

Algıda Gecikme ve Kısa-Ömürlü Senkronizasyon Temelli Yeni Bir Hayali Motor Aktivite Tanıma Yaklaşımı

A Novel Motor Imagery Recognition Approach Based On Perception Latency and Short-Lived Synchronizations

B. Orkan Olcay ve Bilge Karaçalı
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü, İzmir, Türkiye
bilalolcay@iyte.edu.tr, bilgekaracali@iyte.edu.tr

Özetçe— Bu çalışmada beyin aktiviteye-özü zamansal organizasyonunu dikkate alan yenilikçi bir beyin-bilgisayar arayüzü çalışmasına algıda gecikme zamanlarını dikkate alan bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşımda, kanallar arası aktiviteye-özü uyum zamanlamaları hesaplanmadan önce kişilerin görev periyodlarının başındaki algı gecikmesi zamanlamaları sol pariyetal-pariyeto oksipital elektrotlar arasındaki uyumluluklar üzerinden hizalama ile elde edilmiştir. Akabinde, hizalanan periyodları üzerinden aktiviteye-özü kanallar-arası uyumluluk zamanlamaları bulunmuş ve bu parametreler öznelik çıkarma ve sınıflandırma için kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımın başarımları algıda gecikmeyi dikkate almayan yaklaşım ile kıyaslanmış ve başarımlarda dikkat çekici bir artış gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler — EEG; beyin bağlantılılığı; aktiviteye-özü uyumluluk; algıda gecikme.

Abstract—This study proposes a novel approach for investigating a brain-computer interface that considers the temporal organization of brain activity, explicitly accounting for perception latency. To this end, we aligned the onset of task periods with the concurrence of left parietal and parieto-occipital electrodes to obtain the timings of perception latencies. Then, activity-specific synchronization timings between channel pairs were calculated using the time-aligned task periods. The perception latency and activity-specific synchronization timings were subsequently used for feature extraction and classification. The proposed approach achieved significantly better performance when comparing the proposed approach with the method that did not account for the perception latency

Keywords — EEG; brain connectivity; activity-specific synchronization; perception latency.

I. GİRİŞ

Beyin-bilgisayar arayüzleri insanlarda bulunan sinirsel yolları ve periferik uzantıları kullanmaksızın insan beyni ile dış dünya arasında etkileşimi sağlayabilen sistemlerdir [1]. Bu sistemlerle birlikte şu ana kadar en sık kullanılan beyin

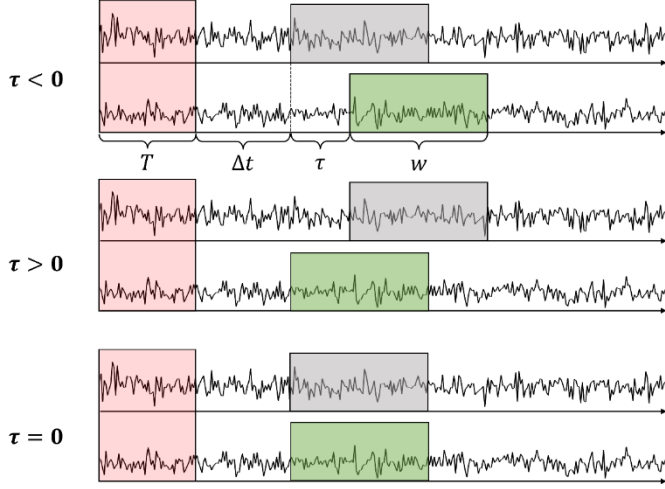
görüntüleme tekniği elektroensefalografi (EEG)'dir [2]. Sensorimotor EEG temelli beyin-bilgisayar ara yüzleri ise beyinde 8-30 Hz. frekans aralığında olan elektriksel aktiviteden çeşitli öznelikler elde ederek süregelen hayali motor aktiviteyi en yüksek doğrulukla tanımayı amaçlar [3].

