

Entropik Kümeleme Kullanılarak Beyin Aktivitesi Karakterizasyonu

Brain Activity Characterization by Entropic Clustering of EEG Signals

Bilal Orkan OLCAY ve Bilge KARAÇALI

Elektrik-Elektronik Mühendisliği
İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü
İzmir, Türkiye
bilalolcay@iyte.edu.tr, bilge@iyte.edu.tr

Murat ÖZGÖREN ve Çağdaş GÜDÜCÜ

Tıp Fakültesi, Biyofizik Anabilim Dalı
Dokuz Eylül Üniversitesi
İzmir, Türkiye
murat.ozgoren@deu.edu.tr, cagdas.guducu@deu.edu.tr

Özetçe—Bu çalışmada, uyarana özgü beyin aktivitesini, ortak bilgi ve entropi metotlarını kullanarak karakterize eden iki yeni yöntem önerilmiştir. İlk yöntemde zaman penceresi içerisinde kalan beyin aktivitesi, elektroensefalografi kanalları arasında ortak bilgi hesaplanmış, ortak bilginin yüksek olduğu kanallar hiyerarşik olarak kümelenecek uyarana esnasında karşılıklı olarak birlikte davranış sergileyen kanal kümeleri bulunmuştur. İkinci yöntemde ise, kanalların uyarana esnasında bireysel olarak sergilediği yanıtılık entropik olarak karakterize edilmiş, uyarana özgü davranış sergileyen kanallar istatistiksel olarak belirlenmiştir. Dokuz Eylül Üniversitesi Biyofizik laboratuvarından alınan gerçek veriler ile metotların başarımı ölçülmüştür. Elde edilen sonuçlar beyin farklı kortikal bölgelerinin uyarana esnasında birlikte davrandığını göstermektedir.

Anahtar Kelimeler — *Elektroensefalografi; Ortak Bilgi; Entropi; Hiyerarşik Kümeleme.*

Abstract— In this study, two novel entropy and mutual information based algorithms have been proposed to characterize the stimulus specific brain activity. In the first method, inter-channel mutual information of electroencephalography signals has been calculated and the channels that exhibit synchronized behaviour during stimulus. In the second method, the responsiveness of the individual channels has been characterized in an entropic manner and then, the channels which demonstrates stimulus specific entropic behavior have been obtained. The performance of the proposed methods has been simulated on a real dataset obtained from Dokuz Eylül University Brain Biophysics laboratory. The results demonstrate that different regions of the brain exhibit a coherent activity during stimulus.

Keywords — *Electroencephalography; Mutual Information; Entropy; Hierarchical Clustering.*

I. GİRİŞ

Gelişen görüntüleme ve sinyal işleme teknikleri insan beyninin elektrofizyolojik açıdan derinlemesine araştırılmasına olanak sağlamış, bu bağlamda birçok farklı bilim dallarından araştırmacı bu yönde çalışmalar yapmıştır ve yapmaktadır.

Buna karşın beynin çalışma dinamikleri tam olarak gün yüzüne çıkarılamamıştır [1].

Tüm bunların yanısıra, zaman içerisinde, beyin çalışma dinamikleri ile ilgili çeşitli teoriler ortaya atılmış ve bu bağlamda insan beyninin çalışması incelenmeye çalışılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda elde edilen bulgular, beyin bir bütün olarak çalıştığını ve birbirinden uzak farklı nöral toplulukların birbirleri ile karşılıklı bilgi alışverişi yaptığı gerçeği ortaya çıkmıştır [2, 3].

Beyin-bilgisayar ara yüzleri, herhangi bir hareket gerçekleştirilmeksizin, beyin aktivitesini farklı modalitelerde görüntüleme teknikleri kullanarak çeşitli sinyal işleme teknikleri yardımı ile tanımayı amaçlar [4]. İlk olarak, Farwell ve Donchin'in fikir babası olduğu bu sistemler günümüzde oyun sektörü, askeri uygulamalar, rehabilitasyon gibi pek çok farklı alanda karşılaşılmaktadır [5].

