

Çevrimiçi Heceleme için bir Beyin-Bilgisayar Arayüzü Sistemi

A Brain-Computer Interface System for Online Spelling

Armağan Amcalar, Müjdat Çetin

Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi
Sabancı Üniversitesi

aamcalar@sabanciuniv.edu, mjetin@sabanciuniv.edu

Özetçe

Elektroensefalografi (EEG) tabanlı beyin-bilgisayar arayüzü ile heceleme problemini ele alıyor, çevrimdışı ve özişler çevrimiçi sınıflandırma için tam bir sistem ve algoritmalar sunuyoruz. Sistemimizde kendi tasarladığımız, kullanıcı tercihlerine göre uyarlanabilen esnek bir görsel uyarın mekanizması kullanıyoruz. Bu mekanizma öngörülemez uyarılara tepki olarak üretilen, EEG sinyalindeki P300 dalgasını açığa çıkarıp kullanmayı hedefler. Eğitim oturumları ile heceleme deneyi bağlamında deneklerin P300 dalgasının varlığı ve yokluğundaki EEG örüntülerini öğreniyoruz. Deneğin yazmayı hedeflediği harfle ilgili özişler biçimde karar vermek için EEG sinyal işleme ve sınıflandırma algoritmaları sunuyoruz. Bayes doğrusal ayraç analizine (BDAA) dayalı bir sınıflandırıcı kullanıyoruz ve heceleme hızını arttırmak için fırsatçı bir yaklaşım öneriyoruz. Yaptığımız çevrimdışı deneyler ile çok sayıda çevrimiçi deney sistemimizin etkinliğini ve literatürde yayınlanmış sonuçlara göre sağladığı başarıyı iyileştirmelerini gösteriyor.

Abstract

We consider the problem of spelling through an electroencephalography (EEG) based brain-computer interface and present a complete system with associated algorithms for automatic online classification as well as offline classification. In our system we use a flexible visual stimulus mechanism adaptable to user preferences that we have designed. This mechanism aims to exploit the P300 wave in the EEG signal, generated in response to unpredictable stimuli. Through training sessions, we learn the EEG patterns of the subjects in the presence and absence of the P300 wave in the context of a spelling experiment. We present EEG signal processing and classification algorithms for online automated decision making on the character targeted by the subject. We use a classifier based on Bayes linear discriminant analysis (BLDA) and propose a greedy approach for increasing the spelling rate. We have run numerous offline and online experiments demonstrating the effectiveness of our system and performance improvements it provides over results published in the literature.

1. Giriş

Beyin-bilgisayar arayüzü, felçli ve benzeri engelli kişilerin çevrelerini beyin aktiviteleriyle kontrol etmelerini sağlamayı hedefler. Bu sistemde bir bilgisayar, beyindeki elektriksel aktiviteleri kişinin ihtiyaç duyduğu işlevlerle eşleştirir.

Bilgisayar, veriyi bir EEG kuvvetlendiricisinden toplar, sinyal işleme teknikleri kullanarak analiz eder ve elde edilen veri ile ne yapılacağına karar verir.

Bir BBA; felçli hastaların bakım, hemşire, ağrı vs gibi ihtiyaçlarını ifade etmelerini sağlamak, TV kumandası kullanmak, EVET / HAYIR sorularına cevap vermek ya da alfabedeki harfleri kullanarak iletişim kurmak gibi alanlarda iş görebilir.

Bu makalede bir BBA uygulaması olan P300 heceleme sisteminin başarımı analiz edilmektedir. P300; deneğin görsel ya da işitsel bir uyarın tarafından uyarılmasıyla beyin sinyallerinde oluşan bir olay-ilişkili potansiyeldir. Kullandığımız P300 heceleme paradigması ilk olarak [1]'de Farwell ve Donchin tarafından ortaya konmuştur. Farwell ve Donchin 4 sağlıklı denek üzerinde yaptıkları deneylerde sonuç olarak %95 doğrulukla dakikada 2.3 harf yazımı rapor etmişlerdir.

