

EEG tabanlı bir beyin bilgisayar arayüzü için yazılımsal altyapı geliştirme

Developing computational infrastructure for an EEG-based brain computer

Murat Kaya¹, Hilmi Yanar², Yuriy Mishchenko¹

¹Bilgisayar ve Yazılım Mühendisliği Bölümü, Toros üniversitesi, Mersin, Türkiye

{yuriy.mishchenko, ug.murat.kaya}@toros.edu.tr

²Fizik Bölümü, Mersin üniversitesi, Mersin, Türkiye

{hilmiyanar}@mersin.edu.tr

Özetçe —Beyin bilgisayar arayüzleri, insan sinir sistemi ile doğrudan bağlantı kurarak harici robotik ve bilgisayar cihazlarının kontrolü için gelişen teknolojileri hedef alan yeni bir araştırma alanıdır. EEG tabanlı beyin bilgisayar arayüzleri, beyin aktiviteleri için noninvaziv elektroensefalografi görüntüleme tekniği kullanan bir cihaz tipidir. Esnek ve ayrıca kapsamlı yazılımsal altyapının geliştirilmesi, beyin bilgisayar arayüzleri araştırmalarını genel olarak kolaylaştırmasının yanı sıra bu tip cihazların bir laboratuvarında geliştirilmesinin sağlanması için de önemlidir. Burada EEG tabanlı beyin bilgisayar arayüzleri geliştirilmesinin bir parçası olarak laboratuvarımızda oluşturulan bir Matlab araçlar kümesi sunulmaktadır. Bu araç kutusu, EMOTIV EPOC ve Nihon Kohden EEG 1200 kullanılarak farklı deney formatlarında elde edilen verileri, temel veri işlemeyi, özniteliklerin ön seçimini ve SVM tabanlı örnek sınıflandırmayı desteklemektedir.

Anahtar Kelimeler—EEG, BBA, SVM, özniteliklerin ön-seçimi.

Abstract—Brain-computer interfaces is a new field of research aimed at developing technologies for the control of external robotic and computer devices by interfacing directly with the human nervous system. EEG-based brain-computer interfaces is a type of such devices that uses for brain activity imaging noninvasive technique of electroencephalography. Development of flexible yet comprehensive computational infrastructure is important for enabling the development of such devices in a laboratory as well as facilitating brain-computer interfaces research more generally. Here we present a set of Matlab tools created in our laboratory as a part of the development of EEG-based brain-computer interface. The toolbox supports data acquisition in different experimental formats using EMOTIV EPOC and Nihon Kohden EEG-1200, basic data processing, pre-selection of features, and SVM-based trial classification.

Keywords—EEG, BCI, SVM, Pre-selection of features.

I. GİRİŞ

EEG tabanlı beyin bilgisayar arayüzleri (EEG-BBA), EEG kullanılarak kafa derisi yüzeyinden cerrahi müdahaleye gerek duyulmadan kaydedilen beyin aktivitelerini kullanarak

