تشخیص بیماری ADHD به‌وسیلهٔ پردازش غیرخطی پاسخ برانگیختهٔ شنوایی ساقهٔ مغز (ABR)

علی اکبر علی‌دوست قادیکلایی[1]، علی مطیع نصرآبادی*[2]، سعید ملایری[3]
دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی دانشکدهٔ فناوری‌های نوین، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد، تهران، ایران[1]
استاد گروه مهندسی پزشکی، دانشکدهٔ فنی و مهندسی دانشگاه شاهد، تهران، ایران*[2]
مدرس پاره وقت، دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی ایران، دانشکدهٔ علوم توانبخشی، تهران، ایران[3]

چکیده

تشخیص ADHD در سال‌های نخست تولد، برای طراحی برنامهٔ درمانی بهتر برای بیماران ضروری است؛ بر اساس آخرین پژوهش‌ها، تشخیص این اختلال از روی ABR[1] روشی مؤثر است. باتوجه به این‌که در اصل ABR غیرخطی است، پردازش غیرخطی می‌تواند برای طبقه‌بندی گروه‌های نرمال و ADHD[2] از یکدیگر مؤثرتر باشد. در این پژوهش، سیگنال ABR دو گروه از کودکان شامل ۳۷ کودک عادی و ۳۱ کودک دارای اختلال ADHD ثبت شده‌است. در ابتدا سیگنال زمانی دوبعدی ABR با روش جای‌گذاری[3] به سیگنال سه‌بعدی تبدیل شد تا از روی آن فضای فاز سیگنال ترسیم شود. در فضای فاز به بررسی صحت این فرض که ممکن است، سیگنال‌های نرمال و ADHD در زمان‌های متفاوت در نوع حضور و حرکت بین محوطه‌های مختلف فضای فاز تفاوت داشته باشند پرداخته شد؛ به این منظور ابتدا فضای فاز بهن‌های حجم[4] مساوی بسته به طول هر سیگنال تقسیم‌بندی و سپس با تعریف و استخراج ویژگی‌های هندسی جدید در فضای فاز، روش جدیدی برای طبقه‌بندی دو گروه ارائه شده‌است. این رویکرد شامل بررسی اشغال فضای وکسل‌ها به‌وسیلهٔ نقاط ترژکتوری داده‌ها در فضای فاز است؛ درنهایت کارایی این روش و ویژگی‌ها ارزیابی شد و بهترین نتیجه در ویژگی کمینه محلی استخراج‌شده با روش جدید و با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های KNN و SVM مشاهده شد. بهترین دقت حدود ۹۸.۵۳ است که افزایش قابل‌توجهی در دقت را در مقایسه با رویکردهای پردازش خطی نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: اختلال بیش‌فعالی و نقصان توجه، پاسخ ساقهٔ مغز به تحریک شنوایی، فضای فاز، ترژکتوری.

ADHD recognition by processing nonlinear features of ABR based on a new innovative method for extracting Geometry features from phase space trajectory

Ali Akbar Alidoust Ghadikolayi[1], Ali Motie Nasrabadi*[2], Saeed Malayeri[3]
PhD Candidate in Biomedical Engineering, Azad University, South Branch, Tehran, Iran[1]
Professor, Department of Biomedical Engineering, Shahed University, Tehran, Iran[2]*
Part-time Lecturer, Iran University of Medical Sciences, Tehran, Iran[3]

Abstract

ADHD recognition in first years after birth is essential to consider a better treatment plan for patients and consequently helps children who suffer from this disorder to promote their communication abilities. According to the latest researches, ADHD recognition through ABR is a useful method for this purpose instead of surveys or other oral methods. Considering the basis of ABR which is nonlinear, so nonlinear processing methods can be more effective for classification normal and ADHD groups from each other than other linear classifications. In this paper ABR signal of two groups of children including 37 normal and 31 with ADHD disorder have been recorded in a rehabilitation center. To that end, in this study firstly by using embedding method, the two-dimensional ABR signal converted to three-dimensional signals to be ready for drawing and calculating the phase space arguments. In the phase space the accuracy of this hypothesis was checked that if ADHD and normal signals in different time would show different behavior in occupying and movement through the voxels in the phase space, for this purpose at

[1] Auditory Brainstem Response
[2] Attention Deficit Hyperactivity Disorder
[3] Embedding
[4] Voxels

