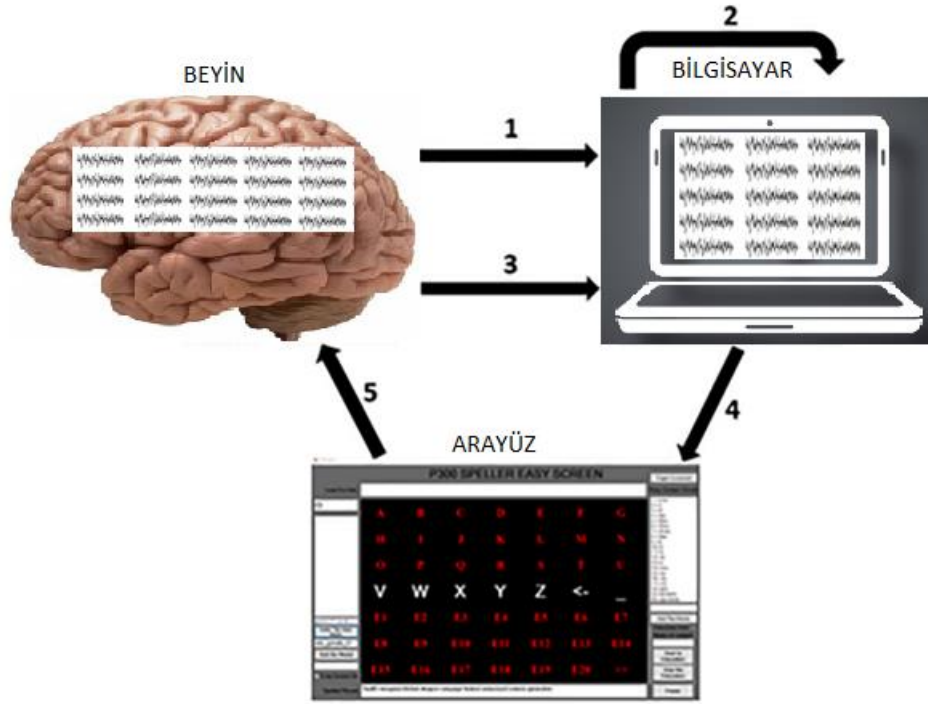
P300 heceleyiciyi kontrol etme süreci, bir bilgisayar ekranında rastgele yanıp sönen bir grup karakterin görüntülenmesiyle başlar. İlk olarak Farwell ve Donchin tarafından önerilen ilk P300 heceleyici, hem karakterleri hem de komutları içeren 6×6 matristen oluşmaktadır. Matrisin satır ve sütunları rastgele sırayla yanıp sönmekte ve denek ilgilendiği karaktere odaklanmaktadır. Rastgele yanıp sönen satırlar veya sütunlar hedef karakterle kesiştiğinde, denek parlama ile uyarılmakta ve hedef karakter aydınlatıldıktan yaklaşık 300 ms sonra bir P300 olayla ilgili potansiyel (OİP) oluşmaktadır. Bu uyarılmış P300 OİP, deneğin odaklandığı karakteri belirlemek için uyarı zamanından yola çıkılarak tespit edilmekte ve hedeflenen karakter bilgisayar ekranına yazdırılmaktadır [37].

Farwell ve Donchin'in çalışmalarını takiben farklı matris boyutlarının etkilerini inceleyen [38], satır veya sütunlar için farklı renkler kullanan ve karakter algılama hızını ve doğruluğunu araştıran birçok P300 heceleyici çalışması yapılmıştır [39]. Bunlarla beraber hem çizgili kaslarını kullanamayan hastalarda hem de sağlıklı bireylerde uyarın süresinin etkileri incelenmiştir [40], standart satır-sütun (RC) arayüzü, yan kenarlara daha yakın tasarlanmış bir arayüz ve tek karakterli bir arayüz (lateral single-character, LSC) dahil olmak üzere çeşitli arayüzler arasında karşılaştırmalar yapılmıştır [41]. Heceleme matrisinin boyutlarının, şekillerinin ve yanıp sönmeye

sürelerinin kullanıcı tarafından belirlenebildiği arayüzler de incelenmiştir [42]. T9 arayüzü olarak adlandırılan, sadece 1-9 rakamlarından oluşan ve rakamların altında küçük harfler bulunan 3×3 matris sunan ve kısayolları kullanan başka bir P300 heceleyici tasarlanmıştır [43]. Bir başka arayüz tasarımı çalışması, önerilen cümleleri kullanarak P300 heceleyicisinin hızını artırmak amacıyla 8×9 boyutunu kullanarak bir kelimeyi doğrudan arayüzde görüntülemeyi amaçlamıştır. Bir başka çalışmada ise 6×6 matris kullanılarak bir kelimenin ilk karakteri belirlenmiş ve ikinci bir ekranda görüntülenen kelimelere yanıt olarak P300 uyarılarına dayalı olarak bir kelime seçilmiştir [44].

Şekil 3.1’de geleneksel bir P300 heceleyici BBA’yı çalıştırmak için aşağıdaki işlemler ok numaralarını tarif eder şekilde açıklanmıştır:

1. Deneğin rastgele yanıp sönmeler gösteren ekrana odaklanırken beyin sinyalinin kaydedilmesi.
2. Kaydedilen beyin sinyalleri üzerinde ön işleme, özellik çıkarımı ve sınıflandırma modelinin tasarımının yapılması (çevrimdışı analiz).
3. Denek test aşamasının tahmini için ekrana odaklanırken yanma ve sönmelerinin süresince beyin sinyalinin kaydedilmesi.
4. Kaydedilen sinyalde sinyal ön işleme ve özellik çıkarımı yapma, ardından sınıflandırma modeline göre karakter tespit etme.
5. Ekranda doğru karakterin gösterildiğini doğrulama (geri bildirim).



Şekil 3.1. P300 heceleyici BBA blok diyagramı [6].

Kişinin saçlı derisine yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla alınan sinyaller, donanımın kapasitesine göre ve gerçekleştirilecek kontrol uygulamasında işlevsel olacak şekilde 250 Hz, 1 KHz, 2 KHz gibi örnekleme frekanslarıyla bilgisayara aktarılır. Çevresel ve fizyolojik gürültüler de dahil olmak üzere bu sinyaller filtrelenir ve pencerelenir. Daha sonra sinyaller, genlik ölçekleme, sinyal bölütleme, artefakt tespiti gibi ön işlemlerle özellik çıkarımı için hazırlanır [45].

BBA'lar tarafından gerçekleştirilen özellik çıkarımı, gürültüsüz beyin sinyallerinde yer alan bilgilerin tanımlanmasını gerektirir; bunlar arasında sinyal genliği, sinyal ortalaması, basıklık, zaman alanındaki varyans, Fourier dönüşümü ve frekans alanındaki ortalama frekans ile frekans ve genlik bilgisi içeren dalgacık dönüşümünden çıkarılan bilgiler yer alır [46]. Özellik seçimi daha az veri sağlayarak sınıflandırma sisteminin karmaşıklığını azaltır ve makine öğrenme algoritmalarının hesaplama yükünü azaltır [20]. Bazı özellik seçim yöntemleri arasında temel bileşen analizi, doğrusal ayırmacılık analizi (LDA), faktör analizi, çok boyutlu ölçeklendirme, karmaşık bant gücü, izometrik özellik haritalaması ve ortak mekansal modeller yer alır [22,47–49].

Destek vektör makinesi (DVM), k-en yakın komşu (k-NN), doğrusal diskriminant analizi (LDA), rastgele orman (RF), naif bayes (NB), lojistik regresyon (LR) ve yapay sinir ağı (YSA) gibi çeşitli makine öğrenimi algoritmaları EEG ile yapılan çalışmalarda sınıflandırıcı olarak kullanılmıştır. Bu nedenle, bir BBA tasarlarken, sınıflandırma algoritmasının seçimi hem kodlanmış beyin sinyalinin türüne hem de kontrol edilen uygulamanın türüne bağlıdır [48–51].

P300 heceleyici kullanılarak yapılan önceki çalışmalarda birçok farklı sınıflandırma yöntemi kullanılmış ve bu yöntemleri karşılaştırmak için birçok çalışma yapılmıştır. Ancak bu çalışmanın amacı sınıflandırma karşılaştırması yapmak değil, tasarlanan yenilikçi arayüzü tanımlayıp literatürde diğer benzer P300 heceleyicilerle karşılaştırmaktır.

Bu çalışma kapsamında yürütülen çalışmaları anlatmadan önce çalışmada, P300 heceleyicilerde kullanılan bazı terminolojilerden bahsetmek gerekir[42]:

Çevrimdışı analiz: Ham veriler kaydedildikten sonra gerçekleştirilen analizdir. Veriler kaydedilirken denekler önceden belirlenmiş karakterlere odaklanır. Eğitim modeli bu karakterlere uygun etiketlere göre oluşturulur.

Çevrimiçi analiz: Deneklerin görsel uyaran ekranına bakarak daha önce elde edilen eğitim modeline göre karakteri gerçek zamanlı olarak doğrudan belirlediği bir çalışmadır.

Deneme: Literatürde her satır veya sütunun yanıp sönmeye başlanan ve 1 s'ye kadar yapılan EEG kayıt bölümüdür. Bu süre daha kısa da olabilir.

Deneme Grubu: Her satır ve sütunun bir kez yanıp sönmeye başlanması ile elde edilen ardışık denemeler grubudur. Bu çalışmada 7 satır ve 7 sütun olduğu için 1 deneme grubu 14 denemeden oluşmaktadır.

Koşu: Bir karakterin tespiti için gereken tüm deneme grupları. Bu çalışmada bir koşu hem çevrimiçi hem de çevrimdışı analiz için 15 deneme grubundan oluşmaktadır.

Bu çalışmada, Kolay Ekran P300 Heceleyici olarak yeni bir uyaran ekranı tasarlanmıştır. Geleneksel P300 heceleyici çalışma mantığıyla çalışan, 7×7 ızgarada görüntülenen 49 karakter içeren bir uyaran matrisine ek olarak, aynı pencerede görsel uyaran matrisinin yanına, istenen bir kelimenin doğrudan P300 heceleyici arayüzünün ekranında görüntülenmesine olanak tanıyan yirmi kelime içeren bir kelime listesi yerleştirilmiştir. Kolay Ekran P300 Heceleyici EEG sinyalinin doğru sınıflandırır, denek en az iki koşudan sonra ekranda 2'den fazla karaktere sahip bir kelimeyi görüntüleyebilir. İlk koşu kelimenin ilk alfabetik karakterini tespit eder. İkinci koşu, matriste görüntülenmek üzere kelimeye karşılık gelen bir kısayol ögesini (E1-E20) tespit etmek için kullanılabilir. Sözlükten kelime seçme işlemi daha sonraki koşularda da olabilir.

Eğitilmiş sınıflandırma yöntemlerinde yeni verileri sınıflandırabilmek için çevrimdışı bir analiz yapılarak eğitim modeli oluşturulur. Bu amaçla, bu çalışmada 29 denek 25 karakterle, bir denek ise 24 karakterle çevrimdışı eğitim modeli oluşturmuştur. Tüm denekler çevrimiçi test sırasında 30 koşuda 30 karakter ve çevrimiçi kelime uygulaması sırasında 20 koşuda 10 kelime tespit etmiştir. Geleneksel P300 heceleyicilerin BBA aracılığıyla tek bir karakteri tespit etmesi 15 tekrar için 34 saniye sürerken [25], Kolay Ekran P300 Heceleyici'nin tek bir karakteri tespit etmesi 15 tekrar için 39,25 saniye sürmektedir. Bununla birlikte, geleneksel P300 heceleyici ile 8 harfli bir kelimeyi bilgisayar ekranına yazdırmak 4.53 dakika sürerken, Kolay Ekran ile 1.31 dakika sürmüştür. Bu süreler kelime uzunluğuna ve tasarlanan sistemin kullandığı tekrar sayısına bağlı olarak değişebilmektedir.

3.2. KOLAY EKRAM P300 HECELEYİCİ TASARIMI

Tasarlanan BBA'da görsel arayüz C# dilinde, sinyal işleme ve sınıflandırma bileşenleri ise MATLAB 2021b dilinde kodlanmıştır. Sinyal kayıt yazılımı olarak Brain Vision Recorder kullanılmıştır. Kayıt cihazı ile C# arasındaki iletişim sağlayıcısı ise Brain Vision RCS yazılımıdır.

Şekil 3.2'de görüldüğü gibi, Kolay Ekran P300 Heceleyici arayüzü, görsel uyaran matrisi olarak sunulan 7×7 boyutunda 49 karakterden oluşmaktadır. Matris alfabetik

öğeler, bir silme karakteri (<-), bir ifade aktarma karakteri (>>) ve 20 kısayol karakterinden (E1-E20) oluşmaktadır. Kolay Ekran adını verdiğimiz bu heceleyici BBA’da RC yanıp sönme yöntemine dayalı olarak rastgele bir uyarı sunulmaktadır. Ekranı 49 matris elemanı yerleştirmemizin amacı, daha büyük matris boyutlarına kıyasla odaklanılacak karakterin kolay ve hızlı bir şekilde tespit edilmesini kolaylaştırmaktır. 6x6 boyutundaki 36 karakterli bir matrise oranla daha büyük bir matris boyutu kullanmamızın amacı ise, deneğin tatmin edici sayıda kelimeye doğrudan erişimini sağlamaktır. Böylece ikinci bir ekran formuna gerek kalmadan arayüze optimum sayıda karakter yerleştirildi. Kolay Ekran P300 Heceleyici 100 ms yanma ve 75 ms sönme uyarım süresine ayarlanmıştır. Odaklanılan öğeyi içeren satır veya sütun yanıp söndüğünde beyin uyarılır. Bu yanma beklenmedik uyarana karşı oluşan P300 OİP’yi netice verir. Sistem, hangi yanıp sönen elemanların P300 OİP ürettiğini tespit ederek ilgilenilen karakteri içeren satır ve sütunu belirleyebilir. Uyarıcı satır ve sütunun kesiştiği matris elemanı odak karakteri olarak tanımlanır. Tespit edilen matris elemanı alfabetik bir karakterse, karakter doğrudan ekranda görüntülenir. Tespit edilen eleman bir kısayol karakteri ise, kelime listesinden kelime çıkarılır (Şekil 3.2’deki 3. Eleman) ve kısayol karakteriyle ilişkili kelime ekranda görüntülenir. Tespit edilen kelime, kelime listesinde x numarası olarak listelenir ve denek kısayol karakteri “Ex”’e odaklanır. Yanma sönme esnasında “Ex” parladığı zaman oluşan P300 OİP tespit edilir. Kelime listesinden hedeflenen kelime ekrana yazdırılır.

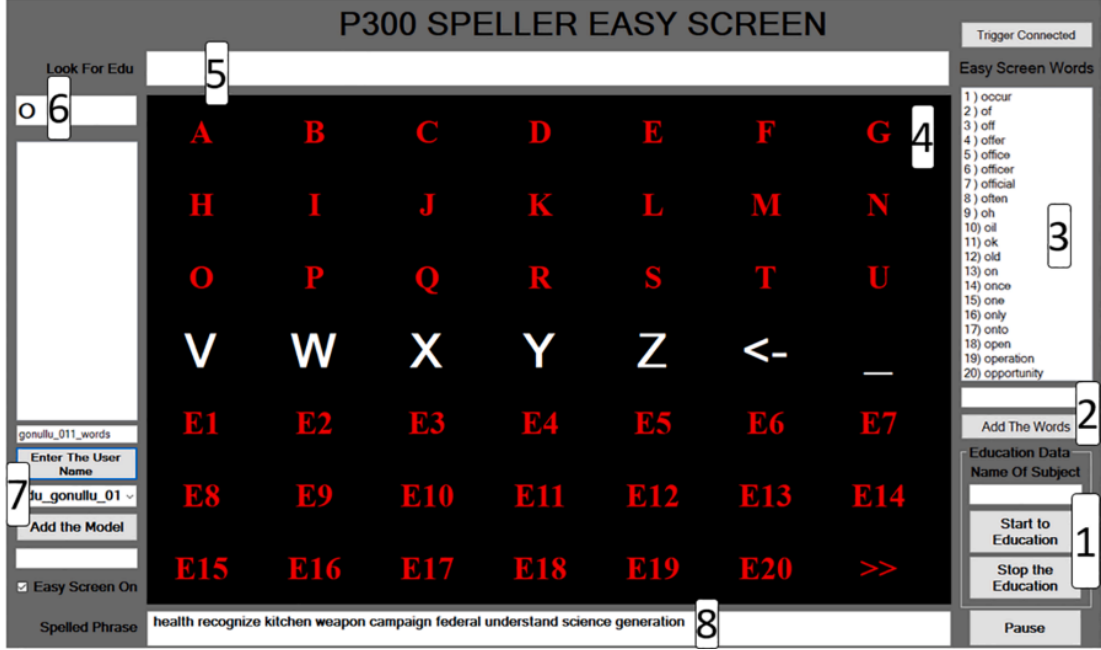
Çevrimdışı çalışma için, kişiselleştirilmiş modeli tanımlamak üzere Şekil 3.2’de 1 numaralı elemanda gösterildiği gibi denek bilgileri girilir ve kullanıcı ‘Start to Education’ düğmesine bastığında çevrimdışı çalışma başlar. EEG sinyal kaydı başladıktan sonra, Şekil 3.2’de 4 numaralı eleman olarak gösterilen matristen odaklanılan karakter seçilerek çalışma başlatılır. Seçilen her karakter Şekil 3.2’de 5 numaralı eleman olarak gösterilen konumda görüntülenir. Arayüz şu adımları takip eder:

1. Deney, deneğe rehberlik eden bir asistan tarafından yönetilir. Asistan deneğin odaklanmasını istediği matris elemanına tıklar ve koşuyu başlatır.

2. İstenilen kadar matris elemanına tıklanarak veri elde edildikten sonra 'Stop to Education' düğmesine tıklanır ve bir sınıflandırıcı eğitim modeli oluşturulur.
3. Çevrimiçi çalışma sırasında, çevrimdışı çalışma sırasında belirlenen sınıflandırıcı eğitim modeli kullanılarak karakter tahminleri yapılır.
4. Her bir kullanıcı için geliştirilen sınıflandırıcı eğitim modeli Şekil 3.2'de 7. eleman olarak gösterilen onay kutusundan seçilir ve 'Enter the Username' butonu seçilerek karakter tahmini için çalışma başlatılır. Bir karakter 36,75 saniyelik bir çalışmanın sonunda tahmin edilir ve bir sonraki çalışma başlamadan önce süreç 2,5 saniye duraklatılır.
5. Çalışmanın sonunda tespit edilen karakter bir kısayol karakteri değilse, Şekil 3.2'de 6. eleman ile gösterilen konuma aktarılır.
6. Şekil 3.2'deki Eleman 6'da gösterilen metin kutusundaki harflerle başlayan kelimeler daha sonra Şekil 3.2'deki Eleman 3'te gösterilen kelime listesine doldurulur. Eklenen harfler kelime listesini günceller. Görsel uyarı matrisinin yakınında meydana gelen kelime listesi için kelimeleri besleyen ve seçen veri tabanı, İngilizce dilinde en sık kullanılan 1000 kelimeyi içermektedir [52]. Bu aşamada kullanıcı alfabetik karaktere ya da kısayol karakterine odaklanabilir. Benzer şekilde, eğer alfabetik karaktere odaklanılırsa, kelime listesi eklenen karaktere göre güncellenir. Ancak kısayol karakterine odaklanılırsa, yazdırılacak cümlenin bir kelimesi Şekil 3.2'deki 8. Elemana aktarılır. Bunların dışında kullanıcı, ifade aktarım karakterine (>>) odaklanırsa, Şekil 3.2'deki 6. elemanda oluşturulan kelime Şekil 3.2'deki 8. elemana aktarılır.

Sözlük veritabanına kelime ekleme işlemi manuel ve otomatik olmak üzere iki şekilde yapılmaktadır. Manuel olarak, çalışma ilerlemesinin dışında Şekil 3.2'de Eleman 2 olarak görüntülenen metin kutusuna istenen kelime yazıldıktan sonra 'Add the Word' düğmesi seçilerek ek kelimeler eklenebilir. Bu durumda bir yardımcıya ihtiyaç vardır. Otomatik olarak, kısayol karakteri kullanılmadan harfler tek tek belirlenerek ilk kez yazdırılan bir kelime, eğer kelime sözlük veri tabanında bulunmuyorsa sözlüğe

eklenir. Böylece çalışmada kullanılan sözlüğe dışarıdan veya otomatik olarak birçok kelime eklenebilmektedir. Bu Kolay Ekran yöntemi, sözlük veri tabanında bulunmayan bir kelimeyi ekleyebildiği için, kullanıcıların aynı kelimeyi tekrar kullanmak istediklerinde daha hızlı cümle kurmalarını sağlamaktadır.



Şekil 3.2. Kolay Ekran P300 Heceleyici arayüzü ekran görüntüsü [6].

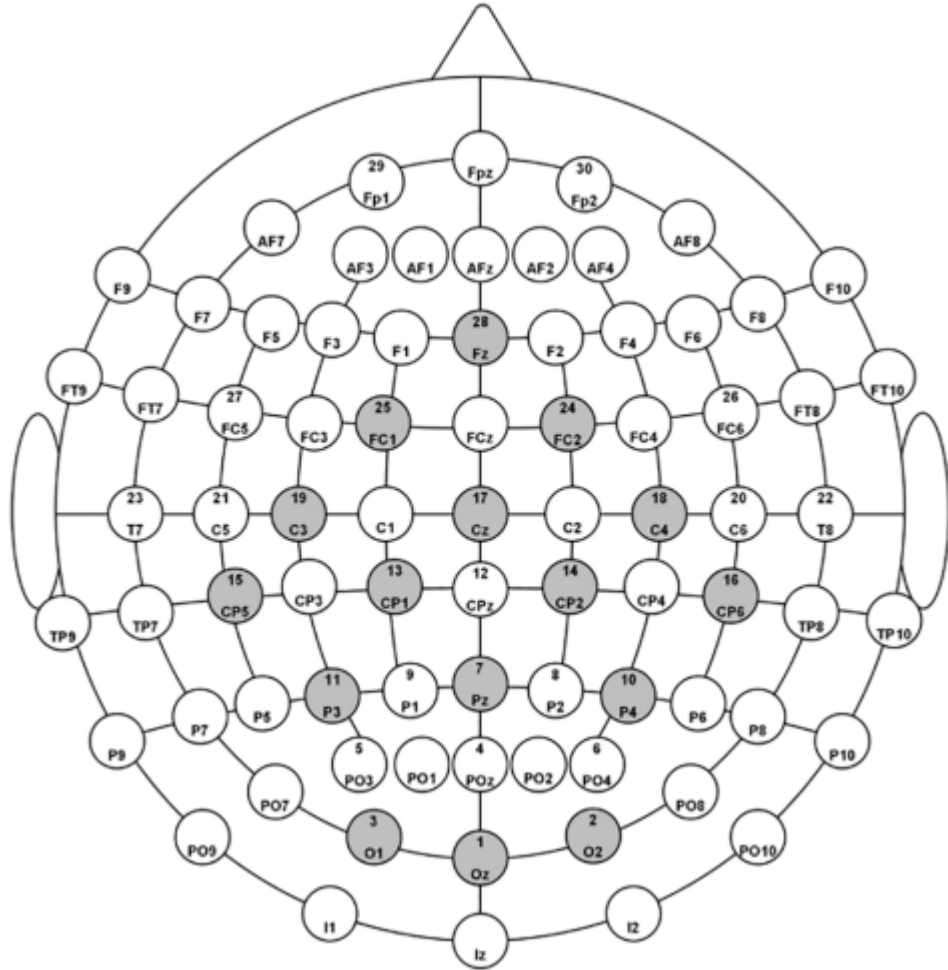
3.3. DENEKLER VE DENEY DÜZENEGİ

Bu uygulama Çizelge 3.1’de gösterildiği gibi 11 sağlıklı kadın ve 19 sağlıklı erkek olmak üzere 30 denek üzerinde test edilmiştir. Deneklerden 11’inin hafif uzak görme kusurları vardı ve gözlük kullanıyorlardı. Diğer 19 deneğin görme kusuru yoktu. Deneyle, bir deney asistanı ve bir denek olmak üzere 2 kişi ile toplam 20 gün boyunca sessiz bir ortamda gerçekleştirilmiştir. Görsel uyaran, deneklere orta parlaklıkta ve gün ışığı koşullarında bir bilgisayar ekranından 1 m uzaklıktan sunulmuştur. Ayrıca EEG cihazı uyaran sunumunun yapıldığı aynı bilgisayara bağlanarak beyin sinyalleri kaydedilmiştir.