beyin ile bilgisayar arasında doğrudan iletişim kuran sistemlerdir. EEG-BBA'lerinin gelişmesi 1970'li yıllarda P300 olarak adlandırılan olaya ilişkin potansiyellerin (ERP) keşfi ile başlamıştır [1]–[3]. P300, denegin uyarıcıya dikkatini vermesinden sonra 300-500 ms içinde EEG sinyalindeki pozitif sapmadır. Bu EEG olgusu kullanılarak en temel beyin bilgisayar arayüzü sistemi geliştirilmiştir [4]. Teknolojinin gelişmesi ile birlikte son 10-15 yılda EEG-BBA'leri için önemli çalışmalar yapılmıştır. Mcfarland ve arkadaşları, sağ ve sol el hareket düşüncelerine bağlı olarak oluşan EEG sinyalini kullanarak bilgisayar ekranı üzerindeki imlecin iki ve üç boyutlu hareketini kontrol eden bir BBA sistemi geliştirmişlerdir [5]–[9]. Berlin beyin bilgisayar arayüzü projesinden bir ekip beyin bilgisayar arayüzü sisteminde makine öğrenme metodlarından Linear Discriminant Analysis (LDA) modelini kullanarak sağ/sol el ve ayak hareketi düşünceleri gibi farklı zihinsel durumların ayrıştırılması ile ilgili çalışmalar yapmışlardır [10]–[12]. Bu üç zihinsel durumun %80-%90 doğrulukla belirlenebildiği gösterilmiştir. Farklı makine öğrenme tekniklerinin uygulandığı başka bir çalışmada ise dört zihinsel durumun %70-%90 doğrulukla belirlenebildiği gösterilmiştir [13]. Bu çalışmalara ek olarak, Benevides ve arkadaşları Kullback-Leibler (KL) uzaklık yaklaşımını kullanarak daha verimli öznitelik vektör seçimi yapmak ve bu seçimi makine öğrenme sınıflandırıcılarında kullanarak üç ve dört zihinsel durumun ayrışma doğruluğunu arttırmak üzerine çalışmalar yapmışlardır [14]. üç zihinsel durumun %94, dört zihinsel durumun ise %70 doğrulukla belirlenebileceğini göstermişlerdir. Laboratuvarımızda, bu tip bir EEG tabanlı beyin bilgisayar arayüzünün geliştirilmesi için çalışılmaktadır. Bu girişimin bir parçası olarak, bu tip cihazların gelişimi için yazılımsal altyapı ve destek sağlayan bir Matlab araçlar kümesi oluşturuldu. Esnek ve kapsamlı yazılımsal altyapının geliştirilmesi ve paylaşımı, beyin bilgisayar arayüzü cihazlarının belirli bir laboratuvarında geliştirilmesini sağlamak ve ayrıca Türkiye'de beyin bilgisayar arayüzleri araştırmalarını genel olarak kolaylaştırmak için önemlidir. Bu Matlab araç kutusu, EMOTIV EPOC ve Nihon Kohden EEG 1200 kullanılarak farklı deney formatlarında elde edilen verileri, örnek sıralamayla ve ortalama ERP'lerin hesaplanmasını ve gösterilmesini kapsayan temel veri işlemeyi, örneklerin sınıflandırılmaları için özniteliklerin ranklanmasını ve ön-seçimini ve SVM ta-

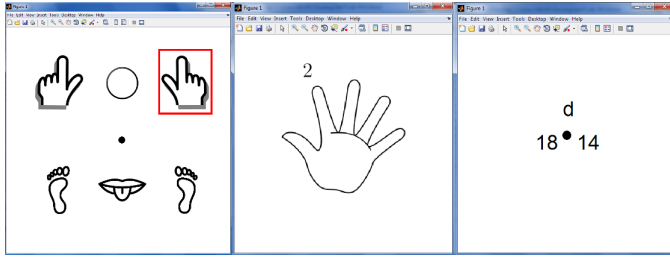
banlı örnek sınıflandırmayı desteklemektedir. Bu çalışmada, geliştirilen yazılım paketinin altyapısı ve bu yazılım paketinin kullanılması ile elde edilen bazı sonuçlar tartışılacaktır. Geliştirilen bu yazılım paketine; "http://srv.yumishch.me:8444/summary/~yuriy%2Fprjbcitoolbox.git" Git repositorisinden ulaşılabilmektedir.

II. YÖNTEM

EEG-BBA sistemlerinde sinyal işleme, i) EEG cihazından veri elde edilmesi ve kaydı, ii) EEG verilerinde öznitelik değerlendirilmesi ve seçiminin yapılması, iii) EEG verilerinin BBA durumuna göre sınıflandırılması işlemlerinden oluşmaktadır. EEG-BBA sinyal işleme yazılımsal MATLAB paketi bahsedilen işlemler için uygulanmıştır.

A. EEG veri elde edilmesi ve kaydı

Yazılım paketimizde EEG veri elde edilmesi ve kaydı için, EMOTIV EPOC ve Nihon Kohden EEG-1200 EEG cihazları için arayüz programları uygulanmıştır. Sözü geçen programlar laboratuvarımızda gerçekleştirilen senkron, genişletilmiş senkron ve asenkron sağ/sol el hareket ile senkron sağ el beş parmak hareket olmak üzere dört deney modeli için hazırlanmıştır (şekil 1).