Şu ana kadar yapılan sensorimotor EEG tabanlı beyin-bilgisayar arayüzleri için çok sayıda farklı tanıma yaklaşımları önerilmiştir. Bunların içinde en yaygın olarak kullanılan yaklaşım ortak uzaysal örüntüler yöntemidir [4]. Ortak uzaysal örüntüler (OUÖ) yöntemi farklı aktivite tipleri için EEG kanalları arasında uzaysal kovaryans matrislerini hesaplayarak, iki aktivite arasındaki varyans farkını eniyileyen uzaysal dönüşümleri hesaplar.

Hayali motor aktivite tanıma yaklaşımları arasında OUÖ yönteminin yanı sıra beyin bağlantılılığı da tercih edilen önemli yaklaşımlardan olmuştur [5], [6]. Çeşitli beyin bağlantılılığı hesaplama yöntemleri kullanılarak farklı beyin bölgeleri arasında hesaplanan uyumluluk değerleri öznelik olarak kullanılmıştır [7], [8]. Bağlantılılık yöntemin ortak uzaysal yöntemine göre belirgin üstünlüğü beyinde aktivite esnasında meydana gelen iletişim örüntülerinin beyin davranışı hakkında önemli ipuçları vermesi olsa da [5] beyin-bilgisayar ara yüzleri için beklenenden görece düşük tanıma başarımlarına ulaşabilmişlerdir. Bu nedenle de beyin-bilgisayar arayüzü çalışmalarına bakıldığında OUÖ yöntemine göre daha az araştırmacının ilgi odağı olmuştur.

Literatürdeki çok sayıda beyin-bilgisayar arayüzü yöntemleri aktivite periyodları süresi boyunca beyin aktivitesinin durağan bir yapıda olduğunu varsayarak tüm periyod boyunca kayıt edilen EEG sinyallerinden öznelik elde etmeyi amaçlar. Fakat yapılan çalışmalarda beyin aktivitesinin dinamik değişen bir yapıda olduğu açıktır [9]. Bu bulgu ışığında, beyinde aktiviteye-özü sistematik değişen bir zamanlama organizasyonunun varlığı yapılan beyin bağlantılılığı tabanlı beyin-bilgisayar ara yüzü çalışmalarında gösterilmiştir [6]. Bu

yaklaşımında her bir aktivite türü ve kanal çifti için aktiviteyi karakterize eden üç adet zamanlama parametresi kestirilmiştir ve öznelik elde etme amacıyla kullanılmıştır. Bu parametreler öncü kanalın aktiviteye-özgü senkronizasyona başladığı gecikme Δt , artçı kanalın öncü kanala göre senkronizasyona başladığı gecikme τ ve öncü-artçı kanal çiftinin senkronizasyonda bulunduğu süre w şeklinde önerilmiştir. Bu zamanlama parametreleri Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Kanallar arası kısa-ömürlü senkronizasyonu hesaplamak için kullanılan zamanlama parametreleri. ($\Delta t, \tau, w$) parametreleri sırasıyla kanallar arası aktiviteye-özgü uyumun gecikmesi, kanallar-arası gecikmeyi ve kanallar-arası uyumun süresini, T parametresi algıda gecikmeyi temsil etmektedir.

Beyin-bilgisayar arayüzü yaklaşımlarında göz ardı edilen önemli problemlerden bir tanesi de katılımcılara gönderilen “aktiviteye başla” komutu ile kişilerin aktiviteye başlama zamanları arasında oluşan zamansal gecikmedir. Şekil 1’de T parametresiyle gösterilen ve algıdaki gecikme olarak isimlendirilen bu zaman gecikmesini hayali aktivite tanıma problemlerinde dikkate alan ve çözüm üreten çok az ortak uzaysal örüntü tabanlı çalışma bulunurken [10], beyin bağlantılılığı temelli hiçbir çalışma dikkate alınmamıştır.

Bu çalışmada önceki önerilen kısa-ömürlü beyin bağlantılılık tabanlı beyin-bilgisayar arayüzü çalışmasına [6] aktivite periyodlarında meydana gelen algı gecikmesi zamanlamalarını hesaplayarak dâhil eden bir beyin-bilgisayar ara yüzü yaklaşımı önerilmiştir.