Literatürde pek çok farklı modalite ile beyin aktivitesi kayıt edilerek beyin-bilgisayar ara yüz çalışmaları yapılmıştır. Fakat gerek kolay kullanım, gerek kişi sağlığı güvenliği, gerekse yüksek zamansal çözünürlük açısından elektroensefalografi (EEG) hala en sık kullanılan yöntemdir [6].

Literatürde EEG tabanlı beyin-bilgisayar ara yüzü çalışmalarında kullanılan çok çeşitli sinyal işleme ve öznitelik çıkarma metodu bulunmaktadır. Bunlardan en popüler olanı Ortak Uzaysal Örüntüler (CSP) metodudur [7]. Bu metot ile EEG sinyalinden uyarının bulunduğu zaman penceresi içinde kalan işaretlerin uzaysal kovaryansından, uyarana özgü bir uzaysal süzgeç elde edilir ve logaritma-varyans öznitelikleri sınıflandırma için kullanılır. Bunun dışında, EEG kanallarının birbirleri ile çapraz korelasyonunun uyarana hakkında çeşitli bilgiler taşıdığı yapılan çalışmalarda gösterilmiştir [8]. Öz bağlantımlı (AR) parametre kestirim algoritmaları da EEG tabanlı beyin-bilgisayar ara yüzleri çalışmalarında kullanılmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir [9].

Beyin-bilgisayar ara yüzü çalışmaları gibi hayali uyarana tanıma çalışmalarının aksine işitme, dokunma, koku ve görsel

uyaran tanıma çalışmaları sayıca azdır. Yapılan çalışmada [10], farklı türde dokunsal uyaran bağımsız bileşen analizi kullanılarak tanımaya çalışılmıştır.

Literatürdeki pek çok uyaran tanıma çalışmasında, uzaysal, zamansal ve spektral öznitelikler baz alınmıştır. Fakat pek az sayıda çalışma beyin tümleşik çalışma teorisini göz önünde bulundurmıştır. Yapılan bir yüz tanıma çalışmasında beyin çeşitli bölgeleri, farklı yüz resimlerine karşı belirli frekanslarda salınımlar göstermiştir [11]. Bu bulgu beyin tümleşik çalışma teorisi bağlamında değerlendirildiğinde, beyin kognitif ya da duysal bir bilgiyi, o aktiviteye özgü dar bir kortikal alanda değil, beyin neredeyse tümünde bu bilginin işlenmesi ile gerçekleştirdiği değerlendirilebilir [12].

Beyin biyofiziği çalışmalarında var olduğu öne sürülen kortikal bölgeler arası karşılıklı-konuşma fenomeni için çeşitli matematiksel metotlar öne sürülmüştür. Kısmi Yönlü Uyum (PDC) [13], Yönlü Transfer Fonksiyonu (DTF) [14], Genelleşmiş İlişkilendirme Ölçüsü (GMA) [15], ortak bilgi (MI) öne sürülen metotlardandır.

Bu çalışmada Dokuz Eylül Üniversitesi Beyin Biyofiziği laboratuvarında 31 katılımcıdan alınan sağ el ve sol el dokunma duyusuna ilişkin uyarılma potansiyel veri seti kullanılarak bir uyaran tanıma çalışması gerçekleştirilmiştir. Uyaran tanıma ve beyin aktivitesi karakterizasyonu için EEG kanalları arası ortak bilgi ve entropi topolojisi yöntemleri önerilmiştir. Ortak bilgi değerleri en yüksek olan kanallar ile elde edilen gruplardaki bütün ikililerin en küçük ortak bilgi değeri o gruba ilişkin özniteliği oluşturmuştur. Bu elde edilen öznitelikler Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı ile sınıflandırılmaya çalışılmıştır. İkinci kısımda kullanılan veriseti ve metot, üçüncü kısımda gözlemlenen sonuçlar verilmiştir. Tartışma kısmında ise bu sonuçların ne anlama geldiği tartışılmıştır.