O günden bu yana başarıyı arttırmak için bu paradigma; elektrot seçimi, uyarın şekli, zamanlaması ve sunumu, veri örnekleme, öznitelik çıkarma, süzgeçleme, sınıflandırıcı algoritması ve diğer işleme yordamları gibi yönlerden tekrar ele alınmıştır. [2]'de, Donchin ve arkadaşları bu hızı %95 doğruluk derecesiyle 4.3 harf/dk'ya yükseltmişlerdir. Daha sonra Meinicke bu hızı %90'ın üzerinde doğruluk oranıyla 5.5 harf/dk'ya kadar yükseltmiştir [3]. [4]'te Kaper 47.26 bit/sn hızı ulaşıırken, Serby [5]'te 5.45 harf/dk ile 23.77 bit/sn hızı ulaşmıştır. Bu sonuçlar Tablo 2'de toplanmıştır.

Biz ise bu hızı yükseltmenin yollarını incelemek için yeni bir baştan sona eksiksiz, gerçek zamanlı P300 tabanlı bir BBA sistemi geliştirdik. Sistemimiz kullanıcı seçimleriyle belirlenebilen esnek uyarın mekanizmaları ve değerlendirme imkanları sunmaktadır. Daha iyi sınıflandırma sonuçlarına ulaşmak için, sınıflandırıcı olarak kullandığımız Bayes Doğrusal Ayraç Analizi'nde farklı yöntemler geliştirdiğimiz bu çalışmada ulaştığımız hız - harf/dk - şimdiye kadar yayımlanmış çalışmalarda elde edilen sonuçlara nazaran daha da gelişmiştir. Çevrimdışı deneylerde ulaştığımız ortalama hız %100 doğruluk oranıyla 9.363 harf/dk ve 48.4073 bit/dk ve %93 doğruluk oranıyla 11.111 harf/dk ve 49.3879 bit/dk, çevrimiçi deneylerde ise deneğin istediği tüm harfleri yazdığından emin olunduğu durumda 11.14 harf/dk olmaktadır.

2. Yöntem

2.1. Donanım altyapısı

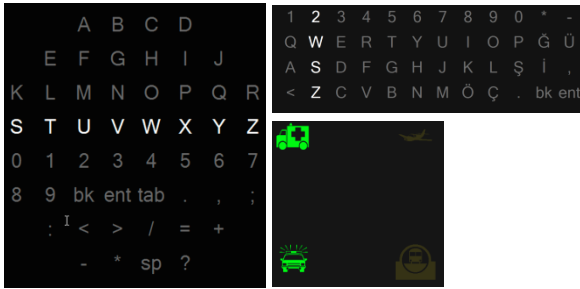
Bu çalışmadaki tüm deneyler aynı donanım altyapısıyla yürütülmüştür. Veriler elektromanyetik geçirmezliğe sahip Faraday Kafesi'nde 64 kanallı BioSemi ActiveTwo EEG

Bu çalışma TÜBİTAK'ın 107E135 sayılı projesi kapsamında ve bir TÜBA-GEBİP ödülü ile desteklenmiştir.

kuvvetlendiricisi ile kaydedilmiş ve sayısal ortama aktarılmıştır. Deneyde aktif elektrotlar kullanılmış, bunlar bir elektrot başlığına iletken bir jelle tutturulmuştur. Kaydedilmiş veri sayısal ortama 2048 Hz ile aktarılmış ve gelen veriyi sabit diske kaydeden çift çekirdekli işlemciye sahip bir dizüstü bilgisayara gönderilmiştir. Dizüstü bilgisayar ayrıca uyarının sunumunda da kullanılmıştır ve deney sırasında tetikleme sinyallerini kuvvetlendiriciye göndermekle yükümlüdür.

2.2. Yazılım altyapısı

Çevrimdışı analiz için veriler BioSemi ActiView yazılımıyla kaydedilmiş, çevrimiçi analiz için Hoffmann tarafından geliştirilen MEX arabiriminin kendi uygulamamız için değiştirilmiş bir sürümü ile MATLAB kullanılmıştır. Sınıflandırma ve diğer analizler de MATLAB ile yapılmıştır. Öte yandan görsel uyarılar C#'ta geliştirilmiştir.