* Corresponding author
*نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۳/۰۵/۱۳ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۳۰ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۲/۲۹ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

first the phase space data should be produced, but it is important to have access to the raw data of phase space because if the methods that only print the phase space were been used the access of raw data would be impossible, Actually using these method for drawing phase space is in conflict with this study's objectives, because it is not important to just draw the phase space of normal or ADHD signals but it is necessary to divide the phase space of individual signals to equal voxels and then determine that any sample of trajectory points is located in which of these voxels over the time. So, it is crucial to access the raw data of each axis of phase space of any signal to use them for diving that volume to voxels and then trace the attendance of trajectory in these voxels and make a new mapped signal that introduce the voxel number of each point of trajectory against time. Therefore the source data of any axis of any signal has been produced by embedding method that it is discussed before, it means that we replace any x(t) by {x(t), x(t+lag), x(t+2 lag)} and they are three axis of new three dimensional space, so we can use these axis for diving this space to different voxels. The phase space should be divided to equal voxels depending on the length of each signal, then a novel method of classification has been developed by extracting new geometry features in the phase space. This approach includes dividing three-dimensional phase space to equal voxels and checking space voxel's occupation by trajectory points in these voxels. As trajectory points has the same time sequence as time series of original signals so trajectories can be used in mentioned new method to check time occupation of trajectories in phase space. Then by changing each sample value by its voxel number of that sample, a mapping method was developed, this new mapped signal is the basis of later analysis and feature extractions in this study. Briefly, this mapped signal has been formed by taking some steps including producing the phase space signal from ABR, dividing the phase space to voxels and predicating voxel numbers to each sample. Then to find some distinctions between ADHD and normal group mapped signal, four groups of features have been developed in this study including temporal features, extremum features, histogram features, spatial occupational, Lyapunov features. Temporal features are some common features including min, max, mean, median, variance, skewness, kurtosis. But further in accuracy analysis of project it has been cleared that time or sample limited min and max (called extremum features) are more effective and can make a better distinction result. Histogram features focus is on the most repeated voxel numbers which means which voxels has been most occupied by trajectory during its journey through the phased space. Spatial occupational features deal with the span or extension of total trajectory path by introducing some features like the biggest or smallest voxel number which has been occupied by at least one point of trajectory, as it is can be interpreted from these two latter features, the subtraction of the biggest and smallest occupied voxel number can represent a vision of extension of trajectory. Another feature in this category is the total voxels quantity which are occupied by at least one of the points of the trajectory. The Lyapunov related feature also calculate the total number of non-zero voxels in a specific duration of time than can represent the chaotic grade of the signal, beside the difference of two adjacent time duration Lyapunov feature and show the gradient of chaotic level of the signal that shows the Lyapunov gradient. Finally, efficiency of this method and features have been evaluated and best result observed in local minimum feature extracted by the new method and using KNN and SVM classifiers, the best accuracy is about 98.53 that shows a significant increase in accuracy in comparison with linear processing approaches. In the other words, this distinction gained from the minimum feature shows that there are some places among the lower voxel numbers in trajectories which Normal group of signals desire to occupy more than ADHD group. According to anatomical data which is extractable from ABR signal in different points of time is reachable in the final mapped data also, because the time sequence of first samples is saved in the final data. It means that we can check the distinction areas in phase space and adopt them with time or their anatomical generating source. From the physiologic point of view, these distinction areas in the phase space are correspond to the activity of the primary auditory neurons in the cochlear nerve and lower levels of the brainstem.

Keywords: Attention-Deficit Hyperactivity Disorder, Auditory Brainstem Response, Phase Space, Trajectory.

۱-مقدمه

ADHD به مجموعه‌ای از اختلالات رفتاری مستمر و مزمن اشاره دارد که دربرگیرندهٔ سه نشانهٔ اصلی: فعالیت و جنب‌وجوش بیش‌ازحد، تمایل به تصمیم‌های ناگهانی بدون، درنظرگرفتن نتایج آن‌ها و بی‌توجهی و بی‌دقتی هستند. پاسخ برانگیختهٔ شنوایی ساقهٔ مغز (**ABR**) یکی از پاسخ‌های برانگیختهٔ شنوایی است که به‌دنبال ارائهٔ محرک صوتی با مشخصات مناسب، از ساقهٔ مغز ثبت می‌شود.