II. MATERYAL VE METOT

A. Veri seti

Bu çalışmada kullanılan 31 katılımcının (21 erkek, 21.2±2.34 yaş) basınç tipi sağ el ve sol el dokunsal uyarım EEG veri seti Dokuz Eylül Üniversitesi Biyofizik Anabilim Dalı'nda kayıt edilmiştir. Beyin aktivitesi 10/10 uluslararası kayıt sistemi ile 1000 hertz örnekleme frekansında 64 kanallı kep ile kayıt edilmiş, sonraki analizler için 14 kanal kullanılmıştır (Fz, F3, F4, Cz, C3, C4, T7, T8, P3, P4, P7, P8, O1, O2). Acısız basınç uyaran kişilerin sağ ve sol el hem işaret hem orta parmağına, özel bir cihaz ile rastgele bir sıra ile uygulanmıştır. Her iki el için toplam 60 adet uyaran gönderilmiş, elektrookülogram (EOG) aktivitesi 50µV'u geçen uyaran denemeleri kullanılmamıştır. Toplanan işaretler 0.5 hertz ve 48 hertz band aralığında bant geçiren bir filtre ile filtrelenmiştir (12 octave/dB, zero phase shift).

B. Ortak Bilgi Tabanlı Hiyerarşik Kümeleme

Ortak bilgi iki olasılık yoğunluk fonksiyonu arasındaki istatistiksel uzaklığı vermektedir ve Denklem (1) deki gibidir.

$$I(X, Y) = \int \int f_{X,Y}(x, y) \log \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_X(x)f_Y(y)} dx dy \quad (1)$$

Bu çalışmada ortak bilgi kestirimi için işaretlerin olasılık yoğunluk fonksiyonu tam olarak kestirilemeyeceğinden,

literatürde bulunan k-NN (k en yakın komşuluk) metodu tercih edilmiştir (k=3) [16]. Uyaran esnasında karşılıklı konuşan kanal kümelerinin bulunması için hiyerarşik kümeleme metodu tercih edilmiştir. Her bir gönderilen uyaran için tüm kanal ikililerinin ortak bilgi değeri 0-500 milisaniye zaman penceresi içinde kalan EEG işaretleri üzerinden bulunduktan sonra uyarana özgü kanal gruplarının bulunabilmesi için ortak bilgi matrislerinin eğitim kümesi üzerinden ortalaması alınmış, ortalama ortak bilgi matrisi üzerinden tek bir kanal kümesi kalıncaya kadar en yüksek ortak bilgi değerine sahip olan kanallar/kanal grupları hiyerarşik olarak kümelendirilmiştir.

Hiyerarşik kümeleme işlemi eğitim kümesi içinde kalan ortak bilgi matrisleri üzerinden hem sağ el hem sol el uyarınları için tamamlandıktan sonra, uyarana özgü kanal gruplarının tespit edilebilmesi amacıyla, sağ ve sol el uyarınlar esnasında ortak olarak meydana gelen gruplar elimine edilmiş, kalan aday gruplar için, her bir uyaran sonucu oluşan kanal gruplarının en küçük ortak bilgi değerleri kullanılarak 2 yönlü t-testi yapılmıştır. Test sonucunda p değeri 0.05 ten küçük sonuç veren kanal grupları için, o uyaran tipine özgü kanal kümeleri olarak değerlendirilmiştir.

Uyaran tanıma aşamasında sadece uyarana özgü grupların yanısıra aday olan tüm gruplar olasılık değerlerine göre küçükten büyüğe doğru sıralanmış ve en küçük ortak bilgi değerlerinin her biri kümülatif olarak artarda eklenerek bir öznitelik vektörü oluşturularak kullanılmıştır.

