

Determining the Distinguishing Feature in Brain Signal Processing: A Case Study of Heroin Addicts

Atefeh Tobeiha^{1,2}  | Neda Behzadfar^{1,2}  | Mohamadreza Yousefi-Najafabadi^{1,2}  | Homayon Mahdavi-Nasab^{1,2}  | Ghazanfar Shahgholian^{1,3} 

¹Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran.
atefeh.tobeiha@iau.ac.ir

²Digital Processing and Machine Vision Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran.
n.behzadfar@pel.iaun.ac.ir,
mr-yousefi@iaun.ac.ir,
mahdavinasab@iaun.ac.ir

³Smart Microgrid Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran.
shahgholiangh@iau.ac.ir

Correspondence

Neda Behzadfar, Assistant Professor, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran.
Email: n.behzadfar@pel.iaun.ac.ir

Main Subjects:

Bio-Signal Processing

Paper History:

Received: 28 December 2024

Revised: 11 January 2025

Accepted: 12 January 2025

Abstract

This study aims to identify and determine distinguishing features of brain signals in heroin-addicted individuals. Electroencephalogram (EEG) signals were collected from 16 brain channels for 15 addicted and 15 healthy individuals. Frequency and non-frequency features were evaluated using the Davies-Bouldin index. The results indicate that in heroin-addicted individuals, the frequency power in the upper alpha sub-band of the O1 channel decreased, while the approximate entropy in the Cz channel increased. To classify the data and distinguish addicted individuals from healthy ones, a Support Vector Machine (SVM) classifier was employed. The accuracy and precision of detection for approximate entropy were 91.50% and 91.15%, respectively, while for the upper alpha power of the O1 channel, they were 95.92% and 92.18%, respectively. The findings confirm the significance of selected features in distinguishing heroin-addicted individuals. The analysis of brain signals can provide a deeper understanding of the effects of heroin use on brain activity and contribute to improving treatment strategies and addiction prevention.

Keywords: Addiction, Brain signal analysis, Davis-Bouldin index, Power spectrum, Heroin.

Highlights

- Simultaneous analysis of frequency and non-frequency features, along with a comprehensive analysis of EEG signal changes
- Reduction of the power spectrum in the alpha sub-band and an increase in approximate entropy are important features for distinguishing addicted individuals from healthy individuals
- EEG data of this study includes signal recordings from 15 addicted individuals and 15 healthy individuals with a 10-10 standard.

Citation: A. Tobeiha, N. Behzadfar, M. Yousefi-Najafabadi, H. Mahdavi-Nasab, and G. Shahgholian, "Determining the Distinguishing Feature in Brain Signal Processing: A Case Study of Heroin Addicts," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 15, no. 59, pp. 29–53, 2026, doi:10.71656/jce.2025.1194782 [in Persian].

COPYRIGHTS

©2026 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



1. Introduction

Drug addiction is a major health problem in modern society. Drug use, by affecting the neurotransmitters present in different areas of the brain, especially in the reward area, leads to a feeling of pleasure that brings about changes in other areas and functions of the brain [1,2]. Diamorphine or heroin is a highly addictive drug derived from morphine and is usually found in the form of a white or brown powder. Heroin addiction in the long term affects the body and life of a person extensively and leads to sexual and mental disorders, digestive problems, liver and kidney problems, damage to the health of the heart, blood vessels and brain. Heroin use affects the brain of the addicted person, so that they are not able to establish proper communication with their surroundings [3].

2. Innovation and contributions

The aim of this study is to identify the distinguishing features of brain signals to distinguish heroin addicts from healthy individuals using the Davis-Bouldin index. In this study, time and frequency domain features were examined simultaneously to provide a more comprehensive assessment of changes caused by addiction. The innovations of this study include the following:

- Simultaneous analysis of frequency and non-frequency features: By evaluating features such as entropy and power spectrum, EEG signal changes were analyzed comprehensively.
- Identification of effective channels such as O1 and Cz: The research findings show that a decrease in the power spectrum in the upper alpha subband of the O1 channel and an increase in the approximate entropy in the Cz channel are important features for distinguishing addicted individuals from healthy individuals.
- Use of a proprietary database: The EEG data of this study includes signal recordings from 15 addicted individuals and 15 healthy individuals with a 10-10 standard and detailed questionnaire information, which makes the analyses more valid than similar studies.

According to the results presented, this study provides a detailed framework for examining the effects of addiction on brain activity and improving diagnostic methods.

According to the research conducted and the results obtained, there is still no agreement on the type of distinguishing feature. Therefore, the aim of this article is to select appropriate and distinguishing features among addicted and healthy individuals. The structure of the article is as follows. In the second section, the research database is examined. In the third section, the proposed method for selecting distinguishing features in healthy and addicted individuals will be presented. In the fourth section, the evaluation of the results is presented along with their analysis. Finally, in the fifth section, conclusions and suggestions are expressed.

3. Materials and Methods

In this study, a database of EEG signals from addicts and healthy individuals was used [4]. In the database used, EEG signals were recorded from 16 channels and based on the international standard 20-10. The reference electrode was connected to the right ear and the ground electrode was connected to the forehead of the canal (Fpz) and the sampling frequency was set to 256 Hz. It should be noted that the gUSBamp device manufactured by g.tec medical engineering GmbH was used to record brain signals. In this study, 15 addicts (8 married and 7 single) with an average age of 27.32 who were in the stage of quitting heroin and 15 healthy individuals (4 married and 11 single) with an average age of 34.38 who had not used any drugs, alcohol or tobacco consciously and voluntarily participated in the registration process. All subjects were male and right-handed. All subjects were given an informed consent form. After that, both groups completed the 28-item General Health Questionnaire (GHQ-28). Addicts were also asked to answer the 45-item Heroin Craving Questionnaire (HCQ-45), which is designed to assess people's craving and craving for heroin abuse. This questionnaire was designed to assess the level of drug dependence and ensure that people were addicted. Physical symptoms, anxiety/insomnia, impaired social functioning and severe depression, mood disorders, anxiety and substance disorders, childhood disorders and other disorders were examined in this questionnaire. After answering the questionnaire, people with psychiatric disorders and a genetic or family history of neurological and related disorders were excluded from the experiments. The average duration of heroin use was 11.2 years and the average daily dose was 1.2 grams in addicts. Also, the duration of abstinence from drug use was 10.07.

4. Results and Discussion

In order to analyze EEG signals, non-frequency features of entropy and fractal dimension in different channels and frequency feature of power spectrum in all channels are extracted and then these features are used to separate groups from each other. Features are calculated in all participants and compared with boxplots. Boxplots show the difference in extracted features in different subbands. The comparison is made based on Davis-Bouldin criterion. The threshold for significant difference is considered to be p-value less than 0.005. There is no significant difference in channels 14, 4, 15 and 9 and at the same time a decrease in Davis-Bouldin index is evident. While in other channels a significant difference and an increase in Davis-Bouldin value are observed. Based on the study conducted in this research and the results obtained and the presented graphs, there is a significant difference in non-frequency features only in the approximate entropy feature. In other non-frequency

features such as permutation entropy, wavelet entropy feature, Petrosian fractal dimension, Katz fractal dimension, counter box, effective value feature, this difference is either not significant or not significant enough to be used as a distinguishing feature. The results obtained in approximate entropy also agree with intuition, because the effects of drugs, especially heroin, increase the disorder in the user's thoughts. Based on the results obtained, the selection of channels O1 and Cz was based on a comprehensive analysis of all EEG channels recorded in accordance with the international 10-10 standard. In the Cz channel, the increase in approximate entropy indicated an increase in disorder and a decrease in the self-organization of neuronal activity. Physiologically, this area plays a role in the processing of motor information and sustained attention, and the observed changes indicate damage to brain networks caused by heroin use. These results confirm that the selection of channels was based on data analysis and identification of meaningful indicators and is specifically related to the functional characteristics of the brain in conditions of addiction.

5. Conclusion

In this study, to identify the distinguishing features of brain signals between healthy individuals and heroin addicts, various frequency and non-frequency features of the EEG signal were extracted and analyzed. These features were obtained from different subbands of the frequency spectrum and multiple EEG channels and were examined to identify abnormal patterns associated with heroin use. The results show that there is a significant difference in some features; so that the p-value for these differences is less than 0.05. In the high alpha subband, a decrease in power was observed in the O1 channel, which indicates a decrease in mental relaxation activity and impaired occipital information processing in addicts. Also, the approximate entropy in the Cz channel increased significantly, indicating an increase in disorder and decreased neuronal coordination in the central region of the brain. These findings indicate that both of these features act as key indicators in identifying and distinguishing healthy individuals from heroin addicts. The results obtained can be used as an effective tool in developing EEG-based diagnostic methods and monitoring the condition of patients during treatment and rehabilitation. Also, the combination of frequency and non-frequency features shows greater efficiency compared to using one feature set alone and provides higher accuracy and precision in the classification process.

6. Acknowledgement

This article is an excerpt from a Ph.D. dissertation conducted at the Najafabad Branch, Islamic Azad University. I would like to thank the esteemed reviewers and the journal staff.

References

- [1] S. Liu, S. Wang, M. Zhang, Y. Xu, Z. Shao, L. Chen, W. Yang, J. Liu, and K. Yuan, "Brain responses to drug cues predict craving changes in abstinent heroin users: A preliminary study," *NeuroImage*, vol. 237, Article Number: 118169, Aug. 2021, doi: [10.1016/j.neuroimage.2021.118169](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118169).
- [2] Q. Li, Y. Wang, Y. Zhang, W. Li, W. Yang, J. Zhu, N. Wu, H. Chang, Y. Zheng, W. Qin, L. Zhao, K. Yuan, J. Liu, W. Wang, and J. Tian, "Craving correlates with mesolimbic responses to heroin-related cues in short-term abstinence from heroin: an event-related fMRI study," *Brain Research*, vol. 1469, pp. 63-72, Aug. 2012, doi: [10.1016/j.brainres.2012.06.024](https://doi.org/10.1016/j.brainres.2012.06.024).
- [3] M. Corominas-Roso, I. Ibern, M. Capdevila, R. Ramon, C. Roncero, and J. Ramos-Quiroga, "Benefits of EEG-neurofeedback on the modulation of impulsivity in a sample of cocaine and heroin long-term abstinent inmates: a pilot study," *International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology*, vol. 64, no. 12, pp. 1275-1298, 2020, doi: [10.1177/0306624X20904704](https://doi.org/10.1177/0306624X20904704).
- [4] M. Seif, M.R. Yousefi, and N. Behzadfar, "EEG spectral power analysis: A comparison between heroin dependent and control groups," *Clinical EEG and Neuroscience*, vol. 53, no. 4, pp. 307-315, Mar. 2022, doi: [10.1177/15500594221089366](https://doi.org/10.1177/15500594221089366).

Declaration of Competing Interest: Authors do not have conflict of interest. The content of the paper is approved by the authors.

Author Contributions: **Atefeh Tobeiha:** conceptualization, data curation, formal analysis, investigation, software, writing – original draft preparation. **Neda Behzadfar:** formal analysis, investigation, writing – original draft preparation. **Mohammadreza Yousefi:** formal analysis, investigation, writing – original draft preparation.

Homayoun Mahdavi-Nasab: project administration, supervision, validation, visualization, writing – review & editing. **Ghazanfar Shahgholian:** project administration, supervision, writing – review & editing.

Open Access: Journal of Southern Communication Engineering is an open access journal. All papers are immediately available to read and reuse upon publication.

مقاله پژوهشی

تعیین ویژگی متمایزکننده در پردازش سیگنال‌های مغزی: مطالعه موردی افراد معتاد به هروئین

عاطفه توبیها^{۱،۲} | ندا بهزادفر^{۱،۲} | محمدرضا یوسفی^{۱،۲} | همایون مهدوی نسب^{۱،۲} | غضنفر شاهقلیان^{۱،۳}

چکیده:

سیگنال‌های مغزی می‌توانند نمایانگر فعالیت مغز در شرایط مختلف فیزیولوژیکی و روانی فرد معتاد باشند و لذا تعیین ویژگی‌های متمایزکننده در پردازش سیگنال‌های مغزی اهمیت بسیاری دارد. در این مقاله به‌منظور تحلیل تغییرات ویژگی‌های فرکانسی و غیر فرکانسی در سیگنال‌های مغزی ناشی از مصرف هروئین، از ۱۶ کانال مختلف سیگنال الکتروانسفالوگرام بر روی ۱۵ فرد معتاد و ۱۵ فرد سالم استفاده شده است. سپس با استفاده از معیار دیویس بولدین، ویژگی‌ها ارزیابی شده‌اند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که در افراد معتاد به هروئین، طیف توان فرکانسی در زیرباند آلفای بالای کانال O1 کاهش یافته است. همچنین، آنتروپی تقریبی در کانال Cz افراد معتاد به هروئین افزایش یافته است. برای ارزیابی ویژگی‌های متمایزکننده، از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص فرد معتاد از سالم استفاده شده است. دقت و صحت تشخیص فرد معتاد از سالم در ویژگی آنتروپی تقریبی به ترتیب ۹۱/۵۰ و ۹۱/۱۵ درصد، و در ویژگی طیف توان در زیرباند آلفای بالای کانال O1 به ترتیب ۹۵/۹۲ و ۹۲/۱۸ درصد به دست آمده است. نتایج به دست آمده در دقت و صحت تمایز و برتری ویژگی‌ها را نشان می‌دهند. همچنین تحلیل ویژگی‌های فرکانسی و غیر فرکانسی سیگنال‌های مغزی می‌تواند به درک بهتری از اثرات مصرف هروئین بر فعالیت مغزی کمک کند. این مطالعه می‌تواند به ارائه راه‌کارهای بهبود درمان و پیشگیری از اعتیاد وابسته به هروئین کمک کند.

کلیدواژه‌ها: اعتیاد، تحلیل سیگنال مغزی، شاخص دیویس-بولدین، طیف توان، هروئین

^۱ دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران،
atefeh.tobeiha@iau.ac.ir

^۲ مرکز تحقیقات پردازش دیجیتال و بینایی ماشین، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران،
n.behzadfar@iau.ac.ir
mr_yousefi@iau.ac.ir
mahdavinassab@iau.ac.ir

^۳ مرکز تحقیقات ریزشبکه‌های هوشمند، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران،
shahgholian@iau.ac.ir

نویسنده مسئول:

* ندا بهزادفر، استادیار واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران،
n.behzadfar@iau.ac.ir

موضوع اصلی:

پردازش سیگنال‌های پزشکی

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۸ دی ۱۴۰۳

تاریخ بازنگری: ۲۲ دی ۱۴۰۳

تاریخ پذیرش: ۲۳ دی ۱۴۰۳

تازه‌های تحقیق:

- تحلیل همزمان ویژگی‌های فرکانسی و غیر فرکانسی همراه با تحلیل جامع تغییرات سیگنال EEG
- کاهش طیف توان در زیرباند آلفای و افزایش آنتروپی تقریبی از ویژگی‌های مهم برای تمایز افراد معتاد از سالم است.
- داده‌های EEG این مطالعه شامل ثبت سیگنال از ۱۵ فرد معتاد و ۱۵ فرد سالم با استاندارد ۱۰-۱۰ است.