Şekil 1: Farklı uyarı matrisleri

2.3. Uyarı yazılımı

Esnek uyarı yazılımımız herhangi bir matris boyutuna, farklı hücre içeriklerinin belirlenmesine (harfler ya da şekiller) farklı renklendirme ve uyarı yöntemlerine olanak sağlar şekilde tasarlanmıştır (Şekil 1). Ayrıca her bir yanıp sönme süresi ve uyarılar arası süre de belirlenebilir. Bunların yanısıra, bu seçenekler öntanımlı ayarlar olarak daha sonra kullanılmak üzere kaydedilebilir.

Literatürdeki diğer araştırmalarla karşılaştırılabilmesi açısından bu araştırma, en yaygın olarak bilinen uyarı tipi olan 6x6 karakterlik matrisle yapılmıştır. Bu uyarı özgün olarak Farwell ve Donchin [1] tarafından geliştirilmiş, her hücresinde harf ve rakamlar içeren 6x6'lık bir matristir. Matristeki satır ve sütunlar bloklar halinde rasgele aydınlatılır, başka bir deyişle, 12 yanıp sönmede her satır ve sütun mutlaka birer defa yanıp sönmüş olur. Bir yanıp sönmede satır veya sütun 125ms yanık kalır, ardından 175 ms boyunca tüm satır veya sütunlar söner. Bu nedenle uyarı süresi 300ms'dir. Altını çizmek gerekirse, sistemin bir harfi tanımlaması için içinde hedeflenen harfin olduğu bir satır ve bir sütundan oluşan en az iki yanıp sönme gerçekleşmesi gerekir. Çevrimdışı analizler verilen standart gri/beyaz matriste, çevrimiçi analizler ise rasgele renklerle yanıp sönen satır ve sütunlardan oluşan matriste yapılmaktadır.

2.4. Terminoloji

Bu makale bağlamında çevrimdışı analiz şu anlama gelir; deneyi idare eden kişinin hem eğitim hem test kümesindeki harfler hakkında önbilgisi vardır ve analiz ham veri tamamıyla kaydedildikten sonra yapılmaktadır. Çevrimiçi

analiz ise deneyi idare eden kişinin harfleri sadece eğitim kümesinde önceden verip, test kümesinde önbilgiye sahip olmadığı ve sistemin verilerin incelenmesi sonucunda tahmin ettiği harflerin deneğe gerçek zamanlı olarak ekranda gösterildiği tür analizdir. Bir satır veya sütunun yanıp sönmeye olayına sınıma adı verilir. Bloklar halinde rasgele yanıp sönme olayı ile 12 defada tüm satır ve sütunların bir kere yanıp sönmeye bir sınıma grubunu oluşturur. Bir önceki kısımda rapor edilen zamanlamalara göre bir sınıma grubu 3.6 sn sürer. Önceden tanımlanmış bir sayıda sınıma grubu bir araya gelerek bir akış oluşturur. Örneğin bu çalışmada sınıma grubu sayısı çevrimdışı grup için 10 olarak belirlenmiştir. Çevrimiçi deneyler, sınıflandırma çıktısına bağlı olarak değişken sayıda sınıma grubu içermektedir. Kaydetme ve uyarı verme işlemleri hedef tek bir harf olmak üzere akış boyunca kesintiye uğramadan devam eder. Akış bittikten sonra, odaklanılacak bir sonraki harf deneğe kısa bir süre gösterilir. Önceden belirlenen sayıda akış bir araya gelerek bir oturumu oluşturmaktadır. Bu çalışmada bir oturumda 8 akış (8 harf) vardır. Bir oturum grubu birden fazla oturumun olduğu bir veri kümesi içerir (örn. bir eğitim, bir test oturumu). Deneğin dinlenmesi ve bir sonraki oturuma hazır olması için oturumlar arasında bir süre beklenmektedir. Bir satır veya sütunun yanması, tetikleme sinyali olarak veri toplama cihazına gönderilir. Tetikleyici sinyal verileri düzenli EEG verileriyle birlikte kaydedilir. Uzunluğu önceden belirlenen bir periyotta kaydedilmiş, bir sınıma içeren veriye epok (dönem) adı verilir.

