

# Elektroensefalografi Beyin-Makine Arayüzlerin Dinamik Modellemesi Üzerine bir İnceleme

## A Review of Electroencephalography Brain-Machine Interfaces of Dynamic Modeling

Yuriy MİSCHENKO  
İzmir Ekonomi Üniversitesi, Biyomedikal  
Mühendisliği Bölümü  
yuriy.mishchenko@gmail.com  
Orcid No: ID 0000-0003-2926-1274

Zehra YILDIZ  
Tarsus Üniversitesi, Enerji Sistemleri  
Mühendisliği Bölümü  
zyildiz@tarsus.edu.tr  
Orcid No: ID 0000-0003-1304-4857

### Öz

Nörobilimdeki nöral aktivite görüntüleme ve analiz tekniklerinin son yıllarda hızlı gelişimi, bilginin beyindeki sinir ağlarında nasıl işlendiğini anlamamıza yardımcı olmuştur. Sinir ağlarının düzeni ve işleyişi hakkında elde edilen yeni yaklaşımlar ve bunlara bağlı gelişmeler sayesinde çözümlenmesi imkansız gibi görünen tıbbi nörolojik durumlar tedavi edilebilecek, motor ve iletişim yetersizliği olan binlerce insan için hayat kalitesini iyileştirebilecek radikal yeni iletişim sistemleri ve tıbbi protezler yapılabilecektir. Beyin-Makine ya da Beyin-Bilgisayar Arayüzleri (BBA) son 10-15 yılda hızlı ilerlemeler kaydeden yeni bir araştırma alanıdır. Noninvaziv elektroensefalografi (EEG) görüntüleme, fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme, deneklerin görsel hafızaları üzerinde başarılı sonuçlar verebileceği görülmüştür. Bu çalışmada, EEG beyin aktivite görüntüleme tekniğini kullanan BBA sistemlerinin pratik uygulamaları ve etkinliğini artırmak için için verimli istatistiksel nöral veri analiz teknikleri ve BBA deneysel tasarımları incelenmiştir. İstatistiksel nöral aktivite dinamik modelleri, temel nörobilimde beyindeki nöral aktivite analizi ve yorumlanmasında son yıllarda başarılı olduğundan bu çalışmada EEG BBA nöral aktivite

verilerin kullanan dinamik modelleme üzerinde yoğunlaşmıştır. Bu çalışma hem uluslararası alanda hem de Türkiye’de kullanılan sağlık, sivil ve askeri uygulamalar ile yürüme protezleri, karar verme sistemleri veya yarı otomatik robot ve makine sistemleri gibi cihazların kontrolüne yardımcı veya yüksek seviye kontrolü sağlayan komple BBA çözümlerinin Türkiye’de geliştirilmesine katkıda bulunacaktır.

**Anahtar Sözcükler:** Beyin-bilgisayar arayüzü, elektroensefalografi, sinirsel protezler, nörogörüntüleme, makine öğrenme, bilgisayarlı nörobilim

### Abstract

The rapid development of neural activity imaging and analysis techniques in neuroscience in recent years has helped us to understand how information is processed in neural networks in the brain. Thanks to the new approaches and developments related to the organization and functioning of neural networks, medical neurological conditions that seem impossible to solve can be treated, and radical new communication systems and medical prostheses can be made that can improve the quality of life for thousands of people with motor and communication deficiencies. Brain-Machine or Brain-Computer Interfaces (BBA) is a new field of research that has made rapid progress in the last 10-15 years. Noninvasive electroencephalography

Gönderme ve kabul tarihi: 24.12.2019 - 23.04.2020

Makale türü: Araştırma

*(EEG) imaging, functional magnetic resonance imaging, and visual memory of subjects were found to be successful. Since statistical neural activity dynamic models have been successful in the analysis and interpretation of neural activity in the brain in basic neuroscience, this study focused on the dynamic modeling used in EEG BBA neural activity data. In the future, both in the international arena with the study of health used in Turkey, civilian and military applications with walking prosthesis, decision making systems or semi-automatic robot and help to control devices such as camera systems or provides high-level control of complete BBA solution developed in Turkey to will contribute.*

**Keywords:** *Brain-computer interface, electroencephalography, neuroprosthetics, neuroimaging, machine learning, computational neuroscience, scientific computing*

## 1. Giriş

Sinirbilimdeki son uygulamalar, beyin-bilgisayar veya beyin-makine arayüzleri (BBA veya BMA) üzerine odaklanmıştır. BBA araştırmalarının bir bölümü, operatörün beyindeki nöral aktiviteye dayanan iletişim ve kontrol metotları geliştirmek üzerine, diğer bölümü ise BBA yapay duygular ile toplanan görüntü veya ses için duygara verisi ile sinir sistemini harekete geçirerek fonksiyonel olmayan organlarının eksikliklerini gideren duyguların gelişimi üzerine yoğunlaşmaktadır.

Bu çalışmalar ile beyin aktivitesi görüntüleme, veri kaydetme, veri işleme, veri analizi, kontrol sinyalinin üretilmesi ve harici bir cihazı kullanma aşamalarının tümünü içeren elektroensefalografik (EEG) BBA sistemleri geliştirilmektedir. EEG BBA, teknolojinin gelişmesiyle, ucuz, kullanımı basit, sağlam ve taşınabilir özellikler kazanmıştır. EEG BBA, medikal protez, sivil makineleşme, askeri araç kontrol veya operator yardımı gibi uygulamalarda önemli bir potansiyele sahiptir. BBA sistemleri, araç kontrol ve kontrol yardımı için kullanılabilir yürüme robot protezleri veya tekerlekli robot sandalyeleri ve iskelet dışı cihazların tasarımına yardımcı olmaktadır.

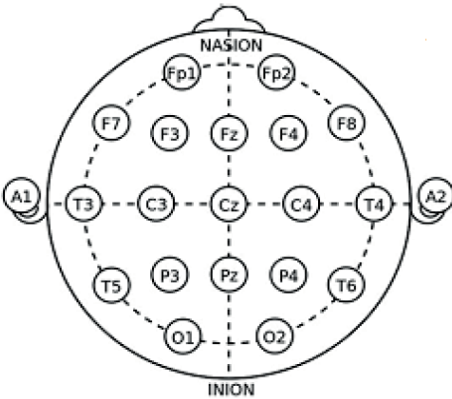
BBA alanında önemli gelişmeler yaşanmasına rağmen son yıllardaki araştırmalarda bazı önemli

sorunlar ortaya çıkmıştır. Bunlardan en önemlisi BBA cihazları tarafından sağlanabilir düşük bilgi aktarım hızıdır. Bugünkü BBA sistemlerindeki bilgi aktarım hızı, genellikle 20-60 bit/dk ve hata oranı %80-90 dır. Bu nedenle mevcut BBA sistemleri, ileri düzey görevlerin tamamlanması için genellikle kullanılamaz. Sadece en ciddi felç durumunda veya en basit kontrol senaryosunda kullanılabilir. Bu problemin üstesinden gelmek için intracranial Elektroensefalografi nöral aktiviteye görüntüleme tekniği gibi farklı deneysel yaklaşımların ve daha ileri veri işleme yöntemlerini kullanmak gerekmektedir. EEG BBA alanında kullanılan veri işleme yöntemleri, Lineer (Fisher) Diskriminant Analizi (LDA), Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines, SVM) ve yapay sinir ağları gibi bilinen makine öğrenme algoritmalarıdır. Yeni veri işleme yaklaşımları, son derece özgün ve EEG BBA veri analizindeki sorunları giderecek potansiyeldedir. EEG BBA'daki problemlerinin çözümünde EEG sinyalin nörofizyolojiye dayalı dinamik modellerini baz alan yeni veri işleme yaklaşımları daha faydalıdır. EEG sinyali, zamana bağlı ve durağan olmayan bir sinyal olup, sinyal değişkenliği, BBA uygulamalarında gürültü olarak dikkate alınır. Sinyalin gürültüye oranı (signal-to-noise ratio, SNR) düşüktür ve EEG BBA veri analizinde nörofizyolojiye dayalı dinamik modeller ile SNR artırılabilir. Ayrıca, böyle modeller, makine öğrenme problemini daha az boyutlu uzayda EEG BBA öğrenme probleminin boyutunu azaltarak daha az öğretim verisi ile verim artırılabilir. EEG sinyalinin nörofizyolojik modellerine dayalı yaklaşımlarında genellikle model oluşturulurken beyin yapısal değişikliğe uğramadığı varsayılır. EEG sinyalinin nörofizyolojik modellerine dayalı yaklaşımın diğer bir dezavantajı ise yüksek analitik karmaşıklık ve yüksek hesaplama maliyetidir. Analitik açıdan hesaplama maliyeti, bugünkü bilgisayarların daha güçlü olması ve özellikle GPU hesaplama yöntemlerinin gelişimi ile hesaplama kolaylaştığından azalmıştır [1-5].

## 2. EEG BBA Verilerini Elde Etme

Son EEG BBA araştırmalarında, EEG sinyali, motor, pre-motor korteks ve parietal lobda yerleştirilen EEG elektrotlarda görülen olaya ilişkin potansiyelleri (Event-Related Potentials, ERP) kullanarak deneğin zihinsel durumuna erişimin

sağlanabileceği görülmüştür. EEG BBA'da en çok kullanılan ERP'ler, deneğin uyarıcıya özel olarak dikkatini vermesine bağlı olan P300 ERP ve deneğin sağ/sol el veya ayak hareketi gibi motor eylem düşündüğü zamanda ya da hareket öncesinde görünen lateralized ve Bereitschafts potansiyelleri gibi motor ve motor planlama potansiyelleridir. Özellikle, lateralized potansiyeli, bir hareket öncesinde hareketle ilgili beyin yarım küresinde sağ ve sol lobda gelişirken deneğin gerçek ya da imgelenen sağ ve sol el hareketi gibi motor eylemlerini fark etmek ve ayırt etmek için başarılı bir şekilde kullanılmıştır. Sonraki araştırmalar, ayak ve dil hareketi gibi diğer motor eylem imgelerini %80-100 doğrulukla EEG verilerinden belirlenebileceğini göstermiştir. Motor olaylarla ilgili ERP en büyük genlikte EEG parietal lob ve motor korteks üzerinde yerleştirilen elektrotlarda görülmüştür [6-10].