COPYRIGHTS

©2026 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



۱-مقدمه

اعتیاد به مواد مخدر یک مشکل اصلی برای بهداشت در جامعه مدرن امروزی است. مصرف مواد مخدر، با تأثیرگذاری بر واسطه‌های عصبی موجود در نواحی مختلف مغز، به‌ویژه در ناحیه پاداش، منجر به ایجاد احساس لذت می‌گردد که تغییراتی در سایر نواحی و عملکردهای مختلف مغز به همراه دارد [۱، ۲]. دیامرفین یا هروئین، یک ماده مخدر مشتق از مرفین است که به‌شدت اعتیادآور بوده و معمولاً به‌صورت پودری سفید یا قهوه‌ای رنگ دیده می‌شود. اعتیاد به هروئین در طولانی‌مدت، بدن و زندگی فرد را به‌طور گسترده تحت تأثیر قرار می‌دهد و منجر به اختلال‌های جنسی و روانی، مشکل‌های گوارشی، مشکل‌های کبدی و کلیوی، آسیب به سلامتی قلب، عروق و مغز می‌شود. مصرف هروئین باعث تحت تأثیر قرار گرفتن مغز شخص معتاد می‌شود، به‌طوری‌که آن‌ها توانایی ایجاد برقراری ارتباط مناسب با محیط اطراف خود را ندارند [۳].

انتخاب ویژگی یکی از روش‌های مورد استفاده برای کاهش ابعاد است. انتخاب ویژگی سعی می‌کند زیرمجموعه‌ای از مجموعه ویژگی‌های اصلی را انتخاب کند، که به‌طور مؤثر داده‌های ورودی را توصیف کند. به دلیل وجود تعداد زیادی از ویژگی‌ها، انتخاب یک روش مناسب انتخاب ویژگی بسیار سخت است. با این حال برای انتخاب ویژگی معمولاً سه روش وجود دارد. در یک پژوهش روش‌های فیلتر، رپر و جاسازی شده ارائه شده است [۴]. در دسته‌بندی دیگر روش‌های مبتنی بر برچسب داده‌ها، دسته‌بندی بر اساس ارتباط بین مدل‌های یادگیری و دسته‌بندی بر اساس راهبردهای جستجو وجود دارد. در روش‌های مبتنی بر فیلتر از اطلاعات آماری ویژگی‌ها استفاده می‌کنند. در نتیجه این روش‌ها به هیچ مدل یادگیری نیاز ندارند. این روش‌ها سریع و کارآمد هستند و درعین حال از نظر محاسباتی هم سبک هستند [۵]. معیار دیویس-بولدین یک روش انتخاب ویژگی مبتنی بر فیلتر است که روشی برای ارزیابی و انتخاب ویژگی بر اساس ارزیابی درونی و ویژگی‌های ذاتی مجموعه داده استفاده شده است [۶].

۱-۱- بیان مسئله

پردازش سیگنال‌های مغزی به‌منظور درمان یا تشخیص اعتیاد یکی از راه‌های مؤثر واکنش به این چالش پیچیده است [۷، ۸]. نتایج تحقیقات نشان می‌دهند که قدرت و انسجام نوار الکتروانسفالوگرافی^۱ (EEG) با شاخص‌های ولع مصرف و سابقه سوءمصرف هروئین مرتبط است [۹]. پژوهش‌های فراوانی برای تعیین ویژگی‌های متمایزکننده یا نواحی تحت تأثیر در اثر مصرف هروئین تاکنون انجام شده است. در پردازش سیگنال‌های مغزی در گام نخست ثبت صورت می‌گیرد. پس از ثبت و ذخیره‌سازی پیش-پردازش یک مرحله اساسی است، زیرا حتماً توسط نویز و تداخل‌های خارجی تحت تأثیر قرار می‌گیرند. هنگامی که سیگنال مغز از تداخل و نویز پاک شد، به دلیل حجم عظیمی از داده‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام جمع‌آوری شده، استخراج ویژگی صورت می‌گیرد [۱۰]. هدف استخراج ویژگی کاهش مقدار داده‌ها با ایجاد ویژگی‌های جدید از مجموعه داده‌های اندازه‌گیری شده اولیه است. ویژگی‌های استخراج شده دارای اطلاعات مناسبی برای تشخیص یا درمان هستند [۱۱، ۱۲]. استخراج ویژگی‌ها در حوزه زمان، فرکانس یا زمان فرکانس و غیرخطی صورت می‌گیرد [۱۳]. در برخی از این پژوهش‌ها اختلاف در توان طیف فرکانسی بین افراد سالم و افراد معتاد به هروئین، با استفاده از روش‌های آماری مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته است [۱۴]. تحلیل فرکانسی از جمله روش‌های کارآمد در این زمینه است [۱۵، ۱۶].

۱-۲- مرور ادبیات

مطالعات در زمینه ویژگی‌های حوزه فرکانس را می‌توان به چهار دسته تقسیم‌بندی نمود که در ادامه به‌طور مختصر به تعدادی از آنها اشاره می‌شود:

الف- مؤلفه P300: یکی از مؤلفه‌های مربوط به سیگنال-های مغزی مؤلفه P300 است. این مؤلفه P300 یک موج نوسانی آهسته در ارتباط با فرایندهای مربوط به رفتار و توجه است.

در [۱۷] مؤلفه P300 در افراد معتاد به هروئین، افرادی که هروئین را ترک کرده‌اند و افراد سالم در حین آزمون حافظه کوتاه‌مدت را بررسی نموده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که افراد مبتلا به اعتیاد افزایش تکان‌شگری بیشتری دارند. این اختلال به‌صورت ناهنجاری زمان پاسخ اجزای P300 آشکار شده است. در [۱۸] مؤلفه P300 سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام افرادی که اقدام به

¹ Electroencephalography

ترک هروئین کرده‌اند، برای تشخیص و طبقه‌بندی افراد معتاد به هروئین بررسی شده است. این نتایج در طبقه‌بندهای مبتنی بر یادگیری عمیق به کار گرفته شده است. در [۱۹] مؤلفه P300 از پتانسیل‌های مرتبط با رویداد (EPR) افراد سالم و معتاد به هروئین بررسی شده است. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی استفاده شده است. در [۲۰] ده نفر از افرادی که مصرف دارو و هروئین دارند و ده فرد سالم در مؤلفه P300 در سیگنال الکتروانسفالوگرام مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در [۲۱] پس از استخراج مؤلفه P300 از تبدیل چند رزلوشنه موجک استفاده کرده است. نتایج به دست آمده در این تحقیق نشان می‌دهد که کانال P3 در افرادی که هروئین مصرف می‌کنند، تغییرات بیشتری در تبدیل موجک آنها وجود دارد.

ب- توان نسبی: توان نسبی یک پارامتر آماری است که مربوط به اندازه‌گیری نسبت بین امواج مختلف است. توان نسبی نشان دهنده نسبت تبدیل شده به توان مجموع فرکانس‌های حاصله از هارمونیک موج سیگنال مورد مطالعه به توان مجموع فرکانس‌ها سیگنال در آن مرحله است.

در [۲۲] با بررسی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام در افراد معتاد نشان داده شده که نسبت توان زیرباند آلفا به تتا در کانال T6 کاهش پیدا کرده است. در [۲۳] به بررسی تفاوت در زیرباند بتا (۱۲-۲۲ هرتز) و بررسی روابط فیزیولوژیکی و یا عملیاتی بین باندهای مختلف الکتروانسفالوگرام در افراد معتاد اشاره شده است. در [۲۴] با استخراج مؤلفه P300 و P600 به بررسی طیف توان در این مؤلفه‌ها پرداخته شده است. نتایج نشان می‌دهد که طیف توان فرکانسی در زیرباند آلفا ۲ در نواحی جلویی و مرکزی بزرگتر از سایر بخش‌هاست. همچنین تفاوت فاحش بین افراد سالم و معتاد در این ناحیه دیده می‌شود.

ج- زیرباندها و کانال‌ها: سیگنال الکتروانسفالوگرافی به‌طور کلی به ۵ باند فرکانسی آلفا، بتا، گاما، دلتا و تتا تقسیم می‌شود. تجزیه زیرباند سیگنال EEG برای تحلیل بسیاری از بیماری‌های مغزی استفاده می‌شود. تجزیه زیر باند و یا به‌عبارت دیگر استخراج امواج مغزی مختلف با باندهای فرکانسی متفاوت از سیگنال EEG برای دریافت اطلاعات بیشتر از سیگنال است [۲۵].

در [۲۶] ارتباط مستقیم زیر باند پایین آلفا در ناحیه مرکزی مغز در کانال‌های C3، C4 و CZ با مدت سوءمصرف هروئین در نیم-کره راست مغز به‌عبارت دیگر کانال C4 نشان داده شده است. در [۲۷] توان نسبی و فرکانس مرکزی زیرباندهای فرکانسی در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام افراد معتاد در مقایسه با افراد سالم در زیرباندهای آلفا و بتا بررسی شده است. در بررسی‌های انجام شده در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام نشان داده شده که در افراد معتاد به هروئین فعالیت پس‌زمینه ولتاژ کم با کاهش ریتم زیرباند آلفا، افزایش فعالیت بتا و زیاد شدن موج تتا و دلتا با دامنه کم در مناطق مرکزی وجود دارد. در [۲۸] ویژگی‌های غیرخطی در زیرباند آلفا در حالت استراحت در افرادی که هروئین را ترک کرده‌اند در مقایسه با گروه سالم، مورد بررسی قرار گرفته و بیان شده در افرادی که هروئین را ترک کرده‌اند نوسانات نامنظم نورون‌ها سبب دینامیک غیرخطی بالاتر خواهد شد.

د- مقایسه آماری: تحلیل آماری داده‌های پزشکی و آزمایشگاهی به‌عنوان یکی از ابزارهای اصلی در حوزه مهندسی پزشکی برای بررسی ارتباط بین عوامل مختلف اهمیت زیادی دارد.

در [۲۹] از معیار ارزیابی هوشیار مونتال و آنالیز آماری با سطح معناداری با آستانه p-value کمتر از ۰/۰۰۵ استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان از اختلاف معنادار در EEG در افراد مصرف‌کننده هروئین با افراد سالم دارد.

این پژوهش‌ها ویژگی‌های حوزه فرکانس فقط طیف توان یا مؤلفه P300 به‌تنهایی را بررسی کرده‌اند که ممکن است برخی از اطلاعات مهم برای تعیین تمایز بین افراد سالم و افراد معتاد در نظر گرفته نشده باشد. با توجه به پویایی سیگنال مغزی، لازم است که ویژگی‌های غیر فرکانسی نیز در نظر گرفته شوند.

۳-۱- برجستگی‌های تحقیق

هدف این پژوهش، شناسایی ویژگی‌های متمایزکننده سیگنال‌های مغزی برای تمایز افراد معتاد به هروئین از افراد سالم با استفاده از شاخص دیویس-بولدین است. در این تحقیق، ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس به‌طور همزمان بررسی شده‌اند تا ارزیابی جامع‌تری از تغییرات ناشی از اعتیاد ارائه شود. از نوآوری‌های این مطالعه می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- تحلیل همزمان ویژگی‌های فرکانسی و غیر فرکانسی: با ارزیابی ویژگی‌هایی مانند آنتروپی و طیف توان، تغییرات سیگنال EEG به‌صورت جامع تحلیل شده است.

- شناسایی کانال‌های مؤثر مانند O1 و Cz: یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که کاهش طیف توان در زیرباند آلفای بالای کانال O1 و افزایش آنتروپی تقریبی در کانال Cz از ویژگی‌های مهم برای تمایز افراد معتاد از سالم است.

- استفاده از پایگاه داده اختصاصی: داده‌های EEG این مطالعه شامل ثبت سیگنال از ۱۵ فرد معتاد و ۱۵ فرد سالم با استاندارد ۱۰-۱۰ و اطلاعات پرسشنامه‌ای دقیق است که تحلیل‌ها را نسبت به پژوهش‌های مشابه معتبرتر کرده است.

با توجه به نتایج ارائه شده این مطالعه چارچوبی دقیق برای بررسی اثرات اعتیاد بر فعالیت مغزی و بهبود روش‌های تشخیص فراهم می‌کند.

۴-۱- ساختار مقاله

با توجه به پژوهش‌های انجام شده و نتایج به‌دست آمده، هنوز توافقی درباره نوع ویژگی متمایز کننده به‌وجود نیامده است. از این‌رو، هدف این مقاله انتخاب ویژگی‌های مناسب و متمایز کننده در بین افراد معتاد و افراد سالم است. ساختار مقاله در ادامه به این شرح است. در بخش دوم پایگاه داده تحقیق مورد بررسی قرار گرفته است. در بخش سوم روش پیشنهادی انتخاب ویژگی متمایز کننده در افراد سالم و معتاد ارائه خواهد شد. در بخش چهارم ارزیابی نتایج همراه با تجزیه و تحلیل آنها آمده است. در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادات بیان شده است.