2.5. Veri toplama

Veri toplamada kullanılan elektrotlar; Fp1, Fp2, P3, P4, PO7, PO8, Fz, Cz, Pz and Oz elektrotlarıdır. Ayrıca toplanan veriyi referanslamak için iki adet elektrot da mastoid kanallara tutturulur. Her ne kadar göz kırpmalarının sinyaller üzerinde yol açtığı bozukluk yüzünden Fp1 ve Fp2 genelde kullanılmasa da biz sınıflandırmadaki etkilerini araştırmak için analizimize dahil ettik.

2.6. Eğitim ve test oturumları

Bu çalışmalardaki çevrimdışı analizlerde bir oturum kümesinde biri eğitim, biri de test olmak üzere iki oturum bulunur. Bir kaç küçük istisna dışında eğitim oturumu, "D E D E D E D E" şeklinde 8 hedef harften oluşur. Test oturumu ise, rastgele harflerin önceden denek ya da deneyi gerçekleştiren tarafından seçildiği 8 adet akış içermektedir. Çevrimiçi analizlerde eğitim ve test kümeleri rastgele seçilen harflerden oluşmaktadır. Deneylerde incelenen her epok 1 saniye sürmektedir. Sınıflandırıcı ilk oturumda eğitilir ve ikincisinde test edilir. Rastgele harflerin seçilme sebebi mümkün olduğunca matrisin her yerinden harf seçerek ileriki veri analizlerinde harflerin matris üzerindeki yerlerini inceleyebilmektir.

2.7. Veri ön işleme

Uygun bir ön işleme, sınıflandırma başarımı için önemli bir faktördür. Bu sebeple birkaç farklı ön işleme yöntemi inceledik ve her denek için en iyi başarımı sağlayan kesin bir yöntem olmadığını gözlemledik. Sonuç olarak çevrimdışı analizlerde kullanılan yöntem [6] ile benzerlik taşımaktadır ve aşağıdaki gibidir.

İlgisiz frekansları ayırmak için veri, 1-12 Hz aralığını geçiren Butterworth bant geçiren süzgeç ile süzgeçlenir. ActiView veride, her elektrodun CMS elektroduyla olan

potansiyel farkını kaydetmektedir. Daha güçlü bir işaret gürültü oranı elde etmek için, veriler mastoid kanalların ortalamasına göre tekrar referanslanır.

Sınıflandırıcının performansının daha yüksek olması için verilerin düzgelmesi gerekir. Fakat yüksek genlikli tepeler içeren veriler düzgeleneince çözünürlük kaybederler, bu nedenle veriler %10'luk çerçeve ile pencereleme (windorize) işlemine tabi tutulur ve sıfır ortalamalı düzgeleme uygulanır. Son olarak veri, 64'lü örnek seyreltme işlemine sokulur. Bunun sonucunda her bir epok 32 örnekle gösterilir. Her bir epok için öznitelik vektörü, elektrotlardan gelen 32'şer örneğin uç uca eklenmesiyle oluşur.

Çalışmalarımızda farkettiler ki denekler akış sırasında nadiren göz kırpmaktadır. Özellikle, göz kırpmaya bozuklukları pencerelemeyle giderildiğinde Fp1 ve Fp2 elektrotlarından gelen verilerin sınıflandırma başarımına olumlu yönde katkıda bulduklarını gözlemledik.

Gözlemlediğimiz kadarıyla deneklerin yarısı düzgeleme ve pencerelemeyle, diğer yarısı da bu işlemler yapılmadan daha iyi başarımla sergilemektedir. Bundan yola çıkılarak, çevrimdışı analizlerde sonuçlar elde edilirken denegın en yüksek başarımla sergilediği yöntem kullanılmıştır. Çevrimiçi deneylerde ise normalizasyon ve pencereleme her denekte uygulanmıştır.