**Şekil-1:** Uluslararası 10/20 EEG yerleşim sistemi [19]

[Parietal lobdaki F3-F4-P4-P3 elektrotları ve/veya FC/CP gibi yakın elektrotları sağ ve sol el, ayak ve dil gibi hareket imgelerini ayırt etmek için kullanılmıştır [11-18]. İlk EEG BBA çalışmaları, motor ERP belirlemek için şekil 1 de verilen uluslararası 10/20 EEG elektrot yerleşim sistemindeki C3/C4 elektrotları en yüksek verimi sağlamıştır [19-25]. Bradberry ve arkadaşları, EEG motor sinyalindeki önemli olan beyin bölgelerini listelemiştir. Bu bölgeler: presentral girus (precentral gyrus), postsentral girus (postcentral gyrus), yan premotor korteks (lateral premotor cortex), superior temporal sulcus (superior temporal

sulcus), dorsal ve ventral prefrontal korteks (dorsal and ventral prefrontal cortex). Ayrıca, [18, 26-28] çalışmalarında bütün EEG elektrotları kullanarak en kullanışlı elektrotların seçimi için açıklanan varyans ya da Kullback-Leibler olasılık uzaklığına dayalı sistematik yaklaşımlar gösterilmiştir. Aynı zamanda, EEG BBA uygulamaları için gereken EEG sinyalinin frekans bantı (0-100 Hz) ve örnekleme oranı (250Hz ve yakın) belirlenmiştir. Genellikle, EEG BBA çalışmalarında dijitalleşme detayları hakkında bilgi verilmiştir.

EEG BBA'nın karşılaştığı başlıca sorun, etkili veri işleme ve veri analiz yöntemlerinin olmamasıdır. Bu sorunun çözümündeki en önemli engel, üniform, geniş, erişilebilir EEG BBA veri tabanları bulunmamasıdır. Araştırmacılar, önemli sayıda EEG BBA veri kümesini internette bulunabilirken, bu tür veri setlerinin birçoğu, kısa, az sayıda katılımcıyı kapsayan veya az sayıda EEG BBA sinyaline odaklı kayıtlardır. Örneğin, BBA Competition IV veri seti EEG BBA veri işleme literatüründe en çok kullanılan kaynaklardan biridir.

Bu kaynak, ikisi senkron ve diğeri asenkron BBA için olan 3 EEG BBA veri kümesini içermektedir. Katılımcı başına yaklaşık 1 saatlik EEG BBA kayıtları 44 ve 576 görüntü trial'leri ile birlikte toplamda 9 katılımcı içermektedir. Ayrıca ya 2 (sol-sağ motor el görüntüleri (MI)) ya da 4 (değişken MI) durumlu BBA etkileşim paradigmaları kullanılmıştır. [www.brainsignals.de](http://www.brainsignals.de) veya [bnci-horizon2020.eu](http://bnci-horizon2020.eu)'da bulunabilecek diğer EEG BBA veri setleri benzer kısıtlamaları paylaşmaktadır. Kapsamlı, erişilebilir EEG BBA veri kümelerinin olmaması, EEG BBA için yeni veri analizi yöntemlerinin geliştirilmesinde önemli bir engeldir. Cho ve arkadaşları, sadece sol-sağ el MI etkileşim paradigmalı, 52 katılımcılı fakat katılımcı başına 36 dakika (toplam 32 saat) ve 240 EEG görüntü örneği (toplam 12,480) içeren halka açık yayınlanan en büyük EEG BBA veri setini tanıtmışlardır [29].

### 3. EEG BBA Veri İşleme Yöntemleri

EEG BBA alanında veri işlemek için nörofizyolojik sinyal modeline dayalı Bağımsız Bileşen Analiz (Independent Component Analysis, ICA) [6] ve hiyerarşik Bayes sinyal ayrışma [7] yaklaşımları yaygın olarak kullanılmaktadır.

ICA yaklaşımı, farklı elektrotlardaki EEG elektrik sinyali farklı korteks pozisyonunda akımların lineer

süperpozisyonu ifade eder.

$$E=A*S=\sum A_{im}S_m \quad (1)$$

E belirli zamanda farklı elektrotlarda olan EEG sinyallerini temsil eden bir vektördür.

$$E=(E_1(t),E_2(t),\dots,E_n(t)) \quad (2)$$

S farklı korteks pozisyonundaki elektrik sinyallerini temsil eden bir vektördür.

$$S=(S_1(t),S_2(t),\dots,S_k(t)) \quad (3)$$

“Uzaysal filtre” diye adlandırılan matris  $A=(A_{im})$  bu iki niceliği bağlar ve bir elektrik akımının beyin dokusunda iletkin yayılımını belirtir. (1) eşitliğinde matris çarpımı verilmiştir.

ICA yaklaşımında ne uzaysal filtre ne de akım zaman dizisi  $S(t)$  bilinmez. 3.2. bölümünde yer alan “ayırışma” karşılıklı bilgi anlamında bağımsız olan elektrik sinyali şeklinde aranır [6]. [7]’de, benzer EEG sinyalin lokal olan elektrik sinyallerinin ayrışması araştırılmış ama kaynakların zamanla değiştiği, Gauss olasılık dağılımıyla dağıtılmış rastgele değişken şeklinde alınabileceği belirtilmiştir. Dolayısıyla en muhtemel kaynakların yapılandırılması için Bayes Maximal-A-Posteriori (MAP) yaklaşımı kullanılmıştır.

EEG BBA alanındaki bu iki yaklaşım, EEG BBA veri analizinde önemli gelişmelere imkan sağlamıştır. ICA, kas hareketlerine (Elektromyogram, EMG) ya da göz hareketlerine (Elektrookulogram, EOG) bağlı EEG sinyalini işlemede yaygın şekilde kullanılmıştır. ICA’nın EEG BBA veri ön işlemede çok faydalı olabileceği de görülmüştür.

Hiyerarşik Bayes ayrışma yaklaşımı, Berlin Beyin Bilgisayar Arayüzleri (BBBA) projesinin 3. BBA yarışmasını kazanan algoritma olmuştur [7]. Ancak bu iki yaklaşım EEG sinyalin dinamik modellenmesi değildir. ICA’da, EEG sinyali bağımsız eş dağıtılmış (Independent and Identically Distributed, IID) rastgele değişken şeklindedir. Diğer bir deyişle farklı zamandaki EEG sinyali tamamen bağımsız, aynı şekilde dağıtılmış olarak düşünülür ve dinamik ilişkileri dikkate almaz. Dolayısıyla,  $E$ ’nin  $S$ ’e bağlı ayrışması en ilgisiz rastgele  $S$  değişkenlerinin toplamı olarak bulunur. Benzer şekilde, hiyerarşik

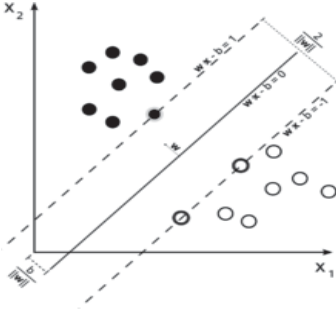
Bayes ayrışmasında hem EEG sinyali  $E$  ve hem de EEG kaynakları  $S$ , İİD Gauss rastgele değişkenler şeklinde verilir.

Bununla beraber, EEG sinyalin ayrışması için zaman-dinamik ilişkileri içeren model kullanımında EEG baz (“background”) sinyalindeki değişimin açıklanabilir olması gibi önemli bir avantajı vardır. Bu, EEG sinyalinin baz sinyalinin çıkartılabilmesini artırabilir dolayısıyla işlenmemiş “gürültü” sinyalini azaltıp EEG BBA’deki SNR’ı iyileştirebilir. Bu konuda temel nörobilimde son yıllarda önemli gelişmeler ortaya çıkmıştır. Katz ve arkadaşları tat korteksteki nöral popülasyon aktivitesini anlatmak için saklı Markov modeli (hidden Markov model, HMM) kullanarak daha önce gürültü olarak düşünülen aktivitenin denemeden denemeye değişimin büyük ölçüde yapılandırılmış durum geçişlerin sırasına bağlı olduğunu göstermiştir [8-10]. Benzer şekilde, HMM ve Bayes yaklaşımlarının retinadaki nöral ganglion hücrelerinin temel aktivitesini modellemede ve tahmin etmede başarılı olduğu görülmüştür [11-14]. Dolayısıyla nörobilimdeki yeni dinamik nöral aktivite olasılık modellenmesine bağlı yaklaşımların başarılı olması nedeniyle EEG sinyalinin modellenmesi ve analiz edilmesi için benzer stratejiler başarılı olabilir.

### 3.1. BBA Veri İşleme Algoritması

Birçok BBA araştırmalarında farklı veri analiz yöntemleri ve deneysel modeller incelenmiştir. LDA, QDA (Quadratic Discriminant Analysis) ve SVM kompleks nöral ağlara kadar birçok farklı makine öğrenme teknikleri uygulanmıştır.

EEG BBA uygulamalarında LDA ve SVM makine öğrenme yaklaşımları başarılıdır. SVM, bir zihinsel hal durumunda EEG BBA %100 performans sağlamıştır. LDA, bugünkü pratik EEG BBA uygulamalarında en çok kullanılan yaklaşımdır [29-36]. Hem LDA hem de SVM makine öğrenme yöntemleri lineer sınıflandırma algoritmalarıdır. Buradaki lineer sınıflandırma, karar vermede kullanılacak çok boyutlu verileri (örneğin bütün elektrotlardaki farklı frekansta elektrik sinyallerinin genliklerini,  $E=\{E_i\}$ ) şekil 2 de görüldüğü gibi hiper-düzlem kullanarak iki sınıfa böler [31].