C. Entropi Tabanlı Uyaran Tanıma

İkinci bir metot olarak, dokunsal uyarınların beyinde oluşturdukları geçici aktivite süresince sahip oldukları entropi değerleri üzerinden bir tanıma gerçekleştirilmiştir. Fakat bir önceki bölümde karşılaşılan az sayıda örnek sayısı sorunu ile entropi hesaplama esnasında da karşılaşılmıştır. Bunun için Denklem (2)'de verilen [17] diferansiyel entropi formülasyonu üzerinden bir düzenleme yaparak, işaretin örneklerinden oluşan birikimli dağılım fonksiyonu üzerinden bir hesaplama önerilmiştir.

$$H(X) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) \log f_X(x) dx \quad (2)$$

Düzenlemeler sonunda entropi formülasyonu Denklem (3)'te verilen hali ile kullanılmıştır.

$$H(X) = \int_0^1 \log \frac{dF_X^{-1}(u)}{du} du \quad (3)$$

Bu ifadede $F_X^{-1}(u)$, X kanalının işaretlerinin birikimli dağılım fonksiyonun tersini ifade etmektedir. Her bir uyaran gönderimi esnasında her bir kanalın zaman penceresi içinde kalan işaretleri üzerinden Denklem (3)'te verilen formül ile entropi hesabı yapılmıştır. Katılımcıya gönderilen, eğitim kümesi içinde kalan uyarınlar üzerinden kanalların entropisi hesaplanmış, entropi değerleri üzerinden t-test yapılmıştır. Test sonucunda p değerleri 0.05'in altında olan kanallar sağ ve sol el uyarınlarına özgü kanallar olarak değerlendirilmiştir.

Kanalların olasılık değerlerine göre başarımın nasıl etkilendiğini görmek için tüm kanallar olasılık değerlerine göre sıralanmış ve entropi değerinin her biri art arda eklenerek sınıflandırma test kümesi için tekrarlanmıştır.

D. Fisher'in Doğrusal Sınıflandırıcısı

Bu çalışmada önerilmiş olan 2 farklı beyin aktivitesi karakterizasyonu metodunun başarımını ölçmek için literatürde sıkça kullanılan Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (FLD) hem düşük kaynak kullanımını hem de hızı bakımından tercih edilmiştir [18]. Bu sınıflandırıcı iki sınıfa ait öznitelik vektörlerinin ayrımını en az hata ile yapabilecek w iz düşün vektörünü bulur. Bu sayede S_w ile ifade edilen sınıflar içi sapma minimize edilirken, sınıflar arası sapma S_B maksimize edilmiş olur [19].

$$\max_w J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_w w} \quad (4)$$

En iyilemeyi sağlayan w vektörü Denklem (5)'te verilen ifade yardımıyla bulunabilir.

$$w = (\Sigma_2 + \Sigma_1)^{-1}(\mu_2 - \mu_1) \quad (5)$$

İzdüşüm vektörü w 'nin bulunması ile birlikte FLD sınıflandırıcısı Denklem (6) da olduğu gibi formüle edilir.

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + w_0) \quad (6)$$

Yukarıdaki denklemde w_0 eğitim veri kümesi üzerinden en iyi sınıflandırma başarımını sağlayan ötelemeyi ifade eder.

III. SONUÇLAR

Önerilmiş olan beyin aktivite karakterizasyon metodlarının başarımını ölçmek için yukarıda bahsedilen iki metot ile bütün katılımcıların uyarın öncesi -1 saniyeden uyarın sonrası +1 saniyeye kadar olan EEG kayıtları kullanılmıştır. Her bir katılımcıdan elde edilen artifaktsız olan sağ el ve de sol el özgü uyarın kayıtları 3 adımlı bir çapraz doğrulama (cross validation) ile, sırasıyla ilk %20-son %80, ilk %50-son %50 ve ilk %80-son %20 olacak şekilde eğitim ve test kümesi olacak şekilde ayrılmış ve 31 kişi için eklemeli olarak elde edilen en yüksek ortalama başarımlar Tablo 1'de verilmiştir. Bu tip bir doğrulama tekniği ile zaman içerisinde tanıma başarımının ne derece değiştiği belirlenebilmektedir.