II. MATERYAL VE METOT

A. EEG Veri Seti

Önerilen tanıma yönteminin başarımını tespit etmek için BBA Şampiyona-III veri seti IVa kullanılmıştır [11]. Bu veri seti 5 kişinin sağ el/sağ ayak hayali motor aktivitelerini gerçekleştirirken kayıt edilmiş olan EEG sinyallerini içermektedir. Her bir katılımcı toplamda 280 defa sağ el ve sağ ayak hayali motor aktivitelerini her biri 3.5 saniye sürecek şekilde gerçekleştirmiştir. EEG sinyalleri 1000Hz örnekleme frekansına sahip uluslararası 10/20 elektrot yerleşimine uygun 118 kanallı bir sistemle kayıt edilmiştir. Yapılan çalışmada hesaplama yükünü azaltmak açısından bu veri setinin 100Hz

frekansına alt-örneklemiş sürümü kullanılmıştır. Veriler önce ortak ortalama referans ile uzaysal olarak ve akabinde 8-30 Hz Morlet dalgacık tabanlı bant geçiren filtre ile filtrelenmiştir [12], [13].

Önişleme süreçlerinden sonra veri setinde bulunan hayali motor aktivite başlangıç zamanlamaları ve aktivite süreleri bilgisi kullanılarak 118 kanallı, 3.5 saniyelik 280 adet aktivite periyodu

$$S_n(t) = \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_{118}(t) \end{bmatrix} \Big|_{t \in [t_n, t_n + 3.5]} \quad (1)$$

elde edilmiştir. Burada $n = 1, 2, \dots, 280$ olmaktadır ve t_n, n indeksli hayali motor aktivitenin başlangıç komutu zamanını göstermektedir.

B. Algıda Gecikme ve Kanallar Arası Uyumluluk Zamanlama Parametreleri

Her bir aktivite periyodu için kanallar arası kısa ömürlü uyumluluk değerlerinin hesaplanması için $w = 300\text{ms}$ 'lik bir zaman penceresi kullanılmıştır [14]. Herhangi bir (i, j) indeksli kanal çifti için kısa-ömürlü senkronizasyon farklı ($\Delta t, \tau$) zaman parametre ikilileri kullanılarak

$$U_{i,j,n}(\tau, \Delta t) = M(s_{i,n}(t + \Delta t), s_{j,n}(t + \Delta t + \tau)) \quad (2)$$

şeklinde hesaplanmıştır. Burada $M(\cdot, \cdot)$ doğrusal korelasyon katsayısını hesaplayan fonksiyondur [15].

Eğitim kümesinde bulunan aktivite periyodlarının algı gecikme zamanının göreceli olarak belirlenmesi amacıyla eğitim kümesi içinde (P3, POz), (P5, POz) ve (P7, POz) kanal çiftleri için en yüksek ortalama uyumu veren aktivite periyodu referans periyot n^* olarak seçilmiştir. Akabinde, referans periyot n^* ve n ($n \neq n^*$) indisli eğitim aktivite periyodu arasında gecikmeli kosinüs benzerliği

$$T_n = \underset{T \in [-400\text{ms}, 400\text{ms}]}{\text{argmax}} C(\Gamma^T(n), \Gamma^0(n^*)) \quad (3)$$

