

뇌신호의 비진동 성분과 정신질환 간의 관계에 관한 조사 연구

김진모, 최지웅
대구경북과학기술원

jmkim@dgist.ac.kr, jwchoi@dgist.ac.kr

An investigative study on the relationship between aperiodic component of neural signals and psychiatric disorders

Jinmo Kim, Ji-Woong Choi
Daegu Gyeongbuk Institute of Science and Technology (DGIST)

요약

뇌신호는 특정 중심 주파수를 가진 채 진동하는 특성을 가진 진동 (periodic) 성분뿐만 아니라, 주파수가 커짐에 따라 그 파워가 기하급수적으로 감소하는 비진동 (aperiodic) 성분 또한 포함하고 있다. 기존에는 진동 성분이 그 존재 유무와 변화를 분석하기가 비교적 쉽기에 뇌의 상태를 진단하고 해석하기 위한 주요 바이오마커로 활용되어 왔다. 그러나 최근에는 비진동 성분 또한 신경생리학적인 정보를 포함할 수 있다는 다양한 증거가 제시됨에 따라 새로운 바이오마커로써의 가능성이 주목받고 있다. 특히 정신질환의 경우, 환자를 대상으로 한 문답만으로는 파악하기 어려운 증상이 존재하므로 이러한 뇌신호 기반의 바이오마커가 보다 정확한 진단에 도움이 될 수 있다. 이에 본 연구에서는 새롭게 주목받고 있는 뇌신호의 비진동 성분을 기반으로 각 정신질환 증상을 얼마나 잘 예측할 수 있는지를 보고한 사례들을 비교 및 분석하고, 향후 해결해야 할 문제와 연구 방향을 제시한다.

I. 서론

뇌신호는 특정 중심 주파수를 가져 주파수 영역에서 특징적인 peak로 나타나는 진동 성분과 더불어 전체 주파수 영역에 존재하되, 주파수가 커짐에 따라 그 파워가 기하급수적으로 감소하는 형태를 나타내는 비진동 성분을 포함하고 있다 [1]. 진동 성분과 비진동 성분은 서로 주파수 대역을 공유하고 있기 때문에, 뇌신호를 효과적으로 분석하기 위해서는 이들을 분리하여 분석할 필요가 있다. 이를 위해, 주파수 영역에서 전력 스펙트럼 밀도의 모양에 기반하여 두 가지 성분을 분리할 수 있다. 기존에는 이렇게 분리된 비진동 성분이 잡음처럼 생각되어 바이오마커로 사용되지는 않았으나, 최근에는 이러한 비진동 성분이 운동 및 인지 능력에 관한 정보를 반영한다는 다양한 연구를 기반으로 각종 뇌신경질환에 대한 바이오마커로써 활용하고자 하는 시도가 증가하고 있다. 특히, 정신질환 증상은 환자와의 설문만으로는 정확한 증상을 판별하기 어려운 경우가 있어 실제 환자의 진단을 위해 뇌신호를 적극적으로 활용하는 사례가 증가하고 있다 [2]. 이에 따라 비진동 성분을 정신질환 증상의 바이오마커로써 활용한 사례를 조사 및 비교하고, 이들에 대한 한계점을 소개함으로써 향후 해결해야 할 문제와 연구 방향을 제시하고자 한다.

II. 본론

뇌신호는 진동 및 비진동 성분을 포함하고 있으며, 이를 주파수 영역에서 두 성분을 다음과 같이 표현할 수 있다 [1]:

$$PSD(f) = L(f) + \sum_{n=0}^N G_n(f), \quad (1)$$

여기서, PSD는 뇌신호의 전력 스펙트럼 밀도 (power spectral density; PSD)를 나타내며, L 는 비진동 성분의 전력 스펙트럼 밀도, G_n 는 특정 중심 주파수를 갖는 n 번째 진동 성분의 전력 스펙트럼 밀도를 나타낸다. 여기서, 인덱스가 0부터 시작하는 것은 뇌신호에서 진동하는 성분이 전혀 나타나지 않는 경우도 존재하는 것을 의미한다.

또한 진동 성분의 전력 스펙트럼 밀도는 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$G_n(f) = a \times \exp(-(f - c)^2 / 2\omega^2), \quad (2)$$

여기서, a 는 peak의 파워를 밀이 10인 log 스케일로 나타난 것이며, c 는 중심 주파수, ω 는 가우시안의 표준 편차, F 는 입력 주파수 벡터를 나타낸다.

마지막으로, 비진동 성분의 전력 스펙트럼 밀도는 다음과 같이 기술할 수 있다:

$$L(f) = b - \log(k + f^\chi), \quad (3)$$

여기서, b 는 y 절편을 나타내는 offset을 의미하며, χ 는 기울기를 나타내는 exponent를 나타내며, k 는 비진동 성분이 구부러진 정도를 나타내는 knee 파라미터를 표현한다.

식 (2)와 (3)에서 입력 주파수를 제외한 모든 파라미터는 뇌신호를 표현하는 진동 및 비진동 특성으로써 사용할 수 있다. 기존의 많은 연구들은 식 (2)에서 나타난 진동 성분만 주된 바이오마커로써 사용하였으나, 비진동 성분의 offset 는 대규모 신경세포의 활동 빈도를 반영하며, exponent 는 뇌의 활성-억제 균형 (excitation-inhibition balance)를 반영한다는 연구 결과에 기반하여 실제 바이오마커로써 활용되고 있다 [3].