Şekil-2: Hiper düzlem [31]

Bu düzlem, bir taraftaki bütün veri noktalarını bir sınıfta olduğunu ve diğer taraftaki noktaların diğer sınıfta olduğunu varsayar. LDA ve ilgili karesel diskriminant analizinde QDA hiper düzlem, sınıfların noktalarının varyansı, iki sınıfı ayırmak için seçilir. Hiper düzlem için iki sınıfın veri örnekleri önceden verilmelidir. LDA ve QDA da örnekler, iki sınıfın ortalama ve standart sapmasına sahip normal dağılımdan gelen rastgele değişken olarak düşünülür. Düzlem, bu iki dağılımı en iyi şekilde ayırır. Düzlemi belirten dik vektör  $w=C^{-1}(m_1-m_0)$  formülü ile tanımlanabilir. Burada,  $m_{0,1}$  iki dağılımın ortalama değeri ve  $C_m=E(E_i E_m)$  iki dağılımın kovaryans matrisidir. LDA yönteminde, iki sınıfın kovaryans matrisleri aynı olduğu varsayılır ve QDA da bu varsayım yapılmaz [29]. LDA ve QDA, iki normal dağılımla dağıtılmış sınıflardaki örnekler için aynı zamanda optimal Bayes sınıflandırıcıdır. SVM yönteminde düzlem, iki sınıfın en yakın örnekleri, düzlemin dik yönünde en uzak mesafede (kenar ve margin) bulunmaktadır. Bu koşulun matematiksel formüle edilmesi, öz karesel program problemini ortaya çıkarır. Bu problemi çözmek için birçok algoritma ve yazılım paketi vardır [37-38]. SVM yöntemi, LDA'nın özel durumu olarak da düşünülebilir ve makine öğrenme yaklaşımlarından en iyisi olan bir yöntem olarak bilinir. İki yöntem, EEG BBA uygulamalarında birçok durumda yüksek performans gösterir [29]. Ayrıca, bu yöntemleri kavramak ve hesaplamak kolaydır. MATLAB quadprog gibi standart fonksiyonlar ya da özel yazılımlar kullanılarak uygulanabilir.

### 3.2. Elektrotların ve Frekansların Ön-Seçimi

EEG BBA araştırmalarında, özellik ön-seçiminin makine öğrenme algoritmalarından daha önemli olduğu belirtilmiştir. EEG BBA da belirleyici özellik, genellikle bir elektrottaki belirli frekanstaki EEG elektrik sinyalidir. Dolayısıyla, özellik ön-seçimi, makine öğrenme algoritmasında giriş olarak kullanılacak EEG elektrotlarının (örneğin C3, C4 vb.) ve EEG frekanslarının (örneğin  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\mu$  vb.) seçimidir. EEG BBA verilerinin yüksek boyutlu olması ve öğretim verilerinin az olması nedeniyle ön-seçim gereklidir. Bu nedenle, EEG BBA uygulamalarındaki makine öğrenme algoritmalarında kolay uyum ve örneklerden genelleştirme uygun olmayabilir. Bu algoritmalar, örnek/egitim verileri ile çok iyi performans göstermesine rağmen yeni gerçek durumlarda çok kötü bir sınıflandırma sağlayabilir. Özellik sayısını azaltma, aşırı uyum probleminin üstesinden gelmek için iyi bir yöntemdir. Bu nedenle EEG BBA uygulamalarında özellik ön seçimi yapılmalıdır.

EEG BBA araştırmalarında özellik ön-seçimi bir uzman tarafından verilere bakılarak yapılmıştır. EEG BBA özelliklerinin ön-seçimi için sistematik olan sadece iki yöntem tanımlanmıştır. Birinci yaklaşımda, kullanılacak EEG özellikleri korelasyon katsayısına ( $R^2$ ) göre seçilir. İlk önce en yüksek  $R^2$  ye sahip olan en etkili özellikler kullanılmıştır. Bu süreç, bir EEG BBA performans kriterini karşılayana kadar (örneğin korelasyon katsayısı %90 üzerinde) devam eder [18-19, 39-40]. İkinci yaklaşımda, ayrılacak zihinsel haller için farklı özellik değerlerinin histogramı oluşturulmuştur. İki duruma ilişkin bir özelliğin histogramları arasında farklılık Kullback-Leibler uzaklığını kullanarak hesaplanmıştır [26-27]. Bu hesaplama bütün elektrotlar ve EEG sinyal frekansları için ilgili zihinsel durumlarda yapılmıştır. Kullanılacak özellikleri seçmek için hesaplanmış mesafe ölçülerine göre en farklı histogramlara sahip olan özellikler seçilmiştir.

Bu iki yönteme ek olarak iki yeni yaklaşım önerilmiştir. "Leave-one-out" yaklaşımında, tam özellik kümesinden bir özellik çıkartılır ve öğretim verileri kullanarak EEG BBA'nin performans düşüşü ölçülür. Bu şekilde özelliğin önemi tahmin edilir. Bütün özellikler için bu süreci tamandıktan sonra en az önemli olan özellikler

özellik kümesinden çıkartılır ve süreç tekrarlanır. Bu yaklaşımda en az etkili özellikler ilk önce çıkarılır.

Özellik değerlendirme yönteminde ikinci yaklaşım olarak karşılıklı bilgi yöntemi kullanılmıştır [41-42]. Karşılıklı bilgi, bilgi teorisinin iki rastgele değişken arasındaki ortak bilgiyi ölçmek için kullanılan bir yöntemdir. Karşılıklı bilgi, rastgele bir değişken olan Y ve hakkında bilgi içeren diğer bir rastgele değişken olan X ile ölçülür. Karşılıklı bilgi, X ve Y'nin ortak dağılım entropisi şeklinde tanımlanır.

$$I(X,Y)=H(X,Y)-H(X|Y) \quad (4)$$

$$H(X,Y)=E_{P(X,Y)}[\log P(X,Y)] \quad (5)$$

$$H(X|Y)=E_{P(X|Y)}[\log P(X|Y)] \quad (6)$$

Y değeri sabit olduğu durumda, X değişkeni dağılımının (yani koşullu olasılık dağılımının) entropisidir. Entropi, bir dağılımda var olan belirsizliktir. Karşılıklı bilgi, Y tarafından X'in belirsizliğinin giderilmesini ölçer. Eğer X ve Y istatistiksel olarak bağımsızlarsa, karşılıklı bilgi  $I(X,Y)=0$  dir. Diğer taraftan eğer Y, X'i tamamen belirlerse, karşılıklı bilgi sağlanır  $I(X, Y)=H(X)$ . Bu ölçüde, karşılıklı bilgi iki değişken arasındaki ilişkiyi ölçmek için modele dayanmayan bir yöntem sunar. EEG BBA uygulamaları açısından X deneğin zihinsel hali ve Y ilgili EEG özelliğinin dağılımı şeklinde alınmalıdır. Dolayısıyla Y EEG özelliğinin, X deneğin zihinsel halinin belirsizliğine etkisini belirlemek için X ve Y arasındaki karşılıklı bilgi hesaplanabilir. Bu şekilde hesaplanmış karşılıklı bilgi ölçümleri, LDA ve SVM de kullanılacak en etkili özelliklerin seçimi için kullanılabilir. Bu programı uygulamak için EEG sinyal değerleri Y ve deneğin zihinsel hali X için ortak olasılık dağılımı  $P(X,Y)$  oluşturulur. Bu dağılıma göre ilgili koşullu dağılımlar  $P(X,Y)$  Y-projeksiyonları olmak üzere eşitlik 7 deki gibi oluşturulabilir.

$$P(X|Y)=P(X,Y)/P(Y)=P(X,Y)/\sum_x P(X) \quad (7)$$

Bu durumda,  $P(X,Y)$  iki boyutlu bir olasılık dağılımıdır ve  $P(X|Y)$  onun bir boyutlu projeksiyondur. Bu olasılık dağılımlarını, Parzen penceresi (Parzen-window), hareketli ortalama, Butterworth filtresi veya Kernel ağırlıklı tahmin yöntemleri [43] ile hesaplamak mümkündür.

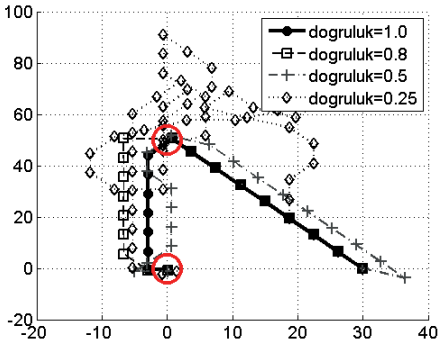
### 3.3. EEG BBA Sinyalinin Robot Uygulamadaki Kontrol Sinyaline Dönüşümü

EEG BBA alanında önemli olan EEG BBA sinyalinin robot kontrol sinyaline dönüşümüdür. Ayrıca, farklı EEG BBA performanslarının harici cihazların kontrolüne etkisi ve pratik uygulamalar için gereken EEG BBA performansı da üzerinde durulması gereken önemli konulardır. Genellikle EEG BBA kontrol arayüzleri sınıflandırma modeli ve regresyon modeli olmak üzere iki sınıfa ayrılır. Sınıflandırma kontrol arayüzünde, BBA'nin işi kullanıcının sağ/sol el ve ayak hareketi gibi birkaç belirtilmiş motor eylem düşüncelerinden belli bir anda uygulanmış olan eylemi belirlemektir. Bunun için motor ERP, P300-tip sinyali veya SSVEP-tip (Durağan hal görsel uyarılmış potansiyel) EEG sinyali bugüne kadar kullanılmıştır. Bu şekilde belirlenmiş ayrık zihinsel haller, harici robot cihazına sağ/sol dönme ve ileri/geri ilerleme gibi spesifik tek emir vermek için kullanılır. Örneğin göz kırpmaya, parmak hareketi, sağ ve sol el hareket düşünceleri robotu sağ/sola döndürmek ve ayak hareket düşüncesi robotu hareket ettirmek ya da hiyerarşik menüde hedef eylemine ulaşılması için kullanılabilir [44-54]. Bu EEG BBA kontrol modeli için en kritik olan BBA performans ölçümü BBA'nın zihinsel hal belirleme hata oranı ve BBA'nın ITR (Bilgi transfer hızı) sidir. Regresyon modelinde EEG BBA sinyali, robotun hareketini sürekli şekilde ayarlamak için kullanılır. Bu durumda lineer model gibi sürekli bir model, robot kolunun son noktasının hızını (V), belli frekansta beyin sağ ve sol yarıküresi arasındaki EEG sinyalinin asimetrisine (S) sürekli şekilde bağlamak için kullanılır. Örneğin  $V=\beta S$  [18-19, 45-47] bağıntısından görüleceği üzere, kürsörün hızı kullanıcının sağ ve sol yarı küresi EEG sinyallerinin asimetrisiyle doğrudan orantılıdır. Bu şekilde kullanıcı, kendi beyin aktivitesini ayarlayarak S sinyalini de ayarlar ve robot kolunun hızını da kontrol edebilir. Bu EEG BBA kontrol modeli için en kritik olan BBA performans ölçümü, istenilen, tahmin edilen ve kontrol eden sinyalleri S arasındaki korelasyon katsayısı  $R^2$  dir.