Çizelge 3.1. Deneklere ait fiziksel ve morfolojik özellikler [6].

	Yaş	Boy	Kilo	Gözlük Kullanan
Ortalama (Aralık) Denekler İçin	34.47 ± 9.69 (18 – 61)	172.2 ± 8.75 (160 – 198)	75,43 ± 17.62 (48 – 137)	11

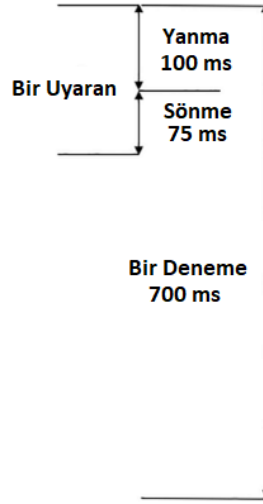
Beyin sinyalleri, Brain Products V-Amp 16 Kanal EEG (V-Amp, Brain Products GmbH, Gilching, Almanya) cihazında kaydedilmiştir. Elektrotlar Uluslararası 10-20 sistemine göre Şekil 3.3'te gösterildiği gibi 16 kanaldan sinyal kaydı yapılmıştır. 1-12 Hz Butterworth bant geçiren ve 50 Hz Notch filtreden geçirilmiştir. 2 KHz örnekleme frekansında sayısallaştırılarak bilgisayara aktarılmıştır.



Şekil 3.3. Bu çalışmada kullanılan kanalların elektrod düzeni [6].

3.4. SİNYAL İŞLEME VE ÖZELLİK MATRİSİ OLUŞTURMA

Sinyal segmentasyonu için 7 satır ve 7 sütunun her birinin yanıp söndüğü 15 tekrardan oluşan 210 uyarının her birinin başlatılmasından sonraki 700 ms süre boyunca kaydedilen sinyaller EEG kaydından çekilmiştir. Bir uyarın sunumu 100 ms yanma ve 75 ms sönmeden ibarettir. Buna deneme denir. Şekil 3.4'te bir deneme süresi şematize edilmiştir. Şekil 3.5'te ise bir koşu boyunca alınan sinyalden çekilen deneme grupları şematize edilmiştir. Bir koşuda 14 satır ve sütunun her biri 15 defa 100 ms saniye yanar ve 75 ms söner. Her satır ve sütunun yanma ve sönme süreleri peş peşedir fakat satır ve sütunların yanma ve sönmeden ibaret bir sunumları rassal sırayladır.

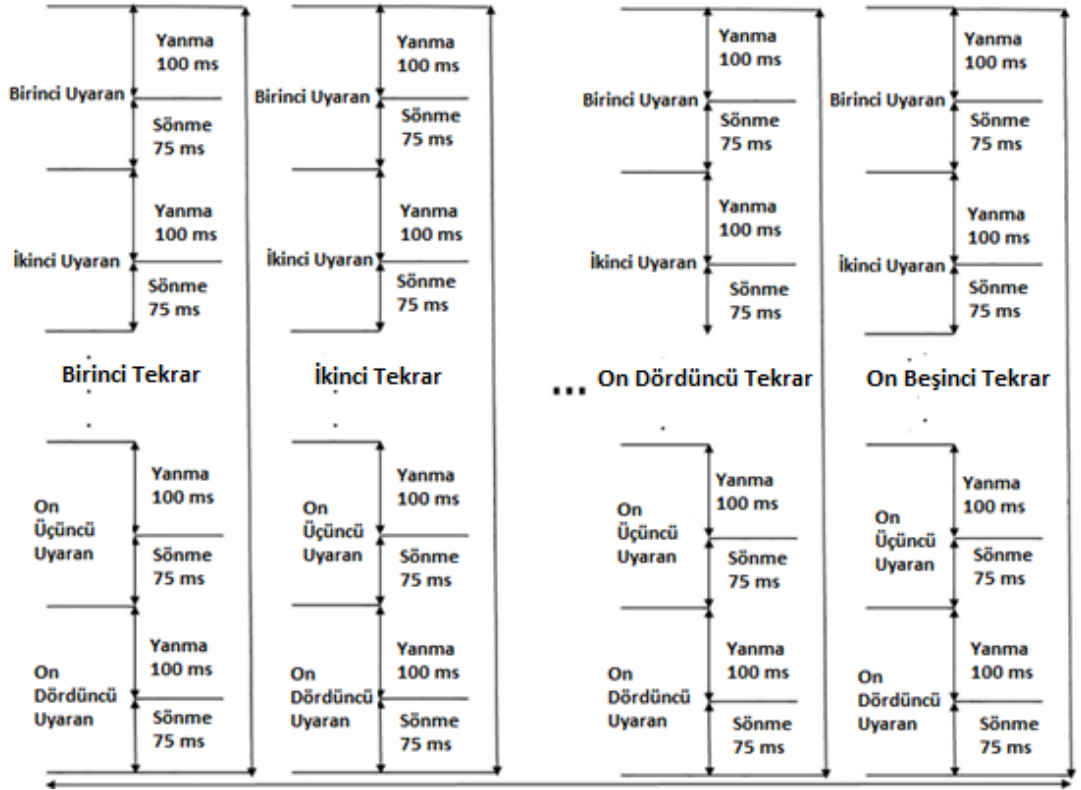


Şekil 3.4. Bir deneme süresi [6].

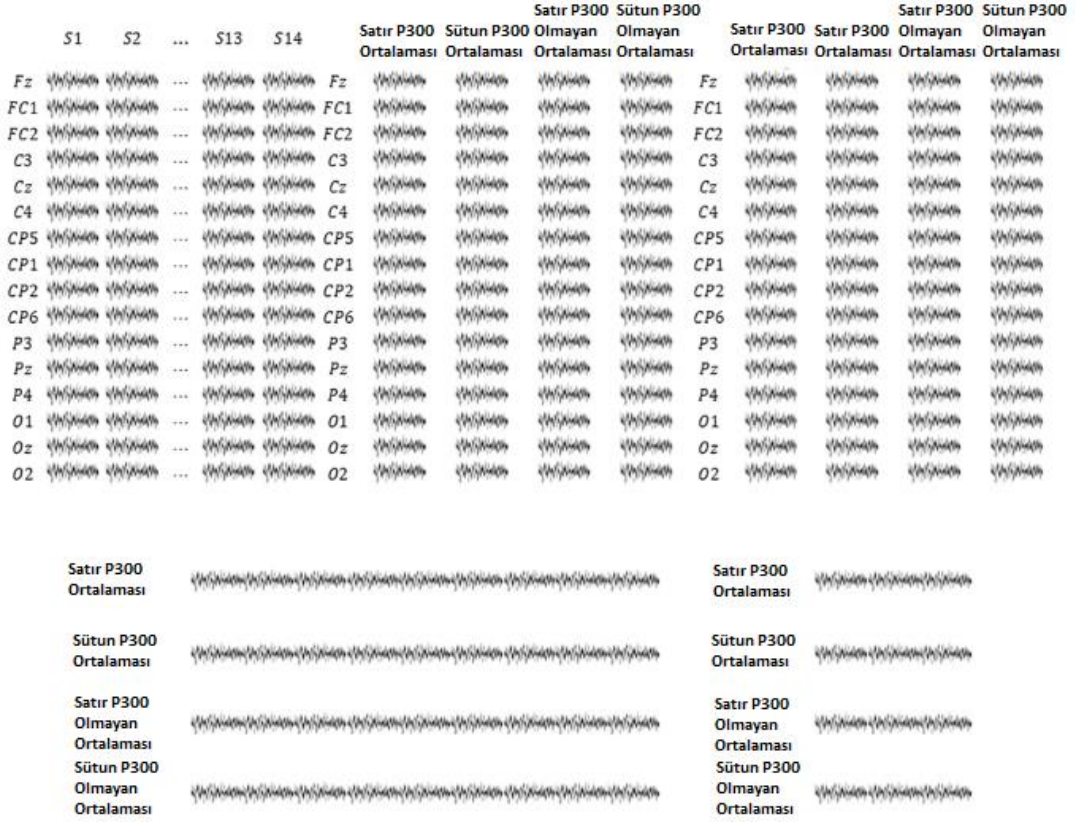
Bu çalışmada üç farklı aşama incelenmiştir: çevrimdışı analiz, çevrimiçi analiz ve kelime yazımı.

Şekil 3.6'da gösterildiği gibi, bir çalışma için veriler 15 tekrar, 14 yanma- sönme, 16 kanal ve 700 ms süreli 1400 örnekten oluşan $15 \times 14 \times 16 \times 1400$ boyutunda bir matrise döndürülmüştür. Tüm satırların ve sütunların yanıp söndüğü tek bir tekrar sırasında, doğru satırın ve doğru sütunun yanıp sönmesini takiben iki ayrı P300 OİP üretilmesi beklenmektedir. Kalan 6 satır ve 6 sütunun yanıp sönmesinin bir P300 OİP'ye neden olması beklenmemektedir. Yanıp sönmelere verilen yanıtla göre, satır bazlı P300 OİP uyarımı oluşturan ve sütun bazlı P300 OİP uyarımı oluşturan deneme

özellik matrisinde “1” olarak etiketlenir. P300 OİP sinyali içermeyen geri kalan denemeler, satır parlamalarının ve sütun parlamalarının ayrı ayrı aritmetik ortalaması alınarak “0” olarak etiketlenir. Böylece her tekrarda iki P300 OİP’ si içeren ve iki P300 OİP’ si içermeyen segment bulunduran veri elde edilir. Her satır ve sütun her çalışma sırasında 15 kez yanıp söndüğünden $15 \times 4 \times 16 \times 1400$ ’lük veriye indirgenir. 15 tekrarın her birinin ortalaması alınarak $4 \times 16 \times 1400$ matris elde edilir. Bu matris daha sonra kanalların uç uca eklenmesiyle 4×22400 matrise dönüştürülür. Matrisin boyutu, 10 kat alt örnekleme yoluyla 4×2240 ’a düşürülür. Son olarak, matris z-skor normalizasyon işlemine tabi tutulur. Çevrimdışı analiz için, kaydedilen 25 koşulunun kullanılması nedeniyle indirgenmiş matris 4×2240 boyutunda olduktan sonra 100×2400 ’e dönüştürülmüş ve veriler eğitilirken bu matris kullanılmıştır. Bu durum Şekil 3.6’da şematize edilmiştir.

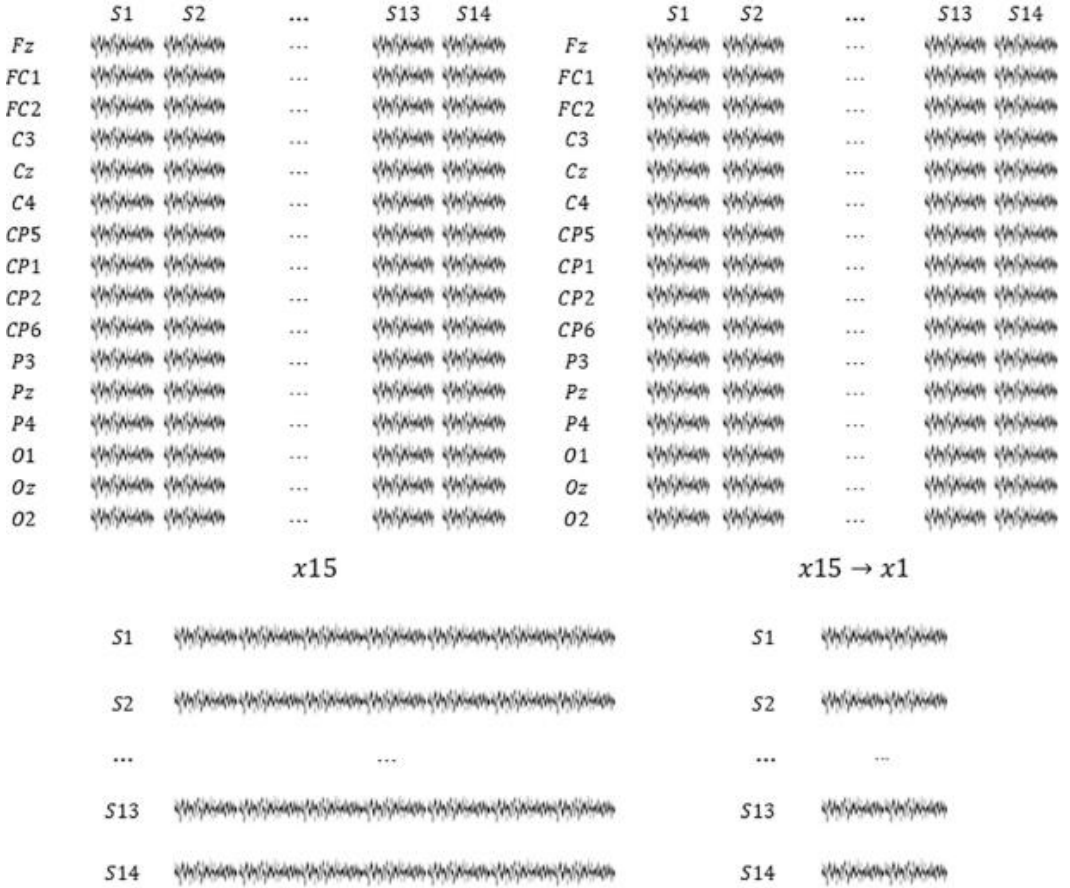


Şekil 3.5. Bir koşu boyunca alınan sinyalden çekilen deneme grupları [6].



Şekil 3.6. Her parlamatan sonra 700 ms EEG verisinden elde edilen her yeni 1×2240 boyutundaki veri, eğitim verileriyle oluşturulan model kullanılarak sınıflandırılır [6].

Çevrimiçi analiz ve kelime yazma çalışması sırasında, Şekil 3.7’de görüldüğü gibi, her parlamatan sonra 700 ms EEG verisinden elde edilen her yeni 1×2240 boyutundaki veri, eğitim verileriyle oluşturulan model kullanılarak sınıflandırılır. Çevrimiçi analiz ve kelime yazma çalışması sırasında 7 satırın ve 7 sütunun yanıp sönen 15 tekrarını içeren toplam 210 denemeden oluşan her bir koşu, sınıflandırma modeline göre karakteri tespit eden komuta yönlendirilir. Çevrimdışı çalışma sırasında tespit edilen ve “1” olarak etiketlenen satır ve sütunlar belirlenir. Tüm 15 tekrar boyunca, en fazla “1” etiketine sahip satır ve sütun ilgilenilen matris elemanını tanımlamak için kesiştirilir.

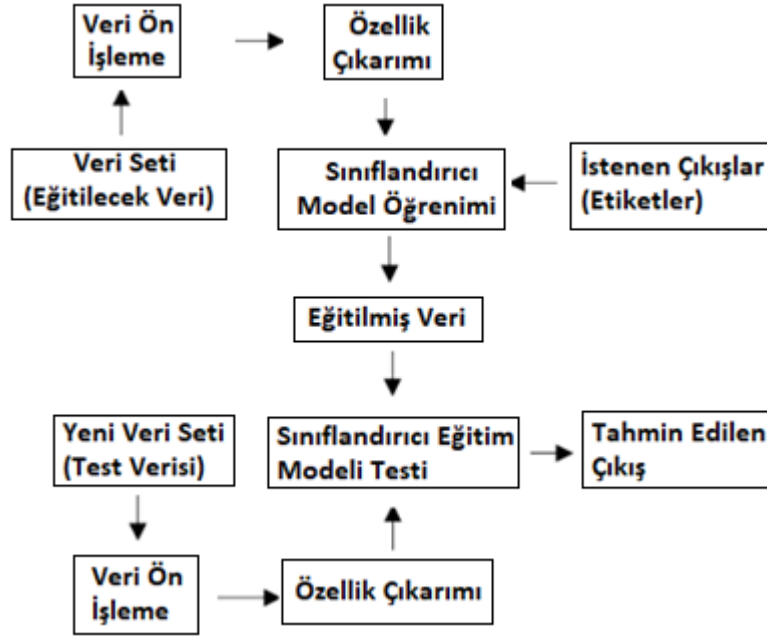


Şekil 3.7. Tek bir koşuda çevrimiçi analiz için yapılan veri dönüşümü [6].

3.5. SINIFLANDIRMA

Sınıflandırma yöntemleri denetimli ve denetimsiz olarak ikiye ayrılabilir. Denetimli sınıflandırma, Şekil 3.8’de gösterildiği gibi, ağırlıkların tahmini optimum değer durumlarına denetimli etiketler olarak uygulandığı geleneksel bir sınıflandırıcıdır. Yeni veriler, etiketli verilerin oluşturulduğu sınıflandırma modeline göre tahmin edilir. Denetimsiz sınıflandırma, sisteme bir tahminin eklendiği, olası hedef karakterlerin belirlendiği ve sınıflandırıcının eğitildiği bir sınıflandırıcıdır. Literatürde denetimli öğrenmeye dayalı sınıflandırma tekniklerinin denetimsiz öğrenmeye dayalı olanlara kıyasla daha çok tercih edildiği açıktır [24].

Bu çalışmada, kaydedilen veriler üzerinde denetimli öğrenme türlerinden 3 tanesi ile karakter tespit çalışması gerçekleştirilmiştir. Bunlar destek vektör makinesi (DVM), doğrusal diskriminant analizi (LDA) ve lojistik regresyondur (LR).



Şekil 3.8. Denetimli öğrenme türlerinin çalışma adımları [5].

3.5.1. Linear Diskriminant Analiz (LDA)

Lineer Diskriminant Analizi (LDA), istatistik ve makine öğrenmesinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Özellikle sınıflandırma ve boyut indirgeme problemlerinde etkilidir. LDA'nın temel amacı, veri setindeki örnekleri en iyi ayırt edebilecek şekilde, özellikleri (veya değişkenleri) lineer bir kombinasyonla dönüştürmektir.

LDA'nın Temel Adımları:

1) Sınıf İçi ve Sınıflar Arası Değişkenlik Matrislerinin Hesaplanması

- Sınıf içi değişkenlik matrisi, aynı sınıfa ait örneklerin ortalama etrafındaki dağılımını gösterir.
- Sınıflar arası değişkenlik matrisi ise, farklı sınıflardaki örneklerin genel ortalamaya göre dağılımını ifade eder.

2) Eigenvalues ve Eigenvectors'ün Hesaplanması

- Bu matrislerin eigenvalues (özdeğer) ve eigenvectors'ü (özvektör) hesaplanır. Bu adım, veri setini en iyi ayıran eksenleri (veya boyutları) belirlemek için kritiktir.

3) Önemli Özelliklerin Seçilmesi:

- Hesaplanan özvektörler, veri setinin boyutunu indirmek ve en önemli özellikleri seçmek için kullanılır. Özdeğerler, özvektörlerin önemini gösterir; yüksek özdeğerlere sahip özvektörler, veri setindeki varyansı daha iyi temsil eder

4) Yeni Bir Uzaya Dönüşüm:

- Seçilen özvektörler, özgün veri setini yeni bir uzaya dönüştürmek için kullanılır. Bu yeni uzay, sınıflar arası ayrımı maksimize edecek şekilde tasarlanmıştır.

Uygulamaları ve Faydaları

- **Sınıflandırma:** LDA, sınıflandırma modellerinde veri setinin ön işleme adımı olarak kullanılır. Özellikle, boyutların sayısı çok olduğunda ve sınıflar arasındaki ayrımı artırmak istendiğinde etkilidir.
- **Veri Görselleştirme:** Boyut indirgeme ile çok boyutlu veriler, görselleştirme için daha az boyutlu hale getirilebilir.
- **Veri Ön İşleme:** Makine öğrenmesi modellerinde, özellikle lineer modellerde, veri setinin daha verimli hale getirilmesi için kullanılır.

LDA'nın başarısı, veri setindeki sınıfların lineer olarak ayrılabilir olup olmadığına bağlıdır. Eğer sınıflar lineer olarak ayrılabilirse, LDA çok etkili bir yöntemdir. Ancak, bu ayırım net değilse veya veri seti lineer olmayan ilişkiler içeriyorsa, LDA'nın performansı düşebilir. Bu durumlarda, lineer olmayan yöntemler tercih edilebilir. Farklı sınıfların farklı Gauss dağılımlarına dayalı veriler ürettiğini varsayar. Bir sınıflandırıcıyı eğitmek (oluşturmak) için, uydurma işlevi her sınıf için bir Gauss dağılımının parametrelerini tahmin eder [53].

3.5.2. Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon, istatistik ve makine öğrenmesinde yaygın olarak kullanılan bir sınıflandırma yöntemidir. Özellikle iki sınıflı (binary) veya çoklu sınıflı (multiclass) problemler için uygundur. Bu yöntem, bir veya birden fazla bağımsız değişkenin (özelliklerin) bir sonucu (genellikle bir kategorik değişken) nasıl etkilediğini anlamak için kullanılır.

Lojistik Regresyonun Temelleri

Modelin Yapısı

- Lojistik regresyon, bağımsız değişkenlerin (X) bir sonucun (Y) olasılığını (p) tahmin etmek için kullanılır.

- Y'nin olasılığı, logit dönüşümü adı verilen bir bağlantı fonksiyonu kullanılarak bir lineer kombinasyon ($\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$) ile modellenir.

Olasılık ve Logit Dönüşümü

- Lojistik fonksiyon, olasılık değerlerini 0 ile 1 arasında sınırlandırır. Bu, logit fonksiyonunun tersidir ve Eşitlik 3.1'deki formülle ifade edilir:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n)}} \quad (3.1)$$

Burada, e Euler sayısıdır ve $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ modelin katsayılarıdır.

Modelin Eğitilmesi

- Modelin katsayıları, genellikle maksimum olabilirlik tahmini yöntemiyle bulunur. Bu yöntem, gözlemlenen verilere en uygun katsayıları bulmayı amaçlar.
- Regresyon katsayıları, modelin her bir bağımsız değişkenin sonuç üzerindeki etkisini ifade eder.

Uygulamaları ve Faydaları

- **Sınıflandırma:** Lojistik regresyon, hastalık teşhisi, müşteri terk analizi gibi iki sınıflı problemlerde etkilidir.
- **Olasılık Tahmini:** Bir olayın olasılığını tahmin etmek için kullanılır, örneğin bir müşterinin bir ürünü satın alma olasılığı.
- **Risk Değerlendirme:** Finans ve sağlık sektörlerinde risk değerlendirmesi için kullanılır.

Dezavantajları

- **Lineer İlişkiler:** Lojistik regresyon, bağımsız değişkenler ile logit dönüşümü arasında lineer bir ilişki varsayar. Bu, bazı karmaşık ilişkileri modellemekte yetersiz kalabilir.
- **Aşırı Uyum (Overfitting):** Çok sayıda özellik bulunan veri setlerinde aşırı uyum riski vardır. Bu, modelin genelleme yeteneğini azaltabilir.