۲- شرکت کنندگان

در این تحقیق از یک پایگاه داده از سیگنال‌های EEG افراد معتاد و افراد سالم استفاده شده است [۳۰]. در پایگاه داده استفاده شده سیگنال EEG از ۱۶ کانال و بر اساس استاندارد جهانی ۲۰-۱۰ ثبت شده است. مکان الکتروود گذاری مطابق جدول (۱)، الکتروود مرجع به گوش راست و الکتروود زمین به پیشانی کانال (Fpz) وصل و فرکانس نمونه‌برداری بر روی ۲۵۶ هرتز تنظیم شده است. لازم به ذکر است که برای ثبت سیگنال‌های مغزی از دستگاه gUSBamp ساخت شرکت g.tec medical engineering GmbH استفاده شده است. در این مطالعه ۱۵ نفر معتاد (۸ متأهل و ۷ مجرد) با متوسط سن ۳۲/۲۷ که در مرحله ترک ماده مصرفی هروئین بوده‌اند و ۱۵ نفر سالم (۴ متأهل و ۱۱ مجرد) با متوسط سن ۳۸/۳۴ که هیچ‌گونه مصرف مواد مخدر الکلی و استعمال دخانیات نداشته‌اند به‌صورت آگاهانه و داوطلبانه در طی پروسه ثبت شرکت نموده‌اند. تمامی افراد مرد و دست راست بوده‌اند. به تمام افراد فرم رضایت آگاهانه داده شده است. پس از آن هر دو گروه پرسشنامه ۲۸ آیتمی سلامت عمومی (CHQ-28) را تکمیل نموده‌اند. همچنین از افراد معتاد خواسته شده به پرسشنامه ۴۵ آیتمی اشتیاق هروئین (HCQ-45) که به‌منظور بررسی اشتیاق و ولع افراد نسبت به سوءمصرف ماده اعتیادآور هروئین است، پاسخ دهند. این پرسش‌نامه به‌منظور میزان وابستگی افراد به مواد مخدر و اطمینان از اعتیاد افراد تنظیم شده است. علائم جسمی، اضطراب/بی‌خوابی، اختلال در عملکرد اجتماعی و افسردگی شدید، اختلال‌های خلقی، اختلال‌های اضطرابی و مواد، اختلال دوران کودکی و سایر اختلال‌های در اثر این پرسش‌نامه بررسی شده است. پس از پاسخ به پرسش‌نامه افراد مبتلا به اختلال‌های روانپزشکی و سابقه ژنتیکی یا خانوادگی عصبی و مرتبط از آزمایش‌ها کنار گذاشته شده‌اند. مدت مصرف مواد مخدر هروئین به‌طور متوسط ۱۱/۲ سال و میانگین دوز مصرفی روزانه ۱/۲ گرم در افراد معتاد است. همچنین مدت زمان پرهیز از مصرف مواد مخدر ۱۰/۰۷ است.

جدول ۱: مکان الکتروود گذاری

Table 1: Electrode placement

Electrode location	Channel number	Electrode location	Channel number
C ₃	10	F ₃	1
Cz	11	F ₄	2
C ₄	12	F ₇	3
P ₃	13	F ₈	4
P ₄	14	F _z	5
O ₁	15	T ₃	6
O ₂	16	T ₄	7
Fpz	Ground electrode	T ₅	8
Earlobe	Base electrode	T ₆	9

۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل پیش-پردازش، استخراج ویژگی و ارزیابی ویژگی است که در ادامه هر بخش به تفکیک توضیح مختصر داده می‌شود.

۳-۱- پیش پردازش

پردازش و تحلیل داده‌های ثبت شده با استفاده از نرم‌افزار متلب انجام شده است. ابتدا نویز برق شهر با استفاده از فیلتر میان گذر ۵۰ هرتز حذف می‌شود و سپس از فیلتر باترورث میان‌گذر بین ۰/۴ تا ۴۵ هرتز با مرتبه ۶ برای حذف نویز استفاده شده است.

۳-۲- ویژگی‌های استخراج شده

در این مطالعه ویژگی‌های حوزه فرکانس و ویژگی‌های غیر فرکانسی برای تشخیص ویژگی‌های متمایز کننده استخراج شده است. ویژگی‌های غیر فرکانسی آنتروپی و بعد فراکتال و ویژگی حوزه فرکانس طیف توان در زیرباندهای مختلف استفاده شده است. در پژوهش‌های مرتبط با تحلیل سیگنال‌های EEG، ویژگی‌های غیر خطی مانند آنتروپی و ابعاد فراکتال به‌عنوان شاخص‌های مؤثر برای ارزیابی پیچیدگی و بی‌نظمی سیگنال‌های مغزی به‌کار رفته‌اند. همچنین آنتروپی سیگنال EEG در افراد معتاد به هروئین افزایش یافته و بیانگر کاهش هماهنگی و افزایش آشفتگی در فعالیت نوروهای مغزی است. همچنین، بعد فراکتال سیگنال‌های مغزی این افراد تغییرات قابل توجهی را نشان می‌دهد که دلالت بر کاهش خودسازماندهی دینامیک مغز دارد. این یافته‌ها با نتایج پژوهش حاضر همخوانی دارد و تأیید می‌کند که ویژگی‌های آنتروپی و ابعاد فراکتال می‌توانند به‌عنوان شاخص‌های متمایزکننده برای بررسی اثرات اعتیاد بر مغز استفاده شوند. در این قسمت به‌طور خلاصه به هر یک اشاره شده است.

۳-۲-۱- آنتروپی

مقدار آنتروپی معیاری است برای تعیین کمیت به معنای آماری، حالت بی‌نظمی سیستم، تصادفی یا عدم قطعیت در یک سیگنال بیولوژیکی است. استفاده از مفهوم آنتروپی در سری‌های زمانی مانند الکتروانسفالوگرافی روشی است برای تعیین کمیت، به معنای آماری، میزان عدم قطعیت یا تصادفی بودن در الگو است، که همچنین تقریباً معادل مقدار اطلاعات موجود در سیگنال است.

الف- آنتروپی تقریبی: آنتروپی تقریبی معیار منظم بودن و تغییرات در سری زمانی است که با مقایسه الگوهای مشابه در بردار داده‌ها به دست می‌آید. آنتروپی تقریبی یک پارامتر آماری است که می‌تواند مقادیر دامنه فعلی یک سیگنال را بر اساس مقادیر دامنه قبلی اندازه‌گیری شده پیش‌بینی کند [۳۱، ۳۲].

بر اساس پارامترهای محاسبه شده مقدار آنتروپی تقریبی (ApEn) مقدار شاخص مشابهت درونی را در تمام انتقال‌های ممکن در بردارهای نمونه محاسبه می‌کند و طول و مقاومت تغییرات را نشان می‌دهد. اگر X سیگنال ورودی، m طول پنجره سیگنال، N تعداد کل نمونه‌های سیگنال و r مقدار هم‌پوشانی در پنجره باشد و همچنین N داده $u(1)$ ، $u(2)$ و ... و $u(N)$ در نظر گرفته شوند، مقدار آنتروپی تقریبی از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۳۳، ۳۴]:

$$ApEn(X, m, r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=0}^{N-m+1} \log C_{i,m}(r) - \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_{i,m+1}(r) \quad (1)$$

که در آن $C_{i,m}$ مشابهت خودی بردار ایجاد شده از سیگنال نمونه با ابعاد m تعریف می‌شود [۳۵]:

$$C_{i,m} = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-1} \theta(r - \|u(i) - u(j)\|) \quad (2)$$

که در آن θ تابع پله واحد است. مقادیر $C_{i,m}$ در یک تلورانس r منظم بودن یا فرکانس الگوهای مشابه با یک الگوی معین از طول پنجره m را اندازه‌گیری می‌کند.

ب- آنتروپی جایگشت: آنتروپی جایگشت یک اندازه‌گیری پیچیدگی ناپارامتریک مبتنی بر ترتیبی برای مطالعه ساختار وابستگی زمانی در یک سیگنال زمانی خطی یا غیرخطی است. پس از تعیین طیف لحظه‌ای ریتیم‌های اصلی، آنتروپی جایگشت آنها می‌تواند استخراج شود. آنتروپی جایگشت حاوی اطلاعات دینامیک داخلی سیگنال‌های غیرخطی دارد [۳۶،۳۷].

در یک سیگنال پس از پنجره گذاری $u[i]$ و با انتخاب یک مقدار جایگشت π_k با مرتبه m ، این سیگنال شامل $m!$ الگو است. احتمال الگوی جایگشتی برای تمامی $k=1,2,\dots,m!$ به صورت احتمال رخداد الگوهای مشابه در سیگنال تعریف می‌شود. در آنتروپی جایگشتی احتمال اینکه سیگنال دارای الگوی مشابه با الگوی جایگشتی باشد، محاسبه می‌شود. احتمال الگوی جایگشتی $P(\pi_k)$ به صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$P(\pi_k) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=0}^{N-m} f(u[i], \pi_k) \quad (۳)$$

که در آن N تعداد کل نمونه‌ها است. همچنین تابع f زمانی رخ می‌دهد که $u[i]$ و π_k دارای الگوی مشابه باشند، در غیر این صورت مقدار آن صفر است. اگر مقدار f برابر یک باشد، یک الگو با مرتبه $u[i]$ متناسب با المان‌های سیگنال اصلی (احتمال الگوی جایگشتی) وجود دارد. بنابراین آنتروپی جایگشت به صورت زیر تعریف می‌شود [۳۸].

$$PE = - \sum_{k=1}^{m!} p(\pi_k) \log(\pi_k) \quad (۴)$$

ج- آنتروپی موجک: آنتروپی موجک یک ابزار با توانایی تجزیه و تحلیل ویژگی‌های گذرا سیگنال‌های غیر ثابت است. آنتروپی موجک اطلاعات مربوط به درجه نظم/اختلال مرتبط با پاسخ سیگنال چند فرکانس را حمل می‌کند [۳۹،۴۰]. آنتروپی موجک عدم قطعیت یک فرآیند را با محاسبه تبدیل موجک آن بیان می‌کند.

$$WEn(X, m, B) = \frac{1}{\log(B)} \sum_{i=1}^B W(p_i) \log(W(p_i)) \quad (۵)$$

که در آن W تبدیل موجک گسسته اعمال شده روی تابع توزیع احتمال p_i ، X سیگنال، m سطح تبدیل موجک و B مؤلفه‌های تبدیل موجک است.

۳-۲-۲-۲-۲-۳ ابعاد فراکتال

بعد فراکتال (FD) شاخصی مناسب برای توصیف پیچیدگی یک هندسه خاص با کمی کردن پیچیدگی آنها به عنوان نسبتی از تغییر جزئیات به تغییر در مقیاس است. بعد فراکتال اندازه‌گیری تصویری است که در اعداد و ارقام مفید بودن آن تأیید شده است که دشواری پیچیده یا خود شباهت سیگنال‌های زیست پزشکی را نشان می‌دهد. ابعاد فراکتال به عنوان یک اندازه‌گیری پیچیدگی شکل موج در تجزیه و تحلیل الکتروانسفالوگرام، به منظور شناسایی و تشخیص حالت‌های خاص عملکرد فیزیولوژیکی مغز استفاده می‌شود [۴۱،۴۲].

الف- بعد فراکتال کاتز: بعد فراکتال کاتز (KFD) یک شاخص متریک دینامیکی غیرخطی مؤثر است که پیچیدگی سری‌های زمانی را با محاسبه فاصله بین دو نقطه متوالی مشخص می‌کند. اگر سیگنال به صورت مجموعه‌ای از نقطه‌ها پشت سر هم در نظر گرفته شود، بعد فراکتال آن را بر پایه پیش‌بینی از طول این منحنی‌ها خواهد بود. اگر n تعداد مراحل در شکل موج، d فضای مسطح شکل موج و L طول کلی شکل موج باشد، بعد فراکتال کاتز به صورت زیر تعریف می‌شود [۴۳،۴۴]:

$$KFD = \frac{\log(n)}{\log(n) + \log(\frac{d}{L})} \quad (۶)$$

ب- بعد فراکتال پتروسیان: بعد فراکتال پتروسیان الگوریتمی سریع جهت محاسبه بعد فراکتال و به گونه‌ای که سریع‌تر از بعد فراکتال کاتز عمل می‌کند. این فراکتال از یک دنباله باینری بعد فراکتال را محاسبه می‌کند لذا در اولین گام باید سیگنال ورودی به یک دنباله باینری تبدیل شود که برای این کار روش‌های متفاوتی وجود دارد. برای محاسبه بعد فراکتال پتروسیان تفاوت بین نمونه‌های متوالی محاسبه می‌شود و با توجه به اینکه مقدار محاسبه شده بیشتر و یا کمتر از انحراف استاندارد پنجره باشد به آن مقدار یک و یا صفر انتساب می‌شود [۴۵]. اگر n طول سیگنال (تعداد نقطه‌ها) و N_D تعداد تغییر علامت‌های مجاور (تعداد جفت‌های نامشابه) در دنباله باینری تولید شده باشد، بعد فراکتال پتروسیان مطابق رابطه زیر است [۴۶،۴۷]:

$$PFD = \frac{\log(n)}{\log(n) + \log\left(\frac{n}{n + 0.4 N_D}\right)} \quad (7)$$

ج- بعد فراکتال شمارش جعبه روش بعد فراکتال شمارش جعبه یکی از پرکاربردترین و درعین حال بهترین روش جهت تعیین اشکال فراکتالی است. این روش برای تخمین ابعاد فراکتال برای تصاویر با یا بدون خود شباهت مناسب است. تجزیه و تحلیل جعبه شماری روشی مؤثر و مناسب برای تقریب ابعاد فراکتال یک جسم است که به طور گسترده مورد استفاده قرار می گیرد. به عبارت دیگر روش شمارش جعبه یک روش بزرگنمایی یا کوچکنمایی تصویر است که نشان می دهد چگونه جزئیات با مقیاس تغییر می کند [۴۸]. روش بعد فراکتال شمارش گر جعبه مانند یک روش اندازه گیری محیطی عمل می کند که در آن حالت سیگنال با یک شبکه پوشانیده شده است. طول خط که گاهی طول منحنی هم در نظر گرفته می شود، طول عمودی کلی سیگنال است که برای محاسبه بعد فراکتال سیگنال به کار گرفته می شود [۴۹،۵۰].

۳-۲-۳- طیف توان

در حوزه فرکانس ویژگی طیف توان در هر زیر باند می تواند استفاده شود. سیگنال های EEG معمولاً در چهار محدوده فرکانس شناسایی و بررسی می شوند: دلتا (۰-۴ هرتز)، تتا (۴-۸ هرتز)، آلفا (۸-۱۳ هرتز) و بتا (۱۵-۳۰ هرتز) [۵۱،۵۲]. ریتم حسی حرکتی (SMR) یک فرکانس امواج مغزی بین ۱۲-۱۵ هرتز و یک ریتم غیرفعال نوسانی از فعالیت الکتریکی همزمان مغز است که در امتداد مرز بین امواج مغزی آلفا و بتا قرار دارد [۵۳،۵۴]. سیگنال EEG برای هر فرد منحصر به فرد است. بنابراین، محاسبه فرکانس آلفا فردی (IAF) و فرکانس انتقال (TF) می تواند برای بررسی دقیق تر استفاده شود. در طیف توان EEG در کارهای مرتبط با فیزیولوژی نشان دهنده تعداد نوروتهایی است که به صورت همزمان فعالیت دارند. برای محاسبه طیف توان سیگنال از تبدیل فوریه روی سیگنال مغزی استفاده می شود.