Şekil 1: Matlab için BBA deney arayüzleri. Soldan Sağa, senkron ve genişletilmiş senkron sağ/sol el hareket artı ayak ve dil hareket deneylerinde kullanılabilen, senkron sağ el beş parmak hareket deneyinde kullanılabilen ve asenkron sağ/sol el hareket deneyinde kullanılabilen arayüzler.

Sözü geçen arayüzler, ikişer dakikalık aralarla onbeş dakikalık üç oturum olarak yaklaşık olarak bir saat süren BBA deneylerini yürütür. Her bir deneyde yaklaşık olarak 400-500 farklı olay denetlenebilmektedir. Senkron sağ/sol el hareket deney modeli, klasik BBA deneysel modelidir. Bu modelde, Matlab arayüzünden bir görsel uyarıcı geldiğinde katılımcılar sağ veya sol elinin hareketini uygulamakta veya pasif kalmaktadır. Bu BBA modeli, motor eylemlerle ilgilenen beynin bölgelerinin, hareketlere göre kontralateral yerleşmesine dayanmaktadır. Buna göre, en büyük beyin bilgisayar arayüzü sinyali 10/20 standart EEG elektrot yerleşim sistemine göre C3 ve C4 elektrotları arasında görülüp, C3 ile C4 elektrotlarındaki sinyalin farkı olarak ifade edilebilir. Genişletilmiş senkron sağ/sol el hareket deney modelinde, arayüzden ilgili görsel uyarıcı sinyali geldiğinde katılımcılar sağ veya sol el hareketi, ayak hareketi veya dil hareketi uygulamakta, ayrıca pasif de kalabilmektedir. Bu BBA modeli, C3/C4 elektrodunun altındaki sağ ve sol el hareketi ile ilgili korteks bölgelerini, Cz elektrodunun altındaki ayak motor bölgelerini ve T3 ile T4 elektrotlarının altındaki dil motor bölgelerini kullanmaktadır.

Asenkron sağ/sol el hareket deney modelinde, arayüz herhangi bir sinyal vermeden, katılımcılar serbest şekilde hafif sağ veya sol el hareketi ile bir klavye tuşuna basmaktaydı. Bu deney modelinin amacı, serbest şekilde uygulanan hareketlerin ERP dalgalarının algılanabilmesidir. Bu BBA modelinde katılımcıların eylemleri ile ilgili EEG sinyalindeki değişiklik, eylem olmadan yaklaşık olarak 200-300 milisaniye önce 10/20 standart EEG elektrot yerleşim sistemine göre C3 ve C4 elektrotlarındaki sinyalde görülmektedir.

Son BBA deney modelimizde ise arayüzden ilgili görsel uyarıcı sinyal geldiğinde katılımcılar, sağ elinin beş parmağının hareketlerini uygulamaktaydı. Motor korteksi açısından bir elin tüm parmakları beynin aynı bölgesinden yürütülür, dolayısıyla bu deney modelinde katılımcıların eylemlerini EEG sinyalinden algılamak daha zordur.

B. EEG verilerinin temel analiz işlemleri

Yukarıdaki dört deney modelinin kullanılması ile elde edilen EEG verilerini EMOTIV EPOC ve Nihon Kohden EEG-1200 cihazlarından Matlab'a aktarmak için ilgili programlar MATLAB yazılım paketimizde geliştirilmiştir. Bu program EEG cihazındaki EEG verileri ve deney protokolü ile ilgili kayıtları, belirttiğimiz Matlab formatına, bir Matlab nesnesi olarak kaydetmektedir. Ayrıca bu şekilde elde edilen ve Matlab'a kaydedilen ham EEG verilerinden, farklı BBA olaylarının verilerinin ortaya çıkartılması, bu olaylara ilişkin EEG potansiyellerin (Event Related Potentials, ERP) hesaplanması, ortalama ERP eğrilerinin oluşturulması, incelenmesi, karşılaştırılması ve kaydedilmesi, ERP'lerde var olan olaydan olaya değişimin veya gürültünün değerlendirilmesi ile ilgili işlemler yazılım paketimizde uygulanmıştır.

