

# P300 Tabanlı Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemlerinde Kullanılan Uyarın Sürelerinin Derin Öğrenme Yöntemi ile Karşılaştırılması

## Comparing the stimulus time of the P300 Based Brain Computer Interface Systems with the Deep Learning Method

Ali Osman SELVİ<sup>1</sup>, Abdullah FERİKOĞLU<sup>2</sup>, Derya GÜZEL<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Computer Technology, Bilecik Şeyh Edebali University Bilecik, Turkey  
aliosman.selvi@bilecik.edu.tr

<sup>2</sup>Electrical and Electronic Engineering, Sakarya University of Applied Sciences Sakarya, Turkey  
af@sakarya.edu.tr

<sup>3</sup>Faculty of Medical, Sakarya University Sakarya, Turkey  
deryaguzel@sakarya.edu.tr

**Özetçe**— İnsanlar Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) sistemleri yardımı ile düşünme ve odaklanma yeteneklerini kullanarak bilgisayar ortamına komut üretebilmektedir. Bu sistemlerin bir kısmı P300 sinyalleri kullanılarak tasarlanmaktadır. Elektroensefalografi (EEG) sinyali bileşenlerinden olan P300 sinyali uyarandan yaklaşık 300ms sonra oluşan pozitif defleksiyonlu potansiyeldir. Unity üzerinde hazırlanmış yazılım yardımı ile bir bilgisayar kullanılarak iki farklı senaryoyu katılımcıların takip etmesi istenmiştir. Çalışma 6 katılımcı üzerinde uygulanmıştır. Bireylerin EEG sinyalleri EMOTİV EPOC+ cihazı ile kayıt altına alınmıştır. Bu çalışmada BBA sistemlerinin temel unsurlarından olan uyarın zamanları derin öğrenme yöntemi kullanılarak kıyaslanmıştır. Görevlerde uyarın arası geçiş süresi 125 ile 250 milisaniye olarak seçilmiştir. Derin öğrenme ile yapılan sınıflandırmada her iki uyarın arası geçiş süresi eğitim verilerinde %100 başarımla sonuçlanmıştır. Test verilerinde 125 milisaniye uyarın arası geçiş %80, 250 milisaniye uyarın arası geçiş %40 başarımla elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler**— Elektroensefalografi; Beyin Bilgisayar Arayüzü ; Derin Öğrenme; P300 ; Emotiv.

**Abstract**— With the help of Brain Computer Interface systems, people can generate commands to the computer environment by using their ability to think and focus. Some of these systems are designed using P300 signals. One of the components of the electroencephalography (EEG) signal is the positive deflection potential of approximately 300ms after the stimulus. The participants were asked to follow two different scenarios by using a computer with the help of the software prepared on Unity. The study was performed on 6 participants. In this study, stimulus time which is one of the basic elements of BBA systems was compared by using deep learning method. Transition time between stimulus in tasks was chosen from 125 to 250 milliseconds. In the classification made with deep learning, the transition time between the two stimuli resulted in 100% performance in the training data. In test data, the 125 millisecond transition time achieved 80% performance. In test data, the 250 millisecond transition time achieved 40% performance.

**Keywords**— Electroencephalography; Brain Computer Interface; Deep Learning; P300; Emotiv.

### I. GİRİŞ

EEG işaretleri kafatası üzerinden sensörler aracılığı ile alınan farklı genlik ve frekansa sahip sinyallerdir. Bu konu üzerinde elde edilen çalışmalarda EEG verisinin birçok bilgi içerdiği düşünülmektedir. EEG işaretlerinin farklı frekans yapısında ve düşük genlikli olması EEG verisi içerisinde özellik çıkarımını zorlaştırmaktadır [1].

Teknolojik gelişmelerin EEG işaretinin analizine yönelik kullanılması klinik teşhislerde EEG işaretlerinin kullanımını yaygınlaştırmıştır. EEG işaretlerinin farklı yöntem ve tekniklerle analiz edilmesi etkin değerlendirme yapabilmeye olanak sağlamaktadır. Önceki çalışmalarda EEG işaretlerinin analizinde sinyalin frekans genlik ve şekillerine göre sınıflandırmalar yapılmıştır [2].