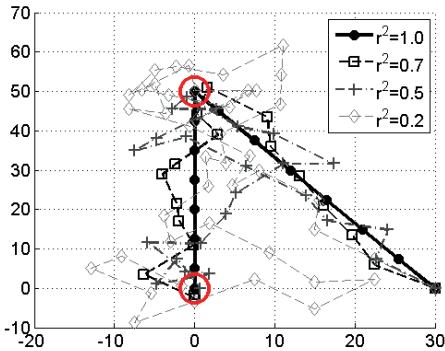
Robotik kol kontrol simülasyon çalışmalarımızdan alınmış manipülâtörün yörüngelerinin örnekleri şekil 3 ve şekil 4 de gösterilmiştir. Grafiklerde erişme hedefi (erişilecek nesne) şekil 3 de 0.50 cm pozisyonunda ve eylemin final noktası 0 cm

pozisyonunda daireye alınarak gösterilmiştir. Hareket, 30 cm pozisyonundan başlamıştır.

Farklı EEG BBA performansları için elde edilmiş manipülatörün son noktasının yörüngeleri farklı çizgilerle grafikte gösterilmiştir. Görüldüğü gibi, bütün erişme eylemlerinde, çok kötü şekilde çalışan EEG BBA kullanılsa bile sonuçta başarılı bir şekilde tamamlanmıştır. Ancak simülasyonun sonuçları, bu durumdaki eylem tamamlanma zamanı en yüksek performanslı BBA ( $R^2=1$ ) için 3 saniye ve en düşük performanslı BBA ( $R^2=0.2$ ) için 10-20 saniye olarak alınmıştır. Bu şekilde, EEG BBA'nın performansının artması kesinlikle eylemin daha hızlı ve direkt olarak tamamlanmasına olanak vermiştir.



**Şekil-3:** Simülasyonu yapılmış erişme eyleminde sınıflandırma kontrol modelini kullanan EEG BCI tarafından kontrol edilen manipülatörün yörüngeleri



**Şekil-4:** Simülasyonu yapılmış erişme eyleminde regresyon kontrol modelini kullanan EEG BCI

EEG BBA robot kontrol işinde yeterli performansı sağlamak için EEG BBA'nın sınıflandırma kontrol modelinde %80 doğruluk ve regresyon kontrol modelinde korelasyon katsayısı 0.7-0.8 olmalıdır. Mevcut EEG BBA'lerde genellikle, sınıflandırıcı %80 doğruluk ve korelasyon katsayısı 0.5-0.7 dir. Bu durum, EEG BBA'lerin temel pratik uygulamalar için kullanılabilir olduğunu gösterir.

### 3.4. EEG BBA'ler Karşılaştırma ve Performans Değerlendirme Ölçümleri

Geliştirilecek tüm EEG BBA teknikleri ve yöntemleri için EEG BBA baz uygulamasına karşı performans değerlendirilmesi yapılabilir. EEG BBA'lerin performansı değerlendirilmesi için literatürde çok iyi bilinen yöntemler vardır. Deneğin ayrıklı zihinsel halleri ile çalışan "sınıflandırma" model EEG BBA'leri için doğruluk ve bilgi aktarım hızı ITR ölçümleri kullanılmıştır [29]. Doğruluk, denek tarafından uygulanmış ve BBA tarafından doğru şekilde belirlenmiş halin yüzdesi ile verilmiştir. ITR, bir iş ile ilgili BBA tarafına denek tarafından belirli zamanda gönderilen bit sayısı ile ölçülür. Daha spesifik olarak eğer BBA deneğin sadece iki zihinsel halini (örneğin, rahatlamış hali ve motor eylem düşünme aktif hali) ayırt ederek çalıştıysa ve denek ortalama olarak bir iki saniyede bir hali uygulayabilirse, BBA'ya bir dakika içinde gönderilebilecek bilgi 60 sıfır ve bir sembol içeren bir dizi olarak temsil edilebilir. Bu durumda denek BBA'ya dakikada 60 bit bildirebilir. Bu şekilde gönderilmiş bilgi, robot cihazı ya da speller-tip cihazı ayarlamak için kullanılabilir. Başka örnek olarak 4 zihinsel hali kullanan BBA aynı durumda dakikada  $60 \times 60 \times \log_2 4 = 120$  bits ITR sağlayabilir. [18, 44-46]'deki bilgisayar kursorün hareket kontrolünü sağlayan EEG BBA gibi sürekli hareketler ayarlayan "regresyon" modeli EEG BBA'leri için istenilen ve tahmin edilen sürekli kontrol sinyal arasında korelasyon katsayısı  $R^2$ , istenilen ve gerçekleşen kursorün yörüngeleri arasında korelasyon katsayısı ölçümleri olarak kullanılmıştır. İki model de robot kolunun hedef noktasına erişme eylemi gibi bir iş tamamlayabilmeye bağlı ölçümler olarak kullanılmıştır. Bu ölçümler, işi tamamlamak için gereken zaman ve ortalama olarak yapılmış hata sayısıdır.

## 4. EEG BBA İin Nörofizyoloji Dayalı Prensipli Dinamik Veri Analiz Yöntemi Geliştirilmesi

### 4.1. EEG Sinyal Modeli

Nörofizyoloji açısından EEG sinyali, beyin korteksinde yaklaşık olarak 1 mm boyutta lokal kaynakların elektrik aktivitesinin belirlenen görüntüsü olarak düşünülebilir [52-53]. Korteksteki lokal kaynaklar, korteksteki lokalize alanlardaki nöral popülasyonların senkronize aktivitesine bağlı olan sinaptik akımların toplamıdır. Bu durumda üretilen net elektrik sinyalini kaynaklardan beyin dokusu dışına doğru yayar. Kafa yüzeyinde EEG elektrotlarında elektrik potansiyeli üretir. Dolayısıyla EEG elektrotlarında görüntülenen sinyali, uzaysal ve kafa yüzeyinde elektrik potansiyel deseni şeklinde olan akım kaynaklarında üretilen temel elektrik sinyallerinin karışımı olarak düşünülebilir. Bu bakış açısı ICA ve hiyerarşik Bayes ayrışması gibi EEG sinyali uzay-zamansal ayrışma yaklaşımlarının temelini oluşturur. Bu durumda kafa yüzeyindeki EEG sinyali, akım kaynaklarının aktivitesinin lineer süperpozisyonu olarak temsil edilir.

$$E(t) = AS(t)+\varepsilon(t) \quad (8)$$

Bu formülde,  $E=(E_1, E_2, \dots, E_n)$  bütün EEG elektrotlardaki belirli zamandaki elektrik potansiyel değerleri içeren bir vektör,  $\varepsilon$  elektrotlardaki gürültüyü temsil eden normal rastgele değişkeni,  $S=(S_1, S_2, \dots, S_k)$  modeldeki kaynakların elektrik aktivitesini temsil eden vektör ve  $A=(A_{nk})$  farklı kaynaklar sayısında kafa yüzeyinde geliştirilen elektrik potansiyel desenini temsil eden uzaysal filtre matrisidir. Hem  $A$  hem de  $S$  bilinmeyenlerdir. EEG zaman serisi  $E(t)$  ölçümlerinden elde edilir. Bu sorunun çözümü ICA yöntemi [29, 55] ve hiyerarşik Bayes ayrışma yöntemi ile yapılmıştır [55]. Dikkat edilirse eşitlik (8) deki bağtımda EEG sinyali ve aktivitesi arasında zaman gecikmesi yoktur. Bu varsayım, EEG sinyalinin beyin dokusunda neredeyse ani yayılma [51] yüzünden ve dolayısıyla genel olarak kullanılan EEG örnekleme frekanslarında gecikmesi önemsiz olduğu için yapılmıştır. Modeldeki kaynak ve elektrot sayısı farklı olabilir. Elektrottan hem daha az hem de daha

çok kaynak içeren ayrışma modelleri vardır ama genellikle kaynak sayısı elektrot sayısından daha azdır. Kaynak sayısını kesinleştirmek için farklı yaklaşımlar vardır [29, 56-57].

### 4.2. EEG Sinyal Kaynaklarının Dinamik Modeli

EEG kaynak ayrışma çalışmalarında hem kaynaklar hem de EEG sinyalini temsil etmek için IID rastgele değişkenleri kullanmıştır [56-58]. Dolayısıyla, bu çalışmalar EEG sinyalindeki ya da kaynakların aktivitesindeki dinamik ilişkileri dikkate almamıştır. Lokalize ama uzaysal büyük korteks alanları olan kaynakların dinamik aktivitesini modellemek için nöral alanlar çerçevesi kullanılabilir. Nöral alanlar çerçevesi, 1970 yıllarda geliştirilmiş ve teorik nörobilimde büyük ölçekli nöral aktiviteyi modellemek için yaygın olarak kullanılmıştır [59-65]. Nöral alanlar teorisi nöronların mikroskopik dinamiğinden ve nörondaki sinyal entegrasyon süresinin fazla olması varsayımından elde edilir. Böylece lokal nöral popülasyonların aktivitesinin matematiksel modeli elde edilir. Nörondaki sinyal entegrasyon zamanının fazla olması varsayımı, lokal nöral popülasyonların ateşleme hızının diğer nöral popülasyonlara etkisini belirlemek için faydalıdır. Geçen yıllarda bu çerçeve kullanarak farklı bağlantı modelleri kullanan ve çeşitli özel durumlara odaklanan birçok araştırma yapılmıştır. Bu araştırmalar sayesinde nöral alanların karmaşık uzay-zamansal desen oluşabilmesi ve nöral alan denklemlerindeki lineer olmayan bağıntılar sayısında lineer olmayan dinamiğin gelişebileceği ortaya çıkmıştır.