A. Kanallar-Arası Ortak Bilgi ile Hiyerarşik Kümeleme

Her bir katılımcı için, toplanan tüm EEG verileri, 3 adımlı çapraz doğrulama ile eğitim-test kümesi olarak ayrıldıktan sonra, eğitim kümesindeki sağ el ve sol el uyarın verileri üzerinden bütün kanal ikilileri için k-NN tabanlı ortak bilgi matrisleri elde edilmiştir. Elde edilen matrislerin uyarın bazında ortalaması alınıp uyarına özgü olabilecek kanal kümeleri hiyerarşik kümeleme algoritması ile elde edilmiştir.

TABLO I. 3-adımlı doğrulama ile iki yöntemden elde edilen en yüksek ortalama başarımlar.

	%20 Eğitim- %80 Test	%50 Eğitim- %50 Test	%80 Eğitim- %20 Test
Ortak Bilgi Yöntemi	77,62 ± 9,14	84,52 ± 11,16	87,9 ± 10,6
Entropi Yöntemi	75,05 ± 11,89	80,28 ± 10,02	84,18 ± 13,1

TABLO II. Katılımcı-24 için tüm EEG verisi kullanılarak elde edilen sağ el uyarınına özgü kanal kümeleri

Sağ El Kanal Kümeleri	P Değ.	Ort. Bil.
Fz-F3	0,254	1,007
Fz-F4-F3	0,711	0,686
C4-Cz	0,054	0,757
P7-P3	< 0.05	0,675
C4-Cz-Fz-F4-F3	0,924	0,451
P4-P8	< 0.05	0,598
P4-P8-P7-P3	0,053	0,331
P4-P8-C4-P7-P3-Cz-Fz-F4-F3	0,253	0,317
O1-P4-P8-C4-P7-P3-Cz-Fz-F4-F3	0,238	0,229
O1-P4-P8-C4-P7-P3-Cz-Fz-F4-T7-F3	< 0.05	0,229
O2-O1-P4-P8-C4-P7-P3-Cz-Fz-F4-T7-F3	< 0.001	0,229
T8-C3	< 0.001	0,404
O2-O1-P4-P8-C4-T8-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-T7-F3	0,060	0,205

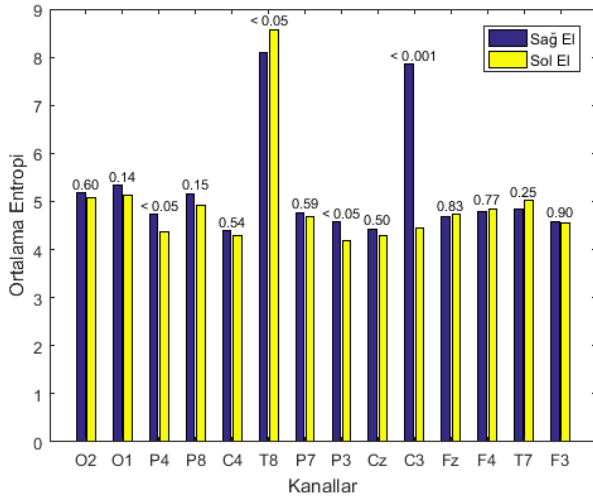
Hem sağ el hem de sol el ortalama ortak bilgi matrisinden elde edilen ortak hiyerarşik kümeler elenip, geriye kalan aday kümeler için yine eğitim kümesinden sağ el ve sol el uyarın ortak bilgi matrisleri üzerinden t -testi yapılmıştır. Tüm EEG verisi kullanılarak elde edilen sağ el ve sol el uyarınına özgü kanal kümeleri 31 kişilik veri setinden rastgele seçilen katılımcı-24 için elde edilmiş ve sırasıyla Tablo 2 ve Tablo 3'de verilmiştir. Uyarına özgü olan gruplar kalın olarak belirtilmiştir. Tüm sağ el ve sol el uyarınına özgü kanal kümeleri elde edildikten sonra tüm kümeler bir araya getirilip p değerine göre küçükten büyüğe doğru sıralanmıştır. Elde edilen kanal kümelerinin en küçük ortak bilgi değerleri matrislerinden elde edilerek öznitelik vektörü oluşturulmuştur. Oluşturulan öznitelik vektörleri FLD sınıflandırıcısı ile sınıflandırılmış, her bir eklenen yeni küme için sınıflandırma tekrar edilmiştir.