- **Bağımsız Değişkenlerin Etkileşimleri:** Lojistik regresyon, bağımsız değişkenler arasındaki etkileşimleri doğrudan modelleyemez. Bu etkileşimler önemliyse, bunları modellemek için ek terimler eklenmelidir.

Lojistik regresyonda 2'li kategorik sınıflandırmada kullanılır. Lojistik regresyonda parametreler Maksimum Olabilirlik (MLE) yöntemi ile hesaplanır. MLE yönteminin amacı, sonsuz parametre havuzundan veri setini görme olasılığını maksimize eden en iyi parametreleri seçmektir [54].

3.5.3. Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM), özellikle sınıflandırma ve regresyon problemleri için kullanılan güçlü ve esnek bir makine öğrenmesi yöntemidir. SVM, yüksek boyutlu uzaylarda veri noktalarını ayırmak için kullanılır ve özellikle az sayıda veri noktası olan durumlarda etkilidir.

SVM'nin Temel Prensipleri

Karar Sınırı (Decision Boundary):

SVM, farklı sınıflara ait veri noktalarını en iyi şekilde ayıracak bir karar sınırı (hiperdüzlem) bulmaya çalışır.

Bu hiperdüzlem, farklı sınıflardaki veri noktaları arasındaki marjinal mesafeyi maksimize eder.

Destek Vektörleri: Destek vektörleri, karar sınırına en yakın veri noktalarıdır ve bu sınırın konumunu belirlemede anahtar rol oynarlar. Bu vektörler, sınıflandırma kararında kritik öneme sahiptir.

Kernel Trick: Lineer olmayan ilişkileri modellemek için SVM, çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanır. Popüler çekirdek fonksiyonları arasında polinom, Radial Basis

Function (RBF) ve sigmoid bulunur. Bu fonksiyonlar, orijinal özellik uzayını daha yüksek boyutlu bir uzaya dönüştürür, böylece lineer olmayan sınırlar bulunabilir.

SVM'in Uygulamaları ve Avantajları

Sınıflandırma: İki sınıflı ve çoklu sınıflı sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılır.

Regresyon: SVM regresyon (SVR) formu, sürekli değerlerin tahmini için kullanılır.

Özellik Seçimi: Yüksek boyutlu veri setlerinde etkilidir ve özellik seçimi için kullanılabilir.

Dezavantajları

Parametre Seçimi: SVM'in performansı, çekirdek fonksiyonunun ve diğer hiperparametrelerin seçimine bağlıdır.

Ölçeklendirme: Büyük veri setleriyle çalışırken, özellikle çok sayıda özellik içeren durumlarda, hesaplama açısından zorlayıcı olabilir.

Anlaşılabilirlik: SVM modelleri, özellikle çekirdek fonksiyonları kullanıldığında, diğer bazı makine öğrenmesi modellerine göre daha az sezgisel ve anlaşılabilir olabilir. SVM, sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için güçlü bir araçtır, ancak başarılı uygulama için doğru çekirdek seçimi ve parametre ayarlaması kritik öneme sahiptir.

Bir SVM, bir sınıfa ait tüm veri noktalarını başka bir sınıfa ait veri noktalarından ayıran en iyi hiper düzlemi bularak verileri sınıflandırır. Bir SVM için en iyi hiper düzlem, iki sınıf arasında en büyük marja sahip olan hiper düzlem anlamına gelir. Marjin, iç veri noktaları olmayan hiper düzlemin paralel maksimum genişliği anlamına gelir [55]. Çekirdek "Gauss" olarak belirlenmiştir

3.6. KOLAY EKLAN P300 HECELEYİCİ İLE UYGULAMA YAPILIRKEN ELDE EDİLEN EEG VERİLERİ

Bu çalışma kapsamında EEG verileri çevrimdışı, çevrimiçi ve kelime yazma olmak üzere 3 farklı amaç için elde edilmiştir. Her bir çalışma sırasında uyarılar, 7 satır ve 7 sütunun rastgele bir sırayla yanıp sönmesinden ve her birinin 15 kez tekrarlanmasından oluşmuştur. Her bir uyarı 100 ms yanma ve 75 ms sönmeden oluşmuştur. Veriler, her çalışma sırasında 210 uyarının her biri için parlama sürelerinin başlangıcından sonraki 700 milisaniye boyunca toplanmış ve her çalışma ayrı bir deneme olarak kabul edilmiştir. Çevrimdışı analiz sırasında bir sınıflandırıcı model oluşturmak için 30 denekten her birinin 25 koşu boyunca (24 koşu verisi yalnızca 1 denekten alınmıştır) EEG verisi kaydedilmiştir. Çevrimdışı analiz sırasında denekler, Şekil 3.9'da gösterildiği gibi arayüz matrisinin her bölgesine odaklanmıştır. Böylece görsel uyarı matrisinin herhangi bir bölgesindeki matris elemanının uyarının kaynağı olabileceği düşünülerek veriler kaydedilmiştir. Çevrimiçi analiz sırasında herbir karakterin algılanması için 1 koşu boyunca EEG kaydı yapılmıştır. Ayrıca görsel uyarı matrisinde çevrimiçi analiz yöntemi ile önce alfabetik karakterler çıkarılmış, ardından kısayol karakterlerine ulaşarak kelime yazımı gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemle 10 kelimenin ekrana yazdırılması 20 karakterin tespit edilmesi ile gerçekleştirilmiştir. Çevrimiçi çalışmalarda, deneklerden uyarı matrisin sağ alt, sol alt, sağ üst, sol üst ve orta kısmından istedikleri karakterlere odaklanmaları istenmiştir. Çalışmanın her aşamasında kullanılan uyarı sunumu Çizelge 3.2'de özetlenmiştir.



Şekil 3.9. Çevrimdışı analizde odaklanılan karakterler [6].

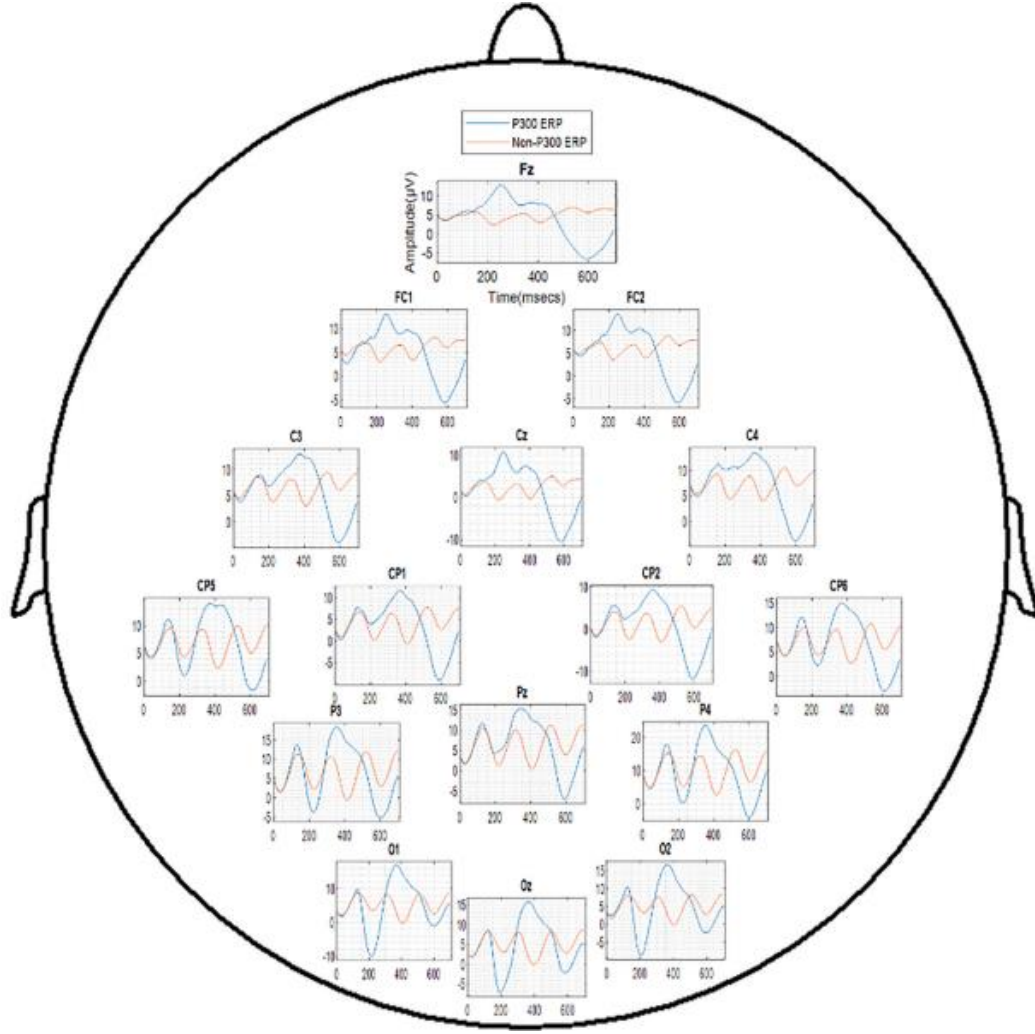
Çizelge 3.2. Uyarı sunumu bilgileri [6].

	Yanma Süresi	Sönme Süresi	Tek Koşudaki Uyarılma Sayısı	Koşu Sayısı	İki Koşu Arasındaki Süre
Çevrimiçi	100-ms	75-ms	210	25	2.5 s
Çevrimdışı	100-ms	75-ms	210	30	2.5 s
Sözcük Yazdırma	100-ms	75-ms	210	20	2.5 s

3.7. SONUÇLAR

3.7.1. Dalga Biçimi Morfolojileri

Çalışma kapsamında Şekil 3.10'da gösterilen kanallardan eğitim, test ve kelime yazımı çalışmaları sırasında EEG verileri kaydedilmiştir. Her kanaldan toplanan veriler 700 milisaniyelik denemelerin ortalaması alındıktan sonra ayrı ayrı çizilerek P300 OİP içeren ve P300 OİP içermeyen dalga biçimini göstermiştir. Her bir deneme 700 ms uzunluğunda EEG verisini içermektedir.



Şekil 3.10. Çevrimdışı, çevrimiçi ve kelime yazma denemelerinde, 30 denekten 16 kanal üzerinden alınan sinyallerin ortalaması alınmış ve P300 OİP (mavi) ve P300 olmayan OİP (turuncu) sinyalleri ayrılarak çizilmiştir.

3.7.2. Çevrimdışı Analiz, Çevrimiçi Karakter Sınıflandırma ve Kolay Ekran P300 Heceleyici Kullanarak Kelime Yazma

EEG verilerinde P300 OİP'lerin tespiti 2'li sınıflandırmaya bir örnektir. Bu tür ikili sınıflandırma yapmak için birçok sınıflandırma yöntemi kullanılabilir. Bu çalışmada rasyonel verilerin ikili sınıflandırılmasında sıklıkla kullanılan LDA yöntemi, LR yöntemi ve SVM yöntemi kullanılmış ve karşılaştırılmıştır. P300 heceleyici tarafından satır ve sütun verilerinde P300 OİP bilgisi tespit edildiğinde, tespit edilen satır ve sütunun kesişiminde yer alan karakter tanımlanabilmektedir. Bir BBA'nın performansını belirleyen doğruluk oranı ve bilgi aktarım hızının (BAH) hesaplanması,

Çizelge 3.1’de gösterildiği gibi geleneksel bir P300 heceleyici kullanılarak elde edilen en iyi sınıflandırma modelinin sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır [56]. Kolay Ekran P300 Heceleyici’nin performansı değerlendirilirken BCI Competition III’te en iyi performans gösteren çalışmada olduğu gibi doğru karakter tespiti kullanılmıştır [57]. BAH hesaplamasında kullanılan parametrelerde N sınıf sayısını, P doğruluğu ve Eşitlik 3.2’de gösterilen T bekleme süresi ile bir çalışmada harcanan sürenin toplamını göstermektedir. BCI Competition III’te 6x6 uyaran matrisine sahip olduğu için N=36 alınırken, Kolay Ekran P300 Heceleyici’de 7x7 uyaran matrisine sahip olduğu için N=49 alınmıştır. T hesaplanırken, yanma süreleri ve sönme süreleri ile bunların tekrarları dikkate alınmıştır. Her iki çalışmada da yanma ve sönme süreleri sırasıyla 100 ms ve 75 ms’dir. Ayrıca her satır ve her sütun 15 kez tekrarlanmıştır. BCI Competition III’te bir çalışmada 6 satır ve 6 sütun olduğu için toplam 180 yanma ve sönme meydana gelirken, Kolay Ekran P300 Heceleyici’de 7 satır ve 7 sütun olduğu için toplam 210 yanma ve sönme meydana gelmektedir. Bu hesaplama göre BCI Competition III’te T=34 sn alınırken, Kolay Ekran P300 Heceleyici’de T=39,25 sn alınmaktadır. BAH’nin nasıl hesaplandığı Eşitlik 3’te verilmiştir [58]. Çizelge 3.3’te ise doğruluk oranı ve BAH değeri her bir denek için verilmiştir.

$$T = \text{bir koşudaki parlama sayısı} \times (\text{yanma süresi} + \text{sönme süresi}) + 2.5 \text{ s} \quad (3.2)$$

$$BAH = \frac{60 \times (P \times \log_2 P + (1 - P) \times \log_2 \frac{1 - P}{N - 1} + \log_2 N)}{T} \quad (3.3)$$

Çizelge 3.3. Her denekte ortaya çıkan doğruluk ve BAH değerinin BCI Comp III ile karşılaştırılması [6].

	Den1	Den2	Den3	Den4	Den5	Den6	Den7	Den8	Den9	Den10	Den11
Doğ (%)	80.00	96.67	93.33	100	100	90.00	100	86.67	96.67	90.00	86.67
BAH	5.77	7.98	7.47	8.58	8.58	7.01	8.58	6.58	7.98	7.01	6.58
	Den12	Den13	Den14	Den15	Den16	Den17	Den18	Den19	Den20	Den21	Den22
Doğ (%)	100	86.67	100	100	96.67	100	100	96.67	96.67	93.33	90.00
BAH	8.58	6.58	8.58	8.58	7.98	8.58	8.58	7.98	7.98	7.47	7.01
	Den23	Den24	Den25	Den26	Den27	Den28	Den29	Den30	BCI Comp III-DenA	BCI Comp III-DenB	
Doğ (%)	96.67	96.67	93.33	100	100	96.67	83.33	90.00	96.0	97.0	
BAH	7.98	7.98	7.47	8.58	8.58	7.98	6.17	7.01	8.33	8.51	

Çevrimdışı aşamada geliştirilen modeller kullanılarak çevrimiçi çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bu çalışma kapsamında denetimli makine öğrenmesi yöntemlerinden doğrusal diskriminant analizi (LDA), destek vektör makinesi (SVM) ve lojistik regresyon (LR) sınıflandırma algoritmaları ile ayrı ayrı karakter tespiti yapılarak doğru karakter tespit sayıları karşılaştırılmıştır. Çizelge 3.4'te bahsedilen üç farklı sınıflandırma algoritmasına göre 30 denek tarafından bilgisayar ekranına yazdırılan doğru karakter sayıları ve 30 karaktere göre doğru karakter tespit oranları verilmiştir.

Çizelge 3.4. Her bir deneğin 30 karaktere göre doğru karakter tespit oranları [6].

	Doğru Bulunan Karakter Sayısı										Doğruluk (%)
LDA	Den1	Den2	Den3	Den4	Den5	Den6	Den7	Den8	Den9	Den10	94.56
	24	29	28	30	30	27	30	26	29	27	
	Den11	Den12	Den13	Den14	Den15	Den16	Den17	Den18	Den19	Den20	
	26	30	26	30	30	29	30	30	29	29	
LR	Den21	Den22	Den23	Den24	Den25	Den26	Den27	Den28	Den29	Den30	83.33
	28	27	29	29	28	30	30	29	25	27	
	Den1	Den2	Den3	Den4	Den5	Den6	Den7	Den8	Den9	Den10	
	21	24	22	29	27	26	30	28	27	26	
SVM	Den11	Den12	Den13	Den14	Den15	Den16	Den17	Den18	Den19	Den20	81.67
	16	24	22	13	24	29	25	29	21	28	
	Den21	Den22	Den23	Den24	Den25	Den26	Den27	Den28	Den29	Den30	
	24	24	27	26	25	29	29	30	23	22	
SVM	Den1	Den2	Den3	Den4	Den5	Den6	Den7	Den8	Den9	Den10	81.67
	25	21	23	29	26	28	28	28	23	23	
	Den11	Den12	Den13	Den14	Den15	Den16	Den17	Den18	Den19	Den20	
	11	23	22	17	26	28	27	29	24	26	
SVM	Den21	Den22	Den23	Den24	Den25	Den26	Den27	Den28	Den29	Den30	81.67
	25	20	26	24	26	27	26	29	23	22	

Çizelge 3.5, Kolay Ekran P300 Heceleyici ile geleneksel P300 heceleyici arasında her bir denek için 10 kelimenin görüntülenmesi açısından bir karşılaştırma göstermektedir. Aynı zamanda her bir kelimenin hangi denek tarafından doğru şekilde görüntülediğini ve her bir denek tarafından seçilen karakter ve kısayol kelimelerinin sırasını göstermektedir. Deneklerin hangi kelimeleri yazacağı rastgele seçilmiştir. Denek öncelikle ekranda görüntülemek istediği kelimenin ilk harfini yazdırmış, ardından bu kelimeyi görüntülemek için kısayol karakterine odaklanmıştır. Başka bir deyişle, her bir kelimenin ekranda görüntülenmesi için en az 2 adet görsel uyarın

sunumu gerekmektedir. Bu çalışmada 10 kelimeyi ekrana yazdırmak için 20 karakter belirlenmiştir.

Çizelge 3.5. Her bir deneğin tespit ettiği kelimeler ve matris karakterleri [6].

Koşu No	Den 1 Hedef	Den 1 Kelime	Den 2 Hedef	Den 2 Kelime	Den 3 Hedef	Den 3 Kelime	Den 4 Hedef	Den 4 Kelime	Den 5 Hedef	Den 5 Kelime
1	A	Administration	B	Behavior	R	Reason	A	Administration	B	Bag
2	E16		E17		E14		E16			
3	E	Education	E	Employee	T	Television	B	Bad	D	Data
4	E9		E16		E10		E3			
5	G	Government	W	Weapon	E	Energy	C	Case	A	After
6	E13		E10		E18		E13			
7	I	Institution	T	Technology	K	Kitchen	P	Participant	S	Scientist
8	E20		E9		E6		E7			
9	M	Management	H	Health	P	People	T	Television	C	Call
10	E10		E11		E18		E10			
11	W	Want	S	School	M	Mean	M	Major	Z	Zap
12	E4		E6		E20		E5			
13	L	Language	K	Knowledge	A	Ability	L	Lawyer	W	War
14	E2		E8		E2		E9			
15	S	Scientist	A	According	C	Century	D	Detail	E	Effort
16	E8		E7		E19		E20			
17	D	Defense	F	Factor	D	Defense	E	Each	R	Receive
18	E13		E3		E13		E1			
19	P	Painting	P	Perform	S	Safe	O	Offer	K	Kid
20	E3		E20		E1		E4			
Koşu No	Den 6 Hedef	Den 6 Kelime	Den 7 Hedef	Den 7 Kelime	Den 8 Hedef	Den 8 Kelime	Den 9 Hedef	Den 9 Kelime	Den 10 Hedef	Den 10 Kelime
1	A	After	H	Health	A	Administration	A	According	D	Data
2	E20		E11		E16		E7			
3	D	Decide	R	Recognize	S	School	S	Section	B	Begin
4	E10		E18		E6		E14			
5	E	Economic	K	Kitchen	D	Democrat	D	Daughter	F	Far
6	E6		E6		E15		E3			
7	S	Season	W	Weapon	F	Factor	B	Behavior	R	Read
8	E11		E10		E3		E17			
9	B	Before	C	Campain	E	Employee	F	Fast	H	Here
10	E15		E3		E16		E8			
11	C	Candidate	F	Federal	R	Reach	R	Ready	L	Least
12	E6		E11		E7		E9			
13	M	Maintain	U	Understand	N	Necessary	H	Herself	O	Office
14	E4		E2		E8		E19			
15	R	Rather	S	Science	L	Leader	L	Leave	M	Manage
16	E6		E7		E12		E15			
17	T	Technology	G	Generation	B	Back	O	Officer	A	Accept
18	E9		E5		E2		E6			
19	K	Knowledge	O	Opportunity	H	Head	M	Management	S	Section
20	E8		E20		E10		E10			
Koşu No	Den 11 Hedef	Den 11 Kelime	Den 12 Hedef	Den 12 Kelime	Den 13 Hedef	Den 13 Kelime	Den 14 Hedef	Den 14 Kelime	Den 15 Hedef	Den 15 Kelime
1	H	Have	U	Use	K	Kitchen	H	Herself	E	Easy

2	E8		E8		E6		E19		E4	
3	B	Because	F	Fight	S	Science	V	Violence	M	Management
4	E12		E16		E7		E6		E10	
5	D	Dead	T	Television	B	Beautiful	A	Administration	R	Receive
6	E5		E10		E11		E16		E15	
7	P	People	N	Natural	O	Once	S	Season	S	Second
8	E18		E4		E14		E11		E13	
9	T	Technology	O	Opportunity	R	Recognize	T	Teacher	G	Generation
10	E9		E20		E18		E7		E5	
11	A	Administration	H	Happen	U	Understand	U	Understand	A	Administration
12	E16		E5		E2		E2		E16	
13	N	Newspaper	L	Leader	W	Weapon	P	Particularly	U	Understand
14	E14		E12		E10		E9		E2	
15	W	Weapon	R	Recognize	E	Employee	F	Feeling	H	Health
16	E10		E18		E16		E13		E11	
17	K	Knowledge	S	Security	T	Technology	W	Whatever	Z	Zodiac
18	E8		E15		E9		E18		E9	
19	G	Government	V	Violence	N	Necessary	M	Management	L	Leader
20	E13		E6		E8		E10		E12	
Koşu No	Den 16 Hedef	Den 16 Kelime	Den 17 Hedef	Den 17 Kelime	Den 18 Hedef	Den 18 Kelime	Den 19 Hedef	Den 19 Kelime	Den 20 Hedef	Den 20 Kelime
1	G	Generation	A	According	T	Teacher	S	Season	T	Ten
2	E5		E7		E7		E11		E12	
3	T	Thank	R	Range	H	Health	A	Account	B	Bank
4	E17		E4		E12		E8		E6	
5	A	Action	T	Television	P	Past	P	Perform	M	Man
6	E11		E10		E13		E20		E8	
7	R	Recognize	N	Newspaper	C	Camera	E	Easy	K	Keep
8	E18		E14		E2		E4		E1	
9	D	Data	C	Card	F	Federal	R	Radio	O	Off
10	E2		E9		E11		E2		E3	
11	K	Knowledge	P	Particularly	K	Knife	T	Tell	F	Family
12	E8		E9		E10		E11		E6	
13	F	Family	G	Good	E	Economic	B	Believe	D	Deep
14	E6		E12		E6		E19		E12	
15	L	Lawyer	O	Opportunity	O	Operation	V	Visit	N	Necessary
16	E9		E20		E19		E7		E8	
17	S	Security	J	Just	N	Name	D	Day	L	Lead
18	E15		E3		E1		E4		E11	
19	V	Victim	W	Western	S	School	R	Rather	V	Voice
20	E4		E16		E6		E6		E8	
Koşu No	Den 21 Hedef	Den 21 Kelime	Den 22 Hedef	Den 22 Kelime	Den 23 Hedef	Den 23 Kelime	Den 24 Hedef	Den 24 Kelime	Den 25 Hedef	Den 25 Kelime
1	T	Tax	B	Bank	S	Seat	P	Pattern	I	Information
2	E5		E6		E12		E15		E17	
3	V	Very	M	Maintain	N	Nice	C	Car	R	Reach
4	E3		E4		E16		E8		E7	
5	D	Dead	S	Section	O	Official	L	Laugh	S	School
6	E5		E14		E7		E7		E6	
7	A	Ability	F	Fall	F	Family	M	Market	Q	Quickly
8	E2		E5		E6		E13		E3	
9	U	Usually	V	Various	H	Health	Z	Zoo	V	Various
10	E9		E2		E11		E11		E2	
11	L	Leg	H	Health	E	Election	I	Identify	G	Government

12	E17		E11		E14		E2		E13	
13	G	Government	Z	Zone	P	Parent	N	Newspaper	O	Office
14	E13		E10		E5		E14		E5	
15	H	Have	H	Help	A	Action	T	Technology	M	Man
16	E8		E16		E11		E9		E8	
17	P	Past	E	Energy	R	Ready	O	Off	A	About
18	E13		E18		E9		E3		E4	
19	K	Kitchen	A	Admit	M	Majority	D	Democratic	L	Lavyer
20	E6		E17		E6		E16		E9	
Koşu No	Den 26 Hedef	Den 26 Kelime	Den 27 Hedef	Den 27 Kelime	Den 28 Hedef	Den 28 Kelime	Den 29 Hedef	Den 29 Kelime	Den 30 Hedef	Den 30 Kelime
1	T	Thank	B	Bank	B	Base	A	About	A	Add
2	E17		E6		E8		E4		E14	
3	S	Seat	K	Kind	D	Degree	B	Be	D	Dark
4	E12		E5		E14		E9		E1	
5	P	Party	M	Many	G	Glass	E	East	Y	Yes
6	E11		E12		E9		E3		E4	
7	V	Visit	N	Need	P	Part	H	Hair	K	Know
8	E7		E9		E6		E1		E7	
9	Z	Zero	O	Old	Y	Young	K	Knife	P	Partner
10	E5		E12		E7		E10		E10	
11	H	Heart	R	Read	H	Hand	C	Cancer	L	Lawyer
12	E13		E8		E3		E5		E9	
13	A	Address	S	Seat	K	Knowledge	T	Ten	N	Necessary
14	E15		E12		E8		E12		E8	
15	B	Beautiful	V	View	U	Until	G	Give	O	Operation
16	E11		E5		E4		E8		E19	
17	J	Join	Y	Your	Z	Zag	S	Security	J	Just
18	E2		E8		E1		E15		E3	
19	N	Network	T	Test	N	New	R	Recent	U	University
20	E10		E15		E12		E16		E10	

3.8. TARTIŞMA VE SONUÇLAR

Bu çalışmanın amacı, geleneksel bir P300 heceleyiciye göre daha az sayıda uyarın sunumu kullanarak kelime görüntüleme sürecini hızlandıran ve deneğin yorgunluğunu azaltan yeni bir Kolay Ekran P300 heceleyicinin kullanımını test etmektir. Sonuçlar amacımıza başarıyla ulaştığımızı göstermiştir.