C. Öznitelik seçilip hesaplanması

EEG ham verileri kullanılarak BBA durumlarının ayrılmasında kullanılacak öznitelikler ile ilgili yöntemler, Matlab yazılım paketimizde uygulanmıştır. İlgili öznitelikler EEG sinyalinin frekans uzayında belirtilen özniteliklerdir. Geliştirilen yazılım, belirli EEG frekans bantlarının sinyal güçleri (EEG band powers), güç dağılımını (Power Spectrum Distribution, PSD) ve ayrıca özel şekilde faz eşleşmiş EEG sinyalinin karmaşık fourier genliklerini hesaplamaktadır. EEG bantları genellikle 0-4 Hz arası "delta", 4-8 Hz arası "theta", 8-12 Hz arası "alt-alfa", 12-16 Hz arası "üst-alfa", 16-32 Hz arası "beta" ve 32 Hz üstü "gama" bandı olarak tanımlanmaktadır. Eğer $a_{ch}^n(f)$, belirli bir BBA olayı için ayrık Fourier dönüşümü kullanılarak elde edilmiş EEG sinyallerinin karmaşık Fourier genlikleri, yani n -inci olayın, ch -inci EEG kanalındaki f frekansının Fourier genliği ise, n -inci olaydaki EEG bant güçleri şu şekilde tanımlanır:

$$BANTGUCU_{bant}^n(f) = \sum_{f=bantmin}^{f=bantmax} |a_{ch}^n(f)|^2 \quad (1)$$

Sinyal güç dağılımı ise şu şekilde tanımlanır:

$$PSD_{ch}^n(f) = |a_{ch}^n(f)|^2 \quad (2)$$

Ayrıca EEG sinyalinin genlik faz bilgilerine hassaslığını sağlayan, fakat olaydan olaya sürekli değişen ERP dalgalarının başlangıcının olayın başlangıcına göre kontrolsüz kayma olasılığından dolayı $e^{-i2\pi f \Delta t}$ gibi kontrolsüz faz

değişikliklerine hassas olmayan, özel faz eşleşmiş karmaşık genlik öznitelikleri tanımlandık. Burada ilk olarak belirli BBA olayındaki karmaşık Fourier genlikleri $a_{ch}^k(f)$ için çarpım fazı buluyoruz:

$$\varphi^k = \text{angle}\left(\prod_{ch=1}^{ch=chmax} \prod_{f=1}^{f=fmax} a_{ch}^k(f)\right) \quad (3)$$

Burada $\text{angle}(z) = \text{Im}(\ln z)$. Bir BBA olayında katılımcının tepki ve dolayısıyla ERP başlangıç kayması ile ilgili Δt zaman ofseti olursa, φ^k değerinde $chmax \cdot \sum_{f=1}^{f=fmax} 2\pi f \Delta t$ ek faz yaratılır. Bu tip faz kaymalarını çıkartmak için, φ^k 'yı sıfır yapacak biçimde, hesaplanmış ERP Fourier genlikleri ek bir faz θ ile çarpılır ($a_{ch}^k(f) \rightarrow a_{ch}^k(f)e^{-i2\pi f\theta}$). Bu şekilde standartlaştırılmış ERP Fourier genliklerine faz eşleşmiş genlikler denir. Bu genliklerin gerçel ve sanal kısımları öznitelik olarak EEG-BBA durumlarının ayrılması için başarılı bir şekilde kullanılır.

Yaptığımız BBA deneylerinde faz eşleşmiş genlik özniteliklerinin güç spektrum ve zaman serisi özniteliklerine göre BBA olaylarının ayrılmasında daha kullanışlı olduğu bulunmuştur (Tablo I).

Öznitelik	Zaman Serisi	Güç Dağılımı	Faz eşleşmiş genlikler
ERP ayrılma doğruluğu	%55-%60	%55-%60	%75-%85

Tablo I: Faz eşleşmiş genlik, güç spektrum ve zaman serisi özniteliklerine göre ERP ayrılma doğruluğu

D. Öznitelik değerlendirme, ranklama ve ön-seçimi

Genel EEG tabanlı BBA uygulamalarında öznitelik sayısı tipik olarak deney sayısından çok fazladır. örneğin, deneylerimizde tipik Fourier genlik özniteliklerinin sayısı 4,000'e varabilmekteyken aynı zamanda bir deneyden tipik olarak toplanabilen BBA olaylarının örnek sayısı 300-500 civarındadır. Bu durumda tüm öznitelikler kullanılarak genel makine öğrenme sınıflandırıcıları eğitilemez. Genellikle, bir BBA sınıflandırıcısının eğitime girecek öznitelik sayısının en azından olay sayısının civarında olması gerekmektedir.