2.8. Sınıflandırma

Sınıflandırma algoritması için [7]'de bahsedilen Bayes Doğrusal Ayırtaç Analizi (BDAA) kullanılmıştır. Fisher DAA'sının bir türevidir olan BDAA, test verilerine göre olasılıksal sonular üretmekte, ayrıştırıcı güçlerine göre öznitelik seçimi yapmakta ve düzenleme parametrelerini eğitim kümesinden otomatik olarak öğrenmektedir.

P300 dalgalarının işaret gürültü oranını arttırmak için genellikle sınamaların ortalaması kullanılmaktadır. Çalışmalarımızda ortalama yöntemini kullanmaktan ziyade art arda gelen sınamaların sınıflandırıcıdan aldıkları olasılıksal sonuçlardan elde ettiğimiz bilgileri kullandık. Özellikle BDAA test verilerindeki her bir epok için eğitim kümesindeki sınıflara olan benzerliğini yansıtan bir skor hesaplamaktadır. Bu skorlar, aralarındaki ayırım belirli bir seviyeye ulaşana kadar art arda toplanmaktadır.

Çevrimdışı analizde, skorların toplamı her sınama grubu sonunda kontrol edilmekte, maksimum skora sahip satır ve sütun sınıflandırıcının cevabı olarak seçilmekte ve gerçek hedeflerle karşılaştırılarak Şekil 2'deki doğruluk oranı grafikleri elde edilmektedir.

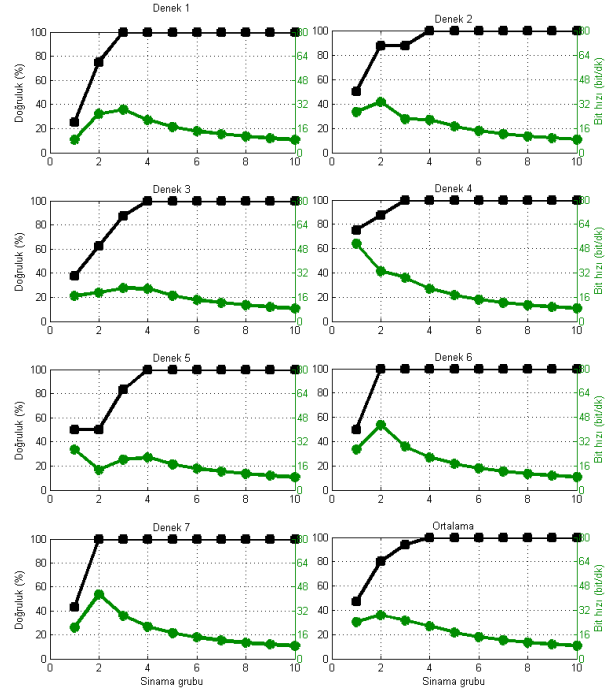
Akışın sonlandırılması sınıflandırıcı tarafından belirli bir güvenlik payı kullanılarak yapılır. Bu şu anlama gelir; en yüksek skora sahip satır ve sütunlar ile onlara en yakın olanlar arasında önceden belirlenen bir güvenlik payı gözlemlenirse bu satır ve sütunun kesiştiği noktadaki karakter sınıflandırıcının cevabı olarak seçilmekte ve akış sonlandırılmaktadır.

3. Deneyler

3.1. Çevrimdışı analiz

Şekil 2.'deki çevrimdışı analiz sonuçları [6]'daki sonuçlarla uyumlu bir düzenekte sunulmuştur. Şekil 2, geliştirilen sistemimizin ortalama çevrimdışı sınıflandırıcı performansının [6]'daki sonuçlarla karşılaştırıldığında daha yüksek olduğunu göstermektedir. X eksenine sınama grubu

sayısını, sol Y eksenine siyah çizgiler doğru sonuç yüzdesini ve sağ Y eksenine yeşil çizgiler bit hızını göstermektedir.