Nöral alanlar teorisinde uzaysal farklı beyin pozisyonlarındaki nöral aktiviteyi belirlemek için o pozisyondaki nöral popülasyonun anlık ateşleme hızı  $S(x,t)$  kullanılır. Bu ateşleme hızı, ilgili nöronlara akım girişi  $I$  ve ateşleme fonksiyonu  $F(I)$  tarafından yönetilir. Ateşleme fonksiyonu  $F(I)$ , nöronların belli akım girişine cevabı olarak nörofizyolojiden iyi bilinen bir niceliktir. Ateşleme fonksiyonu genellikle lojistik fonksiyonu ya da Heavyside step-fonksiyonunu olarak modellenir. Nöronlardaki sinaptik girişi entegrasyon zamanı, bu nöronlara sinaps yoluyla bağlı olan nöronların ateşleme hızından daha büyük olması durumunda, böyle nöronlara akım girişi sinaps yoluyla bağlı nöral popülasyonların ateşleme hızları aşağıdaki



eşitlikle verilir.

$$I = \sum w(y \rightarrow x) S(y, t - \tau) \quad (9)$$

Burada  $w$ ,  $y$  noktasındaki nöral popülasyondan  $x$  noktasındaki nöronlara sinaptik bağlantı gücü ve  $\tau$  sinaptik sinyal yayılım gecikmesidir. Bu sonuç kullanarak,  $x$  noktasının nöral popülasyonunun ateşleme aktivitesi  $S(x, t)$  için

$$S(x, t) = F(\sum w(y \rightarrow x) S(y, t - \tau)) \quad (10)$$

kapalı denklem elde edilebilir. Bu denklem, nöral popülasyonların ateşleme hızı alanı  $S(x, t)$  için bir integro-diferansiyel yani nöral alan denklemdir. Daha spesifik olarak, EEG sinyal kaynakları için aşağıdaki eşitlik (11) kullanılır.

$$S_i(t) = F(I_i + \sum_{\tau < 0} \sum_j w_{ij}(\tau) S_j(t - \tau) + K_i \cdot X + \varepsilon) + \delta. \quad (11)$$

Bu formülde,  $S_i(t)$   $i$ . kaynağın elektrik aktivitesini temsil eder. Bu aktivite, diğer kaynakların aktivitelere lineer olmayan ateşleme fonksiyonu  $F$  ve bağlantı güçleri  $w_{ij}(\tau)$  yoluyla bağlanır. Bu etki ile beraber, diğer faktörlere bağlı olan akım girişleri  $I_i$  terim kullanılarak temsil edilir.  $K$ .  $X$  terimi,  $X$  değişkenle belirtilen herhangi dış durumuna bağlı olan akım girişinin modülasyonunu temsil eder.  $X$  değişkeni, deney dış durumunu belirtmek için kullanılmalıdır. Örneğin  $X$ , denek tarafından sağ ve sol el hareket düşünceleri gibi bir zihinsel halin belirli zamanda uygulanmaz/uygulanır olduğu belirlen 0 ve 1 değerlerini kullanan bir değişken olabilir. Aynı zamanda birkaç zihinsel halin uygulanır/uygulanmaz olduğunu belirten 0 veya 1'ler içeren bir vektör değişkeni olabilir.

$$X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_N) \quad (12)$$

$X_k$   $k$ . hali belirten 0 ve 1 değerlerini içeren değişkendir. Ayrıca  $X$  değişkeni, geçerli zamandaki durumları da içerebilir.

$$X = (X(t), X(t-1), X(t-2), \dots, X(t-T)) \quad (13)$$

$X(t)$  yukarıda belirtilen şekilde olan vektör  $X$  değişkenidir. Bunların hepsi matematiksel olarak aynı şekilde dikkate alınabilir. Bu durumda  $K$ , bir matris olarak ve  $KX$  sonuçta olan akım girişinin modülasyonunu üreten bir matris çarpımı olarak düşünülmelidir.

Model, korteksteki EEG kaynaklarının aktivitesi için hem karmaşık ayrı kaynakların aktivitesini

(otoregresif terimler  $w_{ij}(\tau)$  sayısında) ve lineer olmayan dinamiği (lineer olmayan ateşleme fonksiyonu  $F(I)$  sayısında) içeren hem de  $w_{ij}(\tau)$  sayısında nöral ağ etkileri içeren bir modeldir. Bu model, kaynakların aktiviteyi  $S_i(t)$  için dinamik bir model sunar. Aktiviteler, birkaç parametre tarafından ayarlanır. Bu parametreler kaynakların dinamik modelinin parametresi  $\theta_d = (I, w, K, \varepsilon, \delta)$  olarak belirlenir. Background akım girişleri  $I_i$ , otoregresif fonksiyonları  $w_{ij}(\tau)$  kaynaklar arasında nöral bağlantı güçleri  $w_{ij}(\tau)$  dış faktörlerin akım modülasyon modeli  $K$  ve gürültü parametreleri  $\varepsilon$  ve  $\delta$  dir.  $\varepsilon$  ve  $\delta$ , sinaptik iletimde ve nöral ateşlemede var olan gürültüyü temsil eden rastgele değişkenlerdir.  $j$  üzerinde toplam  $i=j$  durumunu da içerir

### 4.3. EEG Sinyal Kaynaklarının Dinamik Modelinin Tahmin Edilmesi

Yukarıdaki kaynakların dinamik modelini kullanarak EEG BBA verilerini işlemek için ilk önce dinamik modelin parametreleri, mevcut EEG verileri kullanarak tahmin edilmelidir. Bunun için eşitlik (8) ve (11) nin standart saklı Markov modelini (hidden Markov model, HMM) belirttiği bilinmelidir. HMM'lerde saklı olan stokastik dinamik süreci  $X$  ve  $Y$  değişkenleri kullanılarak izlenir. Dolayısıyla bu model, saklı değişken  $X$  için bir dinamik süreç olasılık modeli ve gözlenen değişkeni  $Y$  için bir gözlem olasılık modeli ile tanımlanır.

$$Y(t) \sim P(Y(t)|X(t); \theta)$$

$$X(t) \sim P(X(t)|X(t-1); \theta)X \quad (14)$$

Burada,  $\sim$  sembolü "P olasılık dağılıma göre dağıtılmış bir örnek" ifade eder.  $t$  zamanındaki gözlem  $Y$   $X(t)$ 'ye bağlı koşullu olasılık dağılımı  $P(Y|X)$  ile belirtilir.  $t$  zamanındaki saklı durum  $X$  piriör (önceki durum)  $X(t-1)$ 'e koşullu olasılık dağılımı  $P(X(t)|X(t-1))$ 'e bağlıdır.  $\theta$ , HMM'nin parametre kümesi olup, hem  $P(Y|X)$  hem de  $P(X(t)|X(t-1))$  parametrelerini içerir. Bizim durumumuzda  $\theta$ , hem uzaysal filtre matrisi  $A$  hem de dinamik modelin ana akım girişleri  $I$ , bağlantı güçleri  $w$  ve eşitlik (8) ve (11) formüllerinin parametrelerini içerir.

İncelediğimiz gözlem modeli  $E$  ve dinamik model  $S$  aşağıdaki eşitliklerle ifade edilebilir.

$$E(t) = A \cdot S(t) + \varepsilon', \quad (\text{gözlem modeli})$$

$$S_i(t) = F(b_i + \sum_{\tau < 0} \sum_j w_{ij}(\tau) S_j(t - \tau) + K_i \cdot X + \varepsilon) + \delta \quad (\text{dinamik model})$$

HMM, çok gelişmiş ve yaygın uygulamalara sahip olan ileri istatistiğin alanıdır. HMM parametrelerinin tahmin edilmesi çok iyi bilinen ve çok gelişmiş istatistiksel bir sorundur [65-67]. Genellikle HMM parametreleri Maximum-A-Posteriori (MAP) Bayes yaklaşımı kullanarak tahmin edilir. Bunun için gözlem serisi Y, saklı durum serisi X ve parametreler  $\theta$  için ortak olasılık dağılımı standart koşullu dağılımların formülü  $P(X, Y) = P(X|Y)P(Y)$  kullanarak ve yukarıdaki HMM tanımını kullanarak eşitlik (15) deki bağıntı ile tanımlanır.

$$P(X, Y, \theta) = P(\theta)P(X(0))P(Y(0)|X(0); \theta)$$

$$\prod_t P(Y(t)|X(t); \theta)P(X(t)|X(t-1); \theta)P \quad (15)$$

$P(\theta)$ ,  $\theta$ 'nin önceki olasılık dağılımıdır ve el ile girilmelidir. Benzer şekilde,  $P(X(0))$  ilk saklı durumun olasılık dağılımı olup, el ile girilmelidir.  $P(Y|X)$  ve  $P(X(t)|X(t-1))$ , normal gürültü  $\varepsilon$  ve  $\delta$  varsayarak Gauss dağılımı şeklinde olacaktır.

$$\log P(Y|X) = -(Y - m_Y(X))^2 / 2\sigma_\varepsilon^2 + \text{const}P \quad (16)$$

$$\log P(X'|X) = -(X' - m_X(X))^2 / 2\sigma_\delta^2 + \text{const} \quad (17)$$

Dolayısıyla,  $P(\theta)$ ,  $P(X(0))$ ,  $P(Y|X)$  ve  $P(X(t)|X(t-1))$  belirli olduğu durumda, mevcut zaman serileri Y ve X ve model parametresi  $\theta$  için şu formül hesaplanıp  $P(X, Y, \theta)$  en azından prensip olarak elde edilebilir.  $\theta$ 'nin MAP tahmini (Maximum-A-Posteriori tahmini) var olan gözlem serisi Y için posterior olasılık dağılımı  $P(\theta|Y)$  ye göre maksimum olasılıkta olan  $\theta$  değeridir. MAP yaklaşımında, var olan gözlem Y verilerinin bir  $\theta$  parametrelili süreç tarafından üretildiği düşünülür. Ayrıca, bu sürecin kendisi bir sınıftan geldiği varsayılır ve bu şekilde sürecin  $\theta$  parametresinin kendisi belirli olasılık dağılımı  $P(\theta)$  dan geldiği düşünülür. Eğer  $\theta$  parametresi olasılık dağılımı  $P(\theta)$  dan gerçekleştirilirdiyse, ilgili süreçte Y gözlemi elde edilme olasılığı gözlem modelinde belirtilen  $P(Y|\theta)$  olasılık dağılımı ile verilmektedir. Bilinmeyen üretici sürecinin parametrelerini tahmin etmek için

ilk önce ortak olasılık dağılımı başka bir deyişle Y ve belirli parametre  $\theta$ 'nin aynı zamanda gerçekleşme olasılığı  $P(Y, \theta) = P(Y|\theta)P(\theta)$  oluşturmalıdır. Klasik Bayes teoremi, sabit gözlem Y için süreç modelinin  $\theta$  olmasının koşullu (yani posterior) olasılığı  $P(\theta|Y)$ 'yı vermektedir. Bu teoreme göre olasılık  $P(\theta|Y)$  aşağıda verilen eşitlik (18) ile hesaplanabilir.