Bunu sağlamak için, tüm öznitelik kümesinden en etkili özniteliklerin seçilip öznitelik sayısının azaltılması gerekmektedir. Bunun için Matlab yazılım paketimizde r^2 (olay-sinyal korelasyon), Kullback-Leibler (KL) uzaklık (KL-divergence), ortak bilgi (mutual information), EEG kanallarının devamlı artırılıp azaltılması yöntemleri uygulanmıştır. Olay-sinyal korelasyonda r^2 , eğer f_i^n n-inci BBA olayının i-inci özniteliği ve s^n n-inci BBA olayının durum değişkeni ise, ilgili özniteliğin ranklama skoru aşağıdaki biçimde tanımlanır:

$$r_i^2 = \text{corr}(f_i, s) \quad (4)$$

En yüksek korelasyonlu öznitelikler seçilir. KL-uzaklığı, $P(x)$ ve $Q(y)$ iki olasılık dağılımına göre dağıtılmış olan X ve Y rastgele değişkeni için aşağıdaki biçimde tanımlanır:

$$KL(X||Y) = \sum_a P(a) \ln \frac{P(a)}{Q(a)} \quad (5)$$

KL uzaklığı, ilgili değişkenlerin dağılımlarının farklılığını gösterir. Eğer $KL(X||Y) = 0$ ise iki rastgele değişkenin

dağılımlarında bir fark oluşmaz, aksi halde $KL(X||Y)$ ne kadar büyükse o kadar büyük fark oluşur. BBA uygulamasında, ikili s^n durum değişkeni için $s^n = 1$ ve $s^n = 0$ durumlarının f_i^n dağılımları arasında KL uzaklığı,

$$KL_i = \sum P(f_i|s=1) \ln \frac{P(f_i|s=1)}{P(f_i|s=0)} \quad (6)$$

biçiminde hesaplanır; öznitelikler KL ölçeği azalacak şekilde sıralanıp, en üst öznitelikler seçilir. Ortak bilgi, normal korelasyon r^2 'e benzemekle birlikte, r^2 'nin aksine iki rastgele değişken arasındaki çizgisel olmayan ilişkiler için de kullanılabilir. İki rastgele değişken X ve Y için, ortak bilgi şu biçimde tanımlanır:

$$\begin{aligned} MUI(X, Y) &= H(X, Y) - H(X) - H(Y) \\ &= H(X, Y) - H(X|Y) \end{aligned} \quad (7)$$

Burada $H(X)$ bir rastgele değişken entropisi veya belirsizliğidir:

$$H(X) = - \sum_x P(x) \ln P(x) \quad (8)$$

Ortak bilgi Y değişkeninin bir değeri belli olunca X değişkeninin belirsizliğinde azalışı ifade eder. Eğer X ve Y değişkenler istatistiksel olarak bağımsız ise $H(X, Y) = H(X) + H(Y)$ ve $MUI(X, Y) = 0$ olur. Eğer X ve Y değişkenler birbirlerine bir monoton f fonksiyonu ile fonksiyonel olarak bağlı ise, $Y = f(X)$, $H(X, Y) = H(X)$ ve $MUI(X, Y) = H(X)$ olur. Ortak bilgi yönteminde, ilgili ölçek, BBA öznitelik f_i^k ve BBA durum değişkeni s^k arasında hesaplanır:

$$MUI(f_i, s) = H(f_i, s) - H(f_i|s). \quad (9)$$

öznitelikler, ortak bilgi ölçeği azalacak şekilde sıralanır ve en üst öznitelikler seçilir. Ekle-bir ve çıkart-bir algoritmaları, ayrı öznitelikleri değil, BBA için önemli olan EEG kanallarını seçmeye çalışmaktadır. Ekle-bir yönteminde, EEG kanalları öznitelik kümesine birer birer eklenir. Algoritmanın her adımında, daha önce eklenmiş kanallara göre her bir yeni kanal için sınıflandırıcı doğrudan eğitilmiş olarak denetlenir. Bu şekilde her adımda, en yüksek performans artışını sağlayacak EEG kanalı öznitelik kümesine eklenir. Böylece EEG kanalları, ERP sınıflandırıcısının performansına göre sıralanmış olur ve kanal sayısına göre sınıflandırıcının performans eğrisi elde edilir. Belirli performansı sağlayacak asgari EEG kanal sayısı bu eğriden sonra da seçilebilmektedir. çıkart-bir yönteminde benzer şekilde, tüm EEG kanalları ile başlanmakta ve EEG kanalları birer birer öznitelik kümesinden çıkartılmaktadır. Sınıflandırıcının performansı doğrudan hesaplanarak, bu performansı en az etkileyecek EEG kanalı her adımda kaldırılmakta ve bu şekilde EEG kanallarının ranklanması sağlanarak performans eğrisi elde edilebilmektedir. Bu algoritmalar, başka öznitelik ranklama yöntemleri ile birlikte kullanılabilir.

E. BBA olaylarının sınıflandırılması

EEG-BBA'lerinde durumların ayrılması için Matlab paketimizde SVM makine öğrenme yöntemine dayalı iki yazılım programı uygulandı. Programlardan biri, yukarıda hesaplanan özniteliklerin bir alt kümesini seçerek sınıflandırıcı oluşturur ve deneysel ham EEG verilerinden BBA durumlarını ayırmaya çalışır. Eğitilmiş sınıflandırıcının performansı, çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak değerlendirilir. İkinci program, aynı

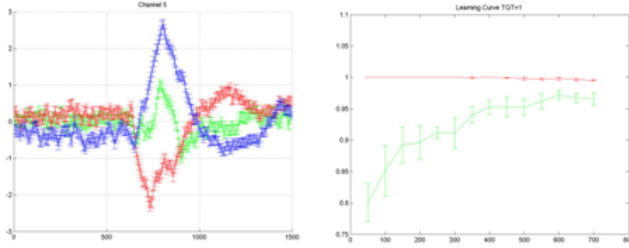
Öznitelik önseçme yöntemi	Hiç	r^2 , KL ve ortak bilgi	5 Hz düşük frekans filtreleme	5 Hz düşük frekans filtreleme ve ekle bir kanal
sağ/sol el hareket algılanma doğruluğu	%55-%60	%85-%90	%85-%90	%90-%95
Kullanılan öznitelik sayısı	4000	50-100	200-250	100-150

Tablo II: Farklı öznitelik önseçme yöntemlerine göre, faz-eşleşmiş öznitelik kullanılarak EEG BBA'da sağ/sol el hareket algılanma doğruluğu

SVM yöntemini kullanarak belirli deneysel EEG veri kümesi için eğitim eğrileri oluşturur. Eğitim eğrileri, eğitimde kullanılan örnek sayısına göre sınıflandırıcının performansını gösterir ve bu şekilde eğitiminin başarılı olup olmadığını, daha çok örneğe ihtiyaç olup olmadığını görmek ve sonuçta beklenebilir performansını tahmin etmek için kullanılabilirler.

III. BULGULAR VE SONUÇLAR

Bu çalışmada, EEG verilerinin kaydı ve analizi, özniteliklerin bulunması ve bu özniteliklerden en etkili özniteliklerin seçilmesi ve EEG verilerindeki farklı zihinsel durumların sınıflandırılması ile ilgili yazılım paketi geliştirilmiştir. Oluşturulan yazılım paketimiz kullanılarak dört katılımcının katılımı ile yapılan BBA deneylerimizin bazı sonuçları aşağıdaki şekil 2 ve Tablo III'de gösterilmiştir.



Şekil 2: (Sol) BBA deneylerimizde görülen sağ/sol el hareketleri ile ilgili olaya ilişkin potansiyeller, mavi eğri sol el hareketi, kırmızı eğri sağ el hareketi, yeşil eğri ise pasif durum ile ilgili ortalama ERP sinyalidir. (Sağ) SVM sınıflandırıcısı kullanılarak sol el hareketinin BBA olayları arasından ayrılma doğruluğunu gösterir.