Şekil 2: Çevrimdışı başarımlar.

Bu çalışmada yaşları 19 ve 26 arasında değişen 7 sağlıklı denek yer almıştır. Hiç bir denegın daha önce BBA tecrübesi olmamıştır. Bit hızının hesaplanma yöntemi [8]'deki gibidir:

$$B = \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 [(1 - P)/(N - 1)] \quad (1)$$

Formüle P, sınıflandırmanın doğruluk oranını, N ise matristeki eleman sayısını ifade eder. Bir sınama grubu 3.6 sn sürmektedir, denegın bir sonraki harfe hazırlanması için geçen süre de 1.4 sn olarak düşünülürse, bir dakikada 12 sınama grubu gözlenir; başka bir deyişle azami suretle dakikada 12 harf yazılabilmektedir. Çevrimdışı sınıflandırma için sistemimizin mümkün olan azami bit hızı 62.0391'dir.

Şekil 2'deki performans değerlendirmesi 3.6 sn'lik aralıklarla yapılmıştır. Doğruluk oranını hesaplarken her akış ayrı ayrı sınıflandırılır. Doğruluk oranı doğru sınıflandırılan harflerin, sınıflandırılan tüm harflere olan oranıdır. Tablo 1'de harf/dk bazında ortalama çevrimdışı analiz performansı gösterilmektedir.

3.2. Çevrimiçi analiz

Bu çalışmamızda çevrimdışı analizdeki algoritmamızdan daha fırsatçı ve sınıflandırıcının ürettiği olasılıksal skorlara dayanan yeni bir algoritma geliştirdik. Bu algoritmaya göre, her akışın başlangıcında satır ve sütunların skoru 0'dır. Eğer epok P300 dalgası içeriyorsa, satır veya sütun eğitim kümesindeki genliğe benzerliği ölçüsünde pozitif bir skor alır; benzerlik göstermiyorsa, yine bu oranda negatif bir skor alır. Bu yaklaşım sayesinde karar verme sürecinde her zaman 12 epokun tamamının değerlendirilmesine gerek olmaz. Eğer bir epokun skoru daha önce belirlenen güvenlik payını sağlıyor ise karar verme gerçekleştirilir. Bu yöntemle yaptığımız

çevrimiçi analizleri, 5'i daha evvel çevrimdışı analizlerde de yer almış 6 denekle gerçekleştirdik.

	Ort. Bağımsız Analiz Bşr. (Harf /Dk)	Ortalama Çevrimiçi Analiz Performansı (Renkli Matris)				
		D	Y	Ortalama Hız		Ort. Hız – hata düzeltmeli (H/dk)
				Doğ (%)	Hız (H/dk)	
D1	8.3	43	8	84	9.5	8
D2	9.5	16	2	89	15.5	13.8
D3	7.8	9	0	100	10.4	10.4
D4	12.1	X	x	x	x	X
D5	7.7	9	1	90	14.5	13
D6	11.1	20	4	83	15.3	12.7
D7	10.6	X	x	x	x	X
D8	x	46	4	92	9.7	8.9
+	9.4			89	12.5	11.1

Tablo 1: Başarım değerleri

Tablo 1'de; ortalama çevrimiçi analiz performansı, doğru ve yanlışların sınıflandırma sonuçları, hem harf/dk hem de doğruluk oranı bazında hız değerleri detaylarıyla gösterilmektedir. İlkinde sonuçlara hatalar da dahil edilmiştir, dolayısıyla doğruluk oranı %100 olmasa da yüksek bir yazım hızı elde edilmektedir. Diğer analiz ise denek hedeflediği harfleri doğru yazana kadar devam ettiğinden, yanlış sınıflandırmalar için geçen zaman kayıp zaman olarak hesaba katılmıştır.

3.3. Yorumlar

Şekil 2'deki ortalama bize %48 oranında ilk sınama grubunun sonunda, %81 oranında iki sınama grubunun sonunda doğru cevaplara ulaşılmış olduğunu gösterir.