B. Entropi Tabanlı Uyarın Tanıma

Her bir uyarın gönderiminden sonra tüm veri seti yukarıda bahsi geçen çapraz doğrulama ile eğitim ve test kümelerine ayrılmış ve tanıma bu kümeler üzerinden gerçekleştirilmiştir. Her bir uyarın için, zaman penceresi içinde kalan EEG işaretlerinin tüm kanallar için entropisi Denklem (3)'te verilen formül ile hesaplanmış, ardından eğitim kümesi içinde kalan sağ el ve sol el uyarınları için hangi kanalların uyarına özgü farklı davranış sergilediğini anlamak için, kanal işaretlerinin entropilerine t -testi uygulanmıştır. P değeri 0.05'ten küçük olan

TABLO III. Katılımcı-24 için tüm EEG verisi kullanılarak elde edilen sol el uyarınına özgü kanal kümeleri

Sol El Kanal Kümeleri	P Değ.	Ort. Bil.
Fz-F3	0,254	0,931
Fz-F4-F3	0,711	0,675
C4-Cz	0,054	0,637
C4-Cz-Fz-F4-F3	0,924	0,479
C4-Cz-C3-Fz-F4-F3	< 0.001	0,450
P7-P3	< 0.05	0,526
P4-P7-P3	0,283	0,354
P4-C4-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-F3	0,211	0,319
P4-P8-C4-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-F3	0,449	0,299
O2-P4-P8-C4-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-F3	0,117	0,227
O2-O1-P4-P8-C4-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-F3	< 0.05	0,200
O2-O1-P4-P8-C4-T8-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-F3	0,273	0,200
O2-O1-P4-P8-C4-T8-P7-P3-Cz-C3-Fz-F4-T7-F3	0,060	0,170



Şekil 1. Katılımcı-24 için ortalama entropi ve P değerleri

kanallar, sağ el ve sol el uyarana özgü yanıtılık verdiği doğrultusunda olduğu değerlendirilmiştir.

Şekil 1’de katılımcı-24’ün tüm EEG verileri kullanılarak sağ ve sol uyarana özgü yanıtılık veren kanalların entropileri ve P değerleri verilmiştir. Sınıflandırma için uyarana özgü kanalların belirlenmesi sadece eğitim verisi üzerinden yapılmıştır. Uyarana özgü yanıtılık veren kanallar P4, T8, P3, C3 olarak elde edilmiştir.

IV. TARTIŞMA

Bu çalışmada beyin aktivitesini karakterize etmek için iki yeni yöntem önerilmiştir. İlk yöntemde ortak bilgi ile kanalların hiyerarşik olarak gruplanmasında aktivite esnasında karşılıklı olarak bilgi alışverişi yapan uyarana özgü kanal grupları tespit edilerek grup içi en düşük ortak bilgi değeri o kanal grubunu temsil eden öznitelik olarak kullanılmıştır. İkinci yöntemde kanalların entropik davranışına göre uyarana özgü elektrofizyolojik yanıtılık gösteren kanallar belirlenmiş ve bu yönde eklemeli olarak kanalların entropi değerleri öznitelik olarak test verisini sınıflandırmak için kullanılmıştır.

Katılımcılar bazında popülasyon ortalamasına bakıldığında kanal gruplarının ortak bilgi paylaşımı yöntemi ile elde edilen sınıflandırma başarımı kanalların bireysel olarak kanal entropilerinin sağladığı başarımdan daha yüksek bulunmuştur. Bu sonuca göre aslında beynin tüm bölgelerinin uyarana özgü bilgi işlemede aktif rol oynadığı açıktır. Kanalların bireysel bazda gösteremediği uyarana özgü yanıtılığı kanal grupları gösterebilmektedir. Bu da kanallar-arası bir karşılıklı konuşma olduğu görüşünü destekler niteliktedir.