Katılımcı	Katılımcı 1	Katılımcı 2	Katılımcı 3	Katılımcı 4
Sağ/sol el hareket algılanma doğruluğu	%80-%90	%75-%85	%80-%85	%90-%95

Tablo III: Dört denek için BBA deneylerinde görülen sağ/sol el hareket algılanma doğrulukları

Tablo III'de görülebileceği gibi her katılımcı için ayrılma doğrulukları %75-%90 aralığında olması ile beraber, bir katılımcı için BBA olay ayrılma doğruluğumuz %90-%95 oranına varmıştır. Ayrıca senkron sağ/sol el hareket EEG verileri kullanılarak ERP ayrılma doğruluğuna göre uygulanan farklı öznitelik ön değerlendirme yöntemleri karşılaştırılmıştır. Korelasyon, KL uzaklık ve ortak bilgi yöntemlerinin performanslarının birbirlerine yakın olduğu görülmüştür. Her durumda, gereken öznitelik sayısı 50-100 olarak belirlenmiştir. En yüksek BBA performansı deneylerimizde ekle-bir yöntemi ve düşük frekans filtreleme ile birlikte sağlanmıştır. Bu durumda, gereken öznitelik sayısı 100-150 olarak belirlenmiştir.

Bu sonuçlar Tablo II'de verilmiştir. Geliştirilen yazılım paketi şu an için gerçek zamanlı olmayan BBA çalışmalarında kullanılabilir ancak gerçek zamanlı BBA uygulamalarında kullanılacak yazılım paketinin geliştirilmesi için yapılan çalışmalar devam etmektedir.

BİLGİLENDİRME

Bu araştırma TÜBİTAK ARDEB 1001 projesi 113E611 ve Bilim Akademisi BAGEP burs ödülü tarafından desteklenmiştir.

KAYNAKÇA

- [1] R. M. Chapman, H. R. Bragdon, "Evoked responses to numerical and non-numerical visual stimuli while problem solving", *Nature* 203, 1155-1157, 1964.
- [2] S. Sutton, M. Braren, J. Zubin, E. R. John, "Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty", *Science* 150, 3700, 1187-1188, 1965.
- [3] S. Sutton, P. Tueting, J. Zubin, E. R. John, "Information delivery and the sensory evoked potential", *Science* 155, 3768, 1436-1439, 1967.
- [4] L. A. Farwell, E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 70, 510-523, 1988.
- [5] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, "Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans", *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 101, 17849-17854, 2004.
- [6] D. J. McFarland, W. A. Sarnacki, J. R. Wolpaw, "Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement", *J. Neural Eng.* 7, 036007 (2010).
- [7] D. J. McFarland, D. J. Krusienski, W. A. Sarnacki, J. R. Wolpaw, "Emulation of computer mouse control with a noninvasive brain-computer interface", *J. Neural Eng.* 5, 101-110 (2008).
- [8] D. J. McFarland, J. R. Wolpaw, "Sensorimotor rhythm-based brain-computer interface (BCI): model order selection for autoregressive spectral analysis", *J. Neural Eng.* 5, 155-162 (2008).
- [9] E. V. C. Friedrich et al., "A scanning protocol for sensorimotor rhythm-based brain computer interface", *Biol. Psychol.* 80, 169-175 (2009).
- [10] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat, K. Müller, G. Curio, "The non-invasive Berlin Brain - Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects", *Neuroimage* 37, 539-550, 2007.
- [11] B. Blankertz et al., "The Berlin Brain-Computer Interface: Accurate Performance From First-Session Naive Subjects", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 55, 2452-2462, 2008.
- [12] B. Blankertz, G. Dornhege, S. Lemm, M. Krauledat, G. Curio, K. R. Müller, "The Berlin Brain-Computer Interface: Machine Learning Based Detection of User Specific Brain States", *J. UCS*, 12(6), 581-607, 2006.
- [13] A. O. G. Barbosa, D. R. A. Diaz, M. M. B. R. Vellasco, M. A. Meggiolaro, R. Tanscheit, "Mental Tasks Classification for a Noninvasive BCI Application", *Lect. Notes Comput. Sci.* 5769, 495-504, 2009.
- [14] A. B. Benevides, T. F. Bastos, M. Sarcinelli-Filho, "A pseudo-online Brain-Computer Interface with automatic choice for EEG channel and frequency", *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, (Ieee, 2011), pp. 81-84, 2011.