

# Diagnosis of Attention Deficit/Hyperactivity Disorder using the analysis of different brain regions connectivity and Dynamic Time Warping method

Farima Moghaddam, Peyvand Ghaderyan\*, Mousa Shamsi

M.Sc. Student, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran<sup>1</sup>

Associate Professor, Computational Neuroscience Laboratory, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran<sup>2</sup>

Professor, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran<sup>3</sup>

E-mails: f\_moghaddam97@sut.ac.ir; P\_ghaderyan@sut.ac.ir; Shamsi@sut.ac.ir

## Short Abstract

The diagnosis of neurodevelopmental diseases, such as attention deficit/hyperactivity disorder (ADHD), has gained great attention in clinical studies due to its effect on the quality of human life. This disorder is caused by genetic factors, and anatomical and functional brain abnormalities, which can lead to timing deficits, working memory impairments, and inattention. Since the investigation of symmetry between activities of different brain regions may play an important role in the early diagnosis of this disorder, similarity quantification between brain signals is one of the existing challenges in the field of ADHD detection. The goal of this study is to compute symmetry between certain cortical areas from inter-hemispheric or intra-hemispheric channel pairs. For this purpose, a new algorithm based on dynamic time warping as a bivariate feature extraction step and support vector machine (SVM) classifier has been proposed. The proposed method's ability in distinct brain regions has also been explored.

The proposed methods have been evaluated on electroencephalogram (EEG) recordings of 14 ADHD children and 19 age-matched healthy controls performing a time-reproduction task. It has achieved high average accuracy rates of  $94.38 \pm 0.007$  in discriminating between healthy controls and patients with ADHD. The experimental results have also demonstrated the superior performance of the proposed method in comparison with previous ADHD detection methods using EEG signals.

## Keywords

ADHD, EEG Signals, support vector machine (SVM), bivariate features, dynamic time warping, timing deficits.

## 1- Short Introduction

Attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) is a neurodevelopmental disease that is widespread in school-aged children. This disorder disrupts patients' social life, learning, academic, and mental health issues, and affects the future of these children. Therefore, the diagnosis of this disorder is very important and has attracted the attention of many researchers. Based on previous studies, cognitive deficits in perceptual timing functions have been observed in ADHD subjects. Time reproduction ability, on the other hand, is a type of time perception skill that reveals the capability to estimate the length of the provided stimulus. Consequently, investigating the deficits in time reproduction ability can indeed be an effective way in the clinical diagnosis of attention deficit/hyperactivity disorder. As a result, in this study, we investigate and compare the performance of two healthy and ADHD groups during the time reproduction task and resting state by using an algorithm that includes a new bivariate feature that quantifies the relations between brain EEG signals.

## 2- Proposed Work and Methodology

In this paper, An automated system was proposed to evaluate the similarity of brain signals recorded from different regions in the time domain. The dynamic time-warping features were calculated from the signals of EEG channel pairs in distinct brain areas of healthy and ADHD children during two conditions including time reproduction task and resting state. Subsequently, in this technique, the extracted features were classified by employing a support vector machine classifier. The presented method's efficiency in diagnosing individuals with attention deficit/hyperactivity disorder was assessed by clinical data, and the result indicated the developed method's overall usefulness in diagnosing this disorder.

## 3- Conclusion

To compare the efficacy of the DTW extracted features in the inter- and intra-hemisphere channel pairs of the cerebral cortex, the support vector machine classifier has been employed to evaluate the accuracy rate of the proposed method. Table 1 illustrates the classification results generated by the proposed detection system. the proposed algorithm obtained a high average accuracy of  $92.59 \pm 0.008$ ,  $94.38 \pm 0.007$ ,  $89.47 \pm 0.022$  and  $91.85 \pm 0.025$  for the frontal areas and the fronto-temporal network during time reproduction task and rest condition, respectively. As a result, upon similarity assessment in the inter- and intra-hemispheric regions, the frontal lobe area and the fronto-temporal network distinct the two healthy controls and individuals with ADHD better than other areas in both resting and performing time perception tasks. In general, performing the time reproduction task enhances classification accuracy significantly compared to the rest condition.

## 4- References

- [1] S. Khoshnoud, M. Shamsi, M. A. Nazari, and S. Makeig, "Different cortical source activation patterns in children with attention deficit hyperactivity disorder during a time reproduction task," *Journal of clinical and experimental neuropsychology*, vol. 40, no. 7, pp. 633-649, 2018.
- [2] P. Ghaderyan and A. Abbasi, "Dynamic Hilbert warping, a new measure of RR-interval signals evaluated in the cognitive load estimation," *Medical engineering & physics*, vol. 40, pp. 103-109, 2017/02/01/ 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2016.12.008>
- [3] X. Long, P. Fonseca, J. Foussier, R. Haakma, and R. M. Aarts, "Sleep and wake classification with actigraphy and respiratory effort using dynamic warping," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 18, no. 4, pp. 1272-1284, 2013.

## تشخیص بیماری نقص توجه/بیش‌فعالی به کمک تحلیل ارتباطات نواحی مختلف مغزی و روش تاب-خوردگی زمانی پویا

فریما مقدم

دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

پیوند قادریان

دانشیار، آزمایشگاه علوم اعصاب محاسباتی، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

موسی شمسی

استاد، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

چکیده

تشخیص بیماری‌های عصب تحولی مانند اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی به دلیل تأثیر آن بر کیفیت زندگی انسان، مورد توجه زیادی در مطالعات بالینی قرار گرفته است. این اختلال در اثر عوامل ژنتیکی، ناهنجاری‌های آناتومیک و کارکردی مغز ایجاد می‌شود که می‌تواند منجر به نقص در ادراک زمان، اختلال در حافظه کاری و بی‌توجهی شود. از آنجایی که بررسی تقارن بین فعالیت‌های نواحی مختلف مغز ممکن است نقش مهمی در تشخیص زودهنگام این اختلال ایفا کند، کمی‌سازی شباهت بین سیگنال‌های مغزی یکی از چالش‌های موجود در زمینه تشخیص اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی است. هدف از این مطالعه محاسبه تقارن مابین جفت کانال‌های موجود در نواحی قشری بین نیم‌کره‌ای یا درون نیم‌کره‌ای مغز است. بدین منظور، الگوریتم جدیدی مبتنی بر تاب‌خوردگی هیلبرت پویا به صورت ویژگی دو متغیره در مرحله استخراج ویژگی ارائه شده و به جهت بررسی توانایی و قدرت تفکیک‌پذیری این ویژگی‌ها در نواحی مختلف مغزی، طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان پیشنهاد گردیده است. توانایی روش پیشنهادی در ایجاد تمایز مابین مناطق مختلف مغزی نیز بررسی شده است. الگوریتم پیشنهادی به کمک مجموعه داده‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام، شامل ۱۴ کودک بیمار مبتلا به اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی از نوع ترکیبی و ۱۹ کودک سالم که تکالیف بازتولید زمانی را انجام می‌دادند، ارزیابی شد. این روش در تفکیک افراد بیمار از گروه سالم به میانگین صحت بالای  $0.97 \pm 0.38/94$  درصد دست یافت. نتایج تجربی همچنین عملکرد بهتر روش پیشنهادی را در مقایسه با روش‌های قبلی تشخیص بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی با استفاده از سیگنال‌های EEG نشان دادند.

کلمات کلیدی

اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی، سیگنال الکتروانسفالوگرام، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، ویژگی‌های دو متغیره، تاب‌خوردگی زمانی پویا، اختلال در ادراک زمان.

نام نویسنده مسئول: پیوند قادریان

ایمیل نویسنده مسئول: P\_ghaderyan@sut.ac.ir

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۱۰

تاریخ (های) اصلاح مقاله: ۱۴۰۱/۱۲/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۲۴

۵- مقدمه

طبق بررسی‌های صورت گرفته در زمینه پیشینه این بیماری، ایجاد مشکلات در کنترل اخلاقی، شیطنت ذاتی و رفتارهای مخرب، نشانه‌هایی از آسیب مغزی و یا اختلالات سیستم عصبی مرکزی را آشکار می‌کند [۷]. استراثوس و همکاران در سال ۱۹۴۷، این بیماری را با نام اختلال عملکرد مغزی<sup>۲</sup> اطلاق کردند که بعدها با نام اختلال فزون جنبشی تکانشی<sup>۳</sup> شناخته شد [۸]. این اختلال معمولاً با ناتوانی یادگیری، مشکلات حرکتی، اختلالات اجتماعی و هیجانی در فرد مبتلا همراه است [۹].

مطالعات صورت گرفته به کمک روش‌های تصویربرداری عصبی نشان داده است که این اختلال در عملکرد مناطق تولیدکننده دوپامین از جمله قشر پیش-پیشانی، عقده‌های قاعده‌ای و مخچه قابل مشاهده بوده و همچنین امکان درگیر

بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی<sup>۱</sup> یک اختلال رایج و مهم عصبی-رشدی است که در نتیجه عوامل مختلف ژنتیکی، نوروفیزیولوژیکی، اجتماعی و روانی در کودکان در سنین خردسالی و به‌خصوص در پسران مشاهده می‌شود و شامل سه زیر گروه بیش‌فعال/تکانشگر، بی‌توجه و نوع ترکیبی است [۱]. این اختلال رفتاری که حدود ۵ درصد از کودکان و ۲/۵ درصد از بزرگسالان در سراسر جهان را تحت تأثیر قرار می‌دهد با مشکلات شناختی و نقص در توجه مداوم، بازداری پاسخ و حافظه کاری همراه است [۲-۴] و در بیشتر موارد منجر به مشکلات مادام‌العمر از جمله مشکلاتی در یادگیری، بهداشت روانی و نحوه ارتباط فرد با دیگران می‌گردد [۵، ۶].