Kolay Ekran P300 Heceleyici’de kullanılan görsel uyarın matrisinin 7×7 boyutunun geleneksel P300 heceleyici ile karşılaştırıldığında daha büyük olması, her bir çalışmada uyarın sunumunun biraz daha uzun sürmesine neden olmaktadır. Geleneksel matris kullanıldığında 34 saniye süren her bir çalışma Kolay Ekran P300 Heceleyici’da 39.25 saniye sürmektedir. Daha uzun çalışma süresi bir dezavantaj olarak algılanabilse de, başarılı kelime gösterimi için ortalama süre geleneksel P300

heceleyici kullanıldığında 4.53 dakika iken Kolay Ekran P300 Heceleyici kullanıldığında sadece 1.31 dakika olmuştur.

Kolay Ekran P300 Heceleyici ile ilk karakter algılandıktan sonra 20 kelimedenden biri doğrudan ekranda görüntülenebilmektedir. Bu durum sözlükte yer alan kelimelerin zenginliği nedeniyle daha önce benzer amaçlar için tasarlanmış arayüzlere göre bir avantaj sağlamaktadır [43,44,59]. Ayrıca, sistemimizi kullanarak doğrudan kelime yazdırmak ayrı bir ekran gerektirmez, hem alfabetik karakterler hem de kısayol karakterleri aynı ekranda bulunur ve olası kelimeleri incelemek amacıyla farklı bir ekrana geçiş yapmak için ayrı bir komut gerektirmez. Kelime listesinde istenen kelime bulunamazsa, karakter algılama sürekli olarak gerçekleşebilir veya kelime doğrudan kısayol karakterleri kullanılarak seçilebilir.

Kolay Ekran P300 Heceleyici'nin uyarıcı matris boyutu, kullanımı daha az zihinsel karmaşıklık gerektirdiği için T9 heceleyiciye göre daha avantajlıdır. T9 heceleyici ile bir kelimeyi görüntülemek için gerekli harfler, ekranda sayı olarak görüntülenen matris elemanının birçok kez seçilmesiyle elde edilir ve bu da zihinsel karmaşıklığı artırma potansiyeline sahiptir. Bu nedenle tek bir ekranda görüntülenebilen Kolay Ekran P300 Heceleyici arayüzü ve bu arayüze benzer diğer görsel uyarıcı matrisleri daha az karmaşık olarak değerlendirilmektedir. T9 sisteminde tek bir karakterin tanımlanması 1-3 koşu gerektirebilirken, Kolay Ekran ve benzeri arayüzler kullanılarak bir karakter tek bir koşu ile tanımlanabilmektedir [44]. Ayrıca T9 arayüzünde yanlış bir karakter seçildiğinde kelimenin tamamı silinmekte ve kelime yazımına ilk karakterden yeniden başlanması gerekmektedir. Kolay Ekran P300 Heceleyici, T9 gibi seçilen karakterlerin tamamını silmemekte, sadece en son karakteri silme özelliğine sahip olup, kelime sözlüğü ve kelime sunumu bu değişikliğe uyum sağlayabilmektedir. Buna ek olarak, Kolay Ekran P300 heceleyici daha kullanışlıdır. Çünkü kelimeler speller arayüzünde cümleler halinde birleştirilebilir.

Kolay Ekran P300 Heceleyici veri setine başlangıçta 1000 İngilizce kelime dahil edilmiştir. Bununla birlikte, istenirse, kelime hazinesi, arayüz içinde kelime ekleme yeteneği ve ifade aktarım karakterinin (>>) seçilmesi yoluyla denek tarafından hecelenen herhangi bir kelimenin doğrudan eklenmesi yoluyla zenginleştirilebilir.

Buna ek olarak, ilk kez görüntülenen tüm kelimeler otomatik olarak sözlüğe kaydedilir. Böylece denek, eklenen kelimeyi daha sonra kullanırsa, heceleme sözlüğü deneğe uyum sağladığından daha hızlı bir şekilde gerçekleşecektir.

Output Characters per Minute (OCM) değeri, kelime yazma arayüzlerinde dakikada ekrana yazdırılan karakter sayısını gösterir [59]. Bu arayüzler genellikle kullanıcının cümle kurarken tanımlaması gereken karakter sayısını azaltmak için ilk karakterin algılanmasından sonra kelime seçenekleri sunmaya başlar. Doğrudan kelime yazma arayüzleri, cümle yazdırma sırasında bir veri tabanı üzerinden deneklere bir kelime listesi önerdiği için geleneksel heceleycilere göre her zaman daha avantajlıdır. Ancak doğrudan kelime yazma arayüzleri üzerine yapılan çalışmaların kendi aralarında da karşılaştırılması gerekmektedir. Çizelge 3.6'da önerilen çalışma ile literatürdeki benzer çalışmaların karşılaştırılması verilmiştir.

Çizelge 3.6. Yapılan çalışma ile literatürdeki benzerlerinin karşılaştırılması [6].

	Karşılaştırılan Beyin- Bilgisayar Arayüzleri	Denek Sayısı	Doğ (%)	OCM	Avantaj	Dezavantaj
Benzer Çalışmalar	Ryan vd. (2011) [59]	24	84.88	5.28	Kelimeleri seçmek için tek uyarıcı sunum ekranını kullanma. Tek seferde 10 tekrar yaparak kısa sunum süresi. Kelime listesine ulaşmak için daha az karakter tespiti gerekir.	Uyarıcı matris boyutu 8x9'dur. Kelime listesinde aynı anda daha az seçenek sunar (7 kelime). 10 tekrar nedeniyle düşük doğruluk.
	Akram vd. (2015) [43]	10	Verilme miş	3.82	Uyaran matris boyutu 3x3'tür.	Kelime listesinde aynı anda daha az seçenek sunar (9 kelime). Kelimeleri seçmek için çift uyarıcı sunum ekranını kullanır. Kelime listesine ulaşmak için daha fazla karakter tespiti gerekiyor.
	Akram vd. (2014) [44]	7	77.14	3.46	Kelime listesine ulaşmak için daha az karakter tespiti gerekir.	Kelime listesinde aynı anda daha az seçenek sunar (9 kelime). Kelimeleri seçmek için çift uyarıcı sunum ekranını kullanma. Düşük doğruluk.
Bizim Çalışmamız	Aygun ve Kavsaoglu (2022) [6]	30	94.56	5.62	Kelimeleri seçmek için tek uyarıcı sunum ekranını kullanma. Kelime listesinde aynı anda çok fazla seçenek sunar (20 kelime). Kelime listesine ulaşmak için daha az karakter algılama gerekir. Yüksek doğruluk.	Uyaran boyutu 7x7 olup standarttan daha büyüktür.

BÖLÜM 4

DURAĞAN HAL GÖRSEL UYARAN POTANSİYEL ELDE ETMEK İÇİN GÖZ TAKİP CİHAZI İLE DESTEKLENEN NEON ŞERİT LED UYARAN KAYNAKLI TAŞINABİLİR SİSTEM TASARIMI VE UYGULAMASI

4.1. GİRİŞ

Durağan hal görsel uyarın potansiyel (DHGUP), aynı frekansta tekrarlayan görsel uyarınlara odaklanıldığında uyarın frekansla eş frekansta oluşın beyin sinyalıdır. Ağırlıklı olarak oksipital bölgede görülür [60]. 4 Hz veya daha büyük frekansa sahip uyarınlara verilen cevaplar niteliğindeki DHGUP'ler beyin oksipital lobunda belirgin şekilde oluşmaktadır. Frekansın harmonik katlarındaki frekanslarda da DHGUP görülmektedir [61]. DHGUP'nin kullanıldığı beyin- bilgisayar arayüzü sistemlerinde genellikle 4- 50 Hz arasındaki uyarın kaynaklarıyla çalışılmaktadır. Bu aralık 4-12 Hz aralığı düşük, 13-30 Hz aralığı orta, 31-50 Hz aralığında ise yüksek frekans bandı olarak sınıflandırılabilir [62]. DHGUP, uyarının deneğe olan mesafesi, uyarının görev döngüsü (duty cycle), dalga formu ve ışık şiddetinden de etkilenmektedir [63].

1996 yılında ilk kez DHGUP kullanılarak bir beyin- bilgisayar arayüzü tasarlanmıştır. Tasarlanan arayüzde floresan ışık kaynaklı tek uyarın mevcuttur [64]. DHGUP tabanlı beyin- bilgisayar arayüzlerinde uyarın elde etmek için sonradan LED, Xe (Zenon) ışık kaynağı ve monitör de kullanılmaktadır. Monitör kullanarak görsel uyarın elde edilmesi için CRT, TFT, LCD, LED tip monitörler kullanılmaktadır. LED ile oluşturulan uyarın kaynağına odaklanan deneklerde diğer tipteki uyarın kaynaklarına göre daha yüksek genlikli DHGUP oluştuğu tespit edilmiştir [61].

BBA'nın performansını uyaran kaynağının rengi de etkilemektedir. Kırmızı renk uyaran kaynağında kullanıldığında daha yüksek genlikli, mavi renk kullanıldığında ise daha düşük genlikli DHGUP oluştuğu tespit edilmiştir [65].

DHGUP'nin en yüksek genlikte oluştuğu frekans 15 Hz civarındır. En düşük genlikte oluştuğu frekanslar ise yüksek frekans aralığındadır. Alfa ve Beta I bölgelerindeki uyaran kaynağı sonucu oluşan DHGUP daha net ayırt ediciliğe sahiptir. Fakat bu aralıklarda uyarana maruz kalındığında oluşan sinyaller beynin normal çalışma aralığındaki frekans özelliklerine benzediği için sınıflandırmada hatalar ortaya çıkabilmektedir. Ayrıca bu aralıktaki uyarılara maruz kalan deneklerde epileptik nöbetlerin tetiklendiği ve diğer bant aralıklarına nazaran daha fazla gözün yorulduğu tespit edilmiştir [61]. Yüksek frekans bandında tasarlanan uyaran kaynaklarına odaklanıldığında daha düşük genlikte DHGUP oluşmasına ve kas aktiviteleri de yüksek frekans bandında olmasına rağmen bu aralıkta normal beyin sinyaline çok rastlanmadığı için sınıflandırma işlemi daha az hata ile yapılmaktadır [66–68].

DHGUP temelli BBA'lar oluşan sinyalleri sınıflandırabilmek amacıyla faz kodlama ve frekans kodlama şeklinde 2'ye ayrılabilir [69]. Frekans kodlu sistemler her bir uyarının farklı frekansta olduğu BBA'lardır [70,71]. Faz kodlu sistemler ise uyarıların frekansları aynı olsa bile fazlarının farklı olduğu BBA'lardır. Faz kodlu sistemlerle daha fazla uyaran kaynağının tek görüş alanında olduğu BBA'lar tasarlanabilir [72,73]. Kısa bir EEG kesitinde daha yüksek doğrulukla DHGUP tespit etmek için temelde 5 farklı metot kullanılmaktadır. Bunlar Fourier Dönüşüm Temelli Spektrum Analizi Metotları, Sinyal Ayırıştırma Tabanlı Analiz Yöntemleri, Temel Uzamsal Filtreleme Yöntemleri, Kanonik Korelasyon Analizi Tabanlı Yöntemler, Geleneksel Örüntü Tanıma Yöntemleri [74].

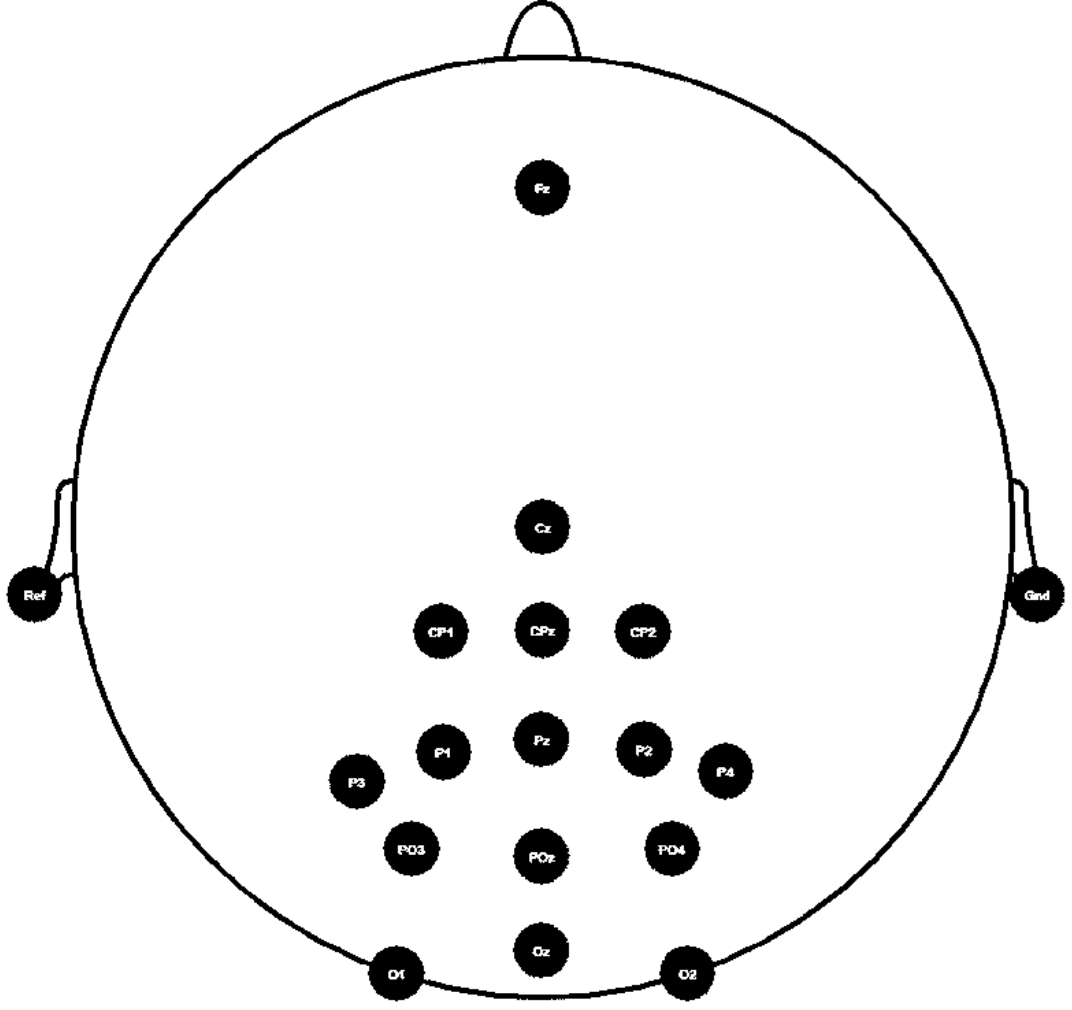
Bu çalışma kapsamında taşınabilir ve farklı BBA uygulamaları için de kullanılacak şerit LED kaynaklı bir DHGUP kaynağı tasarlanmıştır. 7 farklı uyaran kaynağı neon şerit LED'ler ile sunulmaktadır. LCD monitör kullanılmadığı için monitör FPS'sine (frame per second- 1 saniyedeki kare sayısı) bağlı kalmadan istenen frekansta uyaran sunulabilmektedir. Bu uygulamada bilgisayar ortamında hazırlanan yazılımla hangi uyaran kaynağına odaklanması gerektiği gösterilmiştir. Göz takip cihazı (GTC) ile

de odaklanılması gereken bölgeye odaklanılıp odaklanılmadığının tespiti için de fare imleci gözü takip etmektedir. Böylece oküler motor bozukluğu veya ciddi nöromusküler hastaların da görüş açısına girebilecek şekilde uyaran veren, yüksek genlikte ve kolay sınıflandırılabilen bir DHGUP sinyalinin oluşması için verimli bir deney ortamı hazırlanmak istenmiştir.

4.2. MATERYAL VE METOT

Beyin sinyalleri, Brain Products V-Amp 16 Kanal EEG (V-Amp, Brain Products GmbH, Gilching, Almanya) cihazında kaydedilmiştir. Sinyaller Recorder yazılımı ile kaydedilmiştir. Elektrotlar uluslararası 10-20 sistemine göre saçlı deriye tutturulmuştur. Oksipital bölgede sıklıkla kullanılan PO3, POz, PO4, O1, Oz ve O2 kanallarıyla beraber 16 farklı kanaldan sinyal kaydı yapılmıştır [75]. Kayıt yapılan kanallar Şekil 4.1’de gösterilmiştir. 28 inç oval monitörü olan 8 çekirdeğe sahip Microsoft Intel Inside I7 işlemcili bir bilgisayarda sinyal depolama ve sinyal işleme yapılmıştır. Uyarın sisteminin şerit LED’lerinin yanıp sönmesinin kontrolü Arduino Uno ile sağlanmıştır. Deneklerin istenen şerit LED uyarana yönlendirilmesi için MATLAB AppDesigner kütüphanesinde (R2021b, MathWorks Inc., USA) görsel program yazılmıştır. Göz takibi için Tobii Eye Tracker 5 cihazı kullanılmıştır.

Tobii Eye Tracker 5: Tobii Technology tarafından geliştirilen bir göz takip cihazıdır. Bu cihaz, kullanıcının göz hareketlerini takip ederek, bilgisayar oyunları ve diğer uygulamalarda kullanıcı etkileşimini sağlamak için tasarlanmıştır. Tobii Eye Tracker 5, kullanıcıların göz hareketlerini yüksek doğrulukla takip edebilir. Tobii Eye Tracker 5, sadece göz hareketlerini değil, aynı zamanda kullanıcının baş hareketlerini de takip edebilir, bu da daha doğal ve sezgisel bir kullanıcı etkileşimi sağlar. Göz takip teknolojisi, engelli kullanıcılar için alternatif bir etkileşim yöntemi sağlayarak, onların bilgisayara daha erişilebilir bir şekilde kullanmalarına olanak tanır. Şekil 4.2’de ekranın altında Tobii Eye Tracker 5 gösterilmektedir. Tobii Eye Tracker 5, bir USB kablo, bir kamera ve bir ışık kaynağından ibarettir [76].

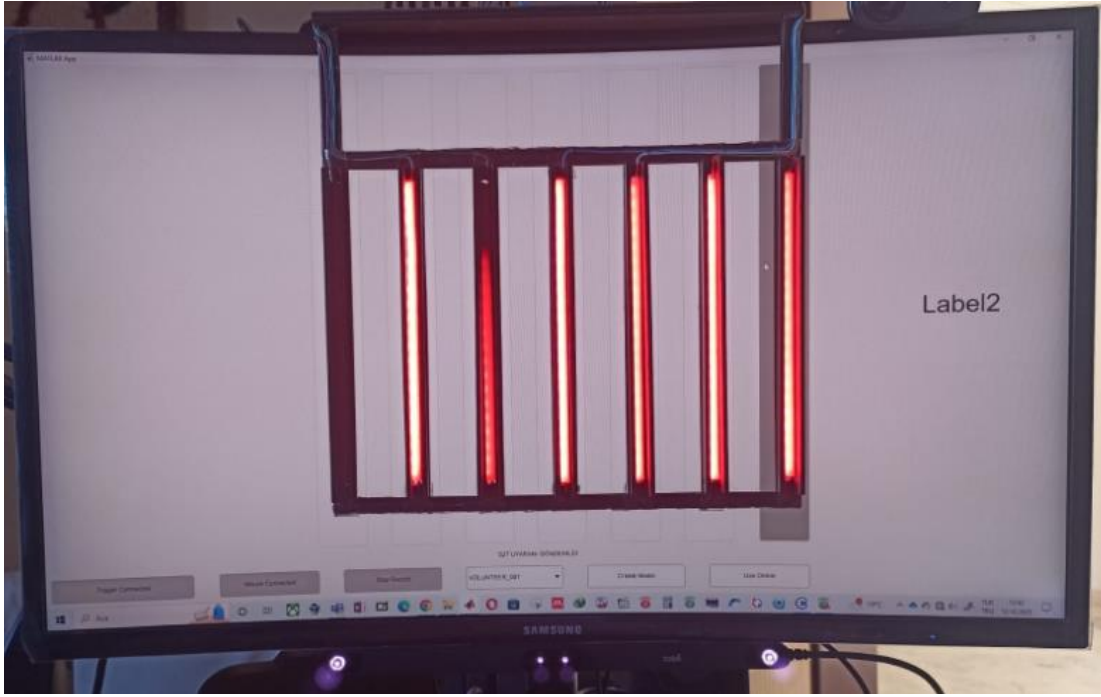


Şekil 4.1. Tasarlanan uyarın sunumuna odaklanılırken deneklerden EEG sinyali alınan kanallar [75].