şeklinde hesaplanarak benzerliği eniyileyen gecikme değeri T_n bulunmuştur. Burada T algı gecikmesi, $C(\cdot, \cdot)$ matris temelli kosinüs benzerliği hesaplayan fonksiyonu

$$\Gamma^T(n) = \begin{bmatrix} U_{P3,POz,n}(\tau, \Delta t + T) \\ U_{P5,POz,n}(\tau, \Delta t + T) \\ U_{P7,POz,n}(\tau, \Delta t + T) \end{bmatrix} \quad (4)$$

ise yukarıda belirtilen üç kanal çifti için hesaplanan uyum değerlerini içeren matristir. Matematiksel olarak matris temelli kosinüs benzerliği herhangi iki Z_1, Z_2 matrisi için

$$C(Z_1, Z_2) = \pi - \cos^{-1} \left(\frac{\langle Z_1, Z_2 \rangle_F}{\|Z_1\|_F \|Z_2\|_F} \right) \quad (5)$$

ile hesaplanmıştır. Bütün eğitim periyodları için algıda gecikme değerleri belirlendikten sonra negatif olan gecikme değerlerini

düzeltilmek için tüm algıda gecikme değerleri $\tilde{T}_n = T_n - \min_n T_n$ ile yeniden hesaplanmıştır.

Her bir eğitim periyodu için bu şekilde elde edilen algıdaki gecikme değerleri kullanılarak aktivite periyodlarına ait EEG sinyalleri $S_n(t) \leftarrow S_n(t + \tilde{T}_n)$ olacak şekilde yeniden hizalanmıştır. Hizalanan eğitim görev periyodları üzerinden çalışma [6]'da önerildiği gibi her bir kanal çifti (i, j) ve aktivite tipi A için aktiviteye-özümlü zamanlama parametreleri $(\Delta t_{i,j}^A, \tau_{i,j}^A, w_{i,j}^A)$, uyum ölçüsü olarak korelasyon yöntemi benimsenip hesaplanmıştır.

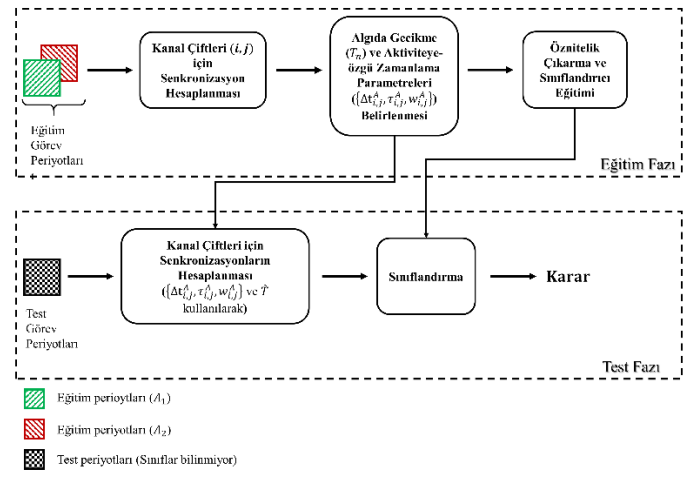
C. Önerilen Aktivite Tanıma Yaklaşımı

EEG veri seti eğitim ve test kümeleri olarak ikiye ayrılarak eğitim kümesi tüm zamanlama parametrelerinin kestirimi ve sınıflandırıcı eğitimi için kullanılmıştır. Şekil 2'de önerilen tanıma yönteminin akış diyagramı verilmiştir. Eğitim fazında, eğitim görev periyodları kullanılarak tüm olası (i, j) kanal ikilileri için ve tüm eğitim aktivite periyodları için farklı $(\tau, \Delta t)$ zamanlama parametreleri kullanılarak uyumlar hesaplanmıştır. Hesaplanan senkronizasyonlar kullanılarak önce tüm eğitim aktivite periyodları için algı gecikmeleri bulunarak hizalama yapılmış ve akabinde hizalanan aktivite periyodları üzerinden aktiviteye-özümlü zamanlama parametre üçlüleri kestirilmiştir. Her bir aktivite periyodu için kanal çiftlerinde farklı aktivitelere dair bulunmuş olan zamanlama parametrelerinde gözlenen uyum değerleri hesaplanıp alt alta eklenerek öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Eğitim kümesi aktivite periyodları için hesaplanmış öznitelik vektörlerini birbirinden ayıracak bir doğrusal destek vektör makinası (D-DVM) sınıflandırıcısı kurgulanmıştır. Test kümesindeki aktivite periyodlarının sınıflandırmasında algıdaki gecikme değerleri bilinmediği için eğitim aşamasında elde edilen ve 0'dan 800 milisaniyeye kadar değişen algı gecikmesi değerleri uyarınca öznitelik vektörleri eğitim kümesindeki vektörler gibi oluşturulmuş ve sınıflandırıcı uygulanmıştır. Farklı algıdaki gecikme değerleri için en çok hangi sınıf gözlemlenirse aktivite periyodu o sınıfa atanmıştır.