<sup>۲</sup> Hyperkinetic Impulse Disorder (HID)

<sup>۱</sup> Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD)

<sup>۳</sup> Minimal Brain Dysfunction (MBD)

غیرخطی از قبیل محاسبه همدوسی<sup>۷</sup> و همزمانی بین جفت سیگنال‌های مغزی در حوزه زمان و فرکانس استفاده شده است [۷، ۲۴-۲۶]. این مطالعات نشان داده‌اند که همدوسی سیگنال الکتروانسفالوگرام ثبت شده از کودکان مبتلا به اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی در باندهای مختلف فرکانسی بین نواحی مختلف قشری مغز ضعیف است و تغییرات آن در افراد بیمار در مقایسه با گروه سالم به مکان جفت کانال‌های انتخاب شده که در داخل نیم‌کره‌ها یا بین نیم‌کره‌های مغزی هستند، بستگی دارد [۷، ۲۵].

پس از آن‌جایی که در سال‌های اخیر، بروز مشکلاتی در توانایی ادراک زمانی این بیماران و همچنین وجود اختلالاتی در ارتباط نواحی مختلف مغزی نظیر شبکه‌های نواحی پیشانی و پیشانی-آهیانه‌ای که مرتبط با عملکردهای زمانی است، شناسایی شده است [۳، ۱۰، ۲۳]، در نتیجه استخراج ویژگی‌های ارتباطی بین نواحی مختلف مغزی در حوزه زمان و تحلیل روابط سیگنال‌های مغزی ثبت شده از نواحی بین و داخل نیم‌کره‌ای در حالت استراحت و انجام تکالیف شناختی ادراک زمانی می‌تواند اطلاعات مفیدی با هدف تشخیص اختلالات شناختی در این بیماران ارائه دهد.

از این رو هدف این پژوهش بررسی روابط سیگنال‌های نواحی مختلف مغزی در کودکان مبتلا به ADHD در حین انجام تکالیف بازتولید زمانی و در حالت استراحت و مقایسه این دو حالت است. به بیان دیگر ارائه تمرکز این مطالعه بر ارائه یک روش تشخیصی به کمک ویژگی‌های جدید ارتباطات کارکردی است که بتواند نقص بازتولید زمانی را آشکار نموده و مصلحه بهتری بین نتایج و پیچیدگی محاسباتی به کمک تعداد ویژگی‌های کمتر ارائه دهد. از این رو بررسی قدرت تشخیصی در دو حالت انجام تکلیف و استراحت و همچنین برای هر کدام از نواحی مختلف مغزی انجام شده است برای نیل به این هدف، در این مطالعه یک دیدگاه جدید در مورد ویژگی دو متغیره بین دو سری زمانی به-منظور توصیف میزان شباهت‌ها و تفاوت‌های سیگنال در نواحی مختلف مغزی و بررسی ارتباطات این نواحی ارائه گردیده است که می‌تواند یک روش تشخیص کامپیوتری خودکار، کم هزینه، قابل اعتماد و امیدوارکننده باشد. همچنین بدلیل ماهیت غیرخطی و غیرایستا سیگنال الکتروانسفالوگرام، در پژوهش حاضر، از یک روش تطبیقی و غیرخطی جدید در این سیگنال برای استخراج ارتباط بین نواحی مختلف مغزی به نام تاب‌خوردگی زمانی پویا<sup>۸</sup> استفاده شده است [۲۷]. همچنین بدلیل این که فعالیت نواحی مختلف مغزی در این بیماران به شکل متفاوتی می‌تواند بروز یابد و صحت روش تشخیص این بیماری می‌تواند وابسته به نواحی بین نیم‌کره‌ای و داخل نیم‌کره‌ای مغز باشد که این ویژگی از آن‌ها استخراج شده است، قدرت تفکیکی این ویژگی‌ها در نواحی مختلف به کمک طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان در دو حالت شناختی استراحت و انجام تکلیف بازتولید زمانی مقایسه گردیده است.

در ادامه ساختار کلی این مقاله به شرح زیر تنظیم شده است: در بخش ۲ مواد و روش‌ها، در بخش ۳ نتایج پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی و در نهایت در بخش پایانی بحث و نتیجه‌گیری حاصل شده از این پژوهش تشریح شده است.

## ۶- مواد و روش‌ها

در شکل ۱ گام‌های اصلی انجام گرفته در این تحقیق با هدف ارزیابی ارتباطات نواحی مختلف مغزی و در نهایت تفکیک بیماری نقص توجه-بیش-فعالی از افراد سالم، نشان داده شده است.

شدن مناطق آهیانه‌ای هم وجود دارد [۹]. بنابراین یکی از روش‌های مختلف کاهش علائم اختلال ADHD در کودکان و بزرگسالان، تجویز دارو (از جمله داروی متیل-فنیدیت) است که باعث افزایش تولید دوپامین در مغز، کاهش اختلالات زمان‌بندی، تسریع شبکه‌ی مخچه‌ای مخطط پیشانی<sup>۴</sup>-تحتانی می‌شود که در فرآیند توجه درگیر است و در نتیجه عملکرد فرد را بهبود می‌بخشد [۱۰، ۱۱].

با توجه به تأثیرات اختلالات عصبی-رشدی مانند بیماری نقص توجه-بیش-فعالی در کیفیت زندگی افراد، عدم تشخیص به‌موقع و عدم اقدام در جهت بهبود این اختلال می‌تواند منجر به مشکلات عدیده‌ای در روابط اجتماعی بیماران در مراحل مختلف زندگی آن‌ها گردد [۱۲]. همچنین ضعف و اختلال در عملکرد در دوران کودکی منجر به این می‌شود که فرد بیمار نتواند مهارت‌های کافی برای آینده را کسب کند و آینده فرد تحت شعاع قرار بگیرد، بنابراین ارزیابی کودکان در سنین خردسالی برای تشخیص این بیماری، کمک بزرگی به کودکان، والدین و سلامت اجتماعی جامعه می‌نماید [۱۲]. از این رو ارائه روش‌های تشخیصی مناسب و قابل اعتماد در راستای انجام اقدامات درمانی و بهبود کیفیت زندگی این بیماران به یکی از مسائل ضروری و مورد توجه در مطالعات بالینی مبدل شده است. در تشخیص بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی، رویکردهای متفاوتی مانند مشاهدات روانشناختی، مصاحبه‌های بالینی، تکنیک‌های تصویربرداری عصبی کارکردی<sup>۵</sup>، تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی<sup>۶</sup> و تجزیه و تحلیل سیگنال‌های عصبی-فیزیولوژیکی وجود دارد [۱۳-۱۵]. با این حال، تشخیص این اختلال با استفاده از مشاهدات روانشناختی یا مصاحبه بالینی به‌تنهایی ممکن است نتایج نامشخص با قابلیت اطمینان پایین ارائه دهد [۱۶]. علاوه بر این، تکنیک‌های تصویربرداری عصبی کارکردی و تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی روش‌هایی تهاجمی، گران و زمان‌بر هستند.

از آنجایی که بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی با فعالیت و عملکرد سیستماتیک قشر مغز انسان مرتبط است، بررسی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام از جمله ابزارهای رایج، کارآمد، ارزان و غیرتهاجمی همراه با دقت مناسب در تشخیص این بیماری بشمار می‌رود [۱۷]. همچنین این سیگنال‌ها تحت کنترل سیستم عصبی خودمختار هستند و برخلاف مشخصه‌های رفتاری و عملکردی تحت تأثیر عوامل تعدمی قرار نمی‌گیرند [۱۸، ۱۹]. به همین دلیل بررسی این سیگنال‌ها مورد توجه ویژه‌ای قرار گرفته و در حالت‌های مختلف عملکردی مغز مانند استراحت و انجام تکالیف شناختی مطالعه شده‌اند [۲۰]. از طرفی مطالعات پاتوفیزیولوژیک در زمینه‌ی طیف وسیعی از اختلالات مغزی از جمله اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی نشان داده است که اختلالات شناخت، درک و طرز رفتار هرکدام به فعالیت یکپارچه مناطق مختلف مغز بستگی دارد [۲۱] و همچنین وجود اختلال در ارتباط کارکردی شبکه‌های توجه مغز، ممکن است در بروز این اختلال نقش داشته باشد [۲۲]. بعلاوه کودکان مبتلا به این بیماری، نقص زمان‌بندی ادراکی را نیز از خود نشان داده‌اند [۳]. بنابراین امروزه بررسی ارتباطات بین مناطق مختلف مغزی در حالات مختلف شناختی برای درک عملکرد طبیعی مغز و فرآیندهای مهم شناختی یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مورد توجه است [۲۳].

تاکنون مطالعات گسترده‌ای پیرامون بررسی ارتباطات شبکه مغزی و ارزیابی ارتباطات بین سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ثبت شده از افراد مبتلا به این بیماری انجام گرفته است که در اکثر این مطالعات از معیارهای خطی و یا

<sup>۷</sup> Coherency

<sup>۸</sup> Dynamic Time Warping (DTW)

<sup>۴</sup> Fronto-striato-cerebellar

<sup>۵</sup> Functional Neuroimaging

<sup>۶</sup> Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)