Önerilen metotlarda uyarana özgü elde edilen kanal grupları ve kanallar, kişi bazında farklılıklar gösterebilmektedir. Bunun temel sebebinin EEG sinyalinin sinyal/gürültü oranına bağlı olduğu düşünülmektedir. Biyofiziksel açıdan, insan beyni yaşa cinsiyete ve yaşam şartlarına göre belirli davranışlarında temel farklılıklar göstermektedir. Yapılan çalışmalarda aktivite esnasında beynin davranışlarının kişiden kişiye farklı olduğu ispatlanmış ve bu farklılıklar sayesinde kişiye özgü örüntüler

çıkartılarak kişi tanıma gerçekleştirilebildiği gösterilmiştir [20]. Öte yandan, ayrıık bantlarda yapılacak çalışmalar ile daha nitelikli örüntüler elde etmek mümkün olacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] D. Eagleman, *The Brain: The story of you*: Pantheon, 2015.
- [2] H. Mohr, U. Wolfensteller, R. F. Betzel, B. Mišić, O. Sporns, J. Richiardi, *et al.*, "Integration and segregation of large-scale brain networks during short-term task automatization," *Nature communications*, vol. 7, 2016.
- [3] M. Breakspear, "Dynamic models of large-scale brain activity," *Nature Neuroscience*, vol. 20, pp. 340-352, 2017.
- [4] U. Chaudhary, N. Birbaumer, and A. Ramos-Murguialday, "Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation," *Nature Reviews Neurology*, 2016.
- [5] L. A. Farwell and E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 70, pp. 510-523, 1988.
- [6] H. Berger, "Über das elektroencephalogramm des menschen," *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, vol. 87, pp. 527-570, 1929.
- [7] J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task," *Clinical neurophysiology*, vol. 110, pp. 787-798, 1999.
- [8] S. Siuly and Y. Li, "Improving the separability of motor imagery EEG signals using a cross correlation-based least square support vector machine for brain-computer interface," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 20, pp. 526-538, 2012.
- [9] G. Pfurtscheller, C. Neuper, A. Schlogl, and K. Lugger, "Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters," *IEEE transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 6, pp. 316-325, 1998.
- [10] Y. M. Yu and R. C. Lo, "Recognition of various tactile stimuli using independent component analysis and k-means," *IET Signal Processing*, vol. 4, pp. 630-639, 2010.
- [11] M. Özgören, C. Başar-Eroğlu, and E. Başar, "Beta oscillations in face recognition," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 55, pp. 51-59, 2005.
- [12] E. Başar, "The theory of the whole-brain-work," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 60, pp. 133-138, 2006.
- [13] L. A. Baccalá and K. Sameshima, "Partial directed coherence: a new concept in neural structure determination," *Biological Cybernetics*, vol. 84, pp. 463-474, 2001.
- [14] M. J. Kaminski and K. J. Blinowska, "A new method of the description of the information flow in the brain structures," *Biological Cybernetics*, vol. 65, pp. 203-210, 1991.
- [15] B. Fadlallah, S. Seth, A. Keil, and J. Principe, "Quantifying Cognitive State From EEG Using Dependence Measures," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, pp. 2773-2781, 2012.
- [16] A. Kraskov, H. Stögbauer, and P. Grassberger, "Estimating mutual information," *Physical review E*, vol. 69, p. 066138, 2004.
- [17] C. E. Shannon, "W. Weaver The mathematical theory of communication," *Urbana: University of Illinois Press*, vol. 29, 1949.
- [18] R. A. Fisher, "The use of multiple measurements in taxonomic problems," *Annals of eugenics*, vol. 7, pp. 179-188, 1936.
- [19] B. O. Olcay, M. Özgören, and B. Karçalı, "Imaginary activity recognition using inter-channel time coherence profiles in EEG data," in *Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 2016 24th*, 2016, pp. 1365-1368.
- [20] E. S. Finn, X. Shen, D. Scheinost, M. D. Rosenberg, J. Huang, M. M. Chun, *et al.*, "Functional connectome fingerprinting: identifying individuals using patterns of brain connectivity," *Nature neuroscience*, 2015.