$$P(\theta|Y) = P(Y, \theta) / P(Y) = P(Y|\theta)P(\theta) / P(Y) \quad (18)$$

$Y'$  nin marjinal olasılığı  $P(Y) = \sum_{\theta} P(Y, \theta)P(\theta) = \sum_{\theta} P(Y|\theta)P(\theta)$  dir. Dolayısıyla, eğer var olan gözlem Y için en iyi model  $\theta$  seçilmesi istenilirse var olan veriler Y tarafından en yüksek derecede desteklenen model  $\theta$ ,  $P(\theta|Y)$ 'nin maksimumu ile verilir. Bu nedenle elde edilmiş gözlem Y'ye göre MAP yaklaşımında model  $\theta$ ,  $\text{argmax } P(\theta|Y)$  olarak seçilmeli, posterior olasılık  $P(\theta|Y)$  Bayes teoremine göre hesaplanmalıdır.

$$P(\theta|Y) = P(Y|\theta)P(\theta) / P(Y) \quad (19)$$

Bayes teoremindeki tam olasılık dağılımı  $P(Y, \theta)$  yukarıdaki HMM zincir olasılığı  $P(X, Y, \theta)$  şeklindedir. Prior olasılık  $P(\theta)$  uygun şekilde el ile verilir. Örnek olarak  $P(\theta) = \text{const}$ , üstel prior  $P(\theta) = \exp(-|\theta|/\theta_0)$  veya Gauss prior  $P(\theta) = \exp(-\theta^2/2\theta_0^2)$  kullanılabilir. Var olan gözlem Y'ye göre HMM'nin optimal parametre tahmini,  $P(\theta|Y) = P(Y, \theta) / P(\theta) = \sum P(X, Y, \theta) / P(\theta)$  maksimumu olarak bulunabilir. Burada posterior olasılıkla ilişkili  $P(Y, \theta)$  dağılımı hesaplamak için HMM olasılık dağılımında saklı değişken X ile integrali alınmalı yani  $P(Y, \theta) = \sum P(X, Y, \theta)$  çünkü saklı değişken bilinmez. En azından prensip olarak HMM olasılık  $P(X, Y, \theta)$  dağılımı için saklı X değişkenin integralinin alınabilmesi ve dolayısıyla gereken ortak  $P(Y, \theta)$  olasılığı hesaplanabileceğini varsayabiliriz. Bu durumda HMM'nin parametreleri  $\theta$ , elde edilmiş EEG verileri Y tarafından  $P(\theta|Y)$ 'nin maksimumu olarak seçilebilir. Başka bir deyişle HMM parametreleri  $\theta$  için MAP tahmini yapılabilir.

Pratik durumda X' e göre integral, yüzlerce ve binlerce nokta içeren çok uzun zaman serisi X'e göre integral demektir. Böyle bir integral yüzlerce ve binlerce boyut içeren uzayda alınmalıdır. En basit durumlar dışında bu integrali almak mümkün değildir. Bu sorunun çözümü için yaygın olarak kullanılan ve en azından lokal olarak optimal MAP tahminleri sağlayan Expectation Maximization (EM) diye adlandırılan algoritma kullanılır [64]. EM algoritması,  $\theta$  için lokal olarak optimal MAP

tahminleri  $P(Y, \theta) = \sum X P(X, Y, \theta)$  integrali açıkça hesaplamadan üretebilen iteratif istatistiksel yöntemdir. EM algoritması, ilk önce koşullu olasılık dağılımı  $P(X|Y, \theta)$  ile model parametreleri tahmini  $\theta'$  için saklı durum zaman serisinin örneklerinin  $X'$ e göre integralini almak gerekir. Bu örnekleri kullanarak diğer farklı tahminler  $\theta$  için ortalama log-olasılığı (20) eşitliğinin hesaplanması gerekir (burada  $K$ , olasılık dağılımı  $P(X|Y, \theta')$ 'den elde edilmiş  $X$  örneklerinin sayısı).

$$Q(\theta|\theta') = E_{P(X|Y, \theta')} [\log P(X, Y, \theta)] = \frac{1}{K} \sum_k \log P(X_k, Y, \theta) \quad (20)$$

Yeni  $\theta$  tahmini,  $Q(\theta|\theta')$ 'nin  $\theta'$ ye göre maksimumu bulmak için bu iteratif süreci yakınsamaya kadar tekrarlamak gerekir. Bu şekilde, çok boyutlu integral hesabını gerektiren çok karmaşık  $P(\theta|Y)$  üzerinde HMM parametrelerin  $\theta$  MAP tahmini, (1)  $P(X|Y, \theta)$ 'den örnekleme ve (2)  $Q(\theta|\theta') = E_{P(X|Y, \theta)} [\log P(X, Y, \theta)]$  nin optimizasyonudur.

Olasılık dağılımı  $P(X|Y, \theta)$  dan örnekleme yapmak için yaygın olarak “forward-backward” veya “filter-smoother” algoritması kullanılır [12]. Bu algoritmada gereken saklı durum  $X(t)$  zinciri, Markov sürecinin önce ileri yönde sonra geri yönde incelemesiyle oluşturulur. İleri geçişte  $P(X(t)|Y(1:t))$  olasılık dağılımı hesaplanır.  $X(t)$ 'nin sadece geçmiş gözlemleri,  $Y$ 'e bağlı koşullu olasılığı ile hesaplanır.  $P(X(t)|Y(1:t)), Y(1:t)$ , zaman 1'den zaman  $t$ 'ye kadar bütün gözlemler demektir.

İleri geçişte,  $P(X(1)|Y(1))$  bilince  $P(X(t)|Y(1:t))$ 'den sonraki  $P(X(t+1)|Y(1:t+1))$  elde etmek için eşitlik (21) ve (22) kullanılır.

$$P(X(t+1)|Y(1:t+1)) = \frac{\sum_{X(t)} P(Y(t+1)|X(t+1)) P(X(t+1)|X(t)) P(X(t)|Y(1:t))}{P(Y(t+1)|Y(1:t))} E[\log P(I, E, \theta)] \approx -\alpha \sum (Y(t) - A \cdot F(I(t)))^2 - \beta \sum (I(t) - \hat{I}(t))^2 + const, \quad (21)$$

$$P(Y(t+1)|Y(1:t)) = \frac{P(Y(t+1)|X(t+1)) P(X(t+1)|X(t))}{\sum_{X(t), X(t+1)} P(X(t)|Y(1:t))} \quad (22)$$

Geri geçişte, tüm gözlemlere bağlı tüm zaman-serisi  $X(1:T)$  için ortak olasılık dağılımı  $P(X(1:T)|Y(1:T))$  hesaplanabilir. Geri geçişte ise  $P(X(T)|Y(1:T))$

bilince  $P(X(t+1:T)|Y(1:T))$ 'den önceki  $P(X(t:T), Y(1:T))$  elde etmek için eşitlik (23) kullanılır.

$$P(X(t:T), Y(1:T)) = \frac{P(X(t)|Y(1:t)) P(Y(t+1)|X(t+1)) P(X(t+1)|X(t))}{P(X(t+1)|Y(1:t+1)) P(Y(t+1)|Y(1:t))} P(X(t+1:T)|Y(1:T)) \quad (23)$$

Bu şekilde bütün  $X(1:T)$  zaman serisinin örneği elde edilebilir. Eğer yukarıdaki bazı hesaplamalar analitik şekilde yapılmazsa bu algoritma için yaklaşık “sequential monte carlo” ya da “particle filter” yaklaşımları kullanılabilir [12, 71-72]. “Forward-backward” algoritmasının fazla veriyle verimli olacağı iyi bilinir. Eğer  $X$  değişkeni,  $N$  ayrı değeri içerirse ya da “sequential monte carlo”da kullanılan parçacık sayısı  $N$  ise ileri geçiş lineer zamanda, yani  $O(NT)$  ve geri geçiş  $O(N^2T)$  zamanında yapılabilir [66-68]. Dolayısıyla, bizim tahmin etme problemimizin örnekleme adımı için “forward-backward” algoritması uygundur.

Optimizasyon basamağı için model (1-2) ateşleme hızı  $S$  kullanan şekli yerine  $S=F(I)$  yoluyla belirtilen  $I$  akım girişleri kullanan şekle dönüştürülmesi daha faydalıdır. Bu durumda, gözlem modeli  $E(t)=AF[I(t)]+s$  şeklinde olup kaynakların dinamik modeli  $I, w$  ve  $K$  gibi parametrelere göre aşağıdaki şekilde lineer olur.

$$I_i(t) = I_i + \sum_{\tau < 0} \sum_j w_{ij}(\tau) F[I_j(t - \tau)] + K_i \cdot X + \delta. \quad (24)$$

Bu durumda,  $Q(\theta|\theta') = E_{P(X|Y, \theta)} [\log P(X, Y, \theta)]$   $\theta$  parametrelere göre içbükey olup,  $I$  ve  $w$  parametrelerin lineer fonksiyonudur.

$$E[\log P(I, E, \theta)] \approx -\alpha \sum (Y(t) - A \cdot F(I(t)))^2 - \beta \sum (I(t) - \hat{I}(t))^2 + const, \quad (25)$$

$$\hat{I}_i(t) = I_i + \sum_{\tau < 0} \sum_j w_{ij}(\tau) F[I_j(t - \tau)] + K_i \cdot X \quad (26)$$

Bu optimizasyon problemi için konveks optimizasyon yöntemleri kullanarak fazla değişken sayısı için verimli ve çok iyi çözüm yöntemleri konveks optimizasyon teorisinde vardır [32].

Nöral aktivite floresan görüntüleme verileri kullanarak Poisson modeline göre ateşleyen büyük nöral popülasyonda nöral ağ yapısının tahmin edilmesi için benzer analitik çerçeve, algoritma ve yazılım geliştirmiştir. Geliştirilmiş algoritmalar, benzer Bayes ve EM çerçevi kullanarak 1000 nöron ve 1000000 bilinmeyen bağlantı parametre içeren nöral popülasyon dinamik modelleri başarılı şekilde tahmin etmiştir [73]. Bu bağlamda [73]'de kullanıldığı ve burada belirtilen analitik ve hesaplama çerçevesi arasında önemli derecede benzerlik vardır. Dahası, bu bölümde belirtilmiş analitik ve hesaplama çerçevesinin hesaplama maliyeti yüksek olacağı düşünülebilir ancak bu problemin üstesinden gelinebilir. 32 kanallı EEG için beklenen sinyal kaynaklarının sayısı yaklaşık olarak 30 olup, bilinmeyen sayısı aşağı yukarı 1000-10000 arasında olacaktır. Bu şekilde [73]'de gerçekleştirilen çalışma, en az 100 kat daha büyük problemi çözer. Ayrıca, son GPU dayalı yüksek performanslı hesaplama çözümleri kullanılarak benzer hesaplamaların hızı 10-100 kat arttığı gösterilmiştir [1-5]. Bu gelişmeler, belirtilen yaklaşım ve algoritmaların pratik uygulamalarda uygulanabileceğini göstermektedir.