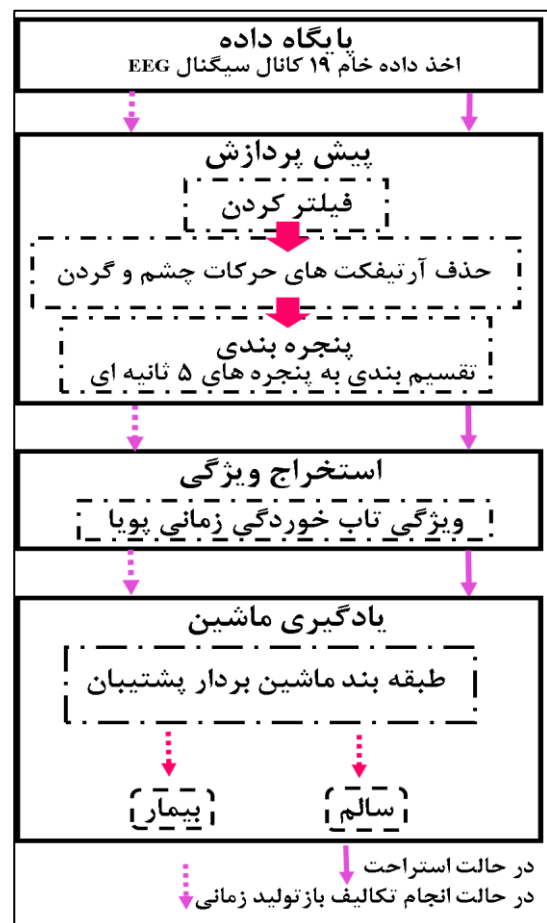
## جدول ۱- مشخصات جمعیتی شرکت کنندگان

| میانگین سنی (سال) | جنسیت     |            |            |
|-------------------|-----------|------------|------------|
|                   | تعداد پسر | تعداد دختر |            |
| ۹/۵۰±۱/۷۴         | ۱۰ نفر    | ۴ نفر      | گروه بیمار |
| ۹/۴۲±۱/۵۰         | ۸ نفر     | ۱۱ نفر     | گروه سالم  |

## ۶-۲- پروتکل آزمایش و ثبت سیگنال

در پایگاه داده مورد استفاده، در ابتدا سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به مدت سه دقیقه در حالت استراحت با چشمان باز و به دنبال آن، به مدت یازده دقیقه در حالت انجام تکالیف ادراک زمانی (تخمین و بازتولید زمان) ثبت شده‌اند. همانطور که در کارهای قبلی بیان شده است [۳]، برای شروع در موقعیت انجام تکالیف ادراک زمانی، فرد به مدت ۵۰ میلی‌ثانیه به صفحه مشکی مانیتورنگاه می‌کند، سپس تناوبی از دایره‌های سفید و قرمز و ستاره که هر کدام به مدت ۲۰۰ میلی‌ثانیه نمایش داده می‌شوند را مشاهده می‌کند. از وی خواسته می‌شود فاصله زمانی مابین دایره سفید و دایره قرمز را در خاطر نگه داشته و بعد از دیدن ستاره سبز رنگ و گذر فاصله زمانی ما بین دایره‌های رنگی ذکر شده، کلید راست موس را فشار دهد. در طراحی این تکالیف از دو فاصله زمانی هدف با طول زمانی ۱۰۰۰ میلی‌ثانیه به عنوان زمان کوتاه و ۲۲۰۰ میلی‌ثانیه به عنوان زمان بلند استفاده گردید. به عبارتی به منظور بررسی نحوه پاسخ‌دهی افراد نسبت به بازه‌های زمانی بلند و کوتاه، ثبت در موقعیت ادراک زمان شامل دو تکالیف یکی با عنوان زمان کوتاه و دیگری با نام زمان بلند بود. بلوک دیاگرام تکالیف بازتولید زمانی طراحی شده در شکل ۲ نمایش داده شده است. برای هر نوع تکالیف ۴۰ کوشش در نظر گرفته شده است که جمعاً تعداد ۸۰ کوشش خواهیم داشت. هر کوشش شامل دو مرحله است، مرحله اول، مرحله کد گذاری یا تخمین که شامل توالی دایره‌های سفید و قرمز بوده و شخص باید فاصله زمانی بین این دایره‌ها را به ذهن بسپارد. بلافاصله پس از مرحله تخمین، مدت ۱۵۰۰ میلی‌ثانیه به عنوان بازه نگه‌داری در نظر گرفته شده تا اطلاعات در حافظه ثبت گردد. مرحله دوم، مرحله بازتولید زمان است که با ستاره سبز رنگ آغاز می‌شود و در طول این دوره شخص باید پس از طی دوره زمانی که در مرحله کد گذاری یا تخمین به او عرضه شده بود در ذهنش، کلید موس را بفشارد. کوشش‌ها بصورت تصادفی پشت سرهم قرار می‌گیرند. دوره تحریک برای هر محرک ۲۰۰ میلی‌ثانیه در نظر گرفته شده است، که در تکالیف زمان کوتاه فاصله بین دو محرک (دایره سفید و قرمز) ۱۰۰۰ میلی‌ثانیه و در زمان بلند این فاصله ۲۲۰۰ میلی‌ثانیه بوده است. دوره زمانی در نظر گرفته شده برای پاسخ در مرحله بازتولید زمان تقریباً سه برابر بازه مورد نظر یعنی برای مورد اول ۳۰۰۰ میلی‌ثانیه و برای مورد دوم ۶۰۰۰ میلی‌ثانیه در نظر گرفته شد. در این پایگاه داده، داده‌های خام سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام توسط دستگاه الکتروانسفالوگرام ۲۱ کاناله با تقویت کننده Mitsar® و نرم افزار WINEEG ثبت گردید. با استفاده از این دستگاه، سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام از ۱۹ کانال (P3, T6, T5, T4, T3, Cz, C4, C3, Fz, F8, F7, F4, F3, Fp2, Fp1, O2, O1, Pz, P4) با مونتاژ مرجعی و بر طبق سیستم بین‌المللی ۲۰-۱۰ که در شکل ۲ نشان داده شده است، ثبت شد. الکتروود مرجع، جمع پتانسیل لاله دو گوش و الکتروود زمین نیز AFZ در نظر گرفته شده و مقاومت الکتروودها زیر ۱۰ کیلو اهم حفظ گردیده است. در هنگام ثبت داده، فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز بوده و برای حذف نویزهای موجود از فیلترینگ ۰/۱-۷۰ هرتز به صورت آنالین استفاده شده است [۳].

همانند آنچه که از شکل قابل تشخیص است، این روش تشخیصی شامل: پیش‌پردازش داده‌های اخذ شده از پایگاه داده، استخراج ویژگی و همترازی بین سیگنال دو کانال Fp1, Fp2 توسط محاسبه ویژگی تاب‌خوردگی زمانی پویا و در انتها طبقه‌بندی به کمک روش ماشین‌بردار پشتیبان در نواحی مغزی مختلف است، که در ادامه هر کدام در زیر بخش مربوطه بیان گردیده است.



شکل ۱- نگاره روش پیشنهادی برای تشخیص بیماری نقص توجه- بیش‌فعالی

## ۶-۱- پایگاه داده

در این پژوهش به منظور ارزیابی و مقایسه ارتباطات ما بین نواحی مختلف مغزی در کودکان مبتلا به بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی در حالت انجام تکالیف شناختی بازتولید زمان و حین استراحت، از پایگاه داده‌ای که در برگزیده سیگنال الکتروانسفالوگرام کودکان سالم و بیمار در هر دو حالت شناختی است، استفاده شده است. این پایگاه داده، توسط خوشنود و همکاران گردآوری شده است [۳، ۲۸] که در کل شامل ۳۳ ثبت مربوط به داده‌های خام سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام جمع‌آوری شده از ۱۹ فرد سالم و ۱۴ فرد بیمار مبتلا به اختلال نقص توجه-بیش‌فعالی از نوع ترکیبی با بازه سنی ۷-۱۱ سال است. دو گروه افراد سالم و بیمار از لحاظ سنی همسان شده‌اند و با توجه به این که مقدار احتمال  $p$  در آزمون آماری مان-ویتنی  $p\text{-value} = 0/421$  است، دو گروه هیچگونه اختلاف سنی ندارند [۳]. جدول ۱ مشخصات جمعیتی شرکت‌کننده‌ها را نشان می‌دهد. افراد شرکت‌کننده در این ثبت‌ها سابقه هیچگونه بیماری عصبی-روانی و یا مشکل مغزی و دریافت درمان‌های روان‌شناختی و دارویی را نداشتند. علاوه لازم به ذکر است که بر اساس ادعا گردآورندگان این پایگاه داده، در هنگام ثبت دادگان، تمامی معیارهای اخلاقی ثبت (از جمله رضایت شرکت‌کنندگان یا والدین آن‌ها از آزمون و نظارت تیم کارشناسی علمی متعلق به دانشگاه براساس معیارهای اخلاقی برای ثبت دادگان) رعایت شده است.

حساسیت زیادی به اعوجاج در محور زمان دارد [۳۷، ۳۹]. این در حالیست که عدم حساسیت به فشردگی یا کشیدگی در محور زمان و همچنین قابلیت محاسبه شباهت در دو سری زمانی با طول متفاوت از جمله مزایای مهم مشخصه تاب خوردگی دینامیکی است [۳۰، ۳۷، ۴۰]. جهت بهره گیری از این مزایا، در روش پیشنهادی حاضر، میزان شباهت بین سیگنال‌های نواحی مختلف مغزی کودکان مبتلا به ADHD و گروه سالم توسط مشخصه تاب خوردگی زمانی پویا مورد بررسی قرار گرفت. این روش یک روش تطبیقی برای محاسبه شباهت بین دو سری زمانی به کمک هم ترازی غیر خطی است [۲۷، ۴۱]. در این الگوریتم از فرآیندهای مقیاس بندی و انتقال، جهت یافتن یک هم تراز بهینه با کمترین فاصله تجمعی استفاده شده است [۴۰]. همچنین اخیراً مشخصه تاب خوردگی زمانی پویا (DTW) به عنوان روشی جایگزین برای مشخصه همبستگی پیرسون به منظور روشی دقیق برای محاسبه میزان شباهت بین سری های زمانی پیشنهاد شده است [۲۶]. DTW یک الگوریتم تطبیق الاستیک است، به همین دلیل می تواند تفاوت های تاخیر و شکل بین سری های زمانی را اندازه گیری کند. بعلاوه در برابر نویز خطی ترکیبی سراسری و ('GSR') قوی تر است و همبستگی خودکار زمانی را محاسبه می کند. خروجی این الگوریتم غیر خطی اندازه فاصله از پیچ و تاب (هم تراز) مورد نیاز برای تراز کردن دو سری زمانی است. تاکنون به منظور مطالعه ی ارتباطات نواحی مختلف مغزی از این معیار در کاربردهای مختلفی نظیر سیگنال های الکتروانسفالوگرام در حوزه فرکانس و تصاویر fMRI استفاده شده است [۲۶، ۳۰، ۴۲]. محاسبه و بررسی ارتباطات نواحی مختلف مغزی به کمک استفاده از تاب خوردگی زمانی پویا در تحلیل سیگنال الکتروانسفالوگرام به دلیل کم هزینه تر بودن و در دسترس بودن ثبت الکتروانسفالوگرام و همچنین منطبق بودن روش تحلیلی با ماهیت غیر خطی سیگنال و همچنین حساسیت کمتر نسبت به نویز در مقایسه با سایر روش های محاسبه شباهت مانند محاسبه فواصل اقلیدسی می تواند عملکرد بهتری به همراه داشته باشد [۲۶، ۴۲]. از این رو در این مطالعه استفاده شده است.