شروع اختلال **ADHD** از سه‌سالگی است؛ اما برحسب معمول تشخیص آن متکی به زمانی است که کودکان به مدرسه و جوامع بزرگتر وارد می‌شوند و گذشت این مدت باعث پیشرفت اختلال می‌شود. در بسیاری موارد این اختلال تنها زمانی قابل تشخیص خواهد بود که اطلاعات مربوط به کودک با دقت جمع‌آوری شده و کودک مورد نظر توسط یک روان‌شناس با تجربه مورد مطالعهٔ دقیق قرار گرفته باشد؛ همچنین این بررسی باید برای مدتی ادامه یابد؛ هر اندازه تشخیص این اختلال در کودکان زودتر رخ دهد، درمان زودتر انجام خواهد گرفت و عوارض آن کمتر خواهد شد؛ علاوه‌براین، تشخیص کودکان **ADHD** درحال حاضر بر اساس استاندارد **DSM-IV**[1] و وابسته به ارزیابی دیگران از رفتار کودک است؛ بنابراین هرچه این وابستگی به رفتار کودک و ارزیابی‌های اطرافیان از فعالیت‌های او کاهش یابد، کمک بیشتری به این کودکان در تشخیص و درمان

[1] Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

بیماری می‌شود؛ لذا ارائهٔ راه‌های تشخیصی که امکان تشخیص زودرس بیماری را فراهم کند، الزامی است.

به غیر از روش یادشده که مبتنی بر پرسش‌نامه است، روش‌های مختلفی مبتنی بر استخراج ویژگی‌های خطی مانند ویژگی‌های شکلی زمانی و فرکانسی در راستای طبقه‌بندیی کودکان سالم و دارای اختلال **ADHD** انجام شده‌است که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌شود؛ اما به‌ندرت پژوهش‌هایی در این زمینه که از ویژگی‌ها و روش‌های غیرخطی برای تحلیل سیگنال **ABR** به این منظور استفاده کرده‌اند، یافت می‌شود.

هدف از انجام این مطالعه، بررسی ارتباط پاسخ شنوایی ساقهٔ مغز نسبت به تحریک گفتار به‌منظور تشخیص اختلال **ADHD** با استفاده از روش‌های غیر خطی و البته معرفی روش پیشنهادی جدید مبتنی بر ردیابی ترژکتوری نمونه‌ها در فضای فاز و همین‌طور تعریف ویژگی‌های جدید در یک فضای نگاشت جدید است. در سال ۱۹۹۹ لاهت و همکاران عنوان کردند که تأخیر کوتاه در پتانسیل‌های برانگیختهٔ ساقهٔ مغزی نسبت به تحریک شنوایی بارها مورد مطالعه قرار گرفته است. آن‌ها معتقدند که **ADHD** می‌تواند بر انتقال و پردازش اطلاعات و همچنین توجه شنوایی تأثیر بگذارد. یکی از مطالعاتی که در این زمینه صورت گرفته، نشان‌دهندهٔ درگیری گستردهٔ اجزای اصلی همراه با افزایش تأخیر در امواج **I,V** و همچنین فاصلهٔ زمانی **III-V** و **I-V** است [۱].

در سال ۲۰۰۲ *پونته و همکاران* مطالعه‌ای مشابه نتایج پیشین داشتند و همچنین عنوان کردند که انتقال اطلاعات در ساقهٔ مغز کودکان مبتلا به **ADHD** طولانی‌تر از کودکان سالم است. در ادامه این گروه به بررسی و مقایسهٔ پاسخ‌های برانگیختهٔ شنوایی **BSAEP**[1] و **LLAER**[2] پرداختند. در این مطالعه از هجده کودک سالم و هجده کودک مبتلا به **ADHD** در محدودهٔ سنی ۱۲-۶ سال استفاده شده‌است؛ آنان از تحریک فشردن[3] با تکرار[4] ۳۱ بار در ثانیه استفاده کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که زمان ارسال پیام ساقهٔ مغز در کودکان **ADHD** طولانی‌تر از کودکان سالم است؛ همچنین زمان نهفتگی **P300** در کودکان **ADHD** به‌صورت قابل ملاحظه‌ای بیشتر از کودکان سالم است. نتایج این مطالعه حاکی از این است که ناهنجاری‌های قابل ملاحظه‌ای در سیگنال **BSAEP** و **LLAER** کودکان **ADHD** وجود دارد. پس این فرایند الکتروفیزولوژیکی که شامل دستگاه شنوایی نیز می‌شود، می‌تواند برای تشخیص کودکان **ADHD** مورد استفاده قرار گیرد؛ علاوه‌براین مطالعات، که نشان‌دهندهٔ تفاوت بین این کودکان و کودکان سالم است، مطالعات دیگر نشان‌دهندهٔ این است که هیچ تفاوت قابل ملاحظه‌ای بین این دو گروه وجود ندارد [۲]. در پژوهشی دیگر در ۲۰۰۲ *کراس*[5] *و همکاران* به مطالعهٔ پاسخ ساقهٔ مغزی ثبت‌شده از کودکان دچار اختلال یادگیری پرداختند؛ نتایج نشان داد که پاسخ ساقهٔ مغزی این کودکان به تحریک فشردن فرقی با کودکان هنجار ندارد؛ درصورتی‌که پاسخ ساقهٔ مغزی آنان نسبت به تحریک گفتار دارای تفاوت‌هایی در زمان آشکارسازی موج‌ها است [۳].