4.2.1. Uyarın Kaynağı Tasarımı

DHGUP oluşumu için neon şerit LED'lerden kırmızı renkte 7 farklı frekansta ışığın yanıp söndüğü bir uyarın kaynağı tasarlanmıştır. Normal şerit LED yerine neon LED kullanılarak normal şerit LED'lerdeki gibi ışığı sunan küçük LED'lerin arasındaki parlak olmayan kısım en aza indirilmiş ve kesiksiz çizgi şeklinde ışık elde edilmiştir. Hazırlanan görsel yazılımla odaklanılması istenen şerit LED'in arkasında gölge tonunda bir sütun gösterilmiş, o şeride bakılıp bakılmadığı da göz takip cihazı kullanılarak fare imlecinin hareketiyle teyid edilmiştir. Şekil 4.2'de de gösterildiği gibi şerit LED'in arkasında gölge tonundaki sütun bakılması istenen şerit LED'i göstermiştir. Göz takip cihazı sayesinde de gözün yönlendirilen şerit LED'e bakıp bakmadığı fare imlecinin hareketiyle takip edilmiştir. Şekil 4.3'te uyarın kaynağının

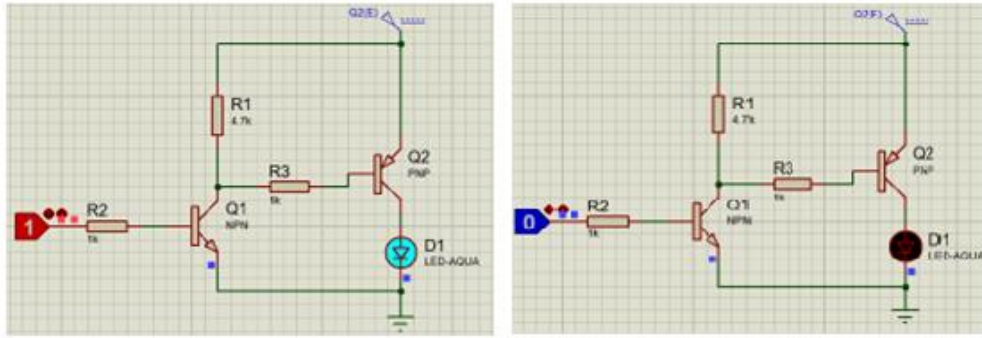
üstten görüntüsü vardır. Burada her bir şerit LED'in frekans kontrolünün Arduino UNO kullanılarak yapıldığı görülmektedir. Uyarın kaynaklarının 6'sı PWM pine, 1 tanesi dijital pine bağlanmıştır. Arduino ve LED'ler 12V 2 A adapterden beslenmiştir. İstenirse besleme kaynağı bir DC güç kaynağı da olabilir. 7 uyarın kaynağın herbirine giden akımın düzenlenmesi içinse ayrı ayrı transistor anahtarlama devresi kullanılmıştır. Bir şerit LED'in anahtarlama yapın devre Şekil 4.4'te gösterilmiştir. Şekil 4.5'te ise şerit LED'e giden akımın osiloskoplara görüntülenmesi mevcuttur. Herbir şerit LED'e giden akım yüksek hassasiyetle kare dalga oluşturmaktadır. Bu hassasiyette uyarın sunumu 5 Hz- 500 Hz aralığında yapılabilmektedir.



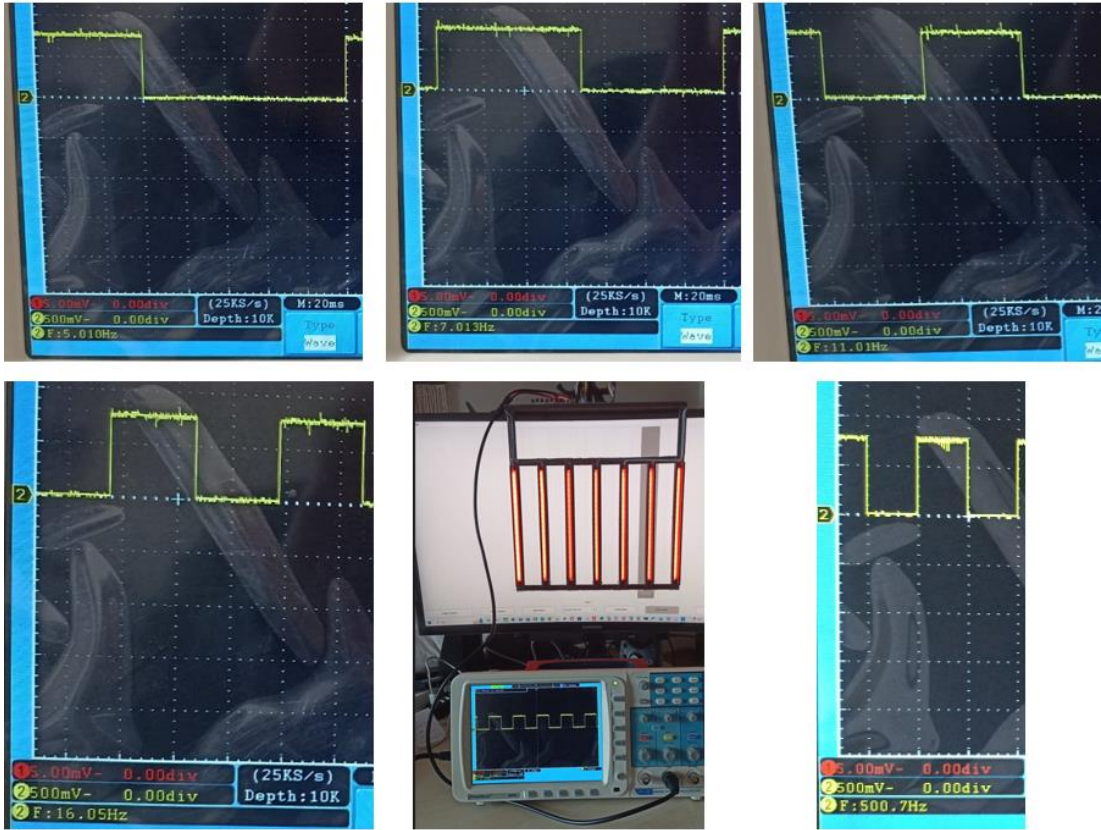
Şekil 4.2. DHGUP uyarın kaynağına odaklanmayı yönlendiren sistem arayüzü, şerit LED'in arkasında gölge tonundaki sütun ve monitörün altına yerleştirilen Tobii Eye Tracker 5.



Şekil 4.3. Uyarın kaynağının üstten görüntüsü.



Şekil 4.4. Şerit LED'in anahtarlamasını yapan devre.



Şekil 4.5. Uyarın kaynağının osiloskopa hassasiyetinin ölçülmesi.

4.2.2. Veri Elde Etme

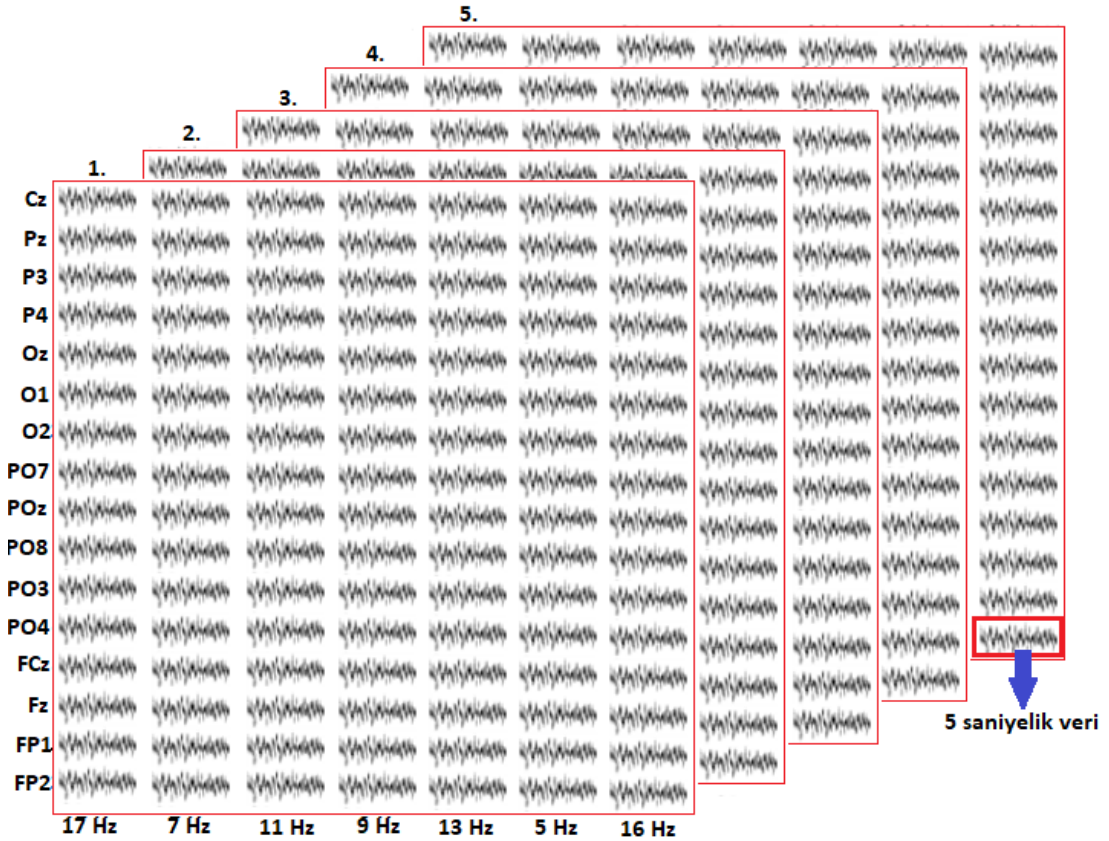
EEG verileri 20 ile 65 yaş aralığında değişen 5 sağlıklı bireyden elde edilmiştir. Karabük Üniversitesi Tıp Fakültesi Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'ndan onay alınmıştır. Kayıtlar kuru elektrotlu uluslararası 10- 20 sistemine göre 16 kanaldan yapılmıştır. Sağ kulak toprak, sol kulak referans olacak şekilde yerleştirme yapılmıştır. 1 Hz ile 60 Hz arasında bant geçiren filtre ve 50 Hz çentik filtre kullanılmıştır. Sinyalin bilgisayara aktarımı 2 kHz örnekleme frekansı ile olacak şekilde ayarlanmıştır.

LED uyarının 1 metre uzağına ergonomik bir koltuğa denek dik ve rahat şekilde oturulmuştur. Deneğin deneyden önce 1 dakika gözleri kapalı olacak şekilde rahatlaması sağlanmıştır. Deneklere göz takip cihazına gözün yerinin ve hareketlerinin tanıtılması için kalibrasyon işlemi yaptırılmıştır. Ardından yardımcı program ve şerit LED uyarın kaynağı çalıştırılmıştır. Görsel program da her bir sütunu rassal olacak şekilde gölge rengine döndürerek hangi şerit LED'e odaklanılacağını tarif etmiştir. Bu esnada göz takip cihazı da fare imlecinin odaklanması gereken şerit LED'in altında veya en yakınında olacağı şekilde gözü takip ederek konumlanması ile doğru uyarın kaynağına deneğin odaklanması için destek olmuştur. Görsel programda her bir şerit LED'in arkasındaki sütunun rengini rassal sıralamayla peş peşe olmayacak şekilde 5'er kez 5'er saniye boyunca gri yapmıştır. Uyarınlar 17 Hz, 7 Hz, 11 Hz, 9 Hz, 13Hz, 5 Hz, 16 Hz sırasıyla dizilerek frekansların birbirlerine en uzak değerlerde dizilimi sağlanmıştır. Böylece uyarın kaynağına odaklanılırken kaynaklar arası frekans farklılığı artırılmıştır.

4.2.3. Kaydedilen EEG Sinyalinin Uygun Veri Yapısına Dönüştürülmesi

Kaydedilen veriler başlangıçta 16 kanal üzerinden kaydı yapılan uzun bir EEG sinyal kaydından ibarettir. Bilgisayar programının gösterdiği kolonun renk değişiminden itibaren deneğin yönlendirilen şerit LED'e bakması gereken süre 5 saniye olduğu için her bir kolonun renk değişiminin başlangıcı işaretlenmiştir. Başlangıç süreleri Recorder yazılımına MATLAB üzerinden gönderilmiştir. Şekil 4.5'te gösterildiği gibi Ham EEG verisi tek bir dosyada olduğu için her bir kolonun gri rengi aldığı 5 saniyelik

veri ayrı ayrı ham veriden çekilmiştir. Örnekleme frekansımız 2 KHz olduğu için ve 16 kanaldan sinyal elde ettiğimiz için veri 16 x (5 x 2000) boyutunda ki verilere indirgenmiştir. Toplamda 7 farklı uyarının her birine 5'er defa odaklanıldığı için 16 x 7 (uyaran sayısı) x 5 (her bir uyarının tekrar sayısı) x 10000 (5 saniyelik veri) uzunluğunda veriye dönüştürülerek işlem yapılmıştır.



Şekil 4.6. Uyarın esnasında kaydedilen EEG verisinin dönüşümü.

4.2.4. EEG Sinyalinden Odaklanılan Uyarın Kaynağıyla Uyumlu DHGUP Tespiti

DHGUP uyarının frekansında veya katlarında sinüzoidal tipte oluşmaktadır. Ayrıca uyarın kaynağın fazı da DHGUP'nin fazıyla düzenli olarak benzerlik göstermektedir. Dolayısıyla frekans özelliklerini gösteren spektral analiz ve dalgacık dönüşümü hedef uyarın kaynağını tespit ederken kullanılabilir [77,78]. Fakat kanonik korelasyon analizi DHGUP tespitinde spektral analize göre daha yüksek ortalama doğruluk

oranına sahiptir. Kanonik korelasyon analizi iki çok boyutlu verinin ilişkilerini inceler. Koordinat sistemlerinin arasındaki ilişki ağırlık vektörleri ile gösterilir [79].

Ağırlık vektörüyle verinin lineer kombinasyonu alındığında ortaya kanonik korelasyon katsayısı çıkar. X 1. veri setimiz Y ise 2. veri setimiz olsun. W_x ve W_y verilerin koordinat sistemleri ile ilişkili ağırlık vektörleri olsun. Eşitlik 4.1 ve Eşitlik 4.2'de ağırlık vektörleri ile verinin kombinasyonu sonucu kanonik korelasyon katsayısı elde edilmektedir [79].

$$x = X^T W_x \quad (4.1)$$

$$y = Y^T W_y \quad (4.2)$$

Kanonik korelasyon katsayılarının en yüksek değerli olanlarının bulunması işlemi Eşitlik 4.3'te gösterilmiştir. W_x ve W_y ağırlık katsayılarını, x ve y kanonik değişkenleri göstermektedir [79].

$$\max_{w_x, w_y} \rho(x, y) = \frac{E[xy^T]}{\sqrt{E[xx^T]E[yy^T]}} = \frac{E[w_x^T X Y^T w_y]}{\sqrt{E[w_x^T X X^T w_x]E[w_y^T Y Y^T w_y]}} \quad (4.3)$$

DHGUP tespit etmek için EEG sinyalleri ile uyaran kaynaklarının herbiriyle aynı frekansta veya harmoniklerinde oluşturulmuş sinüs ve kosinüs sinyalleri referans alınarak kanonik korelasyon analizi uygulanır. Referans sinyal EEG verisi ile aynı uzunlukta olmalıdır. Eşitlik 4.4'te referans sinyalin nasıl oluşturulabileceği gösterilmektedir. M harmonik sayısını, N örnek noktalarını, F_s ise örnekleme frekansını göstermektedir [79].

$$Y_n = \begin{matrix} \sin (2\pi f_n t) \\ \cos (2\pi f_n t) \\ \vdots \\ \sin (2\pi M f_n t) \\ \cos (2\pi M f_n t) \end{matrix}, t = \frac{1}{F_s}, \frac{2}{F_s}, \frac{3}{F_s}, \frac{4}{F_s}, \dots, \frac{N}{F_s} \quad (4.4)$$

Kanonik korelasyon analizi ile DHGUP tespit edilirken referans olarak kullanılan sinüs ve kosinüs sinyalleri herhangi bir EEG verisi içermemektedir. Çoklu Set Kanonik korelasyon analizinde (MsetCCA) uzaysal filtreleme metodu ile her bir uyaran kaynağının frekansına göre EEG verilerinden referans sinyal oluşturulur. Ayrıca MsetCCA ikiden fazla veri setinde korelasyon analizi yapabilmektedir [80]. Bu çalışmada EEG sinyallerini referans sinyalinde de kullanarak CCA'ya oranla daha daha yüksek doğruluğa ulaşan MsetCCA metodu kullanılmıştır.

BBA'larda bilgi aktarım hızı (BAH) en çok seçenek arasında, en yüksek doğrulukla, en kısa sürede kontrol uygulamasının yapılması için BBA'nın performansını hesaplar [58]. Böylece sadece değerlendirme kriteri olarak doğruluk oranına bağlı kalınmaz, kontrol uygulamasına yönelik daha hassas bilgiler sunar. Eşitlik 4.5'de bir dakikadaki bilgi aktarım hızı formülize edilmiştir.

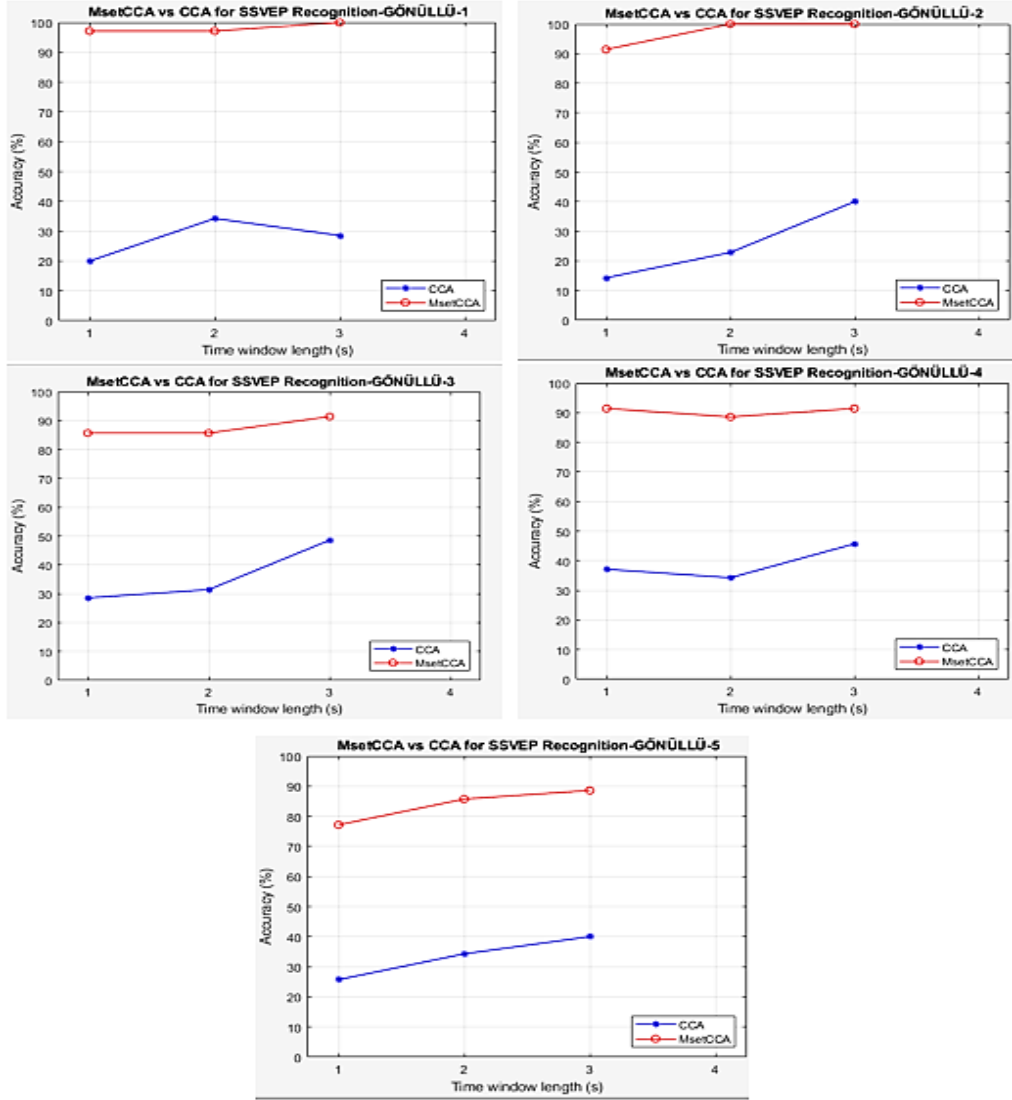
$$BAH = \frac{60 \times (P \times \log_2 P + (1 - P) \times \log_2 \frac{1 - P}{N - 1} + \log_2 N)}{T} \quad (4.5)$$

4.3. SONUÇLAR

DHGUP tespitinde çevrimdışı analizle 5 denek üzerinden sinyaller alınarak çalışmalar yapılmıştır. Tespit çalışmalarında MsetCCA metodu kullanılmıştır. Doğruluk ve BAH değerleri MsetCCA metoduna göre hesap edilmiştir. 5 deneğin ortalama doğruluğu %94.28, BAH değeri 25.99'dur. Şekil 4.6'da da 5 deneğin her birinin CCA ve MsetCCA metoduna göre 3 saniyelik verilerinden elde edilen doğruluk oranları mevcuttur.

Çizelge 4.1. 5 denek üzerinden alınan DHGUP sinyallerinin analizi.

Denek Numarası	Doğruluk (MsetCCA)	Doğruluk (CCA)	BAH (MsetCCA)	BAH (CCA)
1	100.0000	28.5714	31.0196	-1.4947
2	100.0000	40.0000	31.0196	0.7564
3	91.4286	48.5714	23.2967	3.0737
4	91.4286	45.7143	23.2967	2.2440
5	88.5714	40.0000	21.3219	0.7564



Şekil 4.7. MsetCCA ile 5 denek üzerinde çevrimdışı analiz çalışması

4.4. TARTIŞMA VE SONUÇLAR

Bu çalışmanın amacı literatüre göre en verimli özellikleri barındıran, taşınabilir ve farklı uygulamalarda kullanılabilir bir DHGUP kaynağı tasarlamaktır. Verimlilik

açısından LED kaynaklı ve kırmızı renkte bir uyarın tercih edilmiştir [61,65]. Uyarın kaynakları sütun şeklinde tasarlandığı için şerit LED kullanılmıştır. Ayrıca şerit LED'lerin içindeki küçük LED'lerin arasındaki boşluk kesikli ışığa neden olduğu için neon şerit LED kullanılmıştır. Literatürde yüksek frekanslı uyarın kaynakları daha avantajlı dursa da LCD ve LED monitörlerden yüksek frekanslı uyarınların sunulması donanımsal olarak mümkün değildir [81]. Bu çalışmada LED'le çalışıldığı için her ne kadar istenen frekansta uyarın sunumu hem yazılımsal hem de donanımsal olarak uygulanabilir olsa bile düşük ve orta seviyedeki frekanslarla elde edilen sinyalin genliğinin daha yüksek olmasından dolayı yüksek frekans tercih edilmemiştir [66,68,78]. 12V/2A'lik bir kaynakla da beslenebildiği için gerek tekerlekli sandalye hareketi, yoğun bakım hasta yatağı hareketi gibi seyyar uygulamalarda, gerekse heceleyici ve bilgisayar ekranında fare imleci hareketi gibi sabit uygulamalarda kullanılabilceği şekilde tasarlanmıştır. Ayrıca göz takip cihazı sisteme dahil edilerek hem oküler kaslarının zayıflamasıyla perspektifi daralmış hastalara şerit LED'lerin birbirine olan yakınlığı ayarlanarak kullanım imkanının sağlanması, hem de daha önce DHGUP ortaya çıkması için herhangi bir çalışmaya dahil olmamış bireylerin uyarın kaynağına odaklanmasında yardımcı olunması hedeflenmiştir.