به طور خلاصه، خاصیت اصلی این روش این است که به صورت دینامیکی و غیر خطی هم تراز بین دو سری زمانی را با استفاده از روش های تطبیقی و دینامیکی محاسبه نموده که می توان از آن برای تعیین میزان مطابقت دو الگو استفاده کرد [۲۷، ۴۳]. در روش تاب خوردگی دینامیک جهت بررسی هم تراز بین دو سری زمانی از مقیاس بندی و شیفت در راستای محور افقی (زمان) استفاده می گردد که این مساله مقاومت آن را نسبت به نویز افزایش می دهد و یک مزیت دیگر آن نسبت به سایر روش های کمی سازی شباهت به حساب می آید [۲۷]. روند محاسبه این ویژگی به صورت زیر است:

در صورتی که دو سری زمانی A و B، مرتبط با سیگنال های الکتروانسفالوگرام دو کانال مختلف مغزی در نواحی متفاوتی از قشر مغز، به صورت زیر در نظر گرفته شده باشند:

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n\} \quad (1)$$

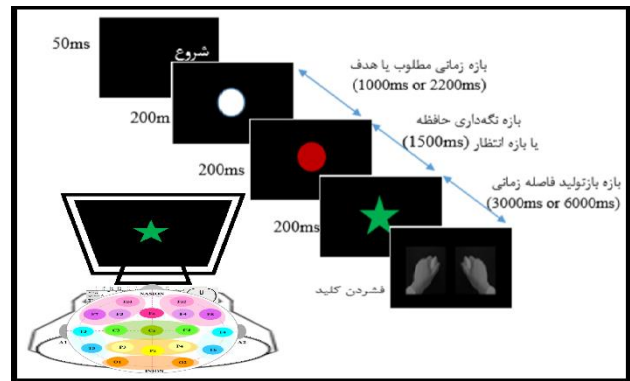
$$B = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_m\} \quad (2)$$

تاب خوردگی زمانی پویا سیگنال بین دو کانال مغزی با ساخت ماتریس تاب خوردگی  $n \times m$  به دست می آید؛ که n و m به ترتیب طول دو سری زمانی A و B هستند. هر درایه  $(i, j)$  از این ماتریس با فرمول زیر محاسبه می گردد [۲۷]:

$$D(i, j) = (a_i - b_j)^2 \quad (3)$$

بعد از ساخت ماتریس تاب خوردگی، مسیر تاب خوردگی (W) تعیین می گردد. این مسیر شامل یک دسته از مسیرهای تاب خوردگی ممکن در ماتریس تاب خوردگی است و به صورت زیر تعریف می شود [۲۷]:

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_h\}$$



شکل ۲- نمای کلی پروتکل طراحی شده برای تکلیف باز تولید زمانی و مکان ۱۹ کانال سیگنال EEG بر اساس سیستم بین المللی ۱۰-۲۰

### ۳-۶- پیش برداز

به دلیل ماهیت نویزی (نویز پذیر بودن) سیگنال های الکتروانسفالوگرام ثبت شده، قبل از پردازش این سیگنال ها مرحله پیش پردازش و رفع نویز انجام پذیرفته است. ابتدا توسط یک فیلتر ساده مرتبه اول FIR بالاگذر با فرکانس قطع ۱ هرتز و یک فیلتر ساده مرتبه اول FIR پایین گذر با فرکانس قطع ۶۰ هرتز سیگنال ها فیلتر شدند و سپس نویز برق شهر نیز توسط یک فیلتر میان-گذر ناچ با فرکانس قطع ۵۰ هرتز حذف گردید [۳، ۲۹، ۳۰]. در مرحله دوم به منظور حذف آرتیفکت های بیولوژیکی مانند نویز پلک زدن و حرکات ماهیچه گردن با استفاده از روش تجزیه مولفه های مستقل از الگوریتم ترکیب تطبیقی تحلیل مولفه های مستقل<sup>۹</sup> که در حذف منابع کور کارآمد است، استفاده شد [۳۰-۳۳]. سپس برای شناسایی و حذف مولفه های غیر مغزی و مشکوک حاوی نویز از پلاگین adjust استفاده گردید و سیگنال بدون مولفه های نویزی، جهت اجرای مراحل بعدی دوباره به فضای زمان، نگاشت داده شد [۳۰، ۳۴، ۳۵]. همچنین ذکر این نکته ضروری است که در دادگانی استفاده شده در پیش پردازش هیچ کانال خرابی وجود نداشت تا لازم باشد از روش های حذف کانال یا درون یابی برای رفع این مشکل استفاده کنیم. در مرحله آخر نیز سیگنال ها به پنجره های ۵ ثانیه ای بدون هم پوشانی تقسیم بندی شدند [۳۰، ۳۶]. بنابراین با در نظر گرفتن فرکانس نمونه برداری، تعداد نمونه های هر پنجره سیگنال ۱۲۵۰ بود.

### ۴-۶- استخراج ویژگی

در مطالعه حاضر یک ویژگی جدید جهت کمی سازی میزان شباهت و همبستگی بین تمامی ترکیبات ممکن سری های زمانی  $(1 \times 1) = (1 \times 1) - (1 \times 1)$  جفت الکترو (مربوط به سیگنال های الکتروانسفالوگرام در نواحی داخل و بین نیم کره ای قشر مغز ارائه شده است. این ویژگی میزان ارتباط بین نواحی مختلف مغزی را به کمک روش تاب خوردگی زمانی پویا ارزیابی می کند. ویژگی مورد نظر بر روی هر یک از پنجره های زمانی ۵ ثانیه ای در موقعیت استراحت (۳ دقیقه) و انجام تکالیف ادراک زمانی (۱۱ دقیقه) که به ترتیب دارای ۳۶ و ۱۳۲ پنجره می باشند اعمال شد. در سال های اخیر از روش های استخراج ویژگی متعددی مانند: محاسبه فاصله اقلیدسی، تاب خوردگی زمانی پویا، همبستگی پیرسون، همبستگی متقابل و ... برای بررسی شباهت و ارتباطات بین سیگنال های نواحی مختلف مغزی استفاده گردیده است. براساس نتایج مطالعات قبلی، الگوریتم تاب خوردگی دینامیکی انعطاف پذیری و عملکرد بهتری نسبت به فاصله اقلیدسی داشته است [۲۷، ۳۷، ۳۸]. مشخصه فاصله اقلیدسی

<sup>۱۰</sup> Global Signal Regression

<sup>۹</sup> Adaptive Mixture of Independent Component Analyzers Algorithm (AMICA)

(۴)

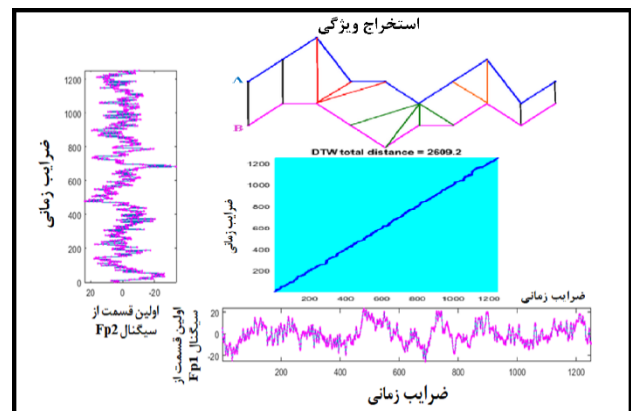
$$\max(n, m) \leq H \leq m+n-1$$

در این رابطه،  $W_h$  بیانگر  $h$ مین عنصر مسیر تاب‌خوردگی است. جستجوی شبکه در فضای عناصر سری زمانی انجام می‌شود و مسیر تاب‌خوردگی با حداقل فاصله جمعی به‌عنوان یک تراز بهینه انتخاب می‌گردد [۴۴]. در واقع این مسیر به نحوی یک نگاشت بین عناصر دو سری زمانی ایجاد می‌کند تا فاصله جمعی بین آن‌ها کمینه گردد. در نهایت، ویژگی تاب‌خوردگی زمانی پویا بین دو سری زمانی با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید [۲۷]:

$$DTW(A, B) = \min \left[ \frac{1}{H} \sqrt{\sum_{h=1}^H w_h} \right] \quad (۵)$$

در این مطالعه، این روش به صورت جداگانه مابین تمامی ترکیبات سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ثبت شده از کانال‌های مغزی در نواحی مختلف از قشر مغز در دو موقعیت استراحت و انجام تکالیف ادراک زمانی اعمال گردیده است. شکل ۳ دو سری زمانی مرتبط با یک پنجره از کانال‌های Fp1 و Fp2 به همراه مسیر بهینه تاب‌خوردگی بین آن‌ها را در یک نمونه بیمار در حالت انجام تکالیف شناختی ادراک زمان را نشان می‌دهد. همانطور که گفته شد، برای هریک از جفت سیگنال‌های مورد نظر ماتریس تاب‌خوردگی تشکیل شده است. سپس مسیرهای تاب‌خوردگی مشخص گردیده‌اند. در نهایت مسیری که دارای کم‌ترین فاصله جمعی بوده است به عنوان مسیر بهینه انتخاب شده است.