در سال ۲۰۰۴ کراس و همکاران نشان دادند که پاسخ ساقهٔ مغزی نسبت به تحریک گفتار روشی برای دسترسی به سازوکارهای زیرقشری شنوایی است و می‌تواند به‌عنوان نشانهٔ بیولوژیکی نقص کدگذاری صوت که مربوط به یادگیری و بیماری‌های پردازش شنوایی است مورد استفاده قرار گیرد [۴]. در مطالعه‌ای که در سال ۲۰۰۴ توسط *وایبل و همکاران* انجام شده‌است نتایج جالبی به‌دست آمده [۵]، در این مطالعه نشان داده شده‌است که پاسخ ساقهٔ مغز غیرسالم نسبت به تحریک گفتار آثار قشری را نیز دربردارد. آن‌ها نشان دادند که رابطه‌ای بین شیب کمپلکس **VA** در پاسخ ساقهٔ مغز به تحریک گفتار و مقاومت قشری به کم‌کردن اثر نوفهٔ پس‌زمینه وجود دارد؛ بنابراین هرچه این شیب کمتر باشد، سیگنال شنیداری بیشتر در معرض کاهش در شرایط نوفه‌ای قرار می‌گیرد؛ پس هرچه درک ما از فعالیت نرونی سطح پایین ساقهٔ مغز در نوفه عمیق‌تر باشد، می‌تواند به فهم سطح بالای پاسخ به گفتار در شرایط نوفه‌ای کمک کند. در کل حروف بی‌صدا مانند /**d**/ به‌شدت در معرض تغییر در اثرات بیمارها قرار می‌گیرند. حروف بی‌صدا دارای الگوی تصادفی و دامنهٔ کوتاه‌اند و از نظر زمانی نیز سریع‌اند؛ درصورتی‌که حروف صدادار به نسبت دارای دامنهٔ بزرگ‌تری هستند؛ به این علت حروف بی‌صدا در شرایط نوفه‌ای تضعیف می‌شوند.

در پژوهش بعدی که در سال ۲۰۰۴ توسط *روسو و همکاران* انجام گرفت نتایج مطالعهٔ پیشین تأیید شد؛ علاوه‌براین آن‌ها نشان دادند که نوفه اثرات مختلفی روی کدگذاری سیلاب (/دا/) دارد؛ برای مثال اجزایی که مربوط به پالایه هستند نسبت به بقیه بیشتر در شرایط نوفه‌ای تحت تأثیر قرار می‌گیرند. طبق نتایج به‌دست‌آمده، امواج **V,A** که پاسخ به شروع تحریک را نشان می‌دهند در نوفهٔ پس‌زمینه به خطر می‌افتند؛ درصورتی‌که اجزای مربوط به قسمت فرکانسی (**FFR**[6]) که قسمت ادواری[7] تحریک را

[1] Brain Stem Auditory Evoked Potential
[2] Long Latency Auditory Evoked Potential
[3] Chick
[4] Rate

[5] Kraus
[6] Following Frequency Response periodic
[7] Chick

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

کدگذاری می‌کنند، در شرایط نوفه‌ای قابل شناسایی باقی می‌مانند[۶]. پاسخ **FFR** پاسخ برانگیختهٔ شنوایی به تحریک‌های ادواری و یا شبه‌ادواری گفتاری است؛ برای مثال در مورد محرک هجای **/da/** پاسخ **ABR** بیشتر به بخش آغازین یا **Onset** محرک، یعنی صدای **/d/** حساس است. این پاسخ از موج‌هایی در ساقهٔ مغز تشکیل شده و اطلاعات اولیهٔ شنیداری را نشان می‌دهد و پاسخ **FFR** بیشتر به بخش صوت‌دار **(voiced)** یا فرکانسی، یعنی صدای **/a/**مرتبط است. این پاسخ تطابق فرکانسی بین موج صوتی و فعالیت عصبی در ساقهٔ مغز را بررسی می‌کند؛ مختصر این‌که، **ABR** اطلاعات مربوط به آغاز محرک و **FFR** جزئیات فرکانسی و زمانی بخش صوت‌دار را تحلیل می‌کند.