چگالی طیف توان بر اساس مقدار هم پوشانی و روش ولش بر اساس رابطه زیر محاسبه می شود:

$$P_{xx}^{(i)}(f) = \frac{1}{LU} \left| \sum_{n=0}^{L-1} W(n) X_i(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (8)$$

که در آن $W(n)$ پنجره، L طول پنجره، X_i بخش قرار گرفته از سیگنال درون پنجره است. U فاکتور نرمالیزه کردن پنجره بوده و به صورت زیر محاسبه می شود:

$$U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} W^2(n) \quad (9)$$

توان سیگنال به کمک روش ولش از رابطه زیر محاسبه می گردد:

$$P_{xx}^i(f) = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} P_{xx}^{(i)}(f) \quad (10)$$

دامنه سیگنال EEG برای هر شخص به عوامل زیادی مانند خصوصیات آناتومی و فیزیولوژی مغز، بافت های اطراف و امپدانس الکترودها وابسته است. این تغییرات در اثر عوامل برای هر شخص متفاوت بوده و تغییرات زیادی در قدرمطلق طیف توان سیگنال EEG را ایجاد می کند. برای جبران تغییرات طیف توان نسبی سیگنال، $P_r(f)$ در فرکانس f از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$P_r(f) = \frac{P_a(f)}{\sum P_a(f_i)} \quad (11)$$

که در آن $P_a(f)$ قدرمطلق چگالی طیف توان فرکانس f است. محدوده زیرباندهای فرکانسی سیگنال مغزی هر شخص منحصر به فرد است. بنابراین باید محدوده فرکانسی هر زیرباند به صورت مجزا برای هر شخص محاسبه شود [۵۵،۵۶]. در اکثر افراد بعد از بسته شدن چشم ها و در حالت گوش بزرگی، ریتم آلفا غالب می شود و زمانی که شخص چشمان خود را باز کرده و فعالیت ذهنی خاصی انجام نمی دهد، ریتم آلفا بلوکه شده و طیف غالبی در سیگنال مغزی مشاهده نمی شود. با داشتن سیگنال مغزی پایه فرد در دو حالت چشم بسته و چشم باز، محدوده مکانی که طیف توان حالت چشم بسته از طیف توان چشم باز فاصله می گیرد را می توان مشخص کرد. با مشخص شدن این محدوده فرکانسی می توان پیک آلفای فردی (IAP) برای هر شخص از رابطه زیر محاسبه می شود [۵۷،۵۸]:

$$IAP = \frac{\sum_{f=f_1}^{f=f_2} P_r(f) \times f}{P_r(f)} \quad (12)$$

که در آن f_1 و f_2 فرکانس پایین و بالای محدوده آلفای استخراج شده هر شخص است. پس از محاسبه IAP و TF برای هر نفر، TF-2 هرگز به TF هرگز را به عنوان زیرباند تتا، TF به IAP-2 را به عنوان زیرباند پایین آلفای هر فرد، IAP-2 به IAP هرگز را به عنوان دومین زیرباند پایین آلفا، IAP تا IAP+2 هرگز به عنوان زیرباند بالای آلفا در نظر گرفته شده است. همچنین IAF+2 تا IAF+5 به عنوان ریتم حسی حرکتی در نظر گرفته می شود.

۳-۳- معیار دیویس-بولدین

معیار دیویس-بولدین بر اساس نسبت فاصله های درون خوشه ای و بین خوشه ای است. راه حل خوشه بندی بهینه دارای کمترین مقدار شاخص دیویس-بولدین (DBI) است [۵۹]. در معیار دیویس بولدین شباهت بین دو ویژگی بر اساس پراکندگی ویژگی ها تعریف می شود. این شاخص در واقع میانگین شباهت بین هر ویژگی با مشابه ترین ویژگی به آن را محاسبه می کند. در واقع هر چه مقدار این شاخص بیشتر باشد، ویژگی بهتری تولید شده است. این روش انتخاب ویژگی شرایط شاخص انتخاب تعریف شده را به متقارن و غیرمنفی بودن، محدود می کند. در واقع این شاخص شباهت بین هر خوشه و مشابه ترین خوشه آن به صورت میانگین است که این میانگین روی همه خوشه ها گرفته شده است. در نتیجه می تواند متمایزترین ویژگی ها را انتخاب کند [۶۰، ۶۱].

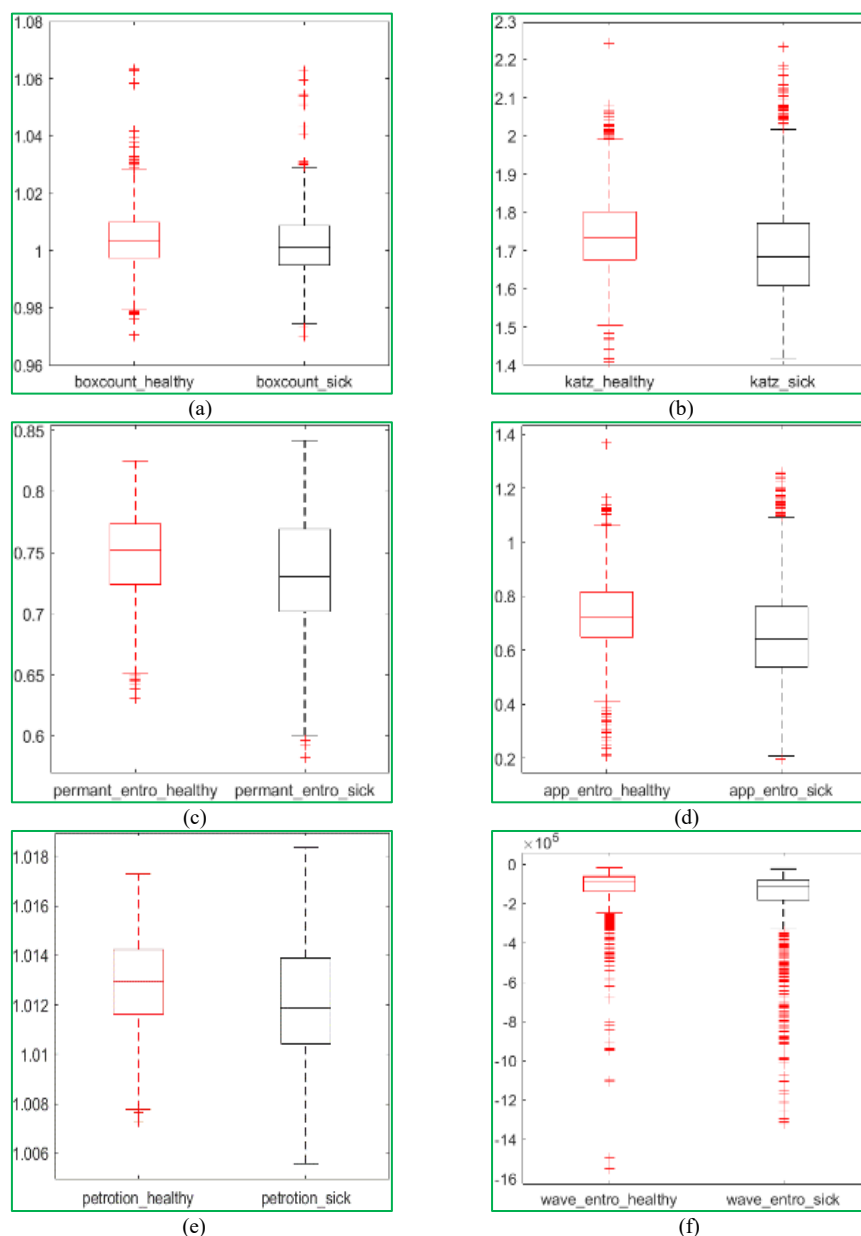
۴- نتایج و بحث

به منظور تجزیه و تحلیل سیگنال های EEG ویژگی های غیر فرکانسی آنتروپی و بُعد فراکتال در کانال های مختلف و ویژگی فرکانسی طیف توان در تمام کانال ها استخراج شده و سپس از این ویژگی ها برای جداسازی گروه ها از یکدیگر استفاده می شود. ویژگی ها در تمام نفرات شرکت کننده محاسبه شده و با نمودار جعبه ای مقایسه شده است. نمودارهای جعبه ای نشان از تفاوت در ویژگی های استخراج شده در زیرباندهای مختلف دارد. شکل ۱ نشان دهنده تفاوت بین ویژگی های غیر فرکانسی در تمام کانال ها است. مقایسه انجام شده بر اساس معیار دیویس بولدین انجام شده است. حد آستانه برای تفاوت معنادار p-value کمتر از ۰/۰۰۵ در نظر گرفته شده است. در کانال های ۱۴، ۴، ۱۵ و ۹ و ۱۰ اختلاف معنادار وجود ندارد و در عین حال کاهش مقدار شاخص دیویس بولدین مشهود است. در حالی که در سایر کانال ها اختلاف معنادار و افزایش مقدار دیویس بولدین مشاهده شده است. بر اساس مطالعه صورت گرفته در این تحقیق و نتایج به دست آمده و نمودارهای ارائه شده تفاوت معنادار در ویژگی های غیر فرکانسی تنها در ویژگی آنتروپی تقریبی وجود دارد. در سایر ویژگی های غیر فرکانسی مانند آنتروپی جایگشت، ویژگی آنتروپی موجک، بُعد فراکتال پتروسیان، بُعد فراکتال کاتز، جعبه شمارشگر، ویژگی مقدار مؤثر این تفاوت یا معنادار نیست یا اینکه قابل توجه نیست تا به عنوان ویژگی متمایز کننده از آن امکان استفاده وجود داشته باشد. نتایج به دست آمده در آنتروپی تقریبی هم با شهود مطابقت دارد، زیرا در اثر مواد مخدر مخصوصاً هروئین، بی نظمی در افکار مصرف کننده افزایش می یابد. بر اساس نتایج به دست آمده انتخاب کانال های O1 و Cz بر اساس تحلیل جامع تمامی کانال های EEG ثبت شده مطابق با استاندارد ۱۰-۱۰ بین المللی انجام شده است. در کانال Cz، افزایش آنتروپی تقریبی نشان دهنده افزایش بی نظمی و کاهش خودسازماندهی فعالیت نورونی بود. از نظر فیزیولوژیکی، این ناحیه در پردازش اطلاعات حرکتی و توجه پایدار نقش دارد و تغییرات مشاهده شده بیانگر آسیب شبکه های مغزی ناشی از مصرف هروئین است. این نتایج تأیید می کند که انتخاب کانال ها بر اساس تحلیل داده ها و شناسایی شاخص های معنادار انجام شده و به طور خاص به ویژگی های عملکردی مغز در شرایط اعتیاد مرتبط است.

جدول ۲ نشان دهنده مقادیر به دست آمده در تمامی کانال های مختلف در ویژگی آنتروپی تقریبی است. همان طور که مشاهده می شود مقدار شاخص دیویس بولدین در پنج کانال اختلاف معناداری ندارد و در بقیه ۱۳ کانال این اختلاف به صورت فاحش معنادار است، به طوری که در کانال ۱۱ (Cz) بیشترین اختلاف معنادار وجود دارد.

شکل ۲ مقایسه زیرباندهای مختلف شامل آلفای بالایی، اولین زیرباند پایین آلفا، دومین زیرباند پایین آلفا، ریتم حرکتی حسی، زیرباند تتا و زیرباند دلتا در ۱۶ کانال را نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود اختلاف معنادار در زیرباند آلفای بالا وجود

دارد. این اختلاف معنادار در کانال ۱۵ (O1) بیشتر خود را نشان داده است. نتایج تحلیل نشان داد که کانال O1 (ناحیه پس سری) و کانال Cz (ناحیه مرکزی) بیشترین تفاوت معنادار را بین افراد معتاد و سالم نشان می دهند. در کانال O1، کاهش معنادار توان فرکانسی در زیرباند آلفای بالایی (۱۰-۱۳ هرتز) مشاهده شد که با اختلال در کارکرد ناحیه پس سری مغز و کاهش سطح آرامش ذهنی مرتبط است. نتایج عددی مقایسه در جدول ۳ آمده است. به منظور ارزیابی کارایی ویژگی متمایز کننده غیر فرکانسی از بین ویژگی های آنتروپی تقریبی، آنتروپی موجک، آنتروپی جایگشتی، بعد فراکتال کاتز، بعد فراکتال پتروسیان و جعبه شمارشگر و ویژگی طیف توان یک آزمایش دیگر طراحی شده است. در این آزمایش ویژگی های متمایز کننده در کانال های مربوطه با یک طبقه بند کاربرد در حوزه شناسایی الگو به نام ماشین بردار پشتیبان (SVM) طبقه بندی شده اند [۶۲، ۶۳].