شکل ۳- مسیر تاب‌خوردگی بین اولین پنجره از جفت کانال‌های Fp1



و Fp2 برای یک نمونه بیمار در حالت انجام تکلیف بازتولید زمانی

## ۵-۶- طبقه‌بندی

در این مطالعه از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یک طبقه‌بند رایج و قدرتمند، جهت تفکیک گروه افراد بیمار از افراد سالم در دو حالت شناختی متفاوت، استفاده گردیده است. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری بانظرات است که در طبقه‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد و هدف اصلی‌اش نگاشت بردارهای ورودی به فضای ویژگی با بعد بالا است [۴۵]. [۴۶]. در این فضا یک ابر صفحه جدا ساز بهینه ساخته می‌شود. در روش ماشین بردار پشتیبان برای ارائه یک راه حل عمومی به‌منظور جداسازی دو کلاس، حداکثرسازی مرز بین دو کلاس، در نظر گرفته می‌شود. داده‌هایی که در شکل-گیری این ابر صفحه نقش دارند بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند که نزدیک-ترین نقاط به ابر صفحه هستند. در این نوع طبقه‌بند از انواع توابع هسته‌ای به‌منظور نگاشت به ابعاد بالاتر استفاده می‌شود [۴۶].

در صورتی که داده‌ها در دو کلاس به صورت خطی قابل تفکیک باشند، و در هر کلاس  $X_i$  نقطه‌ای آموزشی وجود داشته باشند، هریک از این نقاط آموزشی

یک بردار هستند و این دو کلاس با دو برچسب  $y=+1$  و  $y=-1$  نشان داده می‌شوند. مرز خطی جداکننده دو کلاس باید دارای این شروط باشند که تمام نمونه‌های کلاس اول در یک طرف مرز و نمونه‌های مربوط به کلاس دوم در طرف دیگر آن واقع شوند. همچنین فاصله بین نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی دو کلاس در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری حداکثر شود. این مرز تصمیم-گیری توسط معادله زیر تعریف می‌شود که در آن  $W$  یک بردار نرمال  $N$  بعدی بوده که بر مرز تصمیم‌گیری عمود است. از طرفی  $W.X$  بیانگر ضرب داخلی دو بردار است [۴۵].

$$W.X + b = 0 \quad (۶)$$

هدف نهایی در این طبقه‌بند، حل مسئله بهینه‌سازی زیر است:

$$\begin{cases} \min_{\frac{1}{2}} |W|^2 \\ y_i(W \cdot X_i + b) > 1 \end{cases} \quad (۷)$$

نگاشت توابع هسته نیز با رابطه زیر انجام می‌شود:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (۸)$$

در این رابطه،  $K(x_i, x_j)$ ،  $\varphi(x_i)$  و  $\varphi(x_j)$  به ترتیب نمایانگر هسته، داده‌های نگاشت شده و بردار نرمال فضای بعد بالا هستند.

در مطالعه حاضر به‌منظور تفکیک ویژگی‌های تاب‌خوردگی زمانی پویا بین بیماران مبتلا به نقص توجه-بیش‌فعالی و افراد سالمی که از کانال‌های مختلف مغزی استخراج شده است، از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با تابع هسته‌ای شعاعی و اعتبارسنجی متقابل پنج‌گانه<sup>۱۱</sup> بهره گرفته شده است. در این روش، داده‌های آموزشی و آزمایشی به نسبت ۸۰ درصد به ۲۰ درصد تقسیم‌بندی شده‌اند. جهت ارزیابی دقیق، این فرآیند ۵ بار تکرار شده و در هر بار تکرار یک قسمت جدید از داده‌ها برای آزمایش انتخاب گردیده است به‌گونه‌ای که همه داده‌ها حداقل یکبار در فرآیند آزمایش شرکت کرده باشند و در انتها میانگین صحت، حساسیت و اختصاصی بودن طبقه‌بندها گزارش شده‌اند.

## ۷- نتایج شبیه‌سازی

روش پیشنهادی ارائه شده در این مطالعه بر اساس استخراج میزان شباهت فعالیت الکتریکی مغز در حوزه زمان به کمک الگوریتم غیرخطی تاب‌خوردگی زمانی پویا و ارزیابی این ویژگی‌ها به کمک روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان است. از آنجایی که فعالیت نواحی مختلف مغزی در این بیماران به شکل متفاوتی می‌تواند بروز یابد و صحت روش تشخیص این بیماری می‌تواند وابسته به نواحی بین نیم‌کره‌ای و داخل نیم‌کره‌ای مغز باشد که این ویژگی از آن‌ها استخراج شده است، جهت مقایسه کارکرد روش پیشنهادی در کانال‌های مختلف مغزی، از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده گردید. بدین منظور تمامی جفت ترکیبات ممکن بین ۱۹ کانال مغزی که نواحی داخل نیم‌کره‌ای و یا بین نیم‌کره‌ای را شامل می‌شوند، در نظر گرفته شده است. در جدول ۲ کانال‌های مغزی موجود در هریک از نواحی داخل نیم‌کره‌ای و یا بین نیم‌کره‌ای و تعداد جفت الکتروده‌های موجود در هر ناحیه (یا بین نواحی) آورده شده است. همچنین ابعاد ماتریس ویژگی قبل از اعمال به طبقه‌بند برابر است با: [تعداد جفت کانال‌ها در ناحیه مورد نظر] × [تعداد پنجره‌ها × تعداد افراد] = ابعاد ماتریس برای مثال، با توجه به تعداد جفت کانال‌ها در ناحیه پیشانی (۲۱ جفت) و تعداد افراد حاضر در آزمایش (۳۳ نفر)، ابعاد ماتریس ویژگی در حالت انجام تکلیف و استراحت به ترتیب برابر ۴۳۵۶ × ۲۱ و ۱۱۸۸ × ۲۱ است.

<sup>۱۱</sup> 5-fold Cross-Validation

|   |                                                           |                                                                                         |
|---|-----------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------|
| ۸ | Fp1-Fp2-F3-F4-F7-F8-<br>C3-C4-T3-T4-T5-T6-<br>P3-P4-O1-O2 | $\begin{matrix} 3 \\ 2 \\ 1 \end{matrix} \quad \begin{matrix} 3 \\ 2 \\ 1 \end{matrix}$ |
|---|-----------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------|

جهت مقایسه بهتر قدرت تفکیک پذیری ویژگی تاب خوردگی زمانی پویا در نواحی بین و داخل نیم کره‌ای قشر مغز و همچنین بررسی میزان موفقیت روش تشخیص پیشنهادی، طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان مورد استفاده قرار گرفته است. بردار ویژگی شامل ویژگی تاب خوردگی زمانی پویا محاسبه شده مابین سیگنال‌های مغزی نواحی داخل و بین نیم کره‌ای در حالت استراحت و انجام تکالیف ادراک زمانی به صورت مجزا است.

در این تحقیق به منظور نشان دادن اثر بخشی طبقه‌بند، پارامترهای ارزیابی مختلف مانند صحت (Acc)، اختصاصی بودن (Spe) و حساسیت (Sen) مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. روابط معیارهای استفاده شده به صورت زیر است [۴۵]:

$$Sen = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (9)$$

$$Spe = \frac{TN}{(TN+FP)} \quad (10)$$

$$Acc = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (11)$$

علائم به کاررفته در این روابط به این معنا هستند:

TP: تعداد نمونه‌هایی که به درستی بیمار تشخیص داده شده‌اند.

TN: تعداد نمونه‌هایی که به درستی سالم تشخیص داده شده‌اند.

FP: تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه بیمار تشخیص داده شده‌اند.

FN: تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه سالم تشخیص داده شده‌اند.

نتایج بدست آمده از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با استفاده از ویژگی استخراجی میان سیگنال الکتروانسفالوگرام نواحی مختلف قشر مغزی در جدول ۳ ارائه شده است. این نتایج نشان می‌دهد که نواحی پیشانی و شبکه پیشانی-گیجگاهی به ترتیب با میانگین صحت‌های  $92/59 \pm 0/008$  و  $94/38 \pm 0/007$  درصد در حالت انجام تکالیف و  $89/47 \pm 0/022$  و  $91/85 \pm 0/025$  درصد در حالت استراحت، بالاترین صحت طبقه‌بندی را دارا هستند و در حالت کلی اعمال روش پیشنهادی در شرایط انجام تکالیف نسبت به حالت استراحت قدرت تشخیصی بالاتری را ارائه می‌دهد.

همچنین، در بررسی روابط در نواحی بین و داخل نیم کره‌ای، ناحیه پیشانی و شبکه پیشانی-گیجگاهی تفکیک بهتری را میان دو گروه سالم و بیمار در هر دو حالت استراحت و انجام تکالیف ادراک زمانی در مقایسه با سایر نواحی نشان داده است.

به‌طور کلی نتایج حاصل شده نشان دادند که استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از جفت کانال‌های نواحی پیشانی و پیشانی-گیجگاهی در حالت انجام تکالیف بازتولید زمانی نسبت به حالت استراحت، نه تنها عملکرد طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد بلکه پیچیدگی محاسباتی را نیز کاهش می‌دهند و این ویژگی-ها می‌توانند جهت تشخیص بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی به شکل غیرتهاجمی و کم‌هزینه مورد استفاده قرار گیرند. در جدول ۴ نتایج این مطالعه در مقایسه با مطالعات پیشین مرتبط با تشخیص بیماری نقص توجه-بیش‌فعالی آورده شده است. با توجه به این جدول، مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی در این مطالعه نتایج بهتری را ارائه داده است.