Bu bilgiler ışığında söylenebilir ki; ortalama olarak, 100 adet akışın %100 doğru sınıflandırılması 178 sınama grubu kadar sürer. Bu da her akışın ortalama 1.78 sınama grubunda sınıflandırıldığını gösterir. Bir sınama grubunun süresinin 3.6 sn olduğu gözönünde bulundurulursa bir harf ortalama 6.408sn de sınıflandırılacaktır. Akışlar arasında ara verilmediği varsayılırsa, sistemimiz ortalama 9.363 harf/dk hıza ulaşacaktır. Bu hız, 48.4073 bit/dk'ya tekabül etmektedir.

Fakat pratikte, yazılacak bir sonraki harfi göstermek için 1.4 sn gibi bir zaman da akışlar arasında harcanmaktadır. Bu süreyi de göz önünde bulundurduğumuzda çevrimdışı analiz hızı 7.6844 harf/dk olacaktır.

Doğruluk oranının %93 olduğu varsayılan bir oturumda 7'si yanlış sonuçlanmış 100 akış 150 sınama grubu kadar sürer, bu da bizi ara verme hesaba katılmadan 11.111 harf/dk ile 49.3879 bit/dk, aralar hesaba katıldığında 8.823 harf/dk ve 39.2178 bit/dk hıza ulaştırır.

Çevrimiçi analizde, doğruluk oranı %89 iken hata ihmali ortalama hız 12.48 harf/dk, hatalar hesaba katıldığında hız 11.14 harf/dk olur.

4. Sonuçlar

Bu makalede 8 sağlıklı denekle yapılan deneylerin sonucu ve geliştirdiğimiz baştan sona BBA sisteminin esnekliği ve performansı sunulmuştur. Deneklerin sistemimizle ulaştığı en yüksek hız çevrimdışı analizde %100 doğruluk oranıyla 12.1 harf/dk ve 43.08 bit/dk, çevrimiçi analizde 15.5 harf/dk ve

63.71 bit/dk'dır. Bu çalışmayla sistemimizin şu anki bilinen sistemlerden hem çevrimiçi hem çevrimdışı analizlerde (verilen sabit bir sınıflandırma doğruluk oranında) daha yüksek hızlara ulaştığını göstermiş bulunuyoruz.

Literatürdeki çevrimdışı başarımlar			
Kaynakça	Harf/dk	Bit/sn	Doğruluk
[1]	2.3	10.67	%95
[2]	4.3	19.83	%95
[3]	5.5	24	%90
[4]	-	47.26	-
[5]	5.45	23.77	%92
Bu çalışma	11.111	49.39	%93
Bu çalışma	9.363	48.41	%100

Tablo 2: Literatürdeki diğer başarımların değerleri

5. Kaynakça

- [1] Farwell, L. A. ve Donchin, E., "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, say. 70, s. 510-23, Ara 1988.
- [2] Donchin, E. ve ark., "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface," *IEEE Trans Rehabil Eng*, say. 8, s. 174-9, Haz 2000.
- [3] Meinicke, P., Kaper, M., Hoppe, F., Huemann, M., Ritter, H., 2002. Improving transfer rates in brain computer interface: A case study. NIPS 1107-1114.
- [4] M. Kaper ve H. Ritter "Generalizing to new subjects in brain-computer interfacing," *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, say. 6, s.4363-6, 2004.
- [5] H. Serby, ve ark., "An improved P300-based brain-computer interface," *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, say. 13, s.89-98, Mar 2005.
- [6] Hoffmann, U. ve ark., "An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects," *J Neurosci Methods*, say. 167, s. 115-25, Oca 15 2008.
- [7] Hoffmann, et al., "Application of the evidence framework to brain-computer interfaces," *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, say. 1, s. 446-9, 2004.
- [8] Wolpaw, J. R. ve ark., "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clin Neurophysiol*, say. 113, s. 767-91, Haz 2002.