최근에는 electroencephalogram (EEG) 데이터에 대해 비진동 성분을 분석하였을 때, 조현병 (schizophrenia) 환자는 대조군에 비해 더 낮은 offset 과 더 가파른 (큰) exponent 를 가진다는 것을 보고하였으며, 진동 성분을 사용할 때보다 비진동 성분을 사용할 때 더 높은 정확도로 조현병 환자와 대조군을 분류할 수 있다는 것을 입증하였다 [4, 5]. 또한 우울증 (major depressive disorder) 환자로부터 북부 전두엽 피질의 local field potentials (LFP)를 분석하였을 때, 더 평평한 (낮은) exponent 는 더 낮은 우울 증세와 상관관계를 가진다는 것을 보고하였다 [6]. 우울증 환자로부터 측정한 EEG 신호의 알파와 세타 주파수 대역의 진동 성분을 단일로 사용할 때보다 비진동 성분을 함께 결합하여 사용할 경우, 우울증 환자와 대조군을 더 뛰어난 성능으로 예측할 수 있음을 보고하였다 [7]. 양극성 장애 (bipolar disorder) 환자의 하베눌라 (habenula) 영역에서 측정한 LFP 의 exponent 는 더 가파를수록 더 강한 우울증 증세와 높은 상간관계를 나타낸다는 것을 제시한 사례도 존재한다 [8].

정신질환 유무를 판단하기 위하여 비진동 성분을 이용하는 디코딩 모델은 주로 랜덤포레스트, 서포트 벡터 머신, 로지스틱 회귀 중 하나를 선택하여 사용하였으며, 다양한 디코딩 모델을 동시에 사용하여 비교 분석한 사례는 적다. 특히, 비진동 성분의 offset 과 exponent 와 같은 단순 파라미터를 사용하였기 때문에 딥러닝 기반의 복잡한 모델을 기용하기가 어려웠다. 비진동 성분의 간략화된 파라미터가 아니라 전력 스펙트럼 밀도를 직접적으로 사용하고, 충분한 데이터를 활용할 수 있다면, 복잡한 딥러닝 모델로부터 더 뛰어난 정신질환 유무 또는 분류 성능을 확보할 수 있을 것이라 기대된다. 또한 대부분의 연구는 조현병이나 우울증, 양극성 장애와 같은 대표적인 정신질환 증상 한 가지에 대해 그 유무를 판단하는 연구로 제한되었다. 실제로는 한 명의 환자라도 여러 개의 정신질환 증상을 나타낼 수 있다 [9]. 따라서 향후에는 단순히 한 가지 정신질환 증상에 대해서만 이진 분류를 수행하는 것이 아니라, 뇌신호로부터 여러 개의 정신질환 증상의 유무를 동시에 분류하는 문제를 해결할 필요가 존재한다.

III. 결론

본 논문에서는 뇌신호가 진동 및 비진동 성분을 포함하고 있으며, 특히 비진동 성분이 정신질환 증상의 유무를 판단하는 데 효과적으로 활용될 수 있다는 기존 연구 사례를 조사하였다. 그러나 이들은 대부분 특정 정신 질환의 유무에 대한 이진 분류만 진행하였다. 실제로 한 명의 환자에 대해서 여러 종류의 정신질환 증상이 동시에 나타날 수 있으며, 이들 간의 상관관계를 통해 분류 정확도가 증가할 수도 있으므로 보다 정확한 진단을 위해 다중 증상 분류 문제의 해결을 고려할 필요가 있다. 이 경우, 보다 더 복잡한 작업을 수행하는 만큼 비진동 성분을 단순한 파라미터의 조합으로 처리하는 것이 아니라, 더 많은 정보를 포함하고 있는

전력 스펙트럼 밀도 그 자체를 사용하고, 더 복잡한 모델을 활용할 필요가 있음을 제시한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원 (RS-2023-00266171, RS-2024-00415347)과 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원 (RS-2025-25396400), 그리고 과학기술정보통신부가 지원하는 한국뇌연구원(KBRI)을 통한 KBRI 기초연구 프로그램의 지원을 받아 수행된 연구임 (24-BR-00-05).

참 고 문 헌

- [1] T. Donoghue, et al., "Parameterizing neural power spectra into periodic and aperiodic components," *Nature Neuroscience*, vol. 23, no. 12, pp. 1655–1665, 2020.
- [2] H. Uyanik, et al., "Automated detection of neurological and mental health disorders using EEG signals and artificial intelligence: A systematic review," *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 15, no. 1, p. e70002, 2025.
- [3] R. Gao, et al., "Inferring synaptic excitation/inhibition balance from field potentials," *Neuroimage*, vol. 158, pp. 70–78, 2017.
- [4] E. J. Peterson, et al., "Aperiodic neural activity is a better predictor of schizophrenia than neural oscillations," *Clinical EEG and Neuroscience*, vol. 54, no. 4, pp. 434–445, 2023.
- [5] R. J. Earl, et al., "Exploring aperiodic activity in first episode schizophrenia spectrum psychosis: A resting-state EEG analysis," *Brain Research*, vol. 1840, p. 149052, 2024.
- [6] C. Hacker, et al., "Aperiodic neural activity is a biomarker for depression severity," *medRxiv*, 2023.
- [7] A. Zandbagleh, et al., "Implications of aperiodic and periodic EEG components in classification of major depressive disorder from source and electrode perspectives," *Sensors*, vol. 24, no. 18, p. 6103, 2024.
- [8] S. Sonkusare, et al., "Power signatures of habenular neuronal signals in patients with bipolar or unipolar depressive disorders correlate with their disease severity," *Translational Psychiatry*, vol. 12, no. 1, p. 72, 2022.
- [9] T. Kessler, et al., "The association between comorbid psychiatric diagnoses and hospitalization-related factors among individuals with schizophrenia," *Comprehensive Psychiatry*, vol. 89, pp. 7–15, 2019.