BBA sistemleri insanların düşünme ve odaklanma yeteneklerini kullanarak bilgisayar ortamına komut üretebilmesini sağlayan sistemlerdir. BBA kullanan bireyler bilgisayar ortamı ile kurabildikleri bu etkileşim sayesinde farklı donanım ve yazılımları kontrol edebilmektedirler [3].

EEG işaretleri kayıt altına alınırken beyin organının oluşturduğu sinyallere ek olarak farklı birçok gürültü ve sinyal de kayıt altına alınmaktadır. EEG verileri belirli bir amaca yönelik uygulama için incelenirken istenmeyen gürültü ve sinyaller işaretin içerisinde bozucu etki oluşturmaktadır. Bozucu etkiler insan vücudu kaynaklı ve dış ortam kaynaklı olmak üzere ikiye ayrılmaktadır [4]. Bozucu sinyaller gürültü olarak isimlendirilmektedirler. Bu işaretler veriden filtrelenerek çıkartılabildiği gibi yine filtrelenerek veri içerisinde ayırt edilip kullanılabilir. EEG işaretleri

içerisindeki istenmeyen bileşenlerin etkilerinin azaltılması genellikle farklı band geçiren filtreler yardımı ile sağlanır [5].

EEG sinyalleri üzerinde BBA konusunda birçok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalardan bazıları EEG işaretleri içerisindeki P300 sinyallerine odaklanmaktadır. [6-7] P300 sinyalleri EEG işareti içerisinde verilen uyarandan yaklaşık 300 ms sonra oluşan pozitif defleksiyonlu potansiyeldir [8-9].

Bu çalışmada Unity üzerinde hazırlanmış 2x2 P300 görsel matrisi 6 bireye 2 farklı görev şeklinde uygulanmıştır. Matris standart harf ve karakterlerden oluşan heceleme matrisinden farklı olarak renkli resimler ile oluşturulmuştur. Katılımcıya verilen görevlerde uyaranın verildiği süreler ile dinlenme süreleri farklılık göstermektedir. EEG verisi toplama sürecinde Emotiv EPOC+ cihazı kullanılmıştır. Katılımcılardan alınan veriler ön filtreleme ve öznitelik çıkarma işlemlerinden sonra MATLAB ortamında hazırlanan yazılım ile derin öğrenme yöntemi kullanılarak sınıflandırılmıştır. Çalışmada kullanılan P300 matrisi devam eden çevrim dışı ve çevrim içi BBA çalışmalarında kullanılmaya yönelik tasarlanmıştır. Bu çalışma ile devam eden BBA çalışmalarda kullanılmak üzere görevlerde katılımcılara verilen uyarın sürelerinden en uygun olanı belirlenmiştir.

## II. MATERYAL VE YÖNTEM

### A. Katılımcılar

Çalışmaya 6 sağlıklı yetişkin (yaşları 20 – 37 arasında) gönüllü katılmıştır. Sakarya Üniversitesi Tıp Fakültesi Etik Kurulu onayından geçen deney protokolü hakkında katılımcılara bilgilendirme yapılmıştır. Bütün katılımcılara deney protokolünün detayları ile ilgili bilgilendirilmiş gönüllü olur formu imzalatılmış ve verilmiştir.

### B. EEG Veri Kaydı

Çalışmada EEG ham verilerini bilgisayara kayıt altına alan Emotiv firmasının EPOC+ EEG kayıt cihazı kullanılmıştır (Şekil 1). EEG cihazı 14 kanal ile veri kaydı yapabilmektedir. Cihazda kafa taşı üzerinde AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, F7, F8, T7, T8, P7, P8, O1, O2 noktalarında sensörler bulunmaktadır. Emotiv EPOC+ cihazı gerçek zamanlı veri kaydetmek için Emotiv Xavier TestBench yazılımı kullanılmaktadır [10].



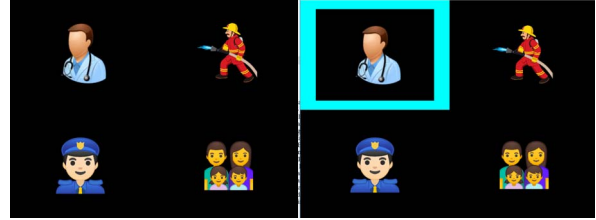
Şekil 1.Emotiv EPOC+ Cihazı[10].