#### 4.4. Zihinsel Hallerin Birleştirilme ve BBA Kontrol Sinyali Tahmin Edilmesi

Motor eylem düşüncesi gibi denk tarafından uygulanmış zihinsel durumlar yukarıdaki EEG sinyal modeline iki şekilde eklenebilir. Daha kolay ve olası daha doğal yaklaşımda, denegin zihinsel hali EEG sinyal modelinde KX terimi kullanarak eklenebilir. Bu durumda X, sadece iki degeri içerebilen (0-pasif hal ve 1-eylem hali) denegin zihinsel halini temsil eden bir deęişken olmalıdır. Bu ölçüde, denegin zihinsel hali EEG sinyal kaynaklarına sadece akım girişini modüle eden bir faktör olarak düşünülür ve w gibi temel kaynak özellikleri deęişmez varsayılır.  $X=(X(t),X(t-1),X(t-2),\dots,X(t-T))$  şeklinde olan X deęişkeni kullanarak, EEG kaynaklarına zamana baęlı denegin zihinsel halinin etkisini içeren modeller de uygulanabilir. Ayrıca, benzer şekilde denegin birkaç zihinsel hali içeren EEG sinyal modelleri de oluşturulabilir. İkinci yaklaşım olarak, bütün EEG kaynak modeli denegin zihinsel haline baęlı şekilde deęişebileceęi varsayılabilir. Denegin farklı zihinsel halinde EEG sinyal modelinin tamamen farklı olabileceęi

düşünülebilir. İşleme açısından iki durum benzerdir. Daha spesifik olarak iki durumda denegin zihinsel halinin tahmin edilmesi, elde edilen EEG verileri E kullanarak EEG sinyal modeli seçilmesi demektir. Örneęin, böyle olası modeller pasif hal modeli  $\theta_n$  ve motor eylem hali modeli  $\theta_X$  dir. Analitik açıdan EEG BBA kontrol eden sinyali tahmin etme problemi, 4.3 bölümündeki EEG zaman serisinden EEG sinyal modelinin parametreleri  $\theta$ 'nın belirtilen problemin aynısıdır. Dolayısıyla, bu durumda da uygun EEG kontrol modeli  $\theta$ 'yı seçmek için EM algoritması kullanılabilir.

Daha spesifik olarak EEG sinyal modeli  $\theta$ 'yı seçmek için öncelikle saklı durum S zaman serisinin EEG sinyali E'ye baęlı koşullu olasılık dağılımından  $P(S|E;\theta)$  örnekler elde edilmelidir. Bu örneklemede  $\theta$  için bir seçenek olarak hem  $\theta=\theta_n$  hem de  $\theta=\theta_X$ , kullanılabilir. Sonra, farklı EEG sinyal modelleri  $\theta=\theta_n$  ve  $\theta=\theta_X$  için örneklemeden elde edilmiş örnekler S kullanarak  $Q(\theta|\theta')=E_{P(S|E,\theta)}[\log P(S,E,\theta)]$  hesaplanmalıdır.  $Q(\theta|\theta')$ 'nin en yüksek deęerini saęlayan model  $\theta$  sonraki  $\theta$  tahmini olarak seçilmelidir. Bu sürece yakınsamaya kadar devam edilmelidir. EEG BBA'da sadece iki zihinsel durum kullanılırsa ve olası EEG sinyal modeli sadece  $\theta=\theta_n$  veya  $\theta=\theta_X$  olabilirse, EM algoritmasının temel özellięi  $Q(\theta|\theta')>Q(\theta'|\theta')\Rightarrow P(\theta|E)>P(\theta'|E)$ ,  $Q(\theta_X|\theta_X)>Q(\theta_n|\theta_X)$  durumunda  $Q(\theta_X|\theta_n)>Q(\theta_n|\theta_n)$  gerektirir. Bu durumda, yukarıdaki EM süreci ilk adımında durma garanti eder. Ayrıca 4.3. bölümüde bahsedildięi gibi  $Q(\theta|\theta')$ ,  $\theta$  parametrelerinin karesel bir fonksiyonudur. Bu nedenle  $Q(\theta|\theta')$ 'nin hesaplanması ve maksimum deęerini seçilmesi kolaydır. Dolayısıyla denk tarafından uygulanmış zihinsel halin seçimi belirtilen yaklaşımı başarılı şekilde uygulanabilir.

Özetle, farklı denegin zihinsel halleri EEG sinyal modeline eklenmesi ve ilişkili EEG BBA kontrol sinyali belirleme problemleri çözülebilir. Denekten saę/sol el veya ayak hareketi gibi belirli zihinsel hali uygulamasını isteyince ilişkili EEG sinyal zaman serisi elde edilmelidir. EEG sinyal modelleri  $\theta_n$  ve  $\theta_X$  sıfırdan tahmin edilmelidir. Bu modellerde sadece KX ya da baęlantı matrisi w gibi temel parametrelerde farklılık olabilir.

## 5. Sonuçlar

Türkiye’de BBA alanında gerek teorik gerek uygulama çalışmaları ile ilgili yapılan araştırmalar yetersizdir. BBA, temel sinirbilim ve matematiksel sinir bilimin gelişimi ile beraber nöroprotezler gibi sağlık uygulamaları üzerine yapılan bilimsel araştırmalara önemli etkisi olacaktır. Geliştirilecek nöral aktivite modelleri ve veri işleme yöntemleri hem temel nörobilimde hem de nöroprotezlerde BBA’nın pratik uygulamalarında fayda sağlayacaktır. Bu çalışma, BBA alanında hem donanım hem de yazılımların geliştirilmesi için Türkçe kaynak olarak faydalı olacaktır.

EEG BBA alanında dinamik modelleme yaklaşımlarının beklenen etkisi yüksek olmasına rağmen EEG sinyali dinamik modelleme ve veri analizi yaklaşımları ile birlikte uygulandığı çalışmalar yetersizdir. Bu yeni veri analiz yaklaşımı, standart makine öğrenme tekniklerinin kullanımı ile EEG BBA’de var olan EEG BBA verilerinin yüksek boyutu, EEG sinyalinin değişken olması ve düşük boyutlu eğitim verileri problemlerin çözümüne yardımcı olabilir. EEG BBA verilerini analizinde önemli gelişmeler sağlanmıştır. Bu çalışmada, EEG veri toplama olmak üzere, EEG BBA’nın performansını artırmaya yönelik çeşitli makine öğrenmesindeki modern gelişmelere dayanan farklı EEG veri analiz yaklaşımları ele alınmıştır. Ayrıca EEG BBA sinyalinin modellenmesi için EEG sinyalini betimleme, tahmin etme becerimizi arttırmayı ve böylece EEG sinyalinden yararlı bilgileri çıkarmayı amaçlayan alternatif birçok yaklaşım olduğu görülmüştür. SVM, QDA, LDA, KNN ve HMM gibi sınıflandırıcılarının performansının yüksek olduğu görülmüştür. Hem modern yüksek eğilim (SVM ve LDA) hem de yüksek varyans (KNN) algoritmalarının EEG BBA’da çok iyi performans gösterdiği bulunmuştur.

## Kaynakça

- [1] Weigel, M., Yavorskii, T. *GPU accelerated Monte Carlo simulations of lattice spin models*, Physics Procedia 15,92-96. 2011.
- [2] Arampatzis, G., Katsoulakis, M. A., Plecháč, P., Taufer, M., Xu, L. *Hierarchical fractional-step approximations and parallel kinetic Monte Carlo algorithms*, Journal of

Computational Physics 231, 7795-7814, 2012.

- [3] Cireşan, D., Meier, U., Schmidhuber, J., in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012 Proceedings. IEEE Conference on, pp. 3642-3649. 2012.
- [4] Huang, G.-B., Wang, D. H., Lan, Y., *Extreme learning machines: a survey*, International Journal of Machine Learning and Cybernetics 2, 107-122. 2011.
- [5] Ma, X., Huang, X., Shen, Y., Qin, Z., Ge, Y., Chen, Y., *EEG based topography analysis in string recognition task*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 469, 531-539, 2017.
- [6] Makeig, S., Onton, J., in *Oxford Handbook of Event-Related Potential Components*, Oxford, New York, NY, 2009.
- [7] Wu, W., Chen, Z., Gao, S., Brown, E. A *hierarchical Bayesian approach for learning sparse spatio-temporal decompositions of multichannel EEG*, Neuroimage 56, 1929-1945. 2011.
- [8] Jones, L. M., Fontanini, A., Sadacca, B. F., Miller, P. D., Katz, B. *Natural stimuli evoke dynamic sequences of states in sensory cortical ensembles*, Proceedings of National Academy of Sciences 104, 18772-18777. 2007.
- [9] Katz, D. B. in *The Dynamic Brain: An Exploration of Neuronal Variability and Its Functional Significance*, M. Ding, D. Glanzman, Eds. Oxford Scholarship Online, 2011.
- [10] Miller, P., Katz, D. B. *Stochastic transitions between neural states in taste processing and decision-making*, Journal of Neuroscience 30, 2559-2570, 2010.
- [11] Huys, Q. J. M. Q., Ahrens, M. B. M., Paninski, L. *Efficient estimation of detailed single-neuron models*, Journal of Neurophysiology 96, 872-890. 2006.
- [12] Paninski ve ark., L. *A new look at state-space models for neural data*, Journal of computational neuroscience 29, 107-126, 2010.
- [13] Pillow ve ark., J. W. *Spatio-temporal*

*correlations and visual signalling in a complete neuronal population*, Nature 454, 995-999, 2008.