جدول ۲: کانال‌های مغزی مغزی موجود در هریک از نواحی داخل نیم کره‌ای و یا بین نیم کره‌ای و تعداد جفت الکترودهای موجود در هر ناحیه (یا بین نواحی)

| عنوان نواحی       | کانال‌های موجود در هر ناحیه (یا بین نواحی) | تعداد جفت الکترودها در هر ناحیه (یا بین نواحی) |
|-------------------|--------------------------------------------|------------------------------------------------|
| مرکزی             | C3-Cz-C4                                   | ۳                                              |
| پیشانی            | Fp1-Fp2-F3-F4-F7-F8-Fz                     | ۲۱                                             |
| پس-سری            | O1-O2                                      | ۱                                              |
| ای-آهیانه         | P3-Pz-P4                                   | ۳                                              |
| گیجگاهی           | T3-T4-T5-T6                                | ۶                                              |
| پس-مرکزی          | C3-Cz-C4- O1-O2                            | ۶                                              |
| آهیانه‌ای-مرکزی   | C3-Cz-C4- P3-Pz-P4                         | ۹                                              |
| مرکزی-گیجگاهی     | C3-Cz-C4- T3-T4-T5-T6                      | ۱۲                                             |
| پس-مرکزی          | Fp1-Fp2-F3-F4-F7-F8-Fz- C3-Cz-C4           | ۲۱                                             |
| پس-پیشانی         | Fp1-Fp2-F3-F4-F7-F8-Fz- O1-O2              | ۱۴                                             |
| پس-آهیانه‌ای      | Fp1-Fp2-F3-F4-F7-F8-Fz- P3-Pz-P4           | ۲۱                                             |
| پس-گیجگاهی        | Fp1-Fp2-F3-F4-F7-F8-Fz- T3-T4-T5-T6        | ۲۸                                             |
| پس-پس-سری         | O1-O2- T3-T4-T5-T6                         | ۸                                              |
| پس-آهیانه‌ای      | P3-Pz-P4- O1-O2                            | ۶                                              |
| ای-آهیانه-گیجگاهی | T3-T4-T5-T6- P3-Pz-P4                      | ۱۲                                             |

جدول ۳- نتایج عملکرد طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان در هر دو حالت شناختی برای تشخیص بیماری

| در حالت استراحت |              |              |              | در حالت انجام تکالیف بازتولید |              |              |                 |               |              |               |
|-----------------|--------------|--------------|--------------|-------------------------------|--------------|--------------|-----------------|---------------|--------------|---------------|
| نواحی مغزی      | مرکزی        | پیشانی       | پس سری       | آهیانه‌ای                     | گیجگاهی      | مركزی-پس سری | مركزی-آهیانه‌ای | مركزی-گیجگاهی | پیشانی-مركزی | پیشانی-پس سری |
| اختصاصی-        | ۸۳/۳۸±/۰/۰۲۳ | ۹۵/۱۰±/۰/۰۳۷ | ۷۵/۸۱±/۰/۰۶۷ | ۷۹/۶۸±/۰/۰۳۰                  | ۷۷/۸۹±/۰/۰۴۲ | ۸۲/۰۴±/۰/۰۴۸ | ۸۴/۲۷±/۰/۰۱۲    | ۸۵/۳۱±/۰/۰۳۳  | ۹۳/۲۷±/۰/۰۱۹ | ۹۷/۲۹±/۰/۰۱۳  |
| حساسیت (%)      | ۴۹/۸۰±/۰/۰۵۵ | ۸۱/۹۵±/۰/۰۳۶ | ۳۷/۵۷±/۰/۰۵۷ | ۴۵/۶۶±/۰/۰۴۱                  | ۶۶/۸۶±/۰/۰۳۸ | ۳۶/۱۷±/۰/۰۴۷ | ۷۶/۸۰±/۰/۰۳۱    | ۸۰/۱۷±/۰/۰۴۱  | ۷۰/۰۵±/۰/۰۵۶ | ۶۶/۶۸±/۰/۰۳۶  |
| صحت (%)         | ۶۹/۰۱±/۰/۰۲۱ | ۸۹/۴۷±/۰/۰۲۲ | ۵۵/۱۷±/۰/۰۴۴ | ۶۵/۱۱±/۰/۰۳۱                  | ۷۳/۱۷±/۰/۰۲۳ | ۶۲/۶۵±/۰/۰۲۶ | ۸۱/۰۷±/۰/۰۱۴    | ۸۳/۱۱±/۰/۰۱۸  | ۸۳/۵۳±/۰/۰۳۷ | ۸۱/۳۳±/۰/۰۱۶  |
|                 |              |              |              |                               |              |              |                 |               |              |               |
| اختصاصی-        | ۸۱/۱۸±/۰/۰۲۴ | ۹۳/۷۴±/۰/۰۱۱ | ۷۵/۶۴±/۰/۰۰۹ | ۷۸/۷۵±/۰/۰۲۳                  | ۸۶/۵۶±/۰/۰۱۳ | ۸۵/۸۰±/۰/۰۱۹ | ۹۱/۱۳±/۰/۰۱۹    | ۹۰/۳۷±/۰/۰۳۱  | ۹۲/۶۱±/۰/۰۱۸ | ۹۰/۴۳±/۰/۰۲۵  |
| حساسیت (%)      | ۳۴/۰۹±/۰/۰۲۱ | ۹۱/۰۴±/۰/۰۱۰ | ۳۱/۴۴±/۰/۰۴۹ | ۳۵/۴۴±/۰/۰۲۲                  | ۵۳/۷۳±/۰/۰۱۳ | ۴۲/۸۰±/۰/۰۱۲ | ۶۸/۲۴±/۰/۰۳۱    | ۷۹/۱۷±/۰/۰۴۴  | ۸۷/۹۲±/۰/۰۱۵ | ۷۷/۶۵±/۰/۰۲۷  |
| صحت (%)         | ۶۱/۲۰±/۰/۰۱۸ | ۹۲/۵۹±/۰/۰۰۸ | ۵۶/۸۹±/۰/۰۱۷ | ۶۰/۳۸±/۰/۰۱۶                  | ۷۲/۶۴±/۰/۰۰۷ | ۶۷/۵۶±/۰/۰۰۹ | ۸۱/۱۸±/۰/۰۰۹    | ۸۵/۵۶±/۰/۰۰۶  | ۹۰/۶۳±/۰/۰۰۷ | ۸۵/۰۱±/۰/۰۰۶  |
|                 |              |              |              |                               |              |              |                 |               |              |               |

جدول ۴- مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با مطالعات مرتبط دیگر  
انجام شده برای تشخیص بیماری ADHD

| نویسنده                 | ویژگی                                                                             | طبقه‌بند                                                | صحت طبقه -<br>بندی(%) |
|-------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------|-----------------------|
| Khoshnoud.et.al<br>[29] | آنزیمی<br>تقریبی،<br>بزرگترین نمای<br>لیاپانف، طیف<br>چند فراکتالی و<br>توان باند | ماشین بردار<br>پشتیبان، شبکه<br>عصبی تابع پایه<br>شعایی | ۸۳/۳۳                 |
| Saini.et.al<br>[47]     | تحلیل مولفه -<br>های اصلی                                                         | نزدیک‌ترین<br>همسایگی k                                 | ۸۶                    |
| Gonzalez.et.al<br>[36]  | معیارهای تک<br>متغیره و<br>وابستگی<br>متقابل                                      | رگرسیون<br>منطقی                                        | ۸۶/۷                  |
| Khoshnoud.et.al<br>[28] | تحلیل نوسانات<br>چند فراکتالی                                                     | ماشین بردار<br>پشتیبان                                  | ۸۶/۶۷                 |



بدلیل غیرخطی بودن ماهیت سیگنال‌های مغزی، استفاده از روش‌های غیرخطی می‌تواند سازگاری بهتری با سیگنال نسبت به روش‌های خطی داشته باشد.

هنگام مقایسه روش‌های مختلف تشخیص بیماری نقص‌توجه-بیش‌فعالی به دلیل تفاوت در پایگاه‌داده سیگنال EEG در نظر گرفته شده، توجه به تکالیف شناختی مورد استفاده و تعداد کانال‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام در مطالعات قبلی ضروری است. برای تأیید بهتر عملکرد سیستم پیشنهادی، نتایج حاصل از مقایسه مستقیم الگوریتم پیشنهادی به کمک طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با مطالعات پیشین مرتبط با تشخیص بیماری نقص‌توجه-بیش‌فعالی که اخیراً منتشر شده‌اند، در جدول ۴ ارائه شده است. با توجه به این جدول برای تشخیص بیماری در طی سال‌های مختلف از ویژگی‌های تک متغیره و دو متغیره غیرخطی زیادی نظیر آنتروپی، بزرگترین نمای لیاپانف، طیف توان، وابستگی متقابل، بعد فراکتال، طیف چند فراکتالی و انرژی ضرایب موجک به همراه طبقه‌بندهایی مانند ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون منطقی، نزدیک‌ترین همسایگی k، شبکه عصبی و یادگیری عمیق استفاده گردیده است. با بررسی نتایج حاصل از مطالعات قبلی، مشخص شده است که با توجه به رفتار غیرایستا و غیرخطی سیگنال‌های مغزی، ویژگی‌های غیرخطی استفاده شده سازگاری بیشتری با ماهیت سیگنال دارند، بنابراین موثرتر عمل می‌کنند [۵۴].

بعلاوه عدم حساسیت به فشردگی یا کشیدگی در محور زمان و همچنین قابلیت محاسبه شباهت در دو سری زمانی با طول متفاوت از جمله مزایای مهم مشخصه تاب خوردگی دینامیکی است [۳۷، ۴۰]. جهت بهره‌گیری از این مزایا، در روش پیشنهادی حاضر، میزان شباهت بین سیگنال‌های نواحی مختلف مغزی کودکان بیمار و گروه سالم توسط مشخصه تاب‌خوردگی زمانی پویا مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از مقایسه این مطالعات نشان می‌دهد که سیستم پیشنهادی شامل ویژگی تاب‌خوردگی زمانی پویا به‌عنوان یک ویژگی غیرخطی به همراه طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان به صحت طبقه‌بندی بهتری در مقایسه با روش‌های استفاده شده در مطالعات مرتبط، دست‌یافته است. همچنین مشاهده می‌شود که در پژوهش با پایگاه داده مشترک صحت بدست آمده با استفاده از روش تحلیل نوسانات چند فراکتالی و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان ۸۶/۶۷ درصد است که به میزان ۹۴/۳۸ درصد در این مطالعه بهبود یافته است [۲۸].