Kayıt altına alınan EEG verilerinin genlik aralığı 1-100  $\mu\text{V}$  (tepeden tepeye), frekans bandı ise 0,5 – 100 Hz arasındadır. EEG işaretlerinin değerlendirilmesinde kullanılan frekans bandı 0-35 Hz aralığıdır. EEG işaretlerinin frekans, faz ve

genlikleri periyodik olmadıklarından dolayı sürekli değişir [11 – 15].

### C. P300 Görsel Uyarın Matrisi

Katılımcılara Şekil 2 de ekran görüntüsü verilen siyah zemin üzerinde renkli resimlerin yerleştirilmesi ile oluşturulan 2x2 boyutlarında P300 matrisi gösterilmiştir. Uyarın matrisin gösterilmesi için bireye yaklaşık 50 cm uzaklıktaki 22 inch boyutlarında LCD monitör kullanılmıştır.



Şekil 2. P300 Uyarın Matrisi

Unity platformu üzerinde hazırlanan uyarın yazılımı ile katılımcılara 2 farklı görev uygulanmıştır. Görevlerde katılımcıların sırası ile odaklanılması istenen resimler farklı uyarın arası geçiş süreleri ile gösterilmiştir. Birinci görevde uyarın 75 milisaniye ekranda kalırken 125 milisaniyelik bir uyarın geçiş süresi kullanılmıştır. İkinci görevde ise uyarın süresi yine 75 milisaniye ekranda kalırken uyarın arası geçiş süresi 250 milisaniye olarak kullanılmıştır. Şekil 3 ve Şekil 4 de katılımcıya verilen görevlerin süre tablosu verilmiştir.

4sn	3sn	0,125sn	0,075sn	0,125sn	0,075sn	0,125sn	0,075sn	0,125sn	0,075sn	0,125sn	1sn
Tüm resimlerin görüntülenmesi	Odak resminin görüntülenmesi	Bekleme	Resim	Bekleme	Resim	Bekleme	Resim	Bekleme	Resim	Bekleme	Bekleme
32 Tekrar											
4 Tekrar											

Şekil 3.125 ms Uyarın Arası Geçiş Süresi Görevi

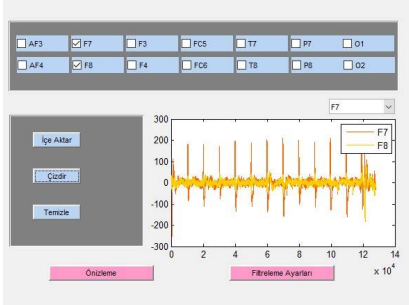
4sn	3sn	0,25sn	0,075sn	0,25sn	0,075sn	0,25sn	0,075sn	0,25sn	0,075sn	0,25sn	1sn
Tüm resimlerin görüntülenmesi	Odak resminin görüntülenmesi	Bekleme	Resim	Bekleme	Resim	Bekleme	Resim	Bekleme	Resim	Bekleme	Bekleme
32 Tekrar											
4 Tekrar											

Şekil 4.250 ms Uyarın Arası Geçiş Süresi Görevi

#### D. EEG sinyallerini filtrelenmesi

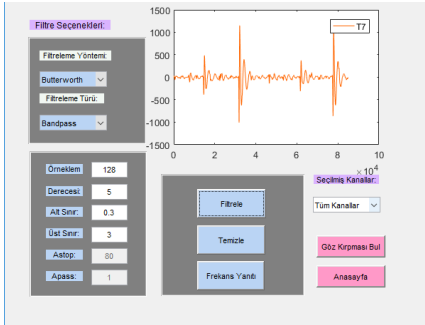
Emotiv Xavier TestBench yazılımı ile bilgisayar ortamına kaydedilen EEG verileri MATLAB ortamına aynı platform üzerinde hazırlanmış GUI tasarımı ile aktarılmıştır.

Şekil 5 de gösterilen menü yardımı ile edf formatında kaydedilmiş EEG verisinin denkleştirilerek sınıflandırma matrisi oluşturulmuştur.



Şekil 5. EEG Verilerinin MATLAB ortamına aktarılması[16]

EEG işaretinin içerisinde anlamlı bir sinyal çıkarmak için işaretin genlik ve frekans bileşenleri üzerinden incelenmesi gerekmektedir. EEG işareti yapısı itibarı ile içerisinde birçok sinyal bileşeni barındırmaktadır. EEG işareti içerisinde kullanılmayacak olan frekans bileşenlerinin çıkarılması gerekmektedir. Şekil 6 da görülen menü yardımı ile seçimi yapılan kanalların üzerinde temel filtreleme işlemleri gerçekleştirilmiştir [16].