- [14] Pillow, J. W., Paninski, L., Uzzell, V. J., Simoncelli, E. P., Chichilnisky, E. *Prediction and decoding of retinal ganglion cell responses with a probabilistic spiking model*, Journal of Neuroscience 25, 11003. 2005.
- [15] Fetz, E. E., *Operant conditioning of cortical unit activity*, Science 163, 955-8, 1969.
- [16] Gupta, N., Gupta, S., Khare, V., Jain, C.K., Akhter, S. *An Efficient Model to Decipher the Electroencephalogram Signals Using Machine Learning Approach*, IFMBE Proceedings 21, 782-785, 2008.
- [17] Jurcak, V., Tsuzuki, D., Dan, I. 10/20, 10/10, and 10/5 Systems Revisited: Their Validity As Relative Head-Surface-Based Positioning Systems., *NeuroImage* 34, 1600-11. 2007.
- [18] McFarland, D.J., Sarnacki, W., Wolpaw, J.R. *Electroencephalographic, EEG control of three-dimensional movement.*, Journal of neural engineering 7, 036007, 2010.
- [19] Kaya, M., Cömert, M., Mishchenko, Y., *Beyin bilgisayar arayüzü için dvm makine öğrenme yöntemi kullanılarak eeg verilerinden sağ ve sol el hareket düşüncelerinin tespiti*, TÜBAV, 10:3, 1-20, 2017.
- [20] Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K., Curio, G. *The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects*, Neuroimage 37, 539-50. 2007.
- [21] Blankertz ve ark., B. *The Berlin Brain-Computer Interface: EEG-based communication without subject training*, IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering 14, 147-152, 2006.
- [22] Barbosa, A. O., Diaz, G. D. R. A., Vellasco, M. M. B. R., Meggiolaro, M. A., Tanscheit, R. *Mental Tasks Classification for a Noninvasive BCI Application*, Lecture Notes in Computer Science 5769, 495-504 .2009.
- [23] Wu, L.W., Liao, H.C., Hu, J.S., Lo, P. C. *Brain-controlled robot agent: an EEG-based eRobot agent*, Industrial Robot: An International Journal 35, 507-519. 2008.
- [24] Chae, Y., Jeong, J., Jo, S. *Toward Brain-Actuated Humanoid Robots: Asynchronous Direct Control Using an EEG Based BCI*, IEEE Transactions on Robotics 28, 1131-1144. 2012.
- [25] Cincotti ve ark., F. *Non-invasive brain-computer interface system: towards its application as assistive technology.*, Brain research bulletin 75, 796-803. 2008.
- [26] Benevides, A. B., Filho, T. F. B., Sarcinelli-Filho, M., *Pseudo-Online Classification of Mental Tasks Using Kullback-Leibler Symmetric Divergence*, Journal of Medical and Biological Engineering 32, 411-416. 2012.
- [27] Benevides, A. B., Bastos, T. F., Sarcinelli-Filho, M. in *2011 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, IEEE, pp. 81-84, 2011
- [28] Rodríguez-Bermúdez, G., García-Laencina, P. J., Roca-González, J., Roca-Dorda, J. *Efficient feature selection and linear discrimination of EEG signals*, Neurocomputing 115, 161-165. 2013.
- [29] Cho, H, Ahn, M, Ahn, S, Kwon, M, ve Jun, S. *EEG datasets for motor imagery brain computer interface*, Gigascience, 2017.
- [30] Ferreira ve ark., A. *Improvements of a Brain-Computer Interface Applied to a Robotic Wheelchair*, Communications in Computer and Information Science 52, 64-73. 2010.
- [31] Ergün, E., Aydemir Ö., *Etkin epoklar ile motor hayaline dayalı EEG işaretlerinin sınıflandırma doğruluğunun artırılması*, Pamukkale Univ Muh Bilim Derg, 24(5), 817-823, 2018.
- [32] Belwafi, K., Gannouni, S., Aboalsamh, H., Mathkour, H., Belghith, A. (2019). *A dynamic and self-adaptive classification algorithm for motor imagery EEG signals*, Journal of Neuroscience Methods, 327
- [33] Tarana, S., Bajaja, V., Sharma, D., Siulyb, S., Sengurc, A. (2018). *Features based on analytic IMF for classifying motor imagery EEG signals in BCI applications*, Measurement, 116, 68-76

- [34] Zhua, X., Lia, P., Lia, C., Yaoa, D., Zhangd, R., Xu, P. (2019). *Separated channel convolutional neural network to realize the training free motor imagery BCI systems*, Biomedical Signal Processing and Control 49, 396–403
- [35] Kaura, B., Singha, D., Royb, P. P., *EEG Based Emotion Classification Mechanism in BCI*, Procedia Computer Science, 132, 752–758, 2018
- [36] Özmen, N. G., Durmuş, E., Sadreddini, Z., *Müzik siniflandirması beyin bilgisayar arayüzü uygulamaları için bir alternatif olabilir mi?*, Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 22: 2, 2017.
- [37] Boyd, S. *Convex Optimization*, Cambridge University Press, 2009, p. 716.
- [38] Burges, C. J. *CA Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition*, Data Mining and KnowledgeDiscovery 2, 121–167. 1998.
- [39] Mcfarland, D. J., Wolpaw, J. R. *Sensorimotor rhythm-based brain-computer interface.BCI: model order selectionfor autoregressive spectral analysis*, Journal of Neural Engineering 5, 155–162. 2008.
- [40] Friedrich ve ark., E. V. C. *A scanning protocol for sensorimotor rhythm-based brain computer interface*, BiologicalPsychology 80, 169–175, 2009.
- [41] MacKay, D. *Information Theory, Inference and Learning Algorithms*. Cambridge University Press, 2003, 628.
- [42] Zaffalon, M., Hutter, M. in *Proceedings of the Eighteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 2002, pp. 577–584.
- [43] Wand, M., Jones, M. C. *Kernel Smoothing*, Chapman & Hall/CRC, London, 1995.
- [44] Erkan, E., Akbaba, M. (2018). *A study on performance increasing in SSVEP based BCI application*, Engineering Science and Technology an International Journal, 21, 421–427
- [45] Peng, H., Long, F., Ding, C. *Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, maxrelevance and min-redundancy.*, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 27, 1226–1238. 2005.
- [46] Wolpaw, J. R., McFarland, D. J. *Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer inter face in humans.*, Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 101, 17849-54, 2004.
- [47] Bradberry, T. J., Gentili, R. J., Contreras-Vidal, J. L. *Reconstructing Three-Dimensional Hand Movements from Noninvasive Electroencephalographic Signals*, The Journal of Neuroscience 30, 3432–3437, 2010.
- [48] Bradberry, T. J., Gentili, R. J., Contreras-Vidal, J. L. *Fast attainment of computer cursor control with noninvasively acquired brain signals*, Journal of neural engineering 8, 036010, 2011.
- [49] Bell, C. J., Shenoy, P., Chalodhorn, R., Rao, R. P. N. *Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans.*, Journal of neural engineering 5, 214–20. 2008.
- [50] Perrin, X., Chavarriaga, R., Colas, F., Siegwart, R., Millán, J. D. R. *Brain-coupled interaction for semi-autonomous navigation of an assistive robot*, Robotics and Autonomous Systems 58, 1246–1255. 2010.
- [51] Bastos, T.F., Muller, S.M.T.A.B. *Benevides, M. Sarcinelli Filho*, in Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference, 2011, pp.4753-4756.
- [52] Chung, M., Cheung, W., S cherer, R., Rao, R. P. N. in Proceedings of the 5th Int. IEEE EMBS Conf. on Neural Engineering, 2011, pp. 330–333.
- [53] Zhang, Y., Yin, E., Li, F., Zhang, Y., Guo, D., Yao, D., Xu, P. (2019). *Hierarchical feature fusion framework for frequency recognition in SSVEP-based BCIs*, Neural Networks, 119, 1–9.
- [54] Kayıkçıoğlu T., Maleki, M., Ketenci S., *Beyin*

Bilgisayar Arayüzü, TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası, Biyomedikal Mühendisliği ve Uygulamaları, 2018

- [55] Ron-Angevin, R., Velasco-Alvarez, F., Sancha-Ros, Silva-Sauer, S. L. in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 1–6, 2011
- [56] Schmidt, E. M. *Single neuron recording from motor cortex as a possible source of signals for control of external devices*, Annals of Biomedical Engineering 8, 339–49, 1980.
- [57] Jia ve ark., W. in *IEMBS'04. 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Societ*, 5–8, 2004
- [58] Anemuller, J., Sejnowski, T. J., Makeig, S. *Complex independent component analysis of frequency-domain electroencephalographic data*, Neural Networks 16, 1311. 2003.
- [59] Oostendorp, T., Delbeke, J., Stegeman, D. *The conductivity of the human skull: results of in vivo and in vitromeasurements.*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering 47, 1487–1492. 2000.
- [60] Amari, S. *Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields*, Biological Cybernetics 27, 77–87. 1977.
- [61] Bressloff, P. C. *Spatiotemporal dynamics of continuum neural fields*, Journal of Physics A, 45, 033001. 2012.
- [62] Izhikevich, E. M., Edelman, G. M., *Large-scale model of mammalian thalamocortical systems*, Proceedings of National Academy of Sciences 105, 3593-3598. 2008.
- [63] Shah ve ark., A. S. *Neural Dynamics and the Fundamental Mechanisms of Event-related Brain Potentials*, Cerebral Cortex 14, 476–483. 2004.
- [64] Amari, S., *Field Theory of Self-Organizing Neural Nets Field Theory of Self-Organizing Neural Nets*, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 741. 1983.
- [65] Bressloff, P., Webber, C. M., *Neural field model of binocular rivalry waves*, Journal of computational neuroscience 32, 233-52, 2012.
- [66] Rabiner, L. *A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition*, Proceedings of the IEEE 77, 257-286. 1989.
- [67] Rabiner, L., Juang, B. *An introduction to hidden Markov models.*, ASSP Magazine, IEEE 3, 4-16. 1986.
- [68] Bilmes, J. A. *A Gentle Tutorial of the EM Algorithm and its Application to Parameter Estimation for Gaussian Mixture and Hidden Markov Models*, International Computer Science Institute 4, 1-13. 1998.
- [69] Minka, T. P. in *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Citeseer, 2001, 17, pp. 362-369.
- [70] Ng, B., Pfeffer, A., Dearden, R., Brenda, N. D. in *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Citeseer, 2005, 19, pp. 1360.
- [71] Fearnhead, P., Clifford, P. *On-line inference for hidden Markov models via particle filters*, Journal of the Royal Statistical Society. Series B, Statistical Methodology 65, 887–899, 2003.
- [72] Paninski ve ark., L. *A new look at state-space models for neural data*, Journal of computational neuroscience 29, 07-126, 2010.
- [73] Mishchenko, Y., Vogelstein, J., Paninski, L. *A Bayesian approach for inferring neuronal connectivity from calcium fluorescent imaging data*, Annals of Applied Statistics 5, 1229-1261, 2011.