Çizelge 4.2'de daha önce yapılmış benzer çalışmalarla yaptığımız çalışma karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada taşınabilir olması, göz takip cihazından destek alması, neon şerit LED kullanılarak uyarın kaynağının odaklanılabileceği alanın artırılmış olması, farklı çalışmalara rahatlıkla uyarlanabilir olması avantaj sayılabilir. Bilgisayardan ayrı bir donanım olması ve uyarın kaynağı sayısı monitörle yapılan uyarın kaynağı sayısına göre düşük olması dezavantaj sayılabilir. Fakat taşınabilir olması ve FPS'ye dikkat etmeden istenen frekansta uyarın sunulabilmesi tek bir bilgisayarla işlem yapma avantajına karşı bulunduğu ortama göre tasarlanan uyarın kaynağını bilgisayar monitöründen sağlanacak bir uyarın kaynağına karşı öne geçirebilir. LED kaynağı kullanılması, GTC'nin görsel seçiciliğe katkıda bulunması, uyarın kaynağı sayısının diğer benzer çalışmalara göre yakın veya fazla olması, farklı BBA'lara uyarlanabilir olması göz önüne alındığında diğer uyarın kaynaklarından daha avantajlı olduğu açıkça görülmektedir.

Çizelge 4.2 Benzer çalışmaların karşılaştırması.

Yapılan Çalışma	Yapılan Uygulama	Uyaran Kaynağı Tipi	Uyaran Kaynağı Sayısı	Göz Takip Cihazı kullanılmışsa İşlevi	Ortalama Doğruluk %	BAH
Tello vd. (2016) [82]	Görsel algının bir paradigması olan "gizli dikkat" ile gözleri hareket ettirmeden sınırlı bir görsel alanda iki farklı hedefi tanımlamayı önerir. Bu amaçla, FGP'de Rubin'in yüz-vazo örneği kullanılmıştır.	LED	2	Göz hareketleriyle ilgili kas aktivitesi, ticari bir göz takip cihazı olan Eye Tribe kullanılarak değerlendirildi. Bu bulgular, algı ve mekansal dikkatle ilgili nöral mekanizma aracılığıyla görsel seçiciliği desteklemektedir.	83.67	35.18 (en yüksek)
Na vd. (2021) [83]	Bir elektrikli tekerlekli sandalyeye entegre edilen yenilikçi bir hafif DHGUP-BCI sistemini tanıtmaktadır. Gömülü hibrit bir stimülatörle taşınabilirliği ve kullanıcı deneyimini artırmayı hedeflemiştir.	LED-LCD hibrit	8	-	95	-
da Silva Pinto vd. (2011) [84]	Bu makale, LED'ler temel alınarak görsel uyarım paradigmaları için tasarlanan kompakt, maliyet-etkin, bağımsız bir sistemi anlatır	LED	10	-	-	-
Mouli vd. (2015) [85]	Bu çalışmada, farklı yönlendirmelerin farklı katılımcılarda farklı tepkilere sahip olacağı hipotezi test edilmiş ve bir dizi RGB LED'in yatay veya dikey olarak yönlendirilebildiği taşınabilir bir LED tabanlı uyarım tasarımı geliştirilmiştir	LED	4	-	-	-
Phothisonothai vd. (2019) [86]	Biri DHGUP ile LED kullanarak 4 farklı uyaran kaynağını LED kullanarak tasarlanmış, diğeri göz takip cihazı ile Thai dilinin tüm alfabesinin ve bazı komutları içeren bir heceleyici önermişlerdir.	LED-GTC	4	EEG ile kurulan sistemden tam bağımsız olarak harf yazdırmak için kullanılmıştır.	DHGUP 97.4 GTC 97	-
Lee vd. (2010) [87]	Sekiz ışık yayan diyot (LED) içinde oluşturulan DHGUP'ler, bir ekran menüsünde dört yönde imleç hareketini ve dört düğme fonksiyonunu (açık, kapalı, sağ ve sol tıklamalar) kontrol etmek için kullanıldı.	LED	8	-	93.14	28.29
Tasarlanan uyaran kaynağı	Taşınabilir olması, göz takip cihazından destek alması, neon şerit LED kullanılarak uyaran kaynağının odaklanılabileceği alanın artırılmış olması, farklı çalışmalara rahatlıkla uyarlanabilir olması	Neon LED-GTC	7	GTC ile görme alanı tespiti	94.28	25.99 Ortalama

BÖLÜM 5

EEG TEMELLİ YENİLİKÇİ DHGUP- P300 HİBRİT HECELEYİCİ TASARIMI: ÖN ÇALIŞMA

5.1. GİRİŞ

Beyin-bilgisayar arayüzü (BBA), beyinden alınan sinyalleri istenen işlevi gerçekleştirmek için yapay bir çıktıya dönüştüren ve beyinle çevre arasında devam eden etkileşimlerin yerini alan sistemdir. [7]. Böylece çizgili kaslarını kullanamayan hasta bireyler ihtiyaçlarını daha az yardımla giderir ve toplumla daha rahat irtibat kurabilirler [8].

Beyin bilgisayar arayüz sistemlerinde düşüncenin anlamı çözülerek kontrol uygulaması yapılır. Bunun için beyindeki bir sinyal örneğini veya belirli bir görev için beyinden beklenen tepkiyi tespit edip sınıflandırmak gerekir. Pratikte kullanılacak EEG tabanlı BBA sistemleri, kullanılan EEG sinyalinin türüne göre isimlendirilmektedir. Beyin bilgisayar arayüzlerinde pratikte kullanılan olaya ilişkin beyin sinyallerinin ikisi potansiyellerin edinilmesinden kaynaklanan P300 OİP ve durağan hal görsel uyarılmış potansiyelleridir (DHGUP) [5].

P300 OİP: Beklenmedik bir uyarandan yaklaşık 300 ms sonra ortaya çıkar. Oluşumu uyarının fiziksel özelliklerinden bağımsızdır. Bir kişinin uyarana verdiği tepkiye bağlı olduğu için içsel bir potansiyel olarak kabul edilir. P300 dalgası 6-20 μ V aralığında görülen bir potansiyeldir. Bu sinyal beklenmedik uyarının sunumundan 250- 400 ms gecikmeye sahiptir. Sinyal 100 ms civarı devam eder. Parietal lobda diğer beyin loblarına göre daha yüksek potansiyelde görülür [30].

Durağan Hal Uyarılmış Potansiyeller: Titreyen görüntü, modüle edilmiş ses gibi periyodik uyarılar algılandığında ve hatta bazı titreşimler hissedildiğinde üretilen beyin sinyalleridir. BBA’da farklı frekanslarda parlayan çok miktarda uyarının görüntülenmesiyle kullanılır. Görsel animasyonlar aracılığıyla üretilir. Çoğunlukla oksipital lobda fark edilir. Kullanıcı artan sinyal genliğini parlayan uyarın frekansına göre yönetir [8].

Sadece beyin sinyallerinden elde edilen verilerin kullanılarak bir bilgisayar ekranına ifade edilmek istenen kelimenin harf harf aktarılması beyin bilgisayar arayüzü ile olur. Bu işlemi ilk kez Farwell ve Donchin 1989 yılında P300 OİP kullanarak gerçekleştirmişlerdir [37]. Farwell ve Donchin tarafından önerilen ilk P300 heceleyici, hem karakterleri hem de komutları içeren 6×6 matristen oluşmaktadır. Matrisin satır ve sütunları rastgele sırayla yanıp sönme ve denek ilgilendiği karaktere odaklanmaktadır. Rastgele yanıp sönen satırlar veya sütunlar hedef karakterle kesiştiğinde, denek flaş tarafından uyarılmakta ve hedef karakter aydınlatıldıktan yaklaşık 300 ms sonra bir P300 olayla ilgili potansiyel (OİP) oluşmaktadır. Bu uyarılmış P300 OİP, deneğin odaklandığı karakteri belirlemek için uyarı zamanından yola çıkılarak tespit edilmekte ve hedeflenen karakter bilgisayar ekranına yazdırılmaktadır.

Farwell ve Donchin’in çalışmalarını takiben farklı matris boyutlarının etkilerini inceleyen [38], satır veya sütunlar için farklı renkler kullanan ve karakter algılama hızını ve doğruluğunu araştıran birçok P300 heceleyici çalışması yapılmıştır [39]. Bunlarla beraber hem çizgili kaslarını kullanamayan hastalarda hem de sağlıklı bireylerde uyarın süresinin etkileri incelenmiştir [40], standart satır-sütun (RC) arayüzü, yan kenarlara daha yakın tasarlanmış bir arayüz ve tek karakterli bir arayüz (lateral single-character, LSC) dahil olmak üzere çeşitli arayüzler arasında karşılaştırmalar yapılmıştır [41]. Heceleme matrisinin boyutlarının, şekillerinin ve yanıp sönme sürelerinin kullanıcı tarafından belirlenebildiği arayüzler de incelenmiştir [42]. T9 arayüzü olarak adlandırılan, sadece 1-9 rakamlarından oluşan ve rakamların altında küçük harfler bulunan 3×3 matris sunan ve kısayolları kullanan başka bir P300 heceleyici tasarlanmıştır [43]. Bir başka arayüz tasarımı çalışması, önerilen cümleleri kullanarak P300 heceleyicisinin hızını artırmak amacıyla 8×9 boyutunu kullanarak

bir kelimeyi doğrudan arayüzde görüntülemeyi amaçlamıştır. Bir başka çalışmada ise 6×6 matris kullanılarak bir kelimenin ilk karakteri belirlenmiş ve ikinci bir ekranda görüntülenen kelimelere yanıt olarak P300 uyarılarına dayalı olarak bir kelime seçilmiştir [44]. DHGUP temelli heceleyiciler de tasarlanmıştır. 4 yön tuşu 1 tanede seçme tuşu şeklinde uyarı kaynağı ile İngilizce harfleri imleçle seçip sesli çıktı veren bir heceleyici tasarlanmıştır [88]. 16 farklı uyarı kaynağının olduğu, sağ alt 2 karakterinin harf sıralamasında diğer harflere yönlendirdiği, toplamda 3 farklı sayfaya dönüşerek tüm karakterlere ulaştıran orijinal bir arayüz tasarlanmıştır [89]. 40 farklı uyarı kaynağının her birinin faz ve frekans değerlerinin farklı olduğu hızlı ve özgün bir heceleyici de tasarlanmıştır [90].

P300 ve DHGUP sinyallerinin birlikte kullanıldığı hibrit heceleyiciler de son dönemde literatürde yerini almıştır. Chang ve arkadaşlarının yaptığı bir çalışmada 36 karakterin her birinin ayrı tespit edilebilmesi için oluşturulan 9 uyarıcı grubun her birinin karakterlerinin haricinde kalan alanının farklı bir periyotta, grupların içinde kalan karakterlerin de farklı periyotlarda yanıp sönmesiyle DHGUP sinyalinin oluşması, 4'lü grupların içindeki karakterlerin rassal sırada yanıp sönmesiyle de P300 OİP'nin oluşması hedeflenmiştir [91]. Yin ve arkadaşlarının yaptığı bir çalışmada ise, SL mod denen büyük matristeki karakterlerin grup grup kümelendiği bir heceleyici ile RC mod denen satır ve sütunların her birinin ayrı ayrı kümelendiği heceleyici karşılaştırılmıştır. Her bir kümenin içindeki elemanlar DHGUP oluşumu için periyodik frekansla yanıp sönerken grupların karakter harici kısımları P300 OİP oluşumu için rassal sırayla yanıp sönmüştür [92]. Yine Yin ve arkadaşları farklı bir hibrit heceleyicide iki farklı durumu kıyaslamışlardır. Sütun karakterlerinin DHGUP için periyodik frekansta, satır karakterlerinin ise rassal sırayla P300 oluşumu için yanıp söndüğü bir heceleyici ile sütun karakterlerinin P300 oluşumu için rassal sırayla, çapraz bölütlenen grupların ise periyodik frekansta DHGUP oluşumu için yanıp söndüğü bir heceleyici kıyaslanmıştır [93].

Bu çalışmada, 7 farklı şerit LED'den oluşan taşınabilir bir harici DHGUP uyarı kaynağı ve P300 OİP üreten bir yazılımın bir arada kullanıldığı hibrit bir heceleyici beyin-bilgisayar arayüzü tanıtılmaktadır. Satır bilgisi için P300 OİP'nin, sütun bilgisi içinse DHGUP'nin tespit edilmesi gerekmektedir. Uyarı sunumları eş zamanlı

sunulmaktadır. Tespit edilen P300 OİP ve DHGUP aynı EEG dosyasından elde edilmektedir.

5.2. MATERYAL VE METOT

Beyin sinyalleri, Brain Products V-Amp 16 EEG (V-Amp, Brain Products GmbH, Gilching, Almanya) cihazında kaydedilmektedir. EEG sinyalleri uluslararası 10-20 sistemine göre saçlı deriye 16 kanal elektrodu aracılığıyla kaydedilmektedir. Bu kanallar şunlardır: Cz, Pz, P3, P4, Oz, O1, O2, PO7, POz, PO8, PO3, PO4, FCz, Fz, FP1, FP2 [94]. Ayrıca sağ kulağa takılan elektrot toprak elektrodu, sol kulağa takılan elektrot ise referans elektrodudur. 28 inç oval monitörü olan 8 çekirdeğe sahip Microsoft Intel Inside I7 işlemcili bir bilgisayarda Recorder yazılımı ile sinyal kaydı yapılmaktadır. Yine aynı bilgisayarda P300 OİP için görsel uyarın sunumu, sinyal işleme adımları ve sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmektedir. P300 OİP oluşumu için tasarlanan görsel arayüz C# dilinde, sinyal işleme ve sınıflandırma bileşenleri ise MATLAB dilinde kodlanmıştır. Sinyal kayıt yazılımı olarak Brain Vision Recorder kullanılmıştır. Kayıt cihazı ile C# arasındaki iletişim sağlayıcısı Brain Vision RCS yazılımıdır. Görsel arayüz daha önce tarafımızca yapılan bir çalışma referans alınarak Şekil 5.1'de görüldüğü gibi yapılmıştır [6]. DHGUP oluşumu için neon şerit LED'lerden kırmızı renkte 7 farklı frekansta ışığın yanıp söndüğü bir uyarın kaynağı tasarlanmıştır. DHGUP kaynağı daha detaylı olarak Şekil 5.2'de gösterilmiştir. DHGUP uyarın kaynağı yazdırılacak karakterin sütun bilgisini elde etmek için görsel arayüzün üzerine Şekil 5.1'de görüldüğü üzere yerleştirilmiştir. Uyarın sisteminin şerit LED'lerinin yanıp sönmemesinin kontrolü Arduino Uno ile sağlanmıştır. Normal şerit LED yerine neon LED kullanılarak normal şerit LED'lerdeki gibi ışığı sunan küçük LED'lerin arasındaki parlak olmayan kısım en aza indirilmiş ve kesiksiz çizgi şeklinde ışık elde edilmiştir. Burada her bir şerit LED'in frekans kontrolünün Arduino UNO kullanılarak yapıldığı görülmektedir. Uyarın kaynaklarının 6'sı PWM pine, 1 tanesi dijital pine bağlanmıştır. Arduino ve LED'ler 12V 2 A adaptörden beslenmiştir.

Bu çalışmada P300 OİP ve DHGUP aynı ham EEG verisinden tespit edilmektedir. 1-60 Hz bant geçiren filtreden ve 50 Hz çentik filtreden geçirilerek kaydedilen veriden 49 elemanlı kare matrisin içinden yazdırılmak istenen karakterin satırının tespiti için

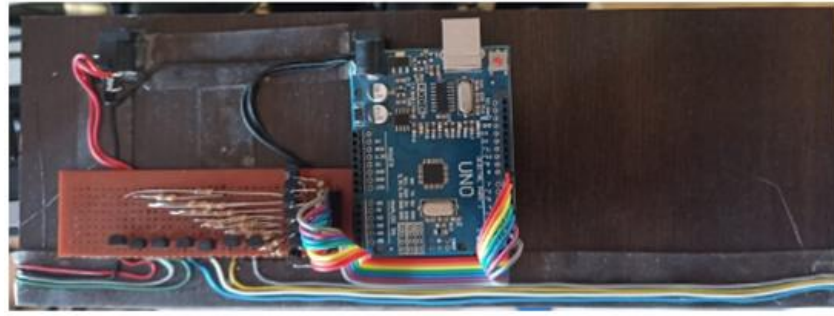
P300 OİP'nin, sütununun tespiti içinse DHGUP'nin tespit edilmesi gerekmektedir. Hem P300 OİP'nin hem de DHGUP'nin farklı özellikleri olduğu için farklı tespit metotları vardır. Dolayısıyla bu dalgaların tespit metotları ayrı ayrı incelenecektir.



Şekil 5.1. P300 OİP- DHGUP kaynaklı hibrit heceleyici. Monitörde gösterilen program P300 OİP elde etmek için, monitöre monte edilmiş olan şerit LED'li donanım ise DHGUP elde etmek için kullanılmaktadır.



a



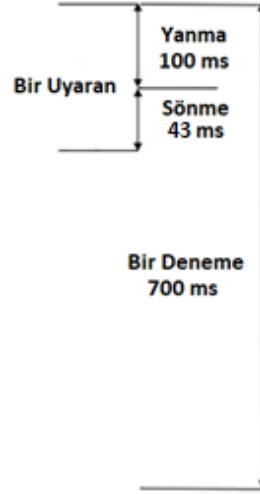
b

Şekil 5.2. (a) DHGUP elde etmek için tasarlanan neon şerit LED uyarıcı kaynağı ve (b) neon şerit LED uyarıcı kaynağı donanım kısmı.

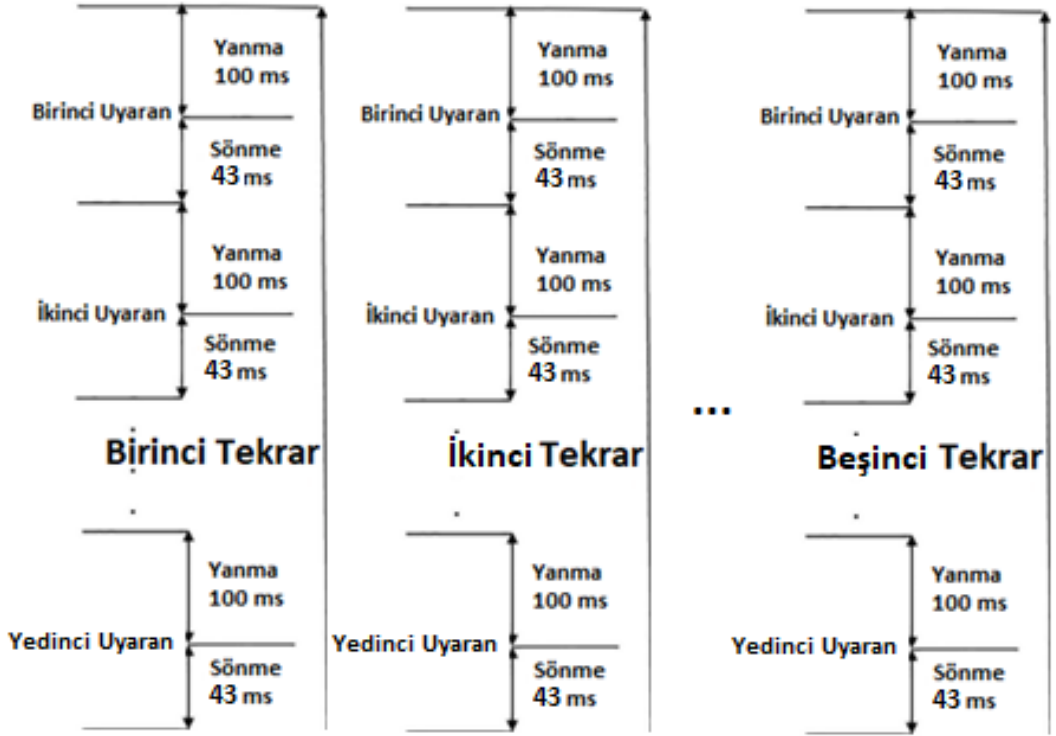
5.2.1. Deney Düzenegi

P300 OİP ve DHGUP'nin hibrit olarak kullanılabilirdiği heceleyici beyin- bilgisayar arayüzü çalışmamız 3 donanım parçasından oluşmaktadır: EEG, bilgisayar, DHGUP uyarıcı kaynağıdır. Deneyler ise 2 aşamadan oluşmaktadır. İlki çevrimdışı çalışma, ikincisi ise çevrimiçi çalışmadır. Çevrimiçi çalışma, çevrimdışı çalışmada alınan verilerden elde edilen sınıflandırma metoduna göre yapılmaktadır.

P300 OİP'nin tespit edilmesinde gereken sinyal segmentasyonu için 7 satırın her birinin rassal sırayla 5'er kez yanıp söndüğü 35 uyarıcının her birinin başlatılmasından sonraki 700 ms süre boyunca kaydedilen sinyaller EEG kaydından çekilmiştir. Şekil 5.3'te bir deneme süresi şematize edilmiştir. Şekil 5.4'te ise bir koşu boyunca alınan sinyalden çekilen deneme grupları şematize edilmiştir.



Şekil 5.3. P300 OİP tespiti için bir deneme süresi.



Şekil 5.4. Bir koşu boyunca alınan sinyalden çekilen deneme grupları.

Hibrit heceleyici beyin- bilgisayar arayüzünün çalışma metodu işlem basamakları şöyle sıralanabilir:

- 1) Bilgisayardan P300 OİP'yi tetikleyen arayüzde denek bilgileri girilerek eğitim verisinin elde edilmesi için P300 OİP uyarın sunumu ve EEG kaydı başlatılır. Bununla beraber DHGUP uyarın kaynağı da deneğin deney ortamına uyumu için yanıp sönmeye başlar.
- 2) Kare matrisin her bölgesindeki karaktere bir döngü boyunca odaklanılarak eğitim verisi tamamlanır ve sınıflandırıcı eğitim modeli makine öğrenmesi metotlarıyla P300 OİP'yi çevrimiçi çalışmada sınıflandırmak için oluşturulur. P300 OİP oluşumu için bilgisayar ekranından gösterilen rassal yanıp sönmeler devam ederken DHGUP oluşması için seyyar uyarın kaynağı periyodik frekansta bilgisayar ekranıyla eş zamanlı olarak yanıp söner.
- 3) Eğitim modeli oluşturulduktan sonra çevrimiçi çalışma yapabilmek için denek bilgileri çevrimdışı analizdeki kayıtlardan seçilerek deney süreci başlatılır. Bir taraftan P300 OİP oluşturmak için bilgisayar ekranında rassal yanıp sönmeler deneğe gösterilirken diğer taraftan ekranın üzerine monte edilmiş DHGUP kaynağının periyodik yanma sönmeleri deneğe gösterilir. P300 OİP uyarınlarının sunumu bitince kayıt durdurularak MATLAB yazılımı ile P300 OİP makine öğrenmesi metotlarından, DHGUP ise kanonik analiz metotlarından yararlanılarak tespit edilir.
- 4) Tespit edilen P300 OİP'nin hangi satırın yanıp sönmeleriyle oluştuğu, DHGUP'nin de hangi şerit LED sütuna odaklanma sonucu oluştuğu tespit edilerek hedeflenen karaktere ulaşılır ve ekranda yazdırılır.