در سال ۲۰۰۹ *نیکل و همکاران* نشان دادند که پاسخ ساقهٔ مغزی کودکانی که دارای مشکل یادگیری بر پایهٔ زبان هستند، اجزای اصلی صوت را به‌صورت متفاوتی نمایش می‌دهد. داده‌ها مؤید این مطلب است که نقص در پردازش‌های حسی در سطوح پایین زیربنای مشکلات یادگیری بر پایهٔ زبان است. نتایج نشان می‌دهد که نمایش ضعیف اجزای اصلی گفتار در ساقهٔ مغزی در این نوع کودکان می‌تواند باعث مشکلاتی در سطوح بالای پردازش گفتار شود [۷]. در مطالعه‌ای در سال ۲۰۱۱ که توسط *وانی و همکارانش* صورت گرفت، نشان داده شد که هیچ تفاوت معناداری میان دو گروه سالم و **ADHD** از نظر زمان نهفتگی پیک‌ها وجود ندارد؛ آنان علاوه‌بر ویژگی‌های زمانی، از ویژگی‌های فرکانسی نیز برای ایجاد تمایز استفاده کردند. در این پژوهش با استفاده از تبدیل فوریه به آنالیز فرکانسی پاسخ‌ها پرداختند. نتایج حاکی از این بود که ویژگی‌های زمانی و فرکانسی به‌تنهایی قادر به ایجاد تمایز نیستند [۸].

در پژوهش صورت‌گرفته در سال ۱۳۹۱ توسط *ز. اسماعیلپور* که از ۳۷ کودک سالم و ۳۱ کودک بیمار **ABR** ثبت شد و بر اساس ویژگی‌های شکلی زمانی، فرکانسی و غیرخطی به‌ویژه آنالیزهای سیگنال‌های بازگشتی[1] برای طبقه‌بندی آن‌ها استفاده، که در بهترین حالت با تلفیق ویژگی‌های فرکانسی و **RQA** بهترین نتیجه با صحت ۹۸.۵۷ درصد برای جداسازی دو گروه حاصل شد [۹]. آنچه در این پژوهش متمایزکننده است استفاده از روش‌های غیرخطی پردازش سیگنال است که انتظار می‌رود در تحلیل سیگنال‌های غیرخطی مؤثرتر عمل کنند؛ در راستای این پردازش غیرخطی پا را فراتر نهاده و از تحلیل‌های رایج سیگنال‌های آشوب‌گونه که در مقالهٔ ز. اسماعیلپور به آن پرداخته شده (مانند آنالیز کمی سازهای بازگشتی)، به بررسی رفتار سیگنال‌ها در فضای فاز پرداخته شده‌است؛ به این صورت که حضور ترژکتوری در فضاهای مختلف فضای فاز از طریق تقسیم‌بندی این فضا به المان‌های حجم صورت‌گرفته و نگاشت جدید و نوآورانه از دادهٔ اصلی به یک سیگنال که حضور فضایی ترژکتوری در فضای فاز را بررسی می‌کند پرداخته شده‌است. برای تحقق این موضوع با تعریف الگویی خاص، فضای فاز به المان‌های حجمی تقسیم‌بندی‌شده که دارای شمارهٔ یکتا هستند و در ادامه نمونه‌های نگاشت‌شدهٔ سیگنال در این فضا که به‌طور طبیعی توالی زمانی سیگنال اصلی را نیز در دل خود دارند بررسی شدند، که به نوعی بیان‌کنندهٔ این است که آیا در دوره‌های زمانی متفاوت نمونه‌های سالم و یا بیمار محدودهٔ خاصی از المان‌های حجم در فضای فاز را اشغال می‌کنند و یا در اصل هر کدام از این دو گروه سیگنال از یک الگوی خاص برای پرکردن المان‌های حجم تبعیت می‌کنند یا خیر؟ درصورتی که پاسخ این سؤال مثبت باشد، بدان معناست که می‌توان در این فضای تعریف‌شده ویژگی‌هایی استخراج کرد که تمایز بین این دو گروه را آشکار کند؛ سپس با استفاده از ویژگی‌هایی که بیشترین اختلاف معنادار را ایجاد کنند به طبقه‌بندی، بحث و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