شکل ۱: مقایسه ویژگی های غیر فرکانسی در تمام کانال ها، الف- بعد فراکتال جعبه شمارشگر، ب- بعد فراکتال کاتز، ج- آنتروپی جایگشتی، د- آنتروپی تقریبی ه- بعد فراکتال پتروسیان، و- آنتروپی موجک

Figure 1: Comparison of non-frequency characteristics in all channels, a) Fractal dimension boxcount, b) Fractal dimension katz, c) permutation entropy, d) approximate entropy, e) wavelet E, f) wavelet entropy

جدول ۲: مقایسه مقدار عددی شاخص دیویس بولدین در تمامی کانال‌ها برای ویژگی آنترپی تقریبی

Table 2: Comparing the numerical value of the Davies-Bouldin index in all channels for the approximate entropy feature

Channel	Significant difference P value<0.005		Changes		Davis Boldin quantity
	No	Yes	Increase	Decrease	
11		x	x		5.22
7		x	x		5.24
8		x	x		5.37
5		x	x		5.41
3		x	x		6.59
4	x		x		7.96
16		x	x		8.37
6		x	x		8.70
2		x	x		8.78
13		x	x		9.32
17		x		x	12.89
12		x		x	15.82
14	x			x	20.49
15	x			x	85.48
9	x			x	555.44
10	x			x	676.01

جدول ۳: مقایسه مقدار عددی شاخص دیویس بولدین در طیف توان در زیرباند آلفا در تمام کانال‌ها

Table 3: Numerical comparison of Davies Boldin value in the power spectrum in the alpha subband in all channels

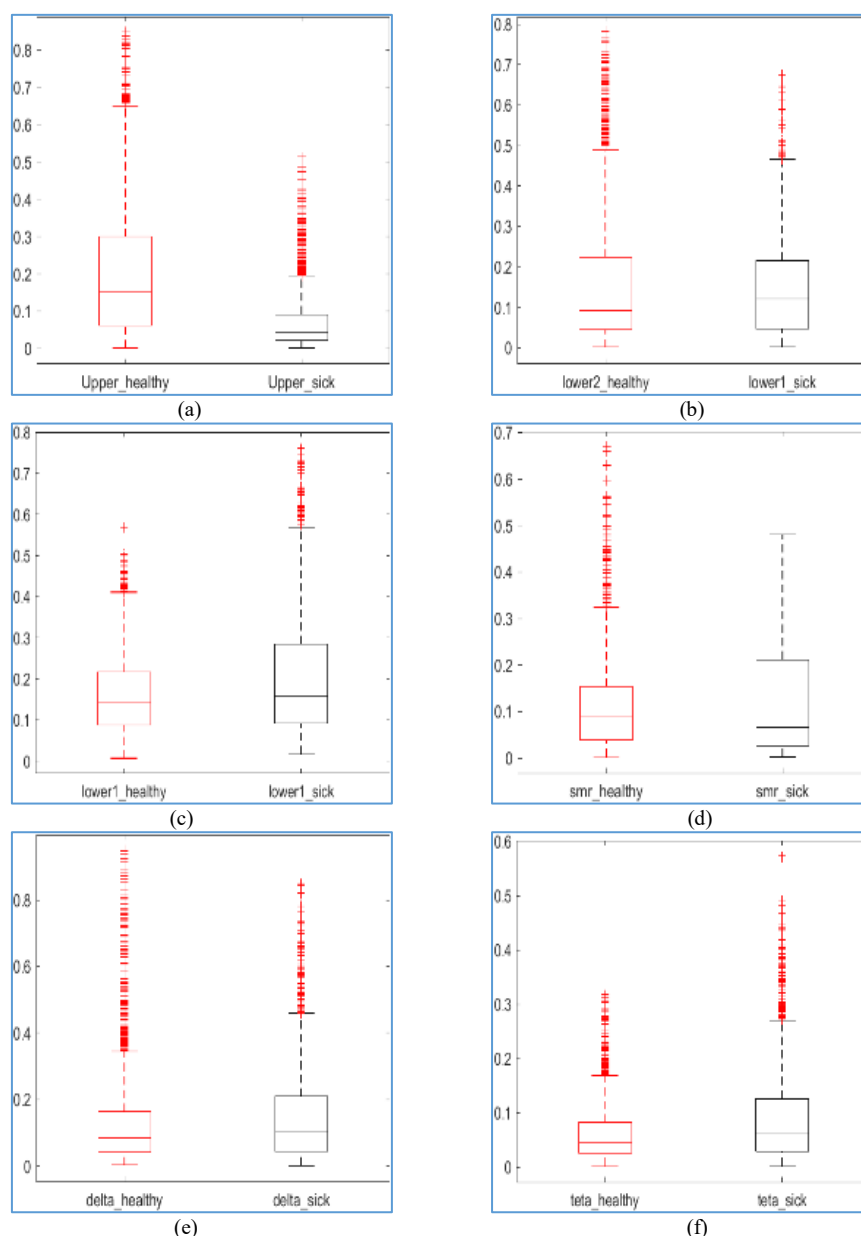
Channel	Significant difference P value<0.005		Changes		Davis Boldin quantity
	No	Yes	Increase	Decrease	
15		x		x	1.94
14		x		x	1.97
12		x		x	2.38
9		x		x	2.54
6		x		x	2.64
10		x		x	2.64
13		x		x	2.71
17		x		x	2.72
2		x		x	2.78
7		x		x	2.89
3		x		x	2.92
16		x		x	3.03
11		x		x	3.16
4		x		x	3.65
8		x		x	3.71
5		x		x	3.84

در این آزمایش ویژگی‌های استخراج شده در کانال‌های مختلف وارد طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان شده است. دقت و صحت طبقه‌بندی مطابق رابطه‌های ۱۳ و ۱۴ به ترتیب محاسبه شده است [۶۴،۶۵]:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (13)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TN} + \text{TP}}{\text{TN} + \text{TP} + \text{FN} + \text{FP}} \times 100 \quad (14)$$

که در آن TP، TN، FP و FN به ترتیب نشان دهنده مثبت صحیح، منفی صحیح، اشتباه مثبت و اشتباه منفی است. نتیجه طبقه‌بندی در تمامی کانال‌ها برای ویژگی‌های غیر فرکانسی در شکل‌های ۳ و ۴ نشان داده شده است. مقایسه مقادیر دقت و صحت ویژگی‌های غیر فرکانسی برای کانال ۱۱ در شکل ۵ نشان داده شده است.

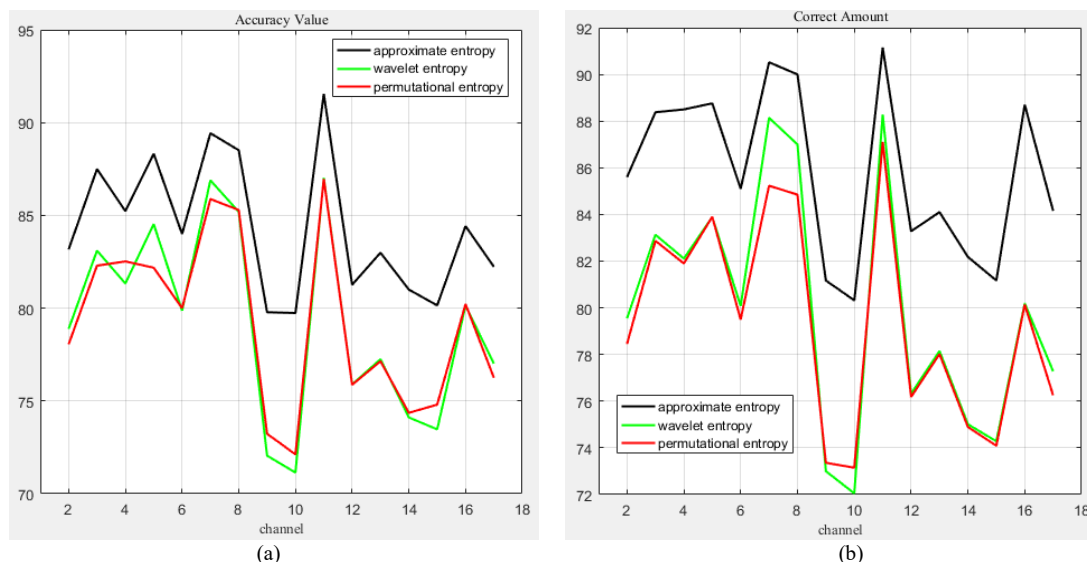


شکل ۲: مقایسه طیف توان در زیرباند های مختلف، الف- طیف توان زیر باند بالای آلفا، ب- طیف توان دومین زیر باند پایین آلفا، ج- طیف توان اولین زیر باند پایین آلفا، د- طیف توان ریتم حسی حرکتی، ه- طیف توان زیر باند دلتا، و- طیف توان زیر باند تتا

Figure 2: Comparison of power spectrum in different subbands, a) upper alpha subband power spectrum, b) power spectrum of the second lower alpha subband, c) power spectrum of the first low alpha subband, d) sensorimotor rhythm power spectrum, e) delta subband power spectrum, f) theta Sub band power spectrum

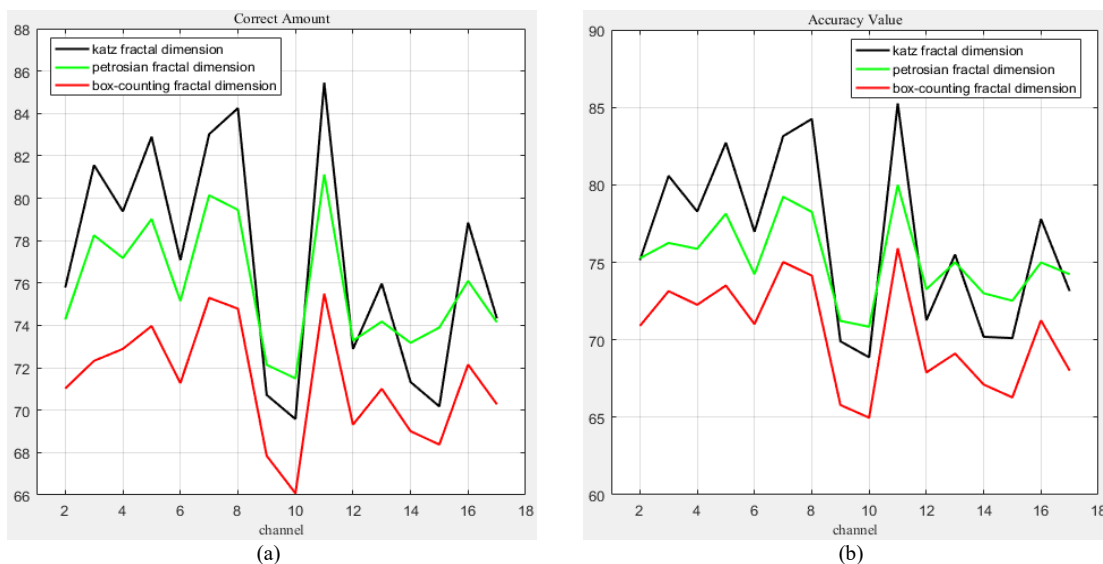
ویژگی‌های استخراج شده در کانال‌های موجود در پایگاه داده با طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان دسته‌بندی شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان بهترین نتیجه را در تشخیص و طبقه‌بندی فرد معتاد از سالم در ویژگی آنالوپی تقریبی در کانال ۱۱ که مربوط به ویژگی غیر فرکانسی است دارد. این ویژگی توسط معیار دیوس بولدین بهترین ویژگی

متمایزکننده تعیین شده که نتایج طبقه‌بندی نیز این موضوع را تأیید کرده است. ویژگی طیف توان فرکانسی از زیرباندهای مختلف در کانال‌های موجود در پایگاه داده استخراج شده و توسط ماشین بردار پشتیبان دسته‌بندی شده است. شکل ۶ طبقه‌بندی در تمامی کانال‌ها برای ویژگی طیف توان زیر باندهای آلفا را نشان می‌دهد. مقایسه مقادیر دقت و صحت ویژگی‌های طیف توان زیر باندهای آلفا برای کانال ۱۵ در شکل ۷ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود زیرباند بالای آلفا در کانال ۱۵ بالاترین مقدار دقت و صحت را در تشخیص افراد معتاد از افراد سالم دارد. با مقایسه نتایج فوق می‌توان به این نتیجه رسید که ویژگی‌های حوزه فرکانس مانند طیف توان محاسبه شده از زیرباندهای مختلف کارایی بیشتری در تشخیص افراد سالم از افراد معتاد در برابر ویژگی‌های غیر فرکانسی دارند.



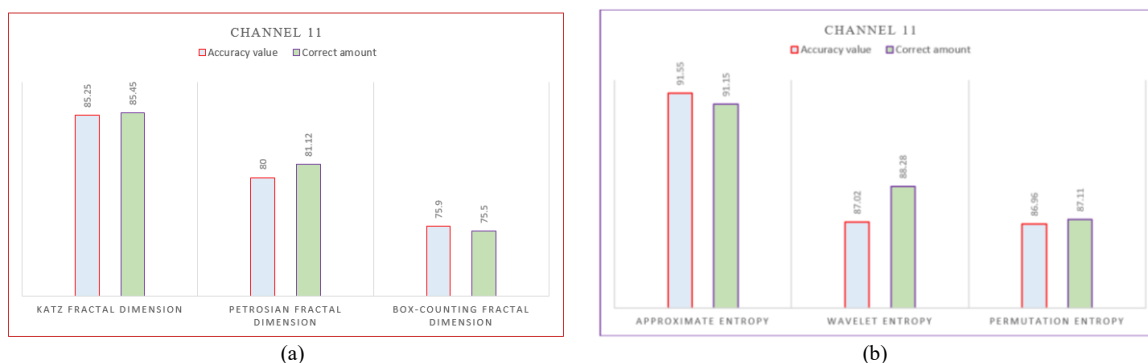
شکل ۳: طبقه‌بندی در کانال‌ها با ویژگی غیر فرکانسی آنترپی، الف- مقدار دقت، ب- مقدار صحت

Figure 3: Classification in channels with non-frequency feature of entropy, a) accuracy value, b) precision value



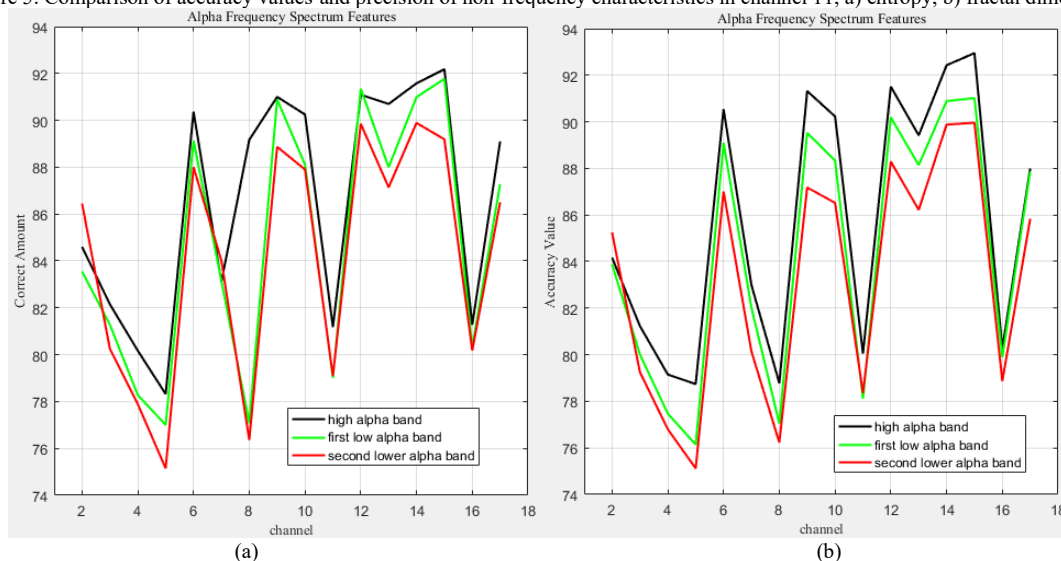
شکل ۴: طبقه‌بندی در کانال‌ها با ویژگی غیر فرکانسی بُعد فراکتال، الف- مقدار دقت، ب- مقدار صحت