Şekil 6. EEG Verilerinin Filtrelenmesi[16]

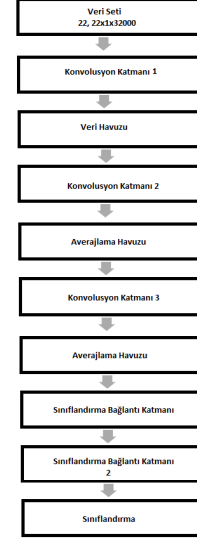
Derin öğrenme üzerinde sınıflandırma sonuçları karşılaştırmak üzere iki farklı veri seti için 6 katılımcıdan alınan P300 içeren ve P300 içermeyen EEG verileri O1 ve O2 kanalları seçilerek hazırlanmıştır.

#### E. EEG verisinin Derin Öğrenme ile sınıflandırılması

Konvolüsyonel Sinirsel Ağlar (CNN) bilgisayarlı sınıflandırma ve kestirim gibi problemlerde kullanılmak üzere geliştirilmiş çok katmanlı yapay sinir ağlarının özel bir derin öğrenme modelidir. Yapısında konvolüsyon, havuzlama ve tam bağlı gibi spesifik görevleri olan ayrı katmanları barındırır. Bunlar birbirini takip edecek şekilde dizilerek CNN oluşturulur. Bu yapının ilk kısımlarında öznelilik çıkartım

işlemleri gerçekleştirilirken sınıflandırma işlemi ise son katmanlarda gerçekleşir [17-18].

Bu çalışmada P300 olan EEG verilerini sınıflandırmak için 3 CNN katmanı, 3 havuzlama işlemi ve tam bağlantılı katman olmak üzere toplamda 5 katmanlı bir CNN mimarisi oluşturulmuştur. Oluşturulan CNN yapısına ait akış şeması Şekil 7'de görülmektedir



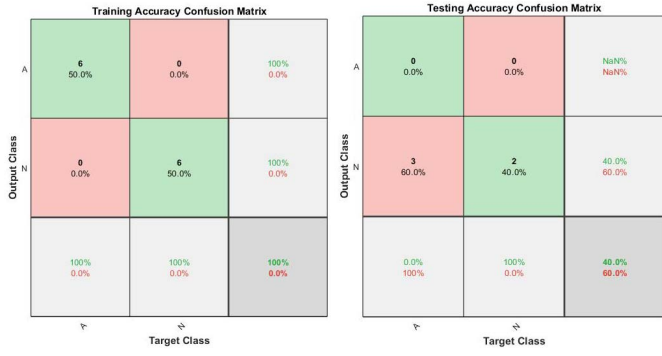
Şekil 7. Kullanılan Konvolüsyonel Sinirsel Ağ mimarisi

Çalışmada, denkleştirme ve filtreleme işlemleri uygulanan iki farklı uyaran geçiş süresi içeren EEG veri setleri P300 sinyallerinin kestirimini yapabilmek üzere ayrı olarak derin öğrenme algoritmasına uygulanmıştır. Yapılan eğitimde P300 sinyali içeren O1 ve O2 kanal verilerini barındıran 12 veri ile P300 sinyali içermeyen 10 adet veri, veri setinin tamamını oluşturmuştur. P300 sinyali içeren veri setinin %50 si Eğitim %25 i onaylama ve %25 i test için kullanılmıştır. P300 Sinyali içermeyen EEG veri setinin %60 ı eğitim %20 si onaylama ve %20 si test için kullanılmıştır.

MATLAB ortamında yapılan derin öğrenme eğitimleri sonucunda birinci veri seti için eğitim ve test verilerinin sınıflandırma sonuçları Şekil 8 de, ikinci veri seti için sınıflandırma sonuçları Şekil 9 da verilmiştir.