در این زمینه (بررسی رفتار سیگنال در فضای فاز) نه به‌شکل خاص برای بررسی و تحلیل سیگنال **ABR** و یا تحلیل بیماری **ADHD**، بلکه برای سایر بیماری‌ها پژوهش‌هایی صورت گرفته است که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌شود.

در سال ۲۰۱۵ *پاکوری و همکارش* برای تشخیص تشنج‌های صرعی از روی سیگنال **EEG** فاقد تشنج‌های صرعی از ویژگی‌های جدیدی در فضای فاز سیگنال استفاده کردند، آن‌ها بعد از بازسازی فضای فاز به بررسی مؤلفه‌های پراکندگی نقاط ترژکتوری در فضای فاز سیگنال‌ها پرداختند و برای این منظور از سنجش سطح اطمینان ۹۵ درصد[2] و فاصلهٔ بین چارکی[3] فواصل اقلیدسی نقاط ترژکتوری در فضای فاز بهره بردند و با استفاده از طبقه‌بندی **SVM** با کرنل‌های مختلف به بررسی تفاوت‌ها در تشخیص سیگنال‌های **EEG** دارای تشنج‌های صرعی پرداختند [۱۰].

در سال ۲۰۱۷ *رضا یعقوبی کریموی و همکاران* به بررسی طبقه‌بندی آریتمی‌های مختلف نوار قلب با استفاده از تلاقی صفحات پوانکاره با زوایای مختلف با ترژکتوری شبه‌پریودیک سیگنال‌های نوار قلب در فضای فاز پرداختند؛ یعنی با بررسی نقاط تلاقی این سیگنال‌ها به بررسی طبقه‌بندی پنج‌گانهٔ آریتمی‌های نوار قلب مورد تأیید **AAMI**[4] با صحت ۹۶.۰۷ درصد پرداختند [۱۱]. در ادامه

[1] Recurrence quantification Analysis

2 95% confidence ellipse area
3 Interquartile range
[4] Association for the Advancement of Medical Instrumentation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

همان تیم در سال ۲۰۱۹ به بررسی تفاوت دو گروه کودک سالم و دارای **ADHD** در نحوهٔ اشغال فضایی و آنتروپی ترژکتوری در فضای فاز پرداختند، آن‌ها معتقد بودند باتوجه به این‌که از لحاظ درمانگاهی کودکان دارای **ADHD** دارای کاهش پیچیدگی در فعالیت‌های مغزی هستند، این کاهش با رصدکردن تغییر در بافت الگوها در منحنی‌های بازگشتی استخراج‌شده از فضای فاز سیگنال‌های **EEG** بیمار و سالم قابل ارزیابی است؛ آن‌ها این سیگنال‌ها را در دو حالت چشم بسته و چشم باز بررسی کردند و درنهایت با صحت ۹۰.۹۵ درصد نمونه‌های سالم و بیمار را از یکدیگر متمایز کردند **[۱۲]**.

در سال ۲۰۱۹ *زنگنه سروش*[1] *و همکاران* به بررسی و طبقه‌بندی تشخیص احساسات از روی پویای‌های فضای فاز پرداختند و با استفاده از یک نگاشت جدید و استخراج ویژگی از این نگاشت، اثبات کردند روش‌های غیرخطی نسبت به روش‌های فیزیولوژیک پیشین کارآیی بهتری در تشخیص و تفکیکی احساسات به گروه‌های **HAHV**[2]**, LAHV**[3] **HALV**[4]**,LALV**[5] دارند و با صحت حدود نود درصد این طبقه‌بندی در این مقاله انجام شده‌است **[۱۳]**.