Figure 4: Classification in channels with non-frequency characteristic of fractal dimension, a) accuracy value, b) precision value



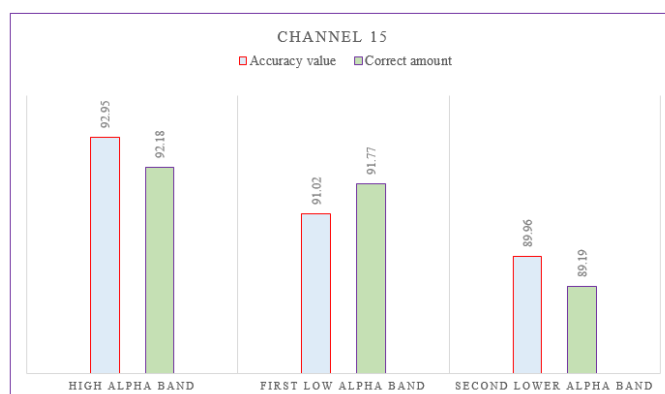
شکل ۵: مقادیر دقت و صحت ویژگی های غیر فرکانسی در کانال ۱۱، الف- آنتروپی، ب- بُعد فراکتال

Figure 5: Comparison of accuracy values and precision of non-frequency characteristics in channel 11, a) entropy, b) fractal dimension



شکل ۶: طبقه بندی در کانال ها با ویژگی های طیف زیر باندهای آلفا، الف- مقدار صحت، ب- مقدار دقت

Figure 6: Classification in channels with alpha frequency spectrum features, a) precision value, b) accuracy value



شکل ۷: مقادیر دقت و صحت ویژگی های طیف زیر باندهای آلفا در کانال ۱۵

Figure 7: Accuracy values and precision of alpha band frequency spectrum characteristics in channel 15

از نظر فیزیولوژیکی، باند آلفا به فعالیت نواحی پس سری و آهیانه ای مربوط می شود و معمولاً در حالت استراحت ذهنی یا بستن چشم ها به اوج فعالیت می رسد.

کاهش قدرت باند آلفا در ناحیه O1 (پس سری) نشان دهنده کاهش سطح آرامش و افزایش فعالیت غیرطبیعی مغز است که در افراد معتاد، به ویژه در پاسخ به شرایط استرس زا و میل به مصرف، مشاهده می شود. این یافته ها نشان می دهد که اعتیاد به هروئین بر پویایی نوسانات آلفا تأثیر می گذارد و با اختلال در ریتم های طبیعی آرامش بخش مغز همراه است. بنابراین، محدوده

آلفای بالایی به دلیل ارتباط آن با مکانیسم‌های تنظیمی مغز مانند توجه، حافظه و سرکوب حواس مزاحم، در این پژوهش به‌عنوان شاخص مهم تشخیصی معرفی شده است. با این حال، بررسی سایر زیرباندها نیز انجام شده، اما تفاوت‌های معناداری در سایر باندها مانند دلتا، تتا و بتا در مقایسه با زیرباند آلفا مشاهده نشده است. همچنین نتایج به دست آمده در برتری نتایج طبقه‌بندی و تشخیص افراد معتاد از افراد سالم در کانال ۱۵ یا ناحیه (O1) با نتایج به دست آمده در [۶۶] مطابقت دارد. در این تحقیق فعالیت‌های غیرطبیعی در لوب پس سری، راست آهیانه، گیجگاهی و پیشانی افراد معتاد به مواد مخدر در مقایسه با افراد سالم نشان داده شده است.

۵- بررسی مطالعات

در این بخش، تعدادی از پژوهش‌های مرتبط با موضوع تحقیق حاضر مورد بررسی قرار گرفته و نتایج آن‌ها با یافته‌های این تحقیق مقایسه شده است. در یکی از این مطالعات، بررسی هم‌نوابی توان سیگنال EEG در ۱۸ فرد وابسته به هروئین و ۱۲ فرد سالم انجام شده است [۶۷]. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که افراد وابسته به هروئین، در مقایسه با گروه کنترل، توان نسبی بیشتری در باند فرکانسی بتا ۲ و همبستگی بیشتری در باند گاما، به‌ویژه در نیمکره چپ مغز دارند. این تغییرات نشان‌دهنده برهم‌ریختگی تعادل شبکه‌های مغزی مرتبط با فعالیت‌های شناختی و احساسی هستند. افزایش فعالیت در باند بتا ۲ معمولاً با اضطراب، استرس و تحریک عصبی مرتبط است و در افراد معتاد به هروئین این موضوع می‌تواند بازتابی از تغییرات پایدار در ناحیه قشری مغز باشد.

در مطالعه [۶۸]، تمرکز بر بررسی نوسانات فرکانس پایین (ALFF) بوده است. در این پژوهش، تغییرات دامنه نوسانات فرکانس پایین در افراد معتاد نسبت به افراد سالم ارزیابی شده است. نتایج نشان می‌دهد که در افراد مصرف‌کننده هروئین، مقادیر ALFF کاهش می‌یابد، درحالی‌که در مصرف‌کنندگان متادون به‌عنوان جایگزین درمانی، این شاخص افزایش یافته و با دوز مصرفی متادون ارتباط مستقیم دارد. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که کاهش ALFF می‌تواند نشانه‌ای از اثرات مخرب هروئین بر هماهنگی عملکرد شبکه‌های مغزی در حالت استراحت باشد.

در [۶۹] به بررسی توان نسبی و فرکانس مرکزی در زیرباندهای آلفا و بتا پرداخته است. در این پژوهش مشخص شده که در بیش از ۷۰ درصد موارد، دامنه فعالیت زیرباند آلفا کاهش و فعالیت باند بتا افزایش یافته است. همچنین، افزایش امواج با دامنه کم در باندهای تتا و دلتا در ناحیه مرکزی مغز مشاهده شده است. کاهش دامنه باند آلفا نشان‌دهنده اختلال در فرآیندهای آرامش ذهنی و توجه پایدار است، درحالی‌که افزایش دامنه باند بتا می‌تواند بیانگر افزایش فعالیت شناختی ناکارآمد و تحریک‌پذیری باشد.

در پژوهش دیگری [۷۰]، اثرات هروئین بر سیگنال EEG با تمرکز بر رابطه بین طیف توان و میانگین فرکانس سیگنال با مدت زمان مصرف هروئین بررسی شده است. نتایج نشان داده‌اند که تغییرات فرکانس در زیرباند آلفا ۲ در نواحی پیشانی و مرکزی برجسته‌تر است و کاهش میانگین فرکانس این زیرباند به‌ویژه در افرادی با سابقه طولانی مصرف هروئین مشهود بوده است. این تغییرات عمدتاً در نواحی پیشانی، شقیقه‌ای و مرکزی قشر مغز مشاهده شده است. کاهش میانگین فرکانس زیرباند آلفا می‌تواند بازتابی از کاهش کارآمدی مکانیسم‌های بازدارنده و اختلال در پردازش محرک‌های محیطی باشد. این پژوهش همچنین نشان داده است که تغییرات فرکانس پس از شروع دوره‌های ترک اعتیاد و پرهیز از مصرف، با بهبود نسبی همراه بوده است، اما الگوهای برخی باندهای فرکانسی همچنان غیرطبیعی باقی مانده‌اند.

بررسی این مطالعات نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر تحلیل فرکانسی مانند تبدیل فوری، علی‌رغم دقت بالا در شناسایی دامنه و فرکانس سیگنال، محدودیت‌هایی در تحلیل تغییرات لحظه‌ای و سیگنال‌های غیرایستا دارند. این روش‌ها معمولاً سیگنال را در بازه‌های زمانی ثابت تحلیل می‌کنند که ممکن است تغییرات دینامیکی کوتاه‌مدت سیگنال نادیده گرفته شوند. برای غلبه بر این محدودیت، بسیاری از پژوهش‌ها سیگنال EEG را به بازه‌های زمانی کوتاه‌تر و دارای هم‌پوشانی تقسیم‌بندی می‌کنند، اما این رویکرد نیز ممکن است اطلاعات مربوط به پیچیدگی‌های غیرخطی سیگنال را به‌طور کامل منعکس نکند. در تحقیق حاضر، برای حل این چالش‌ها، علاوه بر ویژگی‌های فرکانسی، از ویژگی‌های غیرخطی نظیر آنتروپی تقریبی و ابعاد فراکتال نیز استفاده شده است. این ویژگی‌ها به‌دلیل ماهیت غیرپارامتریک خود، توانایی بیشتری در تحلیل ساختار پیچیده سیگنال EEG دارند.

به عنوان مثال، آنتروپی تقریبی میزان بی نظمی سیگنال را در طول زمان ارزیابی می کند و افزایش آن نشان دهنده کاهش هماهنگی در فعالیت های نورونی است. از سوی دیگر، بعد فراکتال به عنوان شاخصی از پیچیدگی هندسی سیگنال، تغییرات خودمشابه در مقیاس های مختلف را اندازه گیری می کند و می تواند اطلاعاتی درباره ساختار سلسله مراتبی فعالیت های مغزی ارائه دهد.

در جدول ۴، مقایسه ای بین پژوهش حاضر و مطالعات مشابه انجام شده است. این جدول نشان می دهد که برخلاف پژوهش های پیشین که تنها بر یک یا دو زیرباند خاص تمرکز کرده اند، در این تحقیق تمام زیرباندهای فرکانسی و کانال های سیگنال EEG مورد بررسی قرار گرفته اند. همچنین، ویژگی های حوزه زمان و ویژگی های غیر خطی به طور همزمان در تحلیل استفاده شده است. این جامعیت در انتخاب ویژگی ها، دقت و صحت طبقه بندی سیگنال ها را به طور قابل توجهی افزایش داده است.

جدول ۴: تفاوت های موجود در بین افراد سالم و افراد معتاد در سیگنال الکتروانسفالوگرام

Table 4: Differences between healthy people and addicted people in the electroencephalogram signal

Disadvantages	Results	Method	Reference
Only the signal power consistency feature has been examined	Examining all subbands to – determine the difference between healthy and addicted individuals in the hemispheres	–Examining the consistency of brain signal power spectral density in determining the difference between the two hemispheres	[60]
Failure to determine the amount of methadone used for treatment	–Investigating differences in time and frequency domain characteristics across all parts of the head and brain regions Investigating the effect of drug use – on different individuals	–Dynamics and frequency characteristics of the electroencephalogram signal	[61]
Study of differences in healthy and addicted individuals in only two subbands	Simultaneous study of two features – in the frequency domain	- Study of relative power and central frequency of alpha and beta subbands	[66]
Only one feature is considered to – examine the relationship.	–Investigating drug disorders in treatment Investigating all subbands to – determine the relationship –Examining all subbands and channels in frequency and non-frequency features	–Investigating the relationship between the power spectrum and average frequency of the electroencephalogram and the duration of heroin use	[67]
Lack of determining the – relationship between brain regions in the examined frequency and non-frequency features	–Determining the effect of heroin use on the brain Applying the appropriate method in – determining the distinguishing feature	–Determining the distinguishing feature in the time and frequency domain	This research

جدول ۵: مقایسه دقت و صحت طبقه بندی

Table 5: Comparison of accuracy and precision of classification

Method studied	Precision	Accuracy
[71]	73.00	81.00
Non-frequency features (approximate entropy)	91.50	91.15
Frequency features (upper alpha subband)	92.95	92.18

در جدول ۵، نتایج دقت و صحت طبقه بندی ویژگی های فرکانسی و غیر فرکانسی با مرجع [۷۱] مقایسه شده است. این نتایج در مقایسه با مطالعات پیشین نشان دهنده برتری روش پیشنهادی است، به ویژه اینکه روش دیویس-بولدین برای ارزیابی میزان تمایز ویژگی ها استفاده شده و ویژگی های برتر بر اساس این شاخص انتخاب شده اند. این تفاوت نشان می دهد که ویژگی های فرکانسی، به ویژه توان زیرباند آلفا، نقش مهمی در تمایز افراد سالم از افراد معتاد دارند، زیرا این زیرباند با فرآیندهای آرامش ذهنی و پردازش اطلاعات مرتبط است و کاهش آن بازتاب تغییرات مغزی ناشی از مصرف هروئین است. با این حال، دقت بالای آنتروپی تقریبی نشان می دهد که ویژگی های غیر خطی نیز برای شناسایی بی نظمی سیگنال در افراد معتاد مؤثر هستند. این امر تأیید می کند که ترکیب ویژگی های فرکانسی و غیر خطی می تواند عملکرد الگوریتم های تشخیصی را بهبود داده و ابزاری قوی

برای شناسایی الگوهای غیرطبیعی سیگنال EEG فراهم کند. جمع‌بندی مقایسه‌ها نشان می‌دهد که استفاده از ویژگی‌های غیرخطی در کنار ویژگی‌های فرکانسی می‌تواند به بهبود دقت و صحت تشخیص اعتیاد به هروئین کمک کند. این رویکرد جامع نه تنها توانسته تمایز دقیق‌تری بین افراد سالم و معتاد ایجاد کند، بلکه امکان ارزیابی دقیق‌تر تغییرات مغزی مرتبط با اعتیاد و بازتوانی را فراهم آورده است. به همین دلیل، این روش پیشنهادی قابلیت تعمیم به سایر اختلالات مرتبط با فعالیت مغزی غیرطبیعی را نیز دارد.

یافته‌های این پژوهش نشان داد که ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال EEG، مانند کاهش توان زیرباند آلفای بالای در کانال O1 و افزایش آنتروپی در کانال Cz، به‌طور مؤثری در تمایز افراد معتاد از افراد سالم نقش دارند. زیرباند آلفای بالای به‌طور مستقیم با فرآیندهای آرامش ذهنی، پردازش اطلاعات بینایی و سرکوب تحریکات غیرضروری مرتبط است و کاهش توان آن می‌تواند نشان‌دهنده افزایش سطح تحریک‌پذیری قشر مغز در نواحی پس‌سری باشد. از سوی دیگر، افزایش آنتروپی به معنای افزایش بی‌نظمی و کاهش سازماندهی فعالیت نورونی در ناحیه مرکزی مغز (Cz) است که می‌تواند ناشی از اختلال در فرآیندهای مرتبط با توجه، هماهنگی حرکتی و پاسخ به محرک‌ها باشد.

این یافته‌ها نشان می‌دهند که ویژگی‌های مذکور می‌توانند به‌عنوان شاخص‌های کلیدی در توسعه ابزارهای تشخیصی مبتنی بر EEG برای شناسایی زود هنگام اعتیاد به مواد مخدر، خصوصاً هروئین، مورد استفاده قرار گیرند. این شاخص‌ها همچنین قابلیت استفاده در پایش وضعیت بیماران در دوره‌های درمان و بازتوانی را دارند و می‌توانند تغییرات مغزی مرتبط با فرآیندهای درمانی را در طول زمان ارزیابی کنند. استفاده از این شاخص‌ها به پژوهشگران و متخصصان حوزه درمان کمک می‌کند تا به‌طور دقیق‌تری وضعیت نوروفیزیولوژیکی بیماران را پایش کرده و برنامه‌های درمانی متناسب با سطح پیشرفت فرد طراحی کنند. چنین کاربردی می‌تواند منجر به شخصی‌سازی روش‌های درمانی شده و تأثیر مثبتی بر بهبود روند بازتوانی بیماران داشته باشد.

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، برای شناسایی ویژگی‌های متمایزکننده سیگنال‌های مغزی افراد سالم و افراد معتاد به هروئین، ویژگی‌های فرکانسی و غیر فرکانسی مختلفی از سیگنال EEG استخراج و تحلیل شده است. این ویژگی‌ها از زیرباندهای مختلف طیف فرکانسی و کانال‌های متعدد EEG به‌دست آمده و به‌منظور شناسایی الگوهای غیرطبیعی مرتبط با مصرف هروئین مورد بررسی قرار گرفته‌اند. نتایج نشان می‌دهند که تفاوت معناداری در برخی از ویژگی‌ها وجود دارد؛ به‌طوری‌که مقدار p -value برای این تفاوت‌ها کمتر از ۰/۰۵ است. در زیرباند بالای آلفا، کاهش توان در کانال O1 مشاهده شده که نشان‌دهنده کاهش فعالیت آرامش ذهنی و اختلال در پردازش اطلاعات پس‌سری در افراد معتاد است. همچنین، آنتروپی تقریبی در کانال Cz به‌طور قابل‌توجهی افزایش یافته که نشان‌دهنده افزایش بی‌نظمی و کاهش هماهنگی نورونی در ناحیه مرکزی مغز است. این یافته‌ها نشان می‌دهند که هر دو ویژگی ذکرشده، به‌عنوان شاخص‌های کلیدی در شناسایی و تفکیک افراد سالم از افراد معتاد به هروئین عمل می‌کنند. نتایج به‌دست آمده می‌تواند به‌عنوان ابزاری مؤثر در توسعه روش‌های تشخیص مبتنی بر EEG و پایش وضعیت بیماران در طول دوره درمان و بازتوانی به کار گرفته شود. همچنین، ترکیب ویژگی‌های فرکانسی و غیر فرکانسی نشان‌دهنده کارآمدی بیشتر در مقایسه با استفاده از یک دسته ویژگی به‌تنهایی بوده و دقت و صحت بالاتری در فرآیند طبقه‌بندی ارائه کرده است.

مراجع

- [1] S. Liu, S. Wang, M. Zhang, Y. Xu, Z. Shao, L. Chen, W. Yang, J. Liu, and K. Yuan, "Brain responses to drug cues predict craving changes in abstinent heroin users: A preliminary study," *NeuroImage*, vol. 237, Article Number: 118169, Aug. 2021, doi: [10.1016/j.neuroimage.2021.118169](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118169).
- [2] Q. Li, Y. Wang, Y. Zhang, W. Li, W. Yang, J. Zhu, N. Wu, H. Chang, Y. Zheng, W. Qin, L. Zhao, K. Yuan, J. Liu, W. Wang, and J. Tian, "Craving correlates with mesolimbic responses to heroin-related cues in short-term abstinence from heroin: an event-related fMRI study," *Brain Research*, vol. 1469, pp. 63-72, Aug. 2012, doi: [10.1016/j.brainres.2012.06.024](https://doi.org/10.1016/j.brainres.2012.06.024).
- [3] M. Corominas-Roso, I. Ibern, M. Capdevila, R. Ramon, C. Roncero, and J. Ramos-Quiroga, "Benefits of EEG-neurofeedback on the modulation of impulsivity in a sample of cocaine and heroin long-term

- abstinent inmates: a pilot study," *International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology*, vol. 64, no. 12, pp. 1275-1298, 2020, doi: [10.1177/0306624X20904704](https://doi.org/10.1177/0306624X20904704).
- [4] A. Al-Nafjan, "Feature selection of EEG signals in neuromarketing," *PeerJ Computer Science*, vol. 8, Article Number: e944, April 2022, doi: [10.7717/peerj-cs.944](https://doi.org/10.7717/peerj-cs.944).
- [5] I. Ahmad, C. Yao, L. Li, Y. Chen, Z. Liu, I. Ullah, M. Shabaz, X. Wang, K. Huang, G. Li, G. Zhao, O.W. Samuel, and S. Chen, "An efficient feature selection and explainable classification method for EEG-based epileptic seizure detection," *Journal of Information Security and Applications*, vol. 80, Article Number: 103654, Feb. 2024, doi: [10.1016/j.jisa.2023.103654](https://doi.org/10.1016/j.jisa.2023.103654).
- [6] N. Behzadfar, S. M. P. Firoozabadi, and K. Badie, "Low-complexity discriminative feature selection from EEG before and after short-term memory task," *Clinical EEG and Neuroscience*, vol. 47, no. 4, pp. 291-297, Feb. 2016, doi: [10.1177/1550059416633951](https://doi.org/10.1177/1550059416633951).
- [7] R. Nawaz, K.H. Cheah, H. Nisar, and V.V. Yap, "Comparison of different feature extraction methods for EEG-based emotion recognition," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 3, pp. 910-926, July/Sept. 2020, doi: [10.1016/j.bbe.2020.04.005](https://doi.org/10.1016/j.bbe.2020.04.005).
- [8] M.N. Dar, M.U. Akram, R. Yuvaraj, S.G. Khawaja, and M. Murugappan, "EEG-based emotion charting for Parkinson's disease patients using Convolutional Recurrent Neural Networks and cross dataset learning," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 144, Article Number: 105327, 2022, doi: [10.1016/j.compbiomed.2022.105327](https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2022.105327).
- [9] F. Motlagh, F. Ibrahim, J.M. Menke, R. Rashid, T. Seghatoleslam, and H. Habil, "Neuroelectrophysiological approaches in heroin addiction research: A review of literatures," *Journal of Neuroscience Research*, vol. 94, pp. 297–309, Jan. 2016, doi: [10.1002/jnr.23703](https://doi.org/10.1002/jnr.23703).
- [10] Z.M. Hira and D.F. Gillies, "A review of feature selection and feature extraction methods applied on microarray data," *Advances in Bioinformatics*, vol. 2015, Article Number: 98363, June 2015, doi: [10.1155/2015/198363](https://doi.org/10.1155/2015/198363).
- [11] R. V. Wankar, P. Shah, and R. Sutar, "Feature extraction and selection methods for motor imagery EEG signals: A review," *International Conference on Intelligent Computing and Control (I2C2)*, Coimbatore, India, 2017, pp. 1-9, doi: [10.1109/I2C2.2017.8321831](https://doi.org/10.1109/I2C2.2017.8321831).
- [12] V. Bolón-Canedo, N. Sánchez-Marroño, A. Alonso-Betanzos, J.M. Benítez, and F. Herrera, "A review of microarray datasets and applied feature selection methods," *Information Sciences*, vol. 282, pp. 111-135, Oct. 2014, doi: [10.1016/j.ins.2014.05.042](https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.05.042).
- [13] W. Chen, Y. Cai, A. Li, Y. Su, and K. Jiang, "EEG feature selection method based on maximum information coefficient and quantum particle swarm," *Scientific Reports*, vol. 13, Article Number: 14515, Sept. 2023, doi: [10.1038/s41598-023-41682-5](https://doi.org/10.1038/s41598-023-41682-5).
- [14] J.H. Gruzelier, "EEG-neurofeedback for optimising performance. III: A review of methodological and theoretical considerations," *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, vol. 44, pp. 159-182, 2014, doi: [10.1016/j.neubiorev.2014.03.015](https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2014.03.015).
- [15] A. J. Shackman, B.W. McMenamin, J.S. Maxwell, L.L. Greischar, and R.J. Davidson, "Identifying robust and sensitive frequency bands for interrogating neural oscillations," *Neuroimage*, vol. 51, no. 4, pp. 1319-1333, 2010, doi: [10.1016/j.neuroimage.2010.03.037](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.03.037).
- [16] M. Dorvashi, N. Behzadfar, and G. Shahgholian, "Detection of fatigue from electroencephalogram signal during neurofeedback training," *Signal and Data Processing*, vol. 19, no. 3, pp. 163-174, 2022, doi: [10.52-547/jsdp.19.3.163](https://doi.org/10.52-547/jsdp.19.3.163).
- [17] T. Zeng, S. Li, L. Wu, Z. Feng, X. Fan, J. Yuan, X. Wang, J. Meng, H. Ma, G. Zeng, C. Kang, and J. Yang, "A comparison study of impulsiveness, cognitive function, and P300 components between gamma-hydroxybutyrate and heroin-addicted patients: preliminary findings," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 16, Article Number: 16:835922, April 2022, doi: [10.3389/fnhum.2022.835922](https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.835922).

- [18] H. Zeng, B. Yang, X. Gu, Y. Li, X. Xia, and S. Gao, "CNN-based EEG classification method for drug use detection", *Proceedings of the ICCPR*, pp. 418-423, Beijing China, Nov. 2022, doi: [10.1145/35818-07.3581868](https://doi.org/10.1145/35818-07.3581868).
- [19] X. Liang, Y. Hao, Z. Xu, N. Li, and Q. Zhao, "Identifying abstinent heroin addicts on the basis of single channel's ERP and behavioral data in the gambling task," *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, Seoul, Korea (South), 2020, pp. 650-656, doi: [10.1109/BIBM49941.2020.9313164](https://doi.org/10.1109/BIBM49941.2020.9313164).
- [20] G.Y. Wang, R. Kydd, T.A. Woules, M. Jensen, and B.R. Russell, "Changes in resting EEG following methadone treatment in opiate addicts," *Clinical Neurophysiology*, vol. 126, no. 5, pp. 943-950, May 2015, doi: [10.1016/j.clinph.2014.08.021](https://doi.org/10.1016/j.clinph.2014.08.021).
- [21] A. Turnip, K.D. Esti, M.F. Amri, A.I. Simbolon, M.A. Suhendra, S. Iskandar, and F.F. Wirakusumah, "Detection of drug effects on brain activity using EEG-P300 with similar stimuli," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Article Number: 012042, June 2017, doi: [10.1088/1757-899X/2-20/1/012042](https://doi.org/10.1088/1757-899X/2-20/1/012042).
- [22] N. Shourie, M. Firoozabadi, and K. Badie, "Neurofeedback training protocols based on spectral EEG feature subset and channel selection for performance enhancement of novice visual artists," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 43, pp. 117-129, May 2018, doi: [10.1016/j.bspc.2018.02.017](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.02.017).
- [23] K. Jurewicz, K. Paluch, E. Kublik, J. Rogala, M. Mikicin, and A. Wróbel, "EEG-neurofeedback training of beta band (12–22 Hz) affects alpha and beta frequencies—A controlled study of a healthy population," *Neuropsychologia*, vol. 108, pp. 13-24, Jan. 2018, doi: [10.1016/j.neuropsychologia.2017.11.021](https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2017.11.021).
- [24] F. Motlagh, F. Ibrahim, R. Rashid, T. Seghatoleslam, and H. Habil, "Investigation of brain electrophysiological properties among heroin addicts: quantitative eeg and event-related potentials," *Journal of Neuroscience Research*, vol. 95, no. 8, pp. 1633-1646, Aug. 2017, doi: [10.1002/jnr.23988](https://doi.org/10.1002/jnr.23988).
- [25] S. Shete and R. Shriram, "Comparison of Sub-band Decomposition and Reconstruction of EEG Signal by Daubechies9 and Symlet9 Wavelet," *Fourth International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, Bhopal, India, 2014, pp. 856-861, doi: [10.1109/CSNT.2014.178](https://doi.org/10.1109/CSNT.2014.178).
- [26] I.H. Franken, C.J. Stam, V.M. Hendriks, and W.V.D. Brink, "Neurophysiological evidence for abnormal cognitive processing of drug cues in heroin dependence," *Psychopharmacology*, vol. 170, pp. 205-212, Nov. 2003, doi: [10.1007/s00213-003-1542-7](https://doi.org/10.1007/s00213-003-1542-7).
- [27] B. Hu, Q. Dong, Y. Hao, Q. Zhao, J. Shen, and F. Zheng, "Effective brain network analysis with resting-state EEG data: A comparison between heroin abstinent and non-addicted subjects," *Journal of Neural Engineering*, vol. 14, no. 4, Article Paper: 046002, May 2017, doi: [10.1088/1741-2552/aa6c6f](https://doi.org/10.1088/1741-2552/aa6c6f).
- [28] F. Motlagh, F. Ibrahim, R. Rashid, N. Shafiabady, T. Seghatoleslam, and H. Habil, "Acute effects of methadone on EEG power spectrum and event-related potentials among heroin dependents," *Psychopharmacology*, vol. 235, pp. 3273-3288, Oct. 2018, doi: [10.1007/s00213-018-5035-0](https://doi.org/10.1007/s00213-018-5035-0).
- [29] M.Y. Badr, E.A. Gad, A.A. Mubarak, Y.A. El-Heneedy, A.M. Ibrahim, A.A.E. Belal, and F.A.E. Deep, "Impact of tramadol and heroin abuse on electroencephalography structure and cognitive functions," *Middle East Current Psychiatry*, vol. 30, no. 1, Article Number: 92, Nov. 2023, doi: [10.1186/s43045-023-00365-7](https://doi.org/10.1186/s43045-023-00365-7).
- [30] M. Seif, M.R. Yousefi, and N. Behzadfar, "EEG spectral power analysis: A comparison between heroin dependent and control groups," *Clinical EEG and Neuroscience*, vol. 53, no. 4, pp. 307-315, Mar. 2022, doi: [10.1177/15500594221089366](https://doi.org/10.1177/15500594221089366).
- [31] N. Accornero, M. Capozza, L. Pieroni, S. Pro, L. Davì, O. Mecarelli, "EEG mean frequency changes in healthy subjects during prefrontal transcranial direct current stimulation," *Journal of Neurophysiology*, vol. 112, no. 6, pp. 1367-1375, Sept. 2014, doi: [10.1152/jn.00088.2014](https://doi.org/10.1152/jn.00088.2014).
- [32] C. Pappalettera, A. Cacciotti, L. Nucci, F. Miraglia, P.M. Rossini, and F. Vecchio, "Approximate entropy analysis across electroencephalographic rhythmic frequency bands during physiological aging of human brain," *Geroscience*, vol. 45, no. 2, pp. 1131-1145, April 2023, doi: [10.1007/s11357-022-00710-4](https://doi.org/10.1007/s11357-022-00710-4).

- [33] A.Delgado-Bonal and A. Marshak, "Approximate entropy and sample entropy: A comprehensive tutorial," *Entropy*, vol. 21, no. 6, Article Number: 541, May 2019, doi: [10.3390/e21060541](https://doi.org/10.3390/e21060541).
- [34] V. Srinivasan, C. Eswaran, and N. Sriraam, "Approximate entropy-based epileptic EEG detection using artificial neural networks," *IEEE Trans. on information Technology in Biomedicine*, vol. 11, no. 3, pp. 288-295, May 2007, doi: [10.1109/TITB.2006.884369](https://doi.org/10.1109/TITB.2006.884369).
- [35] U.R. Acharya, S.V. Sree, G. Swapna, R.J. Martis, and J.S. Suri, "Automated EEG analysis of epilepsy: A review," *Knowledge-Based Systems*, vol. 45, pp. 147-165, June 2013, doi: [10.1016/j.knosys.2013.02.014](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.02.014).
- [36] E.Q. Wu, L.M. Zhu, W.M. Zhang, P.Y. Deng, B. Jia, S.D. Chen, H. Ren, and G.R. Zhou, "Novel nonlinear approach for real-time fatigue EEG data: An infinitely warped model of weighted permutation entropy," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, no. 6, pp. 2437-2448, June 2020, doi: [10.1109/TITS.2019.2918438](https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2918438).
- [37] X. Huang, H.L. Shang, and D. Pitt, "Permutation entropy and its variants for measuring temporal dependence," *Australian and New Zealand Journal of Statistics*, vol. 64, no. 4, pp. 442-477, Dec. 2022, doi: [10.1111/anzs.12376](https://doi.org/10.1111/anzs.12376).
- [38] C. Bandt, "A new kind of permutation entropy used to classify sleep stages from invisible EEG microstructure," *Entropy*, vol. 19, no. 5, pp. 197, April 2017, doi: [10.3390/e19050197](https://doi.org/10.3390/e19050197).
- [39] U.R. Acharya, H. Fujita, V.K. Sudarshan, S. Bhat, and J.E. Koh, "Application of entropies for automated diagnosis of epilepsy using EEG signals: A review," *Knowledge-Based Systems*, vol. 88, pp. 85-96, Nov. 2015, doi: [10.1016/j.knosys.2015.08.004](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.08.004).
- [40] O.A. Rosso, S. Blanco, J. Yordanova, V. Kolev, A. Figliola, M. Schürmann, and E. Başar, "Wavelet entropy: A new tool for analysis of short duration brain electrical signals," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 105, no. 1, pp. 65-75, Jan. 2001, doi: [10.1016/S0165-0270\(00\)00356-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0270(00)00356-3).
- [41] S. Moaveninejad, V. D'Onofrio, F. Tecchio, F. Ferracuti, S. Iarlori, A. Monteriù, and C. Porcaro, "Fractal dimension as a discriminative feature for high accuracy classification in motor imagery EEG-based brain-computer interface," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 244, Article Number: 107944, Feb. 2024, doi: [10.1016/j.cmpb.2023.107944](https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107944).
- [42] S. Motamedi-Fakhr, M. Moshrefi-Torbati, M. Hill, C.M. Hill, and P.R. White, "Signal processing techniques applied to human sleep EEG signals- A review," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 10, pp. 21-33, March 2014, doi: [10.1016/j.bspc.2013.12.003](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2013.12.003).
- [43] Y. Li, Y. Zhou, and S. Jiao, "Variable-step multiscale katz fractal dimension: A new nonlinear dynamic metric for ship-radiated noise analysis," *Fractal Fract*, vol. 8, no. 1, Article Number: 9, Jan. 2024, doi: [10.3390/fractalfract8010009](https://doi.org/10.3390/fractalfract8010009).
- [44] U. Lal, A.V. Chikkankod, and L. Longo, "Fractal dimensions and machine learning for detection of Parkinson's disease in resting-state electroencephalography," *Neural Comput and Applic*, vol. 36, pp. 8257-8280, Feb. 2024, doi: [10.1007/s00521-024-09521-4](https://doi.org/10.1007/s00521-024-09521-4).
- [45] L. Yang, J. He, D. Liu, W. Zheng, and Z. Song, "EEG microstate features as an automatic recognition model of high-density epileptic EEG using support vector machine," *Brain Sciences*, vol. 12, no. 12, Article Number: 1731, Dec. 2022, doi: [10.3390/brainsci12121731](https://doi.org/10.3390/brainsci12121731).
- [46] C.T. Shi, "Signal pattern recognition based on fractal features and machine learning," *Applied Sciences*, vol. 8, no. 8, Article Number: 1327, Aug. 2018, doi: [10.3390/app8081327](https://doi.org/10.3390/app8081327).
- [47] A. Petrosian, "Kolmogorov complexity of finite sequences and recognition of different preictal EEG patterns," *Proceedings Eighth IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, Lubbock, TX, USA, 1995, pp. 212-217, doi: [10.1109/CBMS.1995.465426](https://doi.org/10.1109/CBMS.1995.465426).
- [48] G.B. So, H.R. So and G.G. Jin, "Enhancement of the box-counting algorithm for fractal dimension estimation," *Pattern Recognition Letters*, vol. 98, pp. 53-58, Oct. 2017, doi: [10.1016/j.patrec.2017.08.022](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2017.08.022).

- [49] J. Wu, X. Jin, S. Mi and J. Tang, "An effective method to compute the box-counting dimension based on the mathematical definition and intervals," *Results in Engineering*, vol. 6, Article Number: 100106, June 2020, doi: [10.1016/j.rineng.2020.100106](https://doi.org/10.1016/j.rineng.2020.100106).
- [50] K. Foroutan-Pour, P. Dutilleul, D.L. Smith, "Advances in the implementation of the box-counting method of fractal dimension estimation," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 105, no. 2-3, pp. 195-210, Nov./Dec. 1999, doi: [10.1016/S0096-3003\(98\)10096-6](https://doi.org/10.1016/S0096-3003(98)10096-6).
- [51] A. Wysokiński, E. Szczepocka and A. Szczakowska, "Improved cognitive performance, increased theta, alpha, beta and decreased delta powers after cognitive rehabilitation augmented with tDCS in a patient with post-COVID-19 cognitive impairment (brain-fog)," *Psychiatry Research Case Reports*, vol. 2, no. 2, Article Number: 100164, Dec 2023, doi: [10.1016/j.psychr.2023.100164](https://doi.org/10.1016/j.psychr.2023.100164).
- [52] C. Babiloni, F. Carducci, R. Lizio, F. Vecchio, A. Baglieri, S. Bernardini, E. Cavedo, A. Bozzao, C. Buttinelli, F. Esposito, F. Giubilei, A. Guizzaro, S. Marino, P. Montella, C.C. Quattrocchi, A. Redolfi, A. Soricelli, G. Tedeschi, R. Ferri, G. Rossi-Fedele, F. Ursini, F. Scarscia, F. Vernieri, T.J. Pedersen, H.G. Hardemark, P.M. Rossini and G.B. Frisoni, "Resting state cortical electroencephalographic rhythms are related to gray matter volume in subjects with mild cognitive impairment and Alzheimer's disease," *Human Brain Mapping*, vol. 34, no. 6, pp. 427-446, June 2013, doi: [10.1002/hbm.22005](https://doi.org/10.1002/hbm.22005).
- [53] K. Belwafi, S. Gannouni and H. Aboalsamh, "An effective zeros-time windowing strategy to detect sensorimotor rhythms related to motor imagery EEG signals," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 152669-152679, Aug. 2020, doi: [10.1109/ACCESS.2020.3017888](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3017888).
- [54] J.R. Stieger, S.A. Engel and B. He, "Continuous sensorimotor rhythm based brain computer interface learning in a large population," *Scientific Data*, vol. 8, Article Number: 98, April 2021, doi: [10.1038/s41597-021-00883-1](https://doi.org/10.1038/s41597-021-00883-1).
- [55] A. Khosla, P. Khandnor and T. Chand, "A comparative analysis of signal processing and classification methods for different applications based on EEG signals," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 2, pp. 649-690, April/June 2020, doi: [10.1016/j.bbe.2020.02.002](https://doi.org/10.1016/j.bbe.2020.02.002).
- [56] W. Klimesch, "The frequency architecture of brain and brain body oscillations: An analysis," *European Journal of Neuroscience*, vol. 48, no. 7, pp. 2431-2453, Oct. 2018, doi: [10.1111/ejn.14192](https://doi.org/10.1111/ejn.14192).
- [57] M. Deodato and D. Melcher, "Correlations between visual temporal resolution and individual alpha peak frequency: Evidence that internal and measurement noise drive null findings," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 36, no. 4, pp. 590-601, April 2024, doi: [10.1162/jocn_a_01993](https://doi.org/10.1162/jocn_a_01993).
- [58] A. Mierau, M. Felsch, T. Hülsmüller, J. Mierau, P. Bullermann, B. Weiß, H.K. Strüder, "The interrelation between sensorimotor abilities, cognitive performance and individual EEG alpha peak frequency in young children," *Clinical Neurophysiology*, vol. 127, no. 1, pp. 270-276, Jan. 2016, doi: [10.1016/j.clinph.2015.03.008](https://doi.org/10.1016/j.clinph.2015.03.008).
- [59] O. Forbes, P.E. Schwenn, P.P.Y. Wu, E. Santos-Fernandez, H.B. Xie, J. Lagopoulos, L.T. McLoughlin, D.D. Sacks, K. Mengersen, D.F. Hermens, "EEG-based clusters differentiate psychological distress, sleep quality and cognitive function in adolescents," *Biological Psychology*, vol. 173, Article Number: 108403, Sept. 2022, doi: [10.1016/j.biopsycho.2022.108403](https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2022.108403).
- [60] M. Shen, H. Niu, Q. Xia, B. Zou, Y. Zheng, Y. Zhao, L. Li, X. Liu and L. Zhang, "Automatic epileptic tissue localization through spatial pattern clustering of high frequency activity," *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 981-990, 2023, doi: [10.1109/TNSRE.2023.3237226](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2023.3237226).
- [61] U. Talukdar, S.M. Hazarika and J.Q. Gan, "Adaptation of Common Spatial Patterns based on mental fatigue for motor-imagery BCI," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 58, Article Number: 101829, April 2020, doi: [10.1016/j.bspc.2019.101829](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101829).
- [62] S. Sharifi, S. Gheisari, "Design of anomaly based intrusion detection system using support vector machine and grasshopper optimization algorithm in IoT," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 12, no. 46, pp. 43-58, March 2023, doi: [10.30495/jce.2022.695339](https://doi.org/10.30495/jce.2022.695339).

- [63] M. Dorvashi, N. Behzadfar and G. Shahgholian, "Classification of alcoholic and non-alcoholic individuals based on frequency and non-frequency features of electroencephalogram signal," *Iranian Journal of Biomedical Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 121-130, July 2020, doi: [10.22041/ijbme.2020.119841.1551](https://doi.org/10.22041/ijbme.2020.119841.1551).
- [64] S. Bakhshandeh, S.M. Atyabi and S. Saberi, "Classification of breast cancer masses using non-linear quadratic support vector machine and comparison with self-organizing neural network," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 14, no. 53, pp. 1-14, Dec. 2024, doi: [10.30495/jce.2023.1993480.1227](https://doi.org/10.30495/jce.2023.1993480.1227).
- [65] S. Majlesi and M. Khezri, "Stress detection based on fusion of multimodal physiological signals using dempster-shafer evidence theory," *Journal of Intelligent Procedures in Electrical Technology*, vol. 13, no. 52, pp. 99-110, Dec. 2023.
- [66] A. Tobeiha, N. Behzadfar, M.R. Yousefi-Najafabadi, H. Mahdavi-Nasab and G. Shahgholian, "Choosing the distinguishing frequency feature of people addicted to heroin from healthy while resting," *Signal and Data Processing*, vol. 19, no. 3, pp. 49-64, Dec. 2022, doi: [10.52547/jsdp.19.3.49](https://doi.org/10.52547/jsdp.19.3.49).
- [67] I.H. Franken, C.J. Stam, V. M. Hendriks and W.V.D. Brink, "Electroencephalographic power and coherence analyses suggest altered brain function in abstinent male heroin-dependent patients," *Neuropsychobiology*, vol. 49, no. 2, pp. 105-110, June 2004, doi: [10.1159/000076419](https://doi.org/10.1159/000076419).
- [68] J. Luo, R. Yang, W. Yang, C. Duan, Y. Deng, J. Zhang, J. Chen and J. Liu, "Increased amplitude of low-frequency fluctuation in right angular gyrus and left superior occipital gyrus negatively correlated with heroin use," *Frontiers in Psychiatry*, vol. 11, pp. 492, 2020, doi: [10.3389/fpsy.2020.00492](https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.00492).
- [69] D.M. Davydov and A.G. Polunina, "Heroin abusers' performance on the Tower of London Test relates to the baseline EEG alpha2 mean frequency shifts," *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, vol. 28, no. 7, pp. 1143-1152, 2004, doi: [10.1016/j.pnpbp.2004.06.006](https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2004.06.006).
- [70] A.G. Polunina and D.M. Davydov, "EEG spectral power and mean frequencies in early heroin abstinence," *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, vol. 28, no. 1, pp. 73-82, 2004, doi: [10.1016/j.pnpbp.2003.09.022](https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2003.09.022).
- [71] J. Wang, R. Peng, Q. Liu, H. Peng, "A hybrid classification to detect abstinent heroin-addicted individuals using EEG microstates," *IEEE Trans. on Computational Social Systems*, vol. 9, no. 3, pp. 700-709, June 2022, doi: [10.1109/TCSS.2021.3135425](https://doi.org/10.1109/TCSS.2021.3135425).