III. SONUÇLAR

Önerilen hayali motor aktivite tanıma yönteminin değişen sayıda eğitim aktivite periyoduna göre başarımlarının nasıl değiştiğini gözlemleyebilmek için iki farklı kronolojik çapraz doğrulama uygulanmıştır. İlk çapraz doğrulamada (Senaryo-1), eğitim seti tüm veri setindeki aktivite periyodlarının ilk %33'lük kısmını, test seti ise geriye kalanları içermektedir. İkinci çapraz doğrulamada (Senaryo-2) ise eğitim seti tüm aktivite periyotlarının ilk %67'lik kısmını, test seti ise geriye kalan aktivite periyotlarını içermektedir. Bu tarz bir çapraz doğrulama gerçek bir beyin bilgisayar arayüzünde olan eğitim kümesi verisinin test verisinden daha önce kayıt edildiği gerçeğini göz önüne aldığından çalışmamızda n-katlı çapraz doğrulama yerine tercih edilmiştir. Bu çapraz doğrulama kurgusu içinde elde edilen başarımlar Şekil 3 ve 4'te verilmiştir.

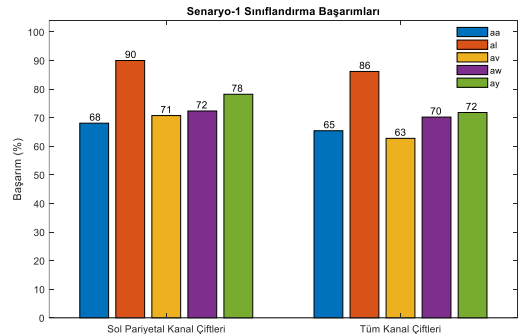
Yine Şekil 3 ve 4'te, önerilen tanıma yaklaşımının tüm kanal çiftlerinin algı gecikmesi tespiti ve hizalama için kullanıldığı durumda elde edilen başarımlar da karşılaştırma amacıyla verilmiştir. Bu sonuçlarda, sol pariyetal-pariyeto oksipital bölge



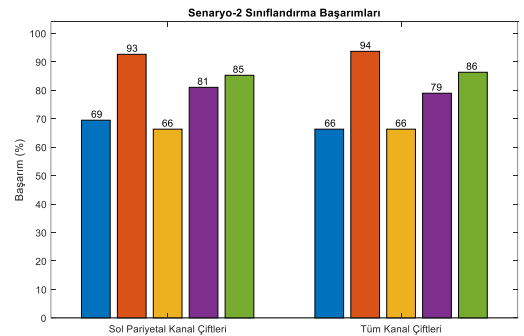
Şekil 2. Önerilen hayali motor aktivite tanıma yönteminin akış diyagramı.

elektrotları arasındaki uyum değerleri üzerinden yapılan hizalama ile elde edilen başarımların tüm kanallar kullanılarak yapılan hizalama ile elde edilen başarımlara göre daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

Bu başarımlara ek olarak algı gecikmesinin dikkate alınmadığı, yani algı gecikmesi \tilde{T}_n hesaplanarak hizalanma yapılmadığı durumda [6] elde edilen zamanlama parametreleriyle yapılan sınıflandırma başarımları TABLO I'de sunulmuştur. Başarım sonuçlarında pariyetal elektrotlar üzerinden hesaplanan algı gecikmesinin hesaba katıldığı durumda katılımcıların büyük çoğunluğunda başarımların belirgin ölçüde yükseldiği görülmektedir.