5.2.2. P300 OİP Tespiti

P300 OİP'nin bir heceleyiciden tespiti için uyarın zamanının EEG verisi ile eşleştirilmesi gerekmektedir. Uyarın zamanından sonraki yaklaşık 1 saniyelik sürede kaydedilen veride P300 OİP'nin var olup olmadığına bakılarak da satır tespit edilir.

Tek bir uyarandan sonraki veriden P300 OİP'nin tespitini yapmak ise oldukça zordur. Bunun yerine eğitim verisinde P300 OİP olduğu verilerin ortalaması ile P300 OİP'nin olmadığı bilinen verilerin ortalaması ayrı ayrı alınarak önce ön işleme matrisi, ardından da etiketler eklenerek farklı metotlarla sınıflandırıcı eğitim modeli oluşturulur.

Şekil 5.5'te gösterildiği gibi, bir koşu için veriler 5 tekrar, 7 yanma- sönme, 16 kanal ve 700 ms süreli 1400 örnekten oluşan $5 \times 7 \times 16 \times 1400$ boyutunda bir matrisle döndürülmüştür. Tüm satır ve sütunların yanıp söndüğü tek bir tekrar sırasında, doğru satırın yanıp sönmesini takiben bir P300 OİP üretilmesi beklenmektedir. Kalan 6 satırın yanıp sönmesinin herhangi bir P300 OİP'ye neden olması beklenmemektedir. Yanıp sönmelere verilen yanıtla göre, satır bazlı P300 OİP uyarımı oluşturan deneme özellik matrisinde "1" olarak etiketlenir. P300 OİP sinyali içermeyen geri kalan denemeler, satır flaşlarının ayrı ayrı aritmetik ortalaması alınarak "0" olarak etiketlenir. Her satır her çalışma sırasında 5 kez yanıp söndüğünden $5 \times 2 \times 16 \times 1400$ 'lük veriye indirgenir. 5 tekrarın her birinin ortalaması alınarak $2 \times 16 \times 1400$ 'lük veri elde edilir. Bu veri daha sonra kanallar uç uca eklenerek 2×22400 matrisle dönüştürülür. Matrisin boyutu, 10 kat alt örnekleme yoluyla 2×2240 'a düşürülür. Son olarak veriye, z-skor normalizasyon işlemi yapılır. Bu işlemler bir karaktere odaklandıktan hemen sonra gerçekleştirilir. İstenen sayıda karakter için kayıt yapıldıktan sonra makine öğrenmesi metotlarıyla eğitim modeli oluşturulur. Buraya kadar ki kısma çevrimdışı analiz de denilir. Bu çalışmada her bir denek eğitim modeli oluşturmak için en az 25 karaktere odaklanmalıdır.

	S1	S2	...	S6	S7	Satır P300		Satır P300	
						Satır P300	Olmayan	Satır P300	Olmayan
						Ortalaması	Ortalaması	Ortalaması	Ortalaması
Cz			...			Cz		Cz	
Pz			...			Pz		Pz	
P3			...			P3		P3	
P4			...			P4		P4	
Oz			...			Oz		Oz	
O1			...			O1		O1	
O2			...			O2		O2	
PO7			...			PO7		PO7	
POz			...			POz		POz	
PO8			...			PO8		PO8	
PO3			...			PO3		PO3	
PO4			...			PO4		PO4	
FCz			...			FCz		FCz	
Fz			...			Fz		Fz	
Fp1			...			Fp1		Fp1	
Fp2			...			Fp2		Fp2	

	Cz	Pz	...	Fp1	Fp2
Satır P300 Ortalaması	[Wavy line]				
	Kanallar uç uca eklenmiş				
Satır P300 Olmayan Ortalaması	[Wavy line]				

Satır P300 Ortalaması	[Wavy line]
Satır P300 Olmayan Ortalaması	[Wavy line]
	Alt örneklenmiş

Satır P300 Ortalaması	[Wavy line]
Satır P300 Olmayan Ortalaması	[Wavy line]
	Normalize edilmiş

Şekil 5.5. Filtrelenmiş EEG verisinin dönüşümü.

Çevrimiçi analizde ise tüm parlamalar yine 5 kez tekrar edilmektedir. Her bir satırın parlamasından sonraki 700 milisaniyelik kısımlar kesit kesit alınır. Böylece 16 x 35 x 1400 boyutundaki veriler elde edilmiş olur. Her bir satır parlaması için alınan verilerin kendi içlerinde ortalamaları alınır. Veri 16 x 7 x 1400 formuna döner. Ardından kanallar uç uca eklenir ve boyut formatında değişikliğe gidilerek veri 7 x 22400 haline getirilir. 10 ile de alt örnekleme yapıp z-score ile de normalize edilerek 7 x 2240 büyüklüğünde bir veriye dönüştürülür. Her bir satır makine öğrenmesi metoduyla oluşturulmuş eğitim modeliyle P300 OİP'yi içerip içermemesine göre sınıflandırılır. Sınıflandırma işleminin sonucunda 1 tane P300 OİP içeren 6 tane de P300 OİP içermeyen veri elde edilmesi gerekmektedir. Bu sonuçlara göre hangi satırın hedeflendiği tespit edilmiş olmaktadır.

5.2.3. DHGUP Tespiti

Kaydedilen veriler başlangıçta 16 kanal üzerinden 1- 60 Hz bant geçiren filtre ve 50 Hz çentik filtreden geçirilerek bilgisayara kaydedilen uzun bir EEG'den ibarettir. P300 OİP uyarımı için sunulan parlamaların başlangıcı ve bitişi DHGUP tespiti için de başlangıç ve bitiş noktasıdır. Dolayısıyla şerit LED'e bakması gereken süre 5 saniyedir. Ham EEG verisi tek bir dosyada olduğu için 16 x (5 x 2000) boyutunda ki veri üzerinde işlem yapılacaktır.

DHGUP uyarının frekansında veya katlarında sinüzoidal tipte oluşmaktadır. Ayrıca uyarın kaynağın fazı da DHGUP'nin fazıyla düzenli olarak benzerlik gösterir. Dolayısıyla frekans özelliklerini gösteren spectral analiz ve dalgacık dönüşümü hedef uyarın kaynağını tespit ederken kullanılabilir [77,78]. Fakat kanonik korelasyon analizi DHGUP tespitinde spektral analize göre daha yüksek ortalama doğruluk oranına sahiptir. Kanonik korelasyon analizi iki çok boyutlu verinin ilişkilerini inceler. Koordinat sistemlerinin arasındaki ilişki ağırlık vektörleri ile gösterilir [79].

Ağırlık vektörüyle verinin lineer kombinasyonu alındığında ortaya kanonik korelasyon katsayısı çıkar. X 1. veri setimiz Y ise 2. veri setimiz olsun. W_x ve W_y verilerin koordinat sistemleri ile ilişkili ağırlık vektörleri olsun. Eşitlik 5.1 ve Eşitlik 5.2'de ağırlık vektörleri ile verinin kombinasyonu sonucu kanonik korelasyon katsayısı elde edilmektedir [79].

$$x = X^T W_x \quad (5.1)$$

$$y = Y^T W_y \quad (5.2)$$

Kanonik korelasyon katsayılarının en yükseklerinin bulunması işlemi Eşitlik 5.3'te gösterilmiştir. W_x ve W_y ağırlık katsayılarını, x ve y kanonik değişkenleri göstermektedir [79].

$$\begin{aligned}
\max_{w_x w_y} \rho(x, y) &= \frac{E[xy^T]}{\sqrt{E[xx^T]E[yy^T]}} \\
&= \frac{E[w_x^T XY^T w_y]}{\sqrt{E[w_x^T XX^T w_x]E[w_y^T YY^T w_y]}}
\end{aligned} \tag{5.3}$$

DHGUP tespit etmek için EEG sinyalleri ile uyarın kaynaklarının herbiriyle aynı frekansta veya harmoniklerinde oluşturulmuş sinus ve kosinüs sinyalleri referans alınarak kanonik korelasyon analizi uygulanır. Referans sinyal EEG verisi ile aynı uzunlukta olmalıdır. Eşitlik 5.4'te örnek bir referans sinyal gösterilmiştir. M harmonik sayısını, N örnek noktalarını, F_s ise örnekleme frekansını gösterir [79].

$$Y_n = \begin{matrix} \sin(2\pi f_n t) \\ \cos(2\pi f_n t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi M f_n t) \\ \cos(2\pi M f_n t) \end{matrix}, t = \frac{1}{F_s}, \frac{2}{F_s}, \frac{3}{F_s}, \frac{4}{F_s}, \dots, \frac{N}{F_s} \tag{5.4}$$

Kanonik korelasyon analizi ile DHGUP tespit edilirken referans olarak kullanılan sinus ve kosinüs sinyalleri herhangi bir EEG verisi içermemektedir. Çoklu Set Kanonik korelasyon analizinde (MsetCCA) uzaysal filtreleme metodu ile her bir uyarın kaynağının frekansına göre EEG verilerinden referans sinyal oluşturulur. Ayrıca MsetCCA ikiden fazla veri setinde korelasyon analizi yapabilmektedir [80]. Bu çalışmada EEG sinyallerini referans sinyalinde de kullanarak CCA'ya oranla daha yüksek doğruluğa ulaşan MsetCCA metodu kullanılmıştır.

BBA'larda çok seçenek arasında yüksek doğrulukla kısa sürede kontrol uygulamasının yapılması en temel hedeftir. Bunun için bu özellikleri kapsayan bir ölçütle BBA'nın performansının ölçülmesi gerekmektedir. Bu ölçüt de bilgi aktarım hızıdır (BAH) [58]. Eşitlik 5.5'de bir dakikadaki bilgi aktarım hızı formülize edilmiştir.

$$BAH = \frac{60 \times (P \times \log_2 P + (1 - P) \times \log_2 \frac{1 - P}{N - 1} + \log_2 N)}{T} \tag{5.5}$$

5.3. LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Bu çalışmanın amacı hızlı, evrensel olarak kullanılabilen, verimli bir heceleyici tasarlamaktır. Yalnızca P300 OİP kullanılarak yapılan çalışmaların yavaş olduğunu, yalnızca DHGUP ile yapılan çalışmaların ise her kullanıcının özellikle başlangıç kullanımlarında verimli şekilde kullanmadığını göz önünde bulundurarak eksik yönlerin örtülmesi amacıyla her iki sinyal beraber kullanılmıştır [92]. Ayrıca her bir matris karakteri için ayrı frekans belirlemek yerine daha az sayıda farklı harmonik frekansta DHGUP belirleyerek kullanıcının odaklanacağı uyarın kaynağının sayısı düşürüldü. DHGUP oluşturmak için gereken uyarın sunumu LED ile gerçekleştirilerek literatüre göre DHGUP kaynaklı daha verimli bir beyin- bilgisayar arayüzü oluşturuldu [61]. Çizelge 5.1’de benzer çalışmalarla bir karşılaştırma yapılmıştır.

Çizelge 5.1. Benzer çalışma örnekleri ve karşılaştırma.

Yapılan çalışma	Çalışmanın Özgün Değeri	Çalışmanın Verimi (BAH)
Chang vd. (2016) [91]	Hibrit heceleyici, farklı frekanslarda titreşen dokuz panelden oluşmaktadır. Her panel rastgele bir sırayla görünen dört farklı karakter içerir. Titreşen panel ve periyodik olarak güncellenen karakter çift frekanslı DHGUP’i uyandırırken, hedef karakterin tuhaf uyarını P300’ü uyandırır.	Çevrimdışı: 22.29 Çevrimiçi: 31.8
Yin vd. (2014) [92]	2 farklı hibrit arayüz karşılaştırılmıştır. Birisi RC arayüzdür. Bu arayüzde satırların kontrolü P300 OİP ile, sütunların kontrolü DHGUP ile sağlanır. Diğer arayüzde ise 6’lı karakter kümelenmesi yapılmıştır. Küme içi parlamalar DHGUP oluşturmak için harmonik parlamalar, kümelerin kendilerinin rassal sırada parlaması P300 OİP oluşturmak içindir.	SL mod: 44.70 RC mod: 53.06
Jalilpour Vd. (2020) [95]	Üçlü RSVP protokolünün tasarımı için 27 alfabetik harf 9 sembol grubuna ayrılmıştır (her biri 3 harf içerir). Her sembol grubu bir uyarın olarak gösterilir ve her deneme 9 rastgele uyarının beş kez tekrarından oluşur. Ayrıca, DHGUP tasarımı için ekranın ortasına 240×240 piksel boyutunda titreşen beyaz bir kare yerleştirilmiş ve bu karenin üç tarafı 3 karakterle çevrelenmiştir. Titreşim frekansı 15 Hz’dir. P300 ve DHGUP eş zamanlı değil, peşpeşedir.	23.41
Yin Vd. (2014) [93]	Farklı paradigmlar önerilmiştir. Satırların P300 OİP üretiminde, sütunların da DHGUP üretiminde kullanıldığı bir paradigma ile çapraz sırayla DHGUP için karakterlerin harmonik olarak yanıp söndüğü ve satırların da P300 OİP için rassal yanıp söndüğü bir arayüz tasarlanmıştır. Monitörden uyarın sunumu yapılmıştır.	50.41
Tasarlanan arayüz (2023)	Diğer çalışmalardan farklı olarak DHGUP uyarın kaynağı harici donanım olarak tasarlanmıştır. Aynı anda hem P300 OİP hem de DHGUP uyarını sunulmuştur. 49 karakterin tespiti yapılabilmektedir. Kolay ekran denilen karakterden kelimeye ulaşan kısayol sistemi kullanılmaktadır [6].	-

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması, hareket kabiliyeti sınırlı bireylerin iletişim ve kontrol yeteneklerini geliştirmek için önemli bir adımı temsil etmekte ve bu alanda yapılan araştırmalara önemli katkılarda bulunmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında beyin-bilgisayar arayüzleriyle ilgili kapsamlı bilgiler sunulmuş, bu sistemlerin tasarım aşamaları, kullanım alanları ve gelişmeleri ele alınmıştır. Her bölümde, özgün ve yenilikçi BBA tasarımları ve bu tasarımların literatürdeki benzer çalışmalarla karşılaştırmaları yer almaktadır. Tezin giriş bölümünde genel olarak temel düzeyde beyin- bilgisayar arayüzü ile alakalı bilgiler verilmiş, hangi bölümde nelerin yapıldığı anlatılmış ve literatüre sağlanan katkılardan bahsedilmiştir.

Bölüm 2’de beyin-bilgisayar arayüzü (BBA) sistemlerinin genel yapısına ve işleyiş aşamalarına detaylı bir bakış sunulmuştur. BBA’nın tanımı ve amaçları üzerine açıklamalar yapılmış, ALS, MS, serebral palsi gibi çeşitli hastalıklara sahip bireylerin yaşamlarını iyileştirmek amacıyla BBA sistemlerinin nasıl kullanıldığı anlatılmıştır. BBA sistemlerinin çeşitli uygulamaları ve farklı sinyal kayıt yöntemleri, bunların özellikleri ve farklı beyin sinyallerinin kaydedilmesi ve işlenmesi süreçleri detaylandırılmıştır. EEG sisteminin önemine özel olarak vurgu yapılmış, EEG sinyallerinin kaydı, işlenmesi, özellik çıkarımı ve sınıflandırılmasına ilişkin ayrıntılı bilgiler sunulmuştur. Ayrıca, EEG sinyallerinin farklı frekans bantları ve bunların beyin aktiviteleriyle ilişkisi açıklanmıştır. Sinyal işleme aşamasında, EEG sinyallerinin artefaktlardan nasıl arındırıldığı, bu işlemde kullanılan yöntemler ve bu süreçteki zorluklar anlatılmıştır. Özellik çıkarımı ve sınıflandırma süreçlerinin önemi ve bu süreçlerde kullanılan farklı teknikler üzerinde durulmuştur. Bunun yanı sıra, beyin-bilgisayar arayüzü sistemlerinde kullanılan farklı sınıflandırma yöntemleri ve bu yöntemlerin karşılaştığı zorluklar üzerinde de durulmuştur. Kontrol sinyalleri bölümünde ise, BBA sistemlerinde kullanılan çeşitli beyin sinyalleri ve bu sinyallerin

nasıl elde edildiği ve kullanıldığı açıklanmıştır. Uyarılmış potansiyeller, spontane sinyaller ve hibrit sinyaller gibi farklı sinyal türleri ve bu sinyallerin BBA sistemlerindeki uygulamaları üzerinde durulmuştur. Sonuç olarak, beyin-bilgisayar arayüzü sistemlerinin çok yönlü ve karmaşık yapısını anlamak ve bu sistemlerin sağlık, eğitim, eğlence ve güvenlik gibi alanlardaki uygulamalarını değerlendirmek için geniş bir perspektife sahip olmak gerektiği vurgulanmıştır. Bu sistemler, özellikle motor fonksiyonları kısıtlı bireyler için hayatı kolaylaştıran ve çeşitli alanlarda yenilikçi çözümler sunan önemli teknolojilerdir. Bölüm 2’de verilen bilgilerden yararlanılarak literatüre uluslararası bir dergide bir derleme makalesi kazandırılmıştır [5].

Bölüm 2’de yapılan çalışmalara katkı olarak özel bakış açılarından beyin- bilgisayar arayüzü sistemlerini anlatan derleme çalışmaları yapılabilir. Örneğin sadece hibrit heceleyicilerin derlendiği, sadece sınıflandırma tekniklerine göre beyin- bilgisayar arayüzü çalışmalarının araştırıldığı, kontrol uygulamalarına göre beyin- bilgisayar arayüzlerinin sınıflandırıldığı literatürel katkılar sağlanabilir.

Bölüm 3’te anlatılan Kolay Ekran P300 Heceleyici, geleneksel P300 heceleyicilere kıyasla daha etkin bir alternatif olarak ortaya çıkmıştır. Bu yeni sistem, daha büyük bir uyaran matrisi (7x7) ve zengin bir kelime listesi kullanarak, kelime yazma sürecini önemli ölçüde hızlandırmaktadır. Kolay Ekran Heceleyici Beyin- Bilgisayar Arayüzü çalışması 30 denek üzerinde ortalama % 94.56 doğruluk oranı ve 5.62 OCM değeriyle literatürde en başarılı sonuçlara sahip olmuştur. Kolay Ekran P300 Heceleyici’nin bir diğer avantajı, hem alfabetik karakterler hem de kısayol karakterlerini tek bir ekranda sunabilmesidir. Bu özellik, kullanıcının farklı ekranlar arasında geçiş yapmasına gerek kalmadan etkili bir şekilde kelime seçimini yapmasını sağlar. Ayrıca, sistemimizde kelime listesi, kullanıcının daha önce seçtiği kelimeleri otomatik olarak kaydederek, gelecekteki kullanımlarda daha hızlı ve verimli bir kelime seçimi yapılmasını sağlar. Çalışmamızın sonuçları, Kolay Ekran P300 Heceleyici’nin, geleneksel P300 heceleyicilere kıyasla daha yüksek doğruluk oranı ve daha hızlı kelime yazma yeteneği ile kullanıcıların ihtiyaçlarına daha iyi cevap verebileceğini göstermektedir. Özellikle, deneğin zihinsel yorgunluğunu azaltan ve etkili bir iletişim aracı olarak işlev gören bu yeni sistem, beyin-bilgisayar arayüzü teknolojisinde önemli bir ilerleme olarak değerlendirilebilir. Sonuç olarak, bu çalışma, beyin-bilgisayar arayüzü teknolojilerinin

geliştirilmesi ve iyileştirilmesi alanında önemli bir katkı sağlamıştır. Kolay Ekran P300 Heceleyici, özellikle iletişim güçlüğü çeken bireyler için pratik ve etkili bir çözüm sunarak, onların günlük yaşamlarını kolaylaştırmayı hedeflemektedir. Bu teknolojinin ileride daha da geliştirilerek daha geniş bir kullanıcı kitlesine ulaşması beklenmektedir. Bölüm 3'te yapılan çalışmadan yola çıkılarak SCI-E kapsamında Q2 derecede bir dergide araştırma makalesi literatüre kazandırılmıştır [6].

Bölüm 3'te yapılan çalışmaları geliştirmek amacıyla koşu sürelerini düşürmek için uyaran tekrarlarının da düşürüldüğü uygulamalar yapılabilir. Sağlıklı denekler yerine hasta bireyler üzerinde uygulamalar denenerek gerçek hayatta kullanılabilirliğin tespiti daha rasyonel hale dönüştürülebilir.

Bölüm 4'te anlatılan çalışmada, durağan hal görsel uyaran potansiyeli (DHGUP) elde etmek için göz takip cihazı ile desteklenen neon şerit LED uyaran kaynaklı taşınabilir bir sistem tasarlanmış ve uygulanmıştır. Bu çalışmanın amacı, farklı beyin-bilgisayar arayüzü (BBA) uygulamaları için kullanılacak verimli ve esnek bir DHGUP kaynağı geliştirmektir. Tasarlanan sistem, 7 farklı frekansta yanıp sönen kırmızı renkte neon şerit LED'ler kullanarak yüksek genlikte ve kolay sınıflandırılabilir DHGUP sinyalleri elde etmeyi hedeflemektedir. Kırmızı renkte 7 farklı frekansta yanıp sönen neon şerit LED'ler uyaran kaynağı olarak kullanılmıştır. Deneklerin odaklandıkları LED şeridi doğru bir şekilde tespit etmelerine yardımcı olmak için göz takip cihazı kullanılmıştır. Beyin sinyalleri, uluslararası 10-20 sistemine göre yerleştirilen elektrotlar kullanılarak kaydedilmiştir. Çalışmada MsetCCA metodu kullanılarak elde edilen ortalama doğruluk oranı %94.28, BAH değeri ise 25.99 olarak tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, DHGUP tabanlı BBA sistemlerinde yüksek performansın elde edilebileceğini göstermektedir. Neon şerit LED'lerin kullanılması ile kesintisiz ve yüksek kaliteli uyaran sunumu yapabilmesi, göz takip cihazının entegrasyonu sayesinde daha doğru ve etkili odaklanma sağlanması, sistemin taşınabilir olması ve farklı uygulamalara kolaylıkla uyarlanabilir olması ve yüksek frekansta uyarlanabilmesi sistemin avantajları olarak söylenebilir. Sistemin bilgisayardan ayrı bir donanım olması ve uyaran kaynağı sayısının sınırlı olması sistemin dezavantajları olarak değerlendirilebilir. Bölüm 4'te anlatılan çalışma literatürde benzer çalışmalarla karşılaştırıldığında, uyaran kaynağının taşınabilirliği, göz takip cihazı entegrasyonu,

neon şerit LED kullanımı ve uyarın kaynađının genişletilmiř olması gibi özellikleriyle öne çıktıđı görölmektedir. Sonuç olarak bu çalıřma DHGUP tabanlı BBA sistemlerinde kullanılmak üzere etkili ve yenilikçi bir uyarın kaynađı tasarlamayı bařarmıřtır. Sistem, yüksek dođruluk oranı ve kullanıcı dostu tasarımı ile dikkat çekmektedir. Göz takip cihazının entegrasyonu ve neon şerit LED'lerin kullanımı, DHGUP elde etmek için geliřmiř bir yöntem sunmakta ve BBA teknolojilerinin geliřimine katkıda bulunmaktadır. Bu sistem, özellikle hareket kabiliyeti sınırlı bireyler için etkili bir iletiřim ve kontrol aracı olma potansiyeline sahiptir.