Training Accuracy Confusion Matrix			Testing Accuracy Confusion Matrix		
Output Class	Target Class A	Target Class N	Output Class A	Target Class A	Target Class N
A	6 50.0%	0 0.0%	3 60.0%	1 20.0%	75.0% 25.0%
N	0 0.0%	8 50.0%	0 0.0%	1 20.0%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	50.0% 50.0%	80.0% 20.0%

Şekil 8. Birinci veri seti için Eğitim ve Test Sonuçları



Şekil. 9. İkinci veri seti için Eğitim ve Test Sonuçları

### III. DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada P300 sinyali içeren ve içermeyen EEG işaretleri üzerine çalışılmıştır. Katılımcılara uygulanan görevlerde uyaran arası bekleme süreleri farklı tutarak devam eden çalışmalarda uygun sürenin belirlenmesi amaçlanmaktadır. Sınıflandırma sonuçlarına göre 125 milisaniyelik bekleme süresinin başarı oranının 250 milisaniye bekleme süresi başarı oranından %40 farkla daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Sınıflandırmada başarımın artması için katılımcı sayısını ve sınıflandırma öncesi öznitelik çıkarımının başarımı pozitif yönde etkileyeceği düşünülmektedir.

### KAYNAKLAR

[1] Güler I., Kıymık M.K., Akin M., Alkan A., 2001. AR Spectral Analysis of EEG Signals By Using Maximum Likelihood Estimation. *Comp in Biology and Medicine*, 31: 441-450. Clerk Maxwell, A Treatise on Electricity and Magnetism, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp.68-73.

[2] Alkan A., 2006. Eeg İşaretlerinin Ayrıştırılmasında, Altuzay Yöntemlerinin Kullanılması, *Journal Of Yaşar University*, 1(3), pp. 211-21.

[3] Wolpaw, R. J., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G. ve Vaughan, T. M., *Brain-Computer Interfaces for Communication and*

*Control, Clinical Neurophysiology*, 113 (2002) 767-791. Savelainen A., *An Introduction to EEG Artifacts*, Independent research projects in applied mathematics, 2010.

[4] Savelainen A., *An Introduction to EEG Artifacts*, Independent research projects in applied mathematics, 2010.

[5] ÖZMEN, N.G., “*Beyin Bilgisayar Arayüzü için Farklı Zihinsel Aktiviteler Esnasında Oluşan EEG İşaretlerinin Analiz Edilmesi ve Sınıflandırılması*”, *Doktora Tezi, KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Eylül, 2010.*

[6] Saevarsson, S., Kristjánsson, Á., Bach, M., & Heinrich, S. P. (2012). P300 in neglect. *Clinical Neurophysiology*, 123(3), 496-506.

[7] Sambeth, A., Maes, J. H. R., & Brankač, J. (2004). With long intervals, inter-stimulus interval is the critical determinant of the human P300 amplitude. *Neuroscience letters*, 359(3), 143-146.

[8] McPherson DL. Long Latency auditory evoked potentials. In: Stein L, editor. *Late potentials of the auditory system. Evoked potentials series*. San Diego-London: Singular Publishing Group; 1996.p. 7-23.

[9] Luck SJ. *An introduction to the event related potential technique*. First Edition. USA, MIT Press, 2005.

[10] <https://www.emotiv.com/epoc/> erişim tarihi 02.01.2017.

[11] Yıldız M., “*Uyku Evrelerinin EEG İşaretleri Kullanılarak Sınıflandırılmasında Yeni Bir Yaklaşım*”, *Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya 2009.*

[12] YAZGAN E., KORÜREK M., *Tıp Elektronigi., İTÜ Elektrik – Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul, 1996.*

[13] OROPESA E., CYCON H.L., JOBERT, M., “*Sleep Stage Classification Using Wavelet Transform and Neural Network*”, TR-99-0038, Marc 30, 1999.

[14] VAN HESE, P., PHILIPS, W., De KONINCK, J., VAN de WALLE, R., LEMAHIEU, I., “*Automatic Detection of Sleep Stages Using the EEG*”, 2001 Proceeding of the 23rd Annual EMBS International Conference, İstanbul, Turkey, October 25-28, 2001.

[15] TATUM, W.O., *Handbook of EEG Interpretation*, Demos Medical Publishing, 1 edition, New York, July 1, 2007.

[16] Selvi, A. O., Ferikoğlu, A., Güzel, D., & Karagöz, E. (2017, October). Design and implementation of EEG signal based brain computer interface for eye blink detection. In *Computer Science and Engineering (UBMK), 2017 International Conference on* (pp. 544-548). IEEE.

[17] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436.

[18] Tabar, Y. R., & Halici, U. (2016). A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals. *Journal of neural engineering*, 14(1), 016003.