Şekil 3. Önerilen hayali motor aktivite tanıma yönteminin Senaryo-1 için sınıflandırma başarımları.



Şekil 4. Önerilen hayali motor aktivite tanıma yönteminin Senaryo-2 için sınıflandırma başarımları.

TABLO I. Senaryo-2 için elde edilen önerilen yaklaşımla ve [6]'de önerilen yaklaşımla elde edilen başarımlar.

Katılımcılar	Sınıflandırma Başarımları (%)	
	Önerilen Yaklaşım	[6]'de Önerilen Yaklaşım
aa	69.47	67.39
al	92.63	91.3
av	66.32	60.86
aw	81.02	73.91
ay	85.26	89.13
Ortalama	78.94	76.51
Sapma	10.96	13.34

IV. TARTIŞMA

Bu çalışmada, katılımcıların, EEG deneyi sırasında verilen komutları algılayıp uygulamalarına kadar geçen gecikme sürelerini çözümlenerek EEG kanalları arasındaki aktiviteye-özgü kısa-ömürlü uyumu öznitelik olarak kullanılan bir beyin-bilgisayar ara yüzü yaklaşımı kurgulanmıştır. Elde edilen başarımlar algıdaki gecikmeyi göz ardı eden yaklaşıma kıyasla önemli ölçüde iyileşmiştir [6]. Literatürde eğitim ve test aktivite periyodları üzerinden öznitelik hesaplarırken algı gecikmesini dikkate alan çok az sayıda çalışma bulunmaktadır [10]. Algıda gecikme dikkate alındığı ve alınmadığı durumlarda elde edilen başarımların kıyaslanması, algı gecikmesinin aktivite tanıma başarımları üzerinde önemli bir etkisi olduğunu ve tüm beyin-bilgisayar ara yüzü çalışmalarında kişilerin komutu algı gecikmesinin dikkate alınması gerektiğini sergilemektedir.

Çalışmada kişilerin periyod bazında algı gecikmeleri sol pariyetal ve pariyeto oksipital kanalları arasında hesaplanan uyum değerlerine göre elde edilmiştir. Bu beyin bölgeleri arasındaki uyumun beyin-bilgisayar ara yüzü başarımlarının belirlenmesindeki etkinliği daha önceli yapılan çalışmalarda gösterilmiştir [16]. Ek olarak, bu beyin bölgeleri sensorimotor bilgi bütünleştirilmesinde, görsel-uzaysal organizasyonda, ve motor planlamada önemli rol oynadığı gösterilmiştir [17]–[19]. Dolayısıyla, algı gecikmesinin hesaplanması için sol pariyetal kanallarda gözlenen davranışın referans olarak kullanılması, özellikle işlemsel yükün yüksek olduğu uygulamalarda uygun bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. Öte yandan, bu çalışmada sadece sağ el ve sağ ayak hareketi gerçekleştirilmiştir. Sol pariyetal elektrotların aktiviteden-bağımsız şekilde algı gecikmesi kestiriminde başarılı olduğunun tespiti için, farklı aktivite türlerinin ve daha çok kişinin çalışmaya dâhil edilerek analizlerin yinelenmesi gerekmektedir.

KAYNAKLAR

[1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 113, no. 6, pp. 767–791, 2002, doi: 10.1016/S1388-2457(02)00057-3.

[2] H. Yuan and B. He, "Brain-computer interfaces using sensorimotor rhythms: Current state and future perspectives," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 5. IEEE Computer Society, pp. 1425–1435, 2014. doi: 10.1109/TBME.2014.2312397.

[3] C. F. Blanco-Diaz, J. M. Antelis, and A. F. Ruiz-Olaya,

"Comparative analysis of spectral and temporal combinations in CSP-based methods for decoding hand motor imagery tasks," *J. Neurosci. Methods*, vol. 371, p. 109495, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.jneumeth.2022.109495.

[4] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K. R. Müller, "Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 25, no. 1, pp. 41–56, 2008, doi: 10.1109/MSP.2008.4408441.