Bölüm 5'te EEG temelli yenilikçi DHGUP- P300 hibrit heceleyici tasarımı anlatılmıřtır. Bu çalıřmanın amacı hızlı, evrensel olarak kullanılabilen ve verimli bir heceleyici tasarlamaktır. Yalnızca P300 OİP kullanılarak yapılan çalıřmaların yavař olduđunu, yalnızca DHGUP ile yapılan çalıřmaların ise her kullanıcının özellikle bařlangıç kullanımlarında verimli şekilde kullanamadıđını göz önünde bulundurarak eksik yönlerin örtölmesi amacıyla her iki sinyal beraber kullanılmıřtır [92]. Ayrıca her bir matris karakteri için ayrı frekans belirlemek yerine daha az sayıda farklı harmonik frekansta DHGUP belirleyerek kullanıcının odaklanacađı uyarın kaynađının sayısı düşürölmüřtür. DHGUP oluřturmak için gereken uyarın sunumu LED ile gerçekeřtirilerek literatüre göre DHGUP kaynaklı daha verimli bir beyin- bilgisayar arayüzü oluřturulmuřtur [61].

Bölüm 4'te ve 5'te yapılan çalıřmalar daha fazla denek üzerinde çevrimiçi çalıřmalar yapılarak geliřtirilebilir. Yüksek frekansta uyarınlar sunularak karřılařtırmalar yapılabilir. Farklı sınıflandırma metotları da denenerek performansı daha yüksek sınıflandırıcılar tespit edilebilir. Farklı sinyal kaydetme metotları hibrit olarak EEG ile yapılan çalıřmalara katkı sađlayabilir. Örneđin EOG cihazı EEG ile hibrit çalıřarak daha ideal bir BBA'ya ulařılabilir.

Bu tez çalıřması kapsamında P300 heceleyici için çevrimiçi, DHGUP uyarın kaynađı tasarımı ile de çevrimdışı çalıřmalar yapılmıřtır. İki çalıřmanın birleřtirilmesi ile de hibrit bir heceleyici tasarlanmıřtır. Bu çalıřmalardan yola çıkılarak gerek DHGUP uyarın kaynađı ile gerekse de hibrit heceleyici ile çevrimiçi çalıřmalar yapılabileceđi söylenebilir.

KAYNAKLAR

1. Internet: Türk Dil Kurumu Sözlükleri, "Engelli", <https://sozluk.gov.tr/> (2023).
2. Daly, J. J. and Wolpaw, J. R., "Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation", *The Lancet Neurology*, 7: 1032–1043 (2008).
3. Chee Siang Ang, M. S. M. P. M. P., "Use of brain computer interfaces in neurological rehabilitation", *British Journal Of Neuroscience Nursing*, 7 (3): (2013).
4. Abdulkader, S. N., Atia, A., and Mostafa, M. S. M., "Brain computer interfacing: Applications and challenges", *Egyptian Informatics Journal*, 16 (2): 213–230 (2015).
5. Kavsaoglu, A. R., Polat, K., and Aygun, A. B., "EEG based brain-computer interface control applications: A comprehensive review", *Journal Of Bionic Memory*, 1 (1): 20–33 (2021).
6. Bilal Aygün, A. and Reşit Kavsaoglu, A., "An innovative P300 speller brain–computer interface design: Easy screen", *Biomedical Signal Processing And Control*, 75 (February): (2022).
7. Daly, J. J. and Huggins, J. E., "Brain-computer interface: Current and emerging rehabilitation applications", *Archives Of Physical Medicine And Rehabilitation*, 96 (3): S1–S7 (2015).
8. Ramadan, R. A. and Vasilakos, A. V., "Brain computer interface: control signals review", *Neurocomputing*, 223 (October 2016): 26–44 (2017).
9. Nicolas-Alonso, L. F. and Gomez-Gil, J., "Brain computer interfaces, a review", *Sensors*, 12 (2): 1211–1279 (2012).
10. Bhagawati, A. J. and Chutia, R., "Design of Single Channel Portable EEG Signal Acquisition System for Brain Computer Interface Application", *International Journal Of Biomedical Engineering And Science*, 3 (1): 37–44 (2016).
11. Cohen, M. X., "Where Does EEG Come From and What Does It Mean?", *Trends In Neurosciences*, 40 (4): 208–218 (2017).
12. Jasper, H. H., "The 10/20 international electrode system", *Electroencephalography And Clinical Neurophysiology*, 10 (2): 370–375 (1958).

13. Kam, J. W. Y., Griffin, S., Shen, A., Patel, S., Hinrichs, H., Heinze, H. J., Deouell, L. Y., and Knight, R. T., "Systematic comparison between a wireless EEG system with dry electrodes and a wired EEG system with wet electrodes", *NeuroImage*, 184: 119–129 (2019).
14. Wyckoff, S. N., Sherlin, L. H., Ford, N. L., and Dalke, D., "Validation of a wireless dry electrode system for electroencephalography", *Journal Of NeuroEngineering And Rehabilitation*, 12 (1): 1–9 (2015).
15. Xu, J., Mitra, S., Van Hoof, C., Yazicioglu, R. F., and Makinwa, K. A. A., "Active Electrodes for Wearable EEG Acquisition: Review and Electronics Design Methodology", *IEEE Reviews In Biomedical Engineering*, 10: 187–198 (2017).
16. YAZGAN, E. and KORÜREK, M., "Tıp Elektroniği", 1. Ed., *İstanbul Teknik Üniversitesi Rektörlüğü*, İstanbul, 6.5-6.9 (1996).
17. Ball, T., Kern, M., Mutschler, I., Aertsen, A., and Schulze-Bonhage, A., "Signal quality of simultaneously recorded invasive and non-invasive EEG", *NeuroImage*, 46 (3): 708–716 (2009).
18. Islam, M. K., Rastegarnia, A., and Yang, Z., "Methods for artifact detection and removal from scalp EEG: A review", *Clinical Neurophysiology*, 46 (4–5): 287–305 (2016).
19. Abootalebi, V., Moradi, M. H., and Khalilzadeh, M. A., "A new approach for EEG feature extraction in P300-based lie detection", *Computer Methods And Programs In Biomedicine*, 94 (1): 48–57 (2009).
20. Nandy, A., Alahe, M. A., Nasim Uddin, S. M., Alam, S., Nahid, A. Al, and Awal, M. A., "Feature extraction and classification of EEG signals for seizure detection", *1st International Conference On Robotics, Electrical And Signal Processing Techniques, ICREST 2019*, 480–485 (2019).
21. Ebrahimzadeh, E., Pooyan, M., and Bijar, A., "A novel approach to predict sudden cardiac death (SCD) using nonlinear and time-frequency analyses from HRV signals", *PLoS ONE*, 9 (2): 1–14 (2014).
22. Nakra, A. and Duhan, M., "Feature Extraction and Dimensionality Reduction Techniques with Their Advantages and Disadvantages for EEG-Based BCI System : A Review", *The IUP Journal Of Computer Sciences*, XIV (1): 21–35 (2020).
23. Hong, K., Khan, M. J., and Hong, M. J., "Feature Extraction and Classification Methods for Hybrid fNIRS-EEG Brain-Computer Interfaces", *Frontiers In Human Neuroscience*, 12 (June): 1–25 (2018).
24. Padfield, N., Zabalza, J., Zhao, H., Masero, V., and Ren, J., "EEG-Based Brain-Computer Interfaces Using Motor-Imagery: Techniques and Challenges", *Sensors*, 1–34 (2019).

25. Abeer Al-Nafjan, Hosny, M., Yousef Al-Ohali, and Al-Wabil, A., "Review and Classification of Emotion Recognition Based on EEG Brain-Computer Interface System Research : A Systematic Review", *Applied Sciences*, (2017).
26. W Speier, C Arnold, and N. P., "Integrating Language Models into Classifiers for BCI Communication: A Review", *J Neural Eng.*, 13 (3): 1–24 (2017).
27. Kindermans, P. J., Verstraeten, D., and Schrauwen, B., "A Bayesian model for exploiting application constraints to enable unsupervised training of a p300-based BCI", *PLoS ONE*, 7 (4): (2012).
28. Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., and Yger, F., "A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces: a 10 year update", *Journal Of Neural Engineering*, 15 (3): 031005 (2018).
29. Zeki ORALHAN, "DURAĞAN HAL GÖRSEL UYARAN TABANLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ İÇİN OPTİMUM UYARAN ÖZELLİKLERİNİN BELİRLENMESİ VE GERÇEKLENMESİ", *Erciyes University*, (2016).
30. Jones, K. A., Porjesz, B., Chorlian, D., Rangaswamy, M., Kamarajan, C., Padmanabhapillai, A., Stimus, A., and Begleiter, H., "S-transform time-frequency analysis of P300 reveals deficits in individuals diagnosed with alcoholism", *Clinical Neurophysiology*, 117 (10): 2128–2143 (2006).
31. Sözer, A. T. and Fidan, C. B., "Novel spatial filter for SSVEP-based BCI: A generated reference filter approach", *Computers In Biology And Medicine*, 96 (February): 98–105 (2018).
32. Korik, A., Sosnik, R., Siddique, N., and Coyle, D., "3D Hand Motion Trajectory Prediction from EEG Mu and Beta Bandpower", *Progress in Brain Research*, 1. Ed., *Elsevier B.V.*, 71–105 (2016).
33. Birbaumer, N., "Slow cortical potentials: their origin, meaning, and clinical use", *Brain And Behavior Past, Present, And Future*, 25–39 (1997).
34. Rockstroh, B. , E. T. , C. A. , L. W. , & B. N., "Slow cortICal potentials and behavior Urban & Schwarzenberg", *Baltimore Munchen Wlen*, (1989).
35. Krepki, R., Blankertz, B., Curio, G., and Müller, K.-R., "The Berlin Brain-Computer Interface (BBCI) – towards a new communication channel for online control in gaming applications", *Multimedia Tools And Applications*, 33 (1): 73–90 (2007).
36. Kübler, A., Kotchoubey, B., Kaiser, J., Wolpaw, J. R., and Birbaumer, N., "Brain–computer communication: Unlocking the locked in.", *Psychological Bulletin*, 127 (3): 358–375 (2001).
37. L.A. Farwell and Donchin, E., "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials", *Journal Of Immigrant And Refugee Studies*, 9 (2): 127–138 (1988).

38. Allison, B. Z. and Pineda, J. A., "ERPs evoked by different matrix sizes: Implications for a brain computer interface (BCI) system", *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 11 (2): 110–113 (2003).
39. Ikegami, S., Takano, K., Wada, M., Saeki, N., and Kansaku, K., "Effect of the green / blue flicker matrix for P300-based brain – computer interface : an EEG – fMRI study", *Frontiers In Neurology*, 3 (July): 1–10 (2012).
40. Dennis J McFarland, Sarnacki, W. A., Townsend, G., Vaughan1, T., and Wolpaw, J. R., "The P300-Based Brain-Computer Interface (BCI): Effects of Stimulus Rate", *Clinic Neurophysiology*, 23 (1): 1–7 (2012).
41. Cruz, A., Pires, G., and Nunes, U. J., "Double ErrP Detection for Automatic Error Correction in an ERP-Based BCI Speller", *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 26 (1): 26–36 (2018).
42. Amcalar, A. and Cetin, M., "Design, Implementation and Evaluation of a Real-Time P300-based Brain-Computer Interface System", (2010).
43. Akram, F., Han, S. M., and Kim, T. S., "An efficient word typing P300-BCI system using a modified T9 interface and random forest classifier", *Computers In Biology And Medicine*, 56: 30–36 (2015).
44. Akram, F., Han, H. S., and Kim, T. S., "A P300-based brain computer interface system for words typing", *Computers In Biology And Medicine*, 45 (1): 118–125 (2014).
45. Vaid, S., Singh, P., and Kaur, C., "EEG Signal Analysis for BCI Interface: A Review", (2015).
46. Abootalebi, V., Moradi, M. H., and Khalilzadeh, M. A., "A new approach for EEG feature extraction in P300-based lie detection", *Computer Methods And Programs In Biomedicine*, 94 (1): 48–57 (2009).
47. Mahajan, K., "Classification of EEG using PCA, ICA and Neural Network", (2011).
48. Zheng, W. L. and Lu, B. L., "Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks", *IEEE Transactions On Autonomous Mental Development*, 7 (3): 162–175 (2015).
49. Mehmood, R. M. and Lee, H. J., "A novel feature extraction method based on late positive potential for emotion recognition in human brain signal patterns", *Computers And Electrical Engineering*, 53: 444–457 (2016).
50. Kroupi, E., Vesin, J. M., and Ebrahimi, T., "Subject-Independent Odor Pleasantness Classification Using Brain and Peripheral Signals", *IEEE Transactions On Affective Computing*, 7 (4): 422–434 (2016).

51. Meza-Kubo, V., Morán, A. L., Carrillo, I., Galindo, G., and García-Canseco, E., "Assessing the user experience of older adults using a neural network trained to recognize emotions from brain signals", *Journal Of Biomedical Informatics*, 62: 202–209 (2016).
52. "1000 MOST COMMON WORDS", <https://1000mostcommonwords.com/1000-most-common-english-words/> (2022).
53. Fisher, Ronald Aylmer, Sir, 1890-1962, "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems.", *Annals Of Eugenics*, 7: 179-188 (1936), (1936).
54. Dreiseitl, S. and Ohno-Machado, L., "Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review", *Journal Of Biomedical Informatics*, 35 (5–6): 352–359 (2002).
55. Fan, R., Chen, P., and Lin, C., "Working Set Selection Using Second Order Information for Training Support Vector Machines", 6: 1889–1918 (2005).
56. Blankertz, B., Muller, K.-R., Krusienski, D. J., Schalk, G., Wolpaw, J. R., Schlogl, A., Pfurtscheller, G., Millan, Jd. R., Schroder, M., and Birbaumer, N., "The BCI competition III: validating alternative approaches to actual BCI problems", *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 14 (2): 153–159 (2006).
57. Rakotomamonjy, A. and Guigue, V., "BCI Competition III: Dataset II-Ensemble of SVMs for BCI P300 Speller", *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, 55 (3): 1147–1154 (2008).
58. Obermaier, B., Neuper, C., Guger, C., and Pfurtscheller, G., "Information transfer rate in a five-classes brain-computer interface", *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 9 (3): 283–288 (2001).
59. Ryan, D. B., Frye, G. E., Townsend, G., Berry, D. R., Mesa-G, S., Gates, N. A., and Sellers, E. W., "Predictive spelling with a P300-based brain-computer interface: Increasing the rate of communication", *International Journal Of Human-Computer Interaction*, 27 (1): 69–84 (2011).
60. Regan, D., "Steady-state evoked potentials", *Journal Of The Optical Society Of America*, 67 (11): 1475–1489 (1977).
61. Zhu, D., Bieger, J., Garcia Molina, G., and Aarts, R. M., "A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs", *Computational Intelligence And Neuroscience*, 2010: (2010).
62. Regan D, " Human brain electrophysiology. Evoked potentials and evoked ", *Magnetic Fields In Science And Medicine*, (1989).
63. Oralhan, Z. and Tokmakçi, M., "The Effect of Duty Cycle and Brightness Variation of Visual Stimuli on SSVEP in Brain Computer Interface Systems", *IETE Journal Of Research*, 62 (6): 795–803 (2016).

64. Calhoun, G. L. and McMillan, G. R., "EEG-based control for human-computer interaction", (1996).
65. REGAN, D., "An Effect of Stimulus Colour on Average Steady-state Potentials evoked in Man", *Nature*, 210 (5040): 1056–1057 (1966).
66. Vialatte, F. B., Maurice, M., Dauwels, J., and Cichocki, A., "Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives", *Progress In Neurobiology*, 90 (4): 418–438 (2010).
67. Diez, P. F., Torres Müller, S. M., Mut, V. A., Laciár, E., Avila, E., Bastos-Filho, T. F., and Sarcinelli-Filho, M., "Commanding a robotic wheelchair with a high-frequency steady-state visual evoked potential based brain-computer interface", *Medical Engineering And Physics*, 35 (8): 1155–1164 (2013).
68. Sakurada, T., Kawase, T., Komatsu, T., and Kansaku, K., "Use of high-frequency visual stimuli above the critical flicker frequency in a SSVEP-based BMI", *Clinical Neurophysiology*, 126 (10): 1972–1978 (2015).
69. Liu, Q., "Recent development of signal processing algorithms for SSVEP-based brain computer interfaces", *Journal Of Medical And Biological Engineering*, 34 (4): 299 (2014).
70. Işcan, Z. and Nikulin, V. V., "Steady state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) performance under different perturbations", *PLoS ONE*, 13 (1): (2018).
71. Li, Z., Liu, K., Deng, X., and Wang, G., "Spatial fusion of maximum signal fraction analysis for frequency recognition in SSVEP-based BCI", *Biomedical Signal Processing And Control*, 61: (2020).
72. Mao, X., Li, W., Hu, H., Jin, J., and Chen, G., "Improve the Classification Efficiency of High-Frequency Phase-Tagged SSVEP by a Recursive Bayesian-Based Approach", *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 28 (3): 561–572 (2020).
73. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference (41st: 2019: Berlin, G., IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, and Institute of Electrical and Electronics Engineers, "2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) : Biomedical Engineering Ranging from Wellness to Intensive Care : 41st EMB Conference 2019 : July 23-27, Berlin.",.
74. Zhang, Y., Xie, S. Q., Wang, H., and Zhang, Z., "Data Analytics in Steady-State Visual Evoked Potential-Based Brain-Computer Interface: A Review", *IEEE Sensors Journal*, 21 (2): 1124–1138 (2021).
75. Won, D.-O., Zhang, H. H., Guan, C., and Lee, S.-W., "A BCI speller based on SSVEP using high frequency stimuli design", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 1068-1071, (2014).

76. "Tobii Eye Tracker 5", <https://gaming.tobii.com/product/eye-tracker-5/> (2023).
77. Li Zhao, Hui Shen, Yan Bian, Longteng xiao, Daofu Hu, and Pengxian Yuan, "Application of wavelet packet technique in BCI", *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, 43-46 (2009).
78. Diez, P. F., Mut, V. A., Laciari, E., and Perona, E. M. A., "Mobile robot navigation with a self-paced brain–computer interface based on high-frequency SSVEP", *Robotica*, 32 (5): 695–709 (2014).
79. Lin, Z., Zhang, C., Wu, W., and Gao, X., "Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs", *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, 53 (12): 2610–2614 (2006).
80. ZHANG, Y., ZHOU, G., JIN, J., WANG, X., and CICHOCKI, A., "FREQUENCY RECOGNITION IN SSVEP-BASED BCI USING MULTISSET CANONICAL CORRELATION ANALYSIS", *International Journal Of Neural Systems*, 24 (04): 1450013 (2014).
81. Ladouce, S., Darmet, L., Torre Tresols, J. J., Velut, S., Ferraro, G., and Dehais, F., "Improving user experience of SSVEP BCI through low amplitude depth and high frequency stimuli design", *Scientific Reports*, 12 (1): 8865 (2022).
82. Tello, R. M. G., Müller, S. M. T., Hasan, M. A., Ferreira, A., Krishnan, S., and Bastos, T. F., "An independent-BCI based on SSVEP using Figure-Ground Perception (FGP)", *Biomedical Signal Processing And Control*, 26: 69–79 (2016).
83. Na, R., Hu, C., Sun, Y., Wang, S., Zhang, S., Han, M., Yin, W., Zhang, J., Chen, X., and Zheng, D., "An embedded lightweight SSVEP-BCI electric wheelchair with hybrid stimulator", *Digital Signal Processing*, 116: 103101 (2021).
84. da Silva Pinto, M. A., de Souza, J. K. S., Baron, J., and Tierra-Criollo, C. J., "A low-cost, portable, micro-controlled device for multi-channel LED visual stimulation", *Journal Of Neuroscience Methods*, 197 (1): 82–91 (2011).
85. Mouli, S., Palaniappan, R., Sillitoe, I. P., and Gan, J. Q., "Quantification of SSVEP responses using multi-chromatic LED stimuli: Analysis on colour, orientation and frequency", (2015).
86. Phothisonothai, M. and Tantisatirapong, S., "Integrated Human-Machine Interaction System: ERP-SSVEP and Eye Tracking Based Technologies", *11th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST)* (2019), 244-248.
87. Lee, P.-L., Sie, J.-J., Liu, Y.-J., Wu, C.-H., Lee, M.-H., Shu, C.-H., Li, P.-H., Sun, C.-W., and Shyu, K.-K., "An SSVEP-Actuated Brain Computer Interface Using Phase-Tagged Flickering Sequences: A Cursor System", *Annals Of Biomedical Engineering*, 38 (7): 2383–2397 (2010).

88. Volosyak, I., Cecotti, H., Valbuena, D., and Graser, A., "Evaluation of the Bremen SSVEP based BCI in real world conditions", (2009).
89. Cao, T., Wang, X., Wang, B., Wong, C. M., Wan, F., Mak, P. U., Mak, P. I., and Vai, M. I., "A high rate online SSVEP based brain-computer interface speller", (2011).
90. Chen, X., Wang, Y., Nakanishi, M., Gao, X., Jung, T.-P., and Gao, S., "High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface", *Proceedings Of The National Academy Of Sciences*, 112 (44): (2015).
91. Chang, M. H., Lee, J. S., Heo, J., and Park, K. S., "Eliciting dual-frequency SSVEP using a hybrid SSVEP-P300 BCI", *Journal Of Neuroscience Methods*, 258: 104–113 (2016).
92. Yin, E., Zhou, Z., Jiang, J., Chen, F., Liu, Y., and Hu, D., "A speedy hybrid BCI spelling approach combining P300 and SSVEP", *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, 61 (2): 473–483 (2014).
93. Yin, E., Zeyl, T., Saab, R., Chau, T., Hu, D., and Zhou, Z., "A Hybrid Brain-Computer Interface Based on the Fusion of P300 and SSVEP Scores", *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 23 (4): 693–701 (2015).
94. Bai, X., Li, M., Qi, S., Ng, A. C. M., Ng, T., and Qian, W., "A hybrid P300-SSVEP brain-computer interface speller with a frequency enhanced row and column paradigm", *Frontiers In Neuroscience*, 17: (2023).
95. Jalilpour, S., Hajipour Sardouie, S., and Mijani, A., "A novel hybrid BCI speller based on RSVP and SSVEP paradigm", *Computer Methods And Programs In Biomedicine*, 187: 105326 (2020).

ÖZGEÇMİŞ

Abdullah Bilal AYGÜN 2015 yılında Erciyes Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü'nden iyi dereceyle mezun oldu. 2017 yılında Karabük Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi oldu. 2019 yılında Karabük Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans derecesini aldı. Aynı yıl Karabük Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Doktora programına başladı. Abdullah Bilal AYGÜN'ün tez kapsamında literatüre katkıları aşağıdadır:

An innovative P300 speller brain- computer interface design: Easy screen

ABDULLAH BİLAL AYGÜN, AHMET REŞİT KAVSAOĞLU , Yayın Yeri:Biomedical Signal Processing and Control , 2022, Uluslararası Hakemli, SCI, Özgün Makale <https://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103593>

EEG based brain-computer interface control applications: A comprehensive review

Abdullah Bilal Aygun, Ahmet Resit Kavsaoglu, Kemal Polat, Yayın Yeri: Journal of Bionic Memory, 2021, Review article, DOI:10.53545/jbm.2021175573