در ادامه در سال ۲۰۱۹ همین گروه به بررسی و طبقه‌بندی تشخیص احساسات از روی فضای فاز سیگنال‌های **EEG** و با استفاده از فضای حالت جدیدی با به‌کارگیری صفحات پینوکاره پرداختند، تعدادهای ثابت و متغیری از صفحات پینوکاره مورد بررسی قرار گرفت تا حالت بهینه برای تعداد این صفحات برآورد شود و درنهایت با استخراج ویژگی از این فضای جدید و با استفاده از طبقه‌بندی‌های مختلف به جداسازی حالت‌های مختلف احساسات پرداخته که درنهایت مشخص شد روش‌های غیرخطی و با استفاده از روش نگاشت جدید کارآیی مناسبی در این مورد از خود نشان می‌دهند**[۱۴]**.

انصاری نصب و همکاران ۲۰۲۳ نشان داده‌اند که با استفاده از معیارهای بازگشتی غیرخطی **(Correlation between) Probability of Recurrences** یا **CPR** می‌توان هم‌زمان‌سازی فاز بین نواحی مختلف مغز را در کودکان مبتلا به **ADHD** بررسی کرد. در این مطالعه، اختلال در پردازش هیجانی کودکان**ADHD** مورد بررسی قرار گرفته و برای نخستین‌بار از روش **CPR** در فضای فاز شبکه‌های عملکردی مغز استفاده شده‌است. این رویکرد غیرخطی تفاوت‌های معناداری را در الگوی ارتباطی مغز کودکان **ADHD** آشکار کرده‌است که می‌تواند به درک بهتری از پویایی عملکرد مغز در **ADHD** منجر شود**[۱۵]**.

کورتین و همکاران در سال ۲۰۲۲ با به‌کارگیری تحلیل کمی بازگشتی **(RQA)** و تحلیل بازگشتی متقابل**(CRQA)** بر روی سیگنال‌های **fMRI** شبکهٔ حالت پیش‌فرض نشان دادند ویژگی‌های دینامیکی دوره‌ای در این شبکه می‌تواند به طبقه‌بندی کودکان مبتلا به **ADHD** کمک کند. آن‌ها دریافتند الگوهای بازگشتی غیرخطی سیگنال‌های مغزی، دقت پیش‌بینی تشخیص **ADHD** را به حدود ۸۲ درصد با سطح زیر منحنی**ROC≈0.87** می‌رساند. این نتایج حاکی از آن است که تجزیه‌وتحلیل پویای غیرخطی اتصال‌های شبکهٔ مغزی نسبت به روش‌های خطی مرسوم، قادر به کشف روابط پیچیده‌تر (ازجمله روابط با تأخیر زمانی یا غیرخطی) بین نواحی مغز در اختلالاتی مانند **ADHD** است. پژوهش‌گران نتیجه‌گیری کرده‌اند که رویکرد فضای فاز و **RQA**می‌تواند روشی مفید برای مطالعات آینده تصویربرداری عصبی در**ADHD** باشد[۱۶].

سان و همکاران در سال ۲۰۲۴ ویژگی‌های پاسخ ساقهٔ مغز شنیداری به محرک گفتاری **(speech-ABR)** را در کودکان پیش‌دبستانی مبتلا به **ADHD** مطالعه کرده‌اند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد زمان نهفتگی موج‌های**V**، **A** و **D** در **ABR** گفتاری کودکان **ADHD** به‌طور معناداری بیشتر از کودکان عادی است. این تأخیر در امواج **ABR** نشان‌دهنده نقص در پردازش شنوایی مرکزی کودکان **ADHD** است. تحلیل رگرسیون نیز تأیید کرده که وجود **ADHD** به‌طور معناداری با افزایش زمان نهفتگی این امواج مرتبط است (مستقل از بهره هوشی) آنان پیشنهاد کرده‌اند که آزمون **ABR** گفتاری می‌تواند به‌عنوان یک شاخص عینی و قابل اعتماد برای ارزیابی توانایی پردازش شنوایی در کودکان **ADHD** به کار رود، چون تحت تأثیر عوامل شناختی یا توجهی قرار نمی‌گیرد. این مطالعه توصیه می‌کند ارزیابی زودهنگام کودکان مبتلا به **ADHD** از نظر اختلالات پردازش شنوایی با استفاده از **ABR** انجام شود تا مداخلات هدفمندتری طراحی شود[۱۷].

مهرنام و همکاران در ۱۳۹۲ از نمودارهای بازگشتی به‌عنوان یک روش غیرخطی برای آشکارسازی دانش پنهان در سیگنال‌های مغزی استفاده کرده‌اند. آن‌ها با تحلیل پتانسیل‌های تک‌آزمایشی **ERP** نشان دادند، ظهور موج **P