[5] N. Leeuwis, S. Yoon, and M. Alimardani, "Functional Connectivity Analysis in Motor-Imagery Brain Computer Interfaces," *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 15, p. 564, 2021, doi: 10.3389/fnhum.2021.732946.

[6] B. Orkan Olcay, M. Özgören, and B. Karaçalı, "On the characterization of cognitive tasks using activity-specific short-lived synchronization between electroencephalography channels," *Neural Networks*, vol. 143, pp. 452–474, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.neunet.2021.06.022.

[7] R. E. Greenblatt, M. E. Pflieger, and A. E. Ossadtchi, "Connectivity measures applied to human brain electrophysiological data," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 207, no. 1. pp. 1–16, 2012. doi: 10.1016/j.jneumeth.2012.02.025.

[8] B. O. Olcay and B. Karaçalı, "Evaluation of synchronization measures for capturing the lagged synchronization between EEG channels: A cognitive task recognition approach," *Comput. Biol. Med.*, vol. 114, p. 103441, Nov. 2019, doi: 10.1016/j.compbiomed.2019.103441.

[9] C. J. Stam, "Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: Review of an emerging field," *Clinical Neurophysiology*, vol. 116, no. 10. Elsevier, pp. 2266–2301, Oct. 01, 2005. doi: 10.1016/j.clinph.2005.06.011.

[10] J. Feng *et al.*, "Towards correlation-based time window selection method for motor imagery BCIs," *Neural Networks*, vol. 102, pp. 87–95, 2018, doi: 10.1016/j.neunet.2018.02.011.

[11] G. Dornhege, B. Blankertz, G. Curio, and K. R. Müller, "Boosting bit rates in noninvasive EEG single-trial classifications by feature combination and multiclass paradigms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 993–1002, Jun. 2004, doi: 10.1109/TBME.2004.827088.

[12] M. X. Cohen, "A better way to define and describe Morlet wavelets for time-frequency analysis," *Neuroimage*, vol. 199, no. September 2018, pp. 81–86, 2019, doi: 10.1016/j.neuroimage.2019.05.048.

[13] A. C. E. Onslow, R. Bogacz, and M. W. Jones, "Quantifying phase-amplitude coupling in neuronal network oscillations," *Prog. Biophys. Mol. Biol.*, vol. 105, no. 1–2, pp. 49–57, Mar. 2011, doi: 10.1016/j.pbiomolbio.2010.09.007.

[14] P. R. Roelfsema, A. K. Engel, P. König, and W. Singer, "Visuomotor integration is associated with zero time-lag synchronization among cortical areas," *Nature*, vol. 385, no. 6612, pp. 157–161, Jan. 1997, doi: 10.1038/385157a0.

[15] S. H. Jin, P. Lin, and M. Hallett, "Linear and nonlinear information flow based on time-delayed mutual information method and its application to corticomuscular interaction," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 121, no. 3, pp. 392–401, 2010, doi: 10.1016/j.clinph.2009.09.033.

[16] C. R. Phang and L. W. Ko, "Intralobular and Interlobular Parietal Functional Network Correlated to MI-BCI Performance," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 28, no. 12, pp. 2671–2680, 2020, doi: 10.1109/TNSRE.2020.3038657.

[17] S. N. Kraeutner, M. El-Serafi, J. W. Lee, and S. G. Boe, "Disruption of motor imagery performance following inhibition of the left inferior parietal lobe," *Neuropsychologia*, vol. 127, pp. 106–112, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2019.02.016.

[18] L. Vinet and A. Zhedanov, "A 'missing' family of classical orthogonal polynomials," vol. 44, no. 8. 2011. doi: 10.1088/1751-8113/44/8/085201.

[19] J. Munzert, B. Lorey, and K. Zentgraf, "Cognitive motor processes: The role of motor imagery in the study of motor representations," *Brain Res. Rev.*, vol. 60, no. 2, pp. 306–326, 2009, doi: 10.1016/j.brainresrev.2008.12.024.