بعلاوه، با توجه به مشابه بودن نوع طبقه‌بند مورد استفاده در اکثر مطالعات قبلی، نتایج بدست آمده از مقایسه آن‌ها به‌وضوح تاثیر بالای عملکرد ویژگی پیشنهادی تاب‌خوردگی زمانی پویا به‌منظور ایجاد تمایز بین دو گروه سالم و بیمار، نسبت به روش‌های قبلی را بیان می‌کند. علاوه بر این، اگرچه روش پیشنهادی در هرکدام از شرایط استراحت و انجام تکالیف ادراک زمانی عملکرد بسیار خوبی دارد، اما نتایج ویژگی تاب‌خوردگی زمانی پویا استخراج شده در حالت انجام تکالیف بازتولید زمانی کمی بهتر از حالت استراحت است. بنابراین این قضیه می‌تواند شاهی بر این مدعا باشد که تشخیص بیماری نقص‌توجه-بیش‌فعالی در طول انجام تکالیف بازتولید زمانی بهتر از حالت استراحت است [۲۸].

بنابراین نتایج بدست آمده نشان داد که الگوریتم پیشنهادی قادر به تشخیص بیماری نقص‌توجه-بیش‌فعالی با صحت مناسبی است. به همین دلیل می‌توان بیان نمود که این روش توانسته است قدرت تشخیص بالایی در عین در نظر گرفتن ماهیت غیرخطی سیگنال ارائه دهد. همچنین استفاده از داده‌های مربوط به بازتولید زمانی نسبت به حالت استراحت نتایج بهتری ارائه داد که گویای وجود اختلال در عملکردهای زمانی بیماران و اثر آن‌ها در تفکیک بین افراد سالم و بیمار است. از سوی دیگر، یکی دیگر از دغدغه‌های مهم در تشخیص اختلال نقص-توجه-بیش‌فعالی، انتخاب مناسب‌ترین نواحی مغزی و کاهش تعداد کانال‌های مورد نیاز سیگنال الکتروانسفالوگرام برای کاربردهای مقرون به‌صرفه و بلادرنگ آن است. مطالعه قدرت تشخیصی به کمک بررسی نواحی مختلف مغزی و مقایسه نتایج آن با مطالعات پیشین نشان‌دهنده آن است که ناحیه پیشانی

|                         |                                                                 |                                                                                  |                   |
|-------------------------|-----------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------|-------------------|
| Chang.et.al<br>[48]     | آنتروپی، توان<br>نسبی و انرژی<br>ضرایب موجک                     | ماشین بردار<br>پشتیبان                                                           | ۸۷/۷۸             |
| Ekhlesi.et.al<br>[49]   | آنتروپی انتقال<br>فاز                                           | شبکه عصبی<br>مصنوعی چند<br>لایه                                                  | ۸۹/۷              |
| Yaghoobi.et.al<br>[50]  | آنتروپی، توان و<br>تحلیل کمی<br>بازگشتی                         | ماشین بردار<br>پشتیبان                                                           | ۹۰/۹۵             |
| Ekhlesi.et.al<br>[51]   | تئوری گراف و<br>آنتروپی انتقال<br>فاز                           | بیز ساده                                                                         | ۹۱/۲              |
| M.Tosun.et.al<br>[52]   | چگالی طیفی<br>توان، آنتروپی<br>طیفی                             | ماشین بردار<br>پشتیبان، شبکه<br>عصبی پس<br>انتشار خطا<br>پیشخور،<br>یادگیری عمیق | ۹۲/۱۵             |
| Mohammadi.et.al<br>[53] | آنتروپی<br>تقریبی،<br>بزرگترین نمای<br>لیاپانف و بعد<br>فراکتال | شبکه عصبی<br>پرسپترون چند<br>لایه                                                | ۹۳/۶۵             |
| <b>روش پیشنهادی</b>     | <b>تاب‌خوردگی<br/>زمانی پویا</b>                                | <b>ماشین بردار<br/>پشتیبان</b>                                                   | <b>۹۴/۳۸±۰/۰۷</b> |

#### ۸- بحث و نتیجه‌گیری

هدف از این مطالعه ارائه یک روش جدید برای تشخیص بیماری نقص‌توجه-بیش‌فعالی و بررسی ارتباطات بین نواحی مختلف مغزی به کمک تحلیل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام، بوده است. این سیگنال به دلیل امکان ثبت آسان و کم هزینه در مقایسه با آزمایش‌های تشخیصی و روش‌های تصویربرداری گران‌قیمت، روش مقرون به‌صرفه و غیرتهاجمی را ارائه می‌دهد. از آنجایی که این بیماری بر الگوی فعالیت‌های مغزی بویژه توانایی ادراک زمانی تاثیر می‌گذارد و می‌تواند منجر به بروز اختلالاتی در ارتباط نواحی مختلف مغزی نظیر شبکه‌های نواحی پیشانی و پیشانی-آهیانه‌ای که مرتبط با عملکردهای زمانی هستند، شود [۳، ۱۰، ۲۳]، در نتیجه در الگوریتم تحلیلی این سیگنال، از ویژگی جدید دو متغیره دینامیکی در حوزه زمان به‌منظور کمی‌سازی ارتباطات بین نواحی مختلف مغزی در کنار طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص بیماری استفاده گردید. در روش تاب‌خوردگی دینامیک از مقیاس بندی و شیفت در راستای محور افقی (زمان) جهت مقایسه دو سری زمانی استفاده می‌گردد که این مساله مقاومت آن را نسبت به نویز افزایش می‌دهد و یک مزیت دیگر آن نسبت به سایر روش‌های خطی به حساب می‌آید. امکان مقایسه دو سری زمانی با طول متفاوت نیز از جمله مزیت‌های دیگر روش ذکر شده است. برتری این روش به سایر روش‌های دیگر کمی‌سازی شباهت در مطالعات مختلفی مانند [۲۷] نشان داده شده است. همچنین بر اساس تحقیقات قبلی در این حوزه،

- Jo, and B. Lee, "Multiclass .M. N. I. Qureshi, B. Min, H. J classification for the differential diagnosis on the ADHD subtypes using recursive feature elimination and hierarchical extreme learning machine: structural MRI study," *PLoS one*, vol. 11, no. 8, p. e0160697, 2016
- et al.*, "Spatio-temporal deep learning method for Z. Mao adhd fmri classification," *Information Sciences*, vol. 499, pp. 1-11, 2019
- P. Marshall, J. Hoelzle, and M. Nikolas, "Diagnosing Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder (ADHD) in young adults: A qualitative review of the utility of assessment measures and recommendations for improving the diagnostic process," *The Clinical Neuropsychologist*, vol. 35, no. 1, pp. 165-198, 2021
- R. Ishii and Y. Naito, "EEG connectivity as the possible endophenotype in adult ADHD," ed, 2020
- A. Lenartowicz and S. K. Loo, "Use of EEG to diagnose ADHD," *Current psychiatry reports*, vol. 16, no. 11, p. 498, 2014
- S. K. Loo and S. Makeig, "Clinical utility of EEG in attention-deficit/hyperactivity disorder: a research update," *Neurotherapeutics*, vol. 9, no. 3, pp. 569-587, 2012
- A.-S. Rommel *et al.*, "Altered EEG spectral power during rest and cognitive performance: a comparison of preterm-born adolescents to adolescents with ADHD," *European child & adolescent psychiatry*, vol. 26, no. 12, pp. 1511-1522, 2017
- R. J. Barry, A. R. Clarke, R. McCarthy, and M. Selikowitz, "EEG coherence in attention-deficit/hyperactivity disorder: a comparative study of two DSM-IV types," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 4, pp. 579-585, 2002
- A. Mazaheri, S. Coffey-Corina, G. R. Mangun, E. M. Bekker, A. S. Berry, and B. A. Corbett, "Functional disconnection of frontal cortex and visual cortex in attention-deficit/hyperactivity disorder," *Biological psychiatry*, vol. 67, pp. 617-623, 2010
- M. Murias, J. M. Swanson, and R. Srinivasan, "Functional connectivity of frontal cortex in healthy and ADHD children reflected in EEG coherence," *Cerebral Cortex*, vol. 17, no. 8, pp. 1788-1799, 2007
- J. J. González, G. Alba, S. Mañas, A. González, and E. Pereda, "Assessment of ADHD Through Electroencephalographic Measures of Functional Connectivity," *ADHD-New Dir. Diagnosis Treat.*, pp. 35-54, 2017
- G. Alba *et al.*, "The variability of EEG functional connectivity of young ADHD subjects in different resting states," *Clinical Neurophysiology*, vol. 127, no. 2, pp. 1321-1330, 2016
- A. C. Linke *et al.*, "Dynamic time warping outperforms Pearson correlation in detecting atypical functional spectrum disorders," *Neuroimage*, vol. 223, p. 117383, 2020
- X. Long, P. Fonseca, J. Foussier, R. Haakma, and R. M. Aarts, "Sleep and wake classification with actigraphy and respiratory effort using dynamic warping," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 18, no. 4, pp. 1272-1284, 2013
- S. Khoshnoud, M. A. Nazari, and M. Shamsi, "Source-based Multifractal Detrended Fluctuation Analysis for Discrimination of ADHD Children in a Time Reproduction Paradigm," in *BIOSIGNALS*, 2020, pp. 38-48
- S. Khoshnoud, M. A. Nazari, and M. Shamsi, "Functional brain dynamic analysis of ADHD and control children using nonlinear dynamical features of EEG signals," *Journal of integrative neuroscience*, vol. 17, no. 1, pp. 17-30, 2018
- P. Ghaderyan, F. Moghaddam, S. Khoshnoud, and M. Shamsi, "New interdependence feature of EEG signals as a biomarker of timing deficits evaluated in attention-deficit/hyperactivity disorder detection," *Measurement*, vol. 199, p. 111468, 2022
- Kreutz-Delgado, and S. Makeig, "AMICA: .J. A. Palmer, K An adaptive mixture of independent component analyzers with shared components," *Swartz Center for Computational Neuroscience, University of California San Diego, Tech. Rep*, 2012
- J. A. Palmer, S. Makeig, K. Kreutz-Delgado, and B. D. Rao, "Newton method for the ICA mixture model," in *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2008: IEEE, pp. 1805-1808
- [۱۴] شبکه پیشانی-گیجگاهی در هر دو حالت شناختی بیشتر درگیر بوده و نسبت به دیگر نواحی از صحت بیشتری در طبقه بندی برخوردار است، بنابراین این نواحی بهترین نواحی در تشخیص این اختلال بودند [۲۹، ۳۰، ۵۵].
- [۱۵] در نتیجه بررسی انجام شده و نتایج آزمایش‌ها، قابلیت مناسب و قدرت تشخیصی بالای الگوریتم پیشنهادی را در استخراج اطلاعات افتراقی در حوزه زمان و بررسی ارتباطات بین نواحی مختلف مغزی در حین انجام تکالیف شناختی و در حالت استراحت، نشان داده‌اند.
- ### سیاس‌گزاری
- نویسندگان مقاله لازم می‌دانند از آقای دکتر محمدعلی نظری و خانم دکتر شیوا خشنود جهت همکاری در اخذ داده تشکر نمایند. همچنین لازم به ذکر است که این تحقیق با حمایت ستاد راهبردی توسعه علوم و فناوری‌های شناختی انجام گرفته است.
- ### مراجع
- [۱] L. Castle, R. E. Aubert, R. R. Verbrugghe, M. Khalid, and R. S. Epstein, "Trends in medication treatment for ADHD," *Journal of attention disorders*, vol. 10, no. 4, pp. 335-342, 2007
- [۲] S. Van De Voorde, H. Roeyers, S. Verté, and J. R. Wiersema, "Working memory, response inhibition, and within-subject variability in children with attention-deficit/hyperactivity disorder or reading disorder," *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, vol. 32, no. 4, pp. 366-379, 2010
- [۳] S. Khoshnoud, M. Shamsi, M. A. Nazari, and S. Makeig, "Different cortical source activation patterns in children with time attention deficit hyperactivity disorder during a reproduction task," *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, vol. 40, no. 7, pp. 633-649, 2018
- [۴] S. Caldani, F. Isel, M. Septier, E. Acquaviva, R. Delorme, and M. P. Bucci, "Impairment in attention focus during the Posner cognitive task in children with ADHD: an eye tracker study," *Frontiers in Pediatrics*, vol. 8, 2020
- [۵] A. Bellato, I. Arora, C. Hollis, and M. J. Groom, "Is autonomic nervous system function atypical in attention deficit hyperactivity disorder (ADHD)? A systematic review of the evidence," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 108, pp. 182-206, 2020
- [۶] H. Kandemir, B. G. KILIÇ, S. Ekinçi, and M. Yüce, "An evaluation of the quality of life of children with ADHD and their families," *Anatolian Journal of Psychiatry/Anadolu Psikiyatri Dergisi*, vol. 15, no. 3, 2014
- [۷] R. J. Barry, A. R. Clarke, and S. J. Johnstone, "A review of electrophysiology in attention-deficit/hyperactivity disorder: I. Qualitative and quantitative electroencephalography," *Clinical neurophysiology*, vol. 114, no. 2, pp. 171-183, 2003
- [۸] A. A. Strauss and L. E. Lehtinen, "Psychopathology and education of the brain-injured child," 1947
- [۹] C. Mullins, M. A. Bellgrove, M. Gill, and I. H. Robertson, "Variability in time reproduction: difference in ADHD combined and inattentive subtypes," *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry*, vol. 44, no. 2, pp. 169-176, 2005
- [۱۰] V. Noreika, C. M. Falter, and K. Rubia, "Timing deficits in ADHD: evidence ) attention-deficit/hyperactivity disorder from neurocognitive and neuroimaging studies," *Neuropsychologia*, vol. 51, no. 2, pp. 235-266, 2013
- [۱۱] J. Wu, H. Xiao, H. Sun, L. Zou, and L.-Q. Zhu, "Role of dopamine receptors in ADHD: a systematic meta-analysis," *Molecular neurobiology*, vol. 45, no. 3, pp. 605-620, 2012
- [۱۲] V. A. Harpin, "The effect of ADHD on the life of an individual, their family, and community from preschool to adult life," *Archives of disease in childhood*, vol. 90, no. suppl 1, pp. i2-i7, 2005
- [۱۳] M. Moghaddari, M. Z. Lighvan, and S. Danishvar, "Diagnose ADHD disorder in children using convolutional neural network based on continuous mental task EEG," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 197, p. 105738, 2020

- brief neuropsychological assessment," *Journal of attention disorders*, vol. 24, no. 11, pp. 1547-1556, 2020
- S. M. G. Beyrami and P. Ghaderyan, "A robust, cost-effective and non-invasive computer-aided method for diagnosis three types of neurodegenerative diseases with gait signal analysis," *Measurement*, vol. 156, p. 107579, 2020
- S. Saini, R. Rani, and N. Kalra, "Prediction of Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) using machine learning Techniques based on classification of EEG signal," in *2022 8th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, 2022, pp. ۷۸۶-۷۹۰, vol. 1: IEEE, pp. 78
- M.-Y. Chang et al., "A New Method of Diagnosing Attention-Deficit Hyperactivity Disorder in Male Patients by Quantitative EEG Analysis," *Clinical EEG and neuroscience*, vol. 50, no. 5, pp. 339-347, 2019
- Mohammadi, A. Ekhlasi, A. M. Nasrabadi, and M. "Classification of the Children with ADHD and Healthy Children Based on the Directed Phase Transfer Entropy of EEG Signals," *Frontiers in Biomedical Technologies*, vol. 8, no. 2, pp. 115-122, 2021
- R. Y. Karimui, S. Azadi, and P. Keshavarzi, "The ADHD effect on the actions obtained from the EEG signals," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 38, no. 2, pp. 425-437, 2018
- A. Ekhlasi, A. M. Nasrabadi, and M. Mohammadi, "Analysis using of EEG brain connectivity of children with ADHD graph theory and directional information transfer," *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*, 2022, doi: doi:10.1515/bmt-2022-0100
- M. Tosun, "Effects of spectral features of EEG signals recorded with different channels and recording statuses on ADHD classification with deep learning," *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, pp. 1-10, 2021
- M. R. Mohammadi, A. Khaleghi, A. M. Nasrabadi, S. Rafieivand, M. Begol, and H. Zarafshan, "EEG classification of ADHD and normal children using non-linear features and neural network," *Biomedical Engineering Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 66-73, 2016
- N. Karamzadeh, A. Medvedev, A. Azari, A. Gandjbakhche, and L. Najafizadeh, "Capturing dynamic patterns of task-based functional connectivity with EEG," *NeuroImage*, vol. 66, pp. 311-317, 2013
- M. Ahmadlou and H. Adeli, "Functional community analysis of brain: A new approach for EEG-based investigation of the brain pathology," *Neuroimage*, vol. 58, no. 2, pp. 401-408, 2011
- A. Delorme, J. Palmer, J. Onton, R. Oostenveld, and S. Makeig, "Independent EEG sources are dipolar," *PloS one*, vol. 7, no. 2, p. e30135, 2012
- A. Mognon, J. Jovicich, L. Bruzzone, and M. Buiatti, "ADJUST: An automatic EEG artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features," *Psychophysiology*, no. 2, pp. 229-240, 2011, ۴۸, vol.
- S. Kaur, S. Singh, P. Arun, D. Kaur, and M. Bajaj, "Phase space reconstruction of EEG signals for classification of ADHD and control adults," *Clinical EEG and neuroscience*, vol. 51, no. 2, pp. 102-113, 2020
- González, L. D. Méndez, S. Mañas, M. R. Duque, E. J. J. Pereda, and L. De Vera, "Performance analysis of univariate and multivariate EEG measurements in the diagnosis of ADHD," *Clinical Neurophysiology*, vol. 124, no. 6, pp. 1139-1150, 2013
- C. A. Ratanamahatana and E. Keogh, "Everything you know about dynamic time warping is wrong," in *Third workshop on mining temporal and sequential data*, 2004, vol. 32: Citeseer
- A. Bisht and P. Singh, "Muscle Artifact Detection in EEG Signal Using DTW Based Thresholding," in *Proceedings of the International Conference on Paradigms of Computing, Communication and Data Sciences: PCCDS 2020*, 2021: Springer, pp. 483-491
- E. Keogh and C. A. Ratanamahatana, "Exact indexing of dynamic time warping," *Knowledge and information systems*, vol. 7, no. 3, pp. 358-386, 2005
- T. Giorgino, "Computing and visualizing dynamic time warping alignments in R: the dtw package," *Journal of statistical Software*, vol. 31, pp. 1-24, 2009
- H. Lerogeron, R. Picot-Clemente, A. Rakotomamonjy, and L. Heutte, "Approximating DTW with a convolutional neural network on EEG data," *arXiv preprint arXiv:2301.12873*, 2023
- R. J. Meszlényi, P. Hermann, K. Buza, V. Gál, and Z. Vidnyánszky, "Resting state fMRI functional connectivity analysis using dynamic time warping," *Frontiers in neuroscience*, vol. 11, p. 75, 2017
- P. Ghaderyan and A. Abbasi, "Dynamic Hilbert warping, a new measure of RR-interval signals evaluated in the cognitive load estimation," *Medical engineering & physics* vol. 40, pp. 103-109, 2017/02/01/ 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2016.12.008>
- D. J. Berndt and J. Clifford, "Using dynamic time warping to find patterns in time series," in *KDD workshop*, 1994, vol. 10, pp. ۳۷۰-۳۵۹, no. 16: Seattle, WA, USA:, pp
- J. C. Bledsoe et al., "Diagnostic classification of ADHD versus control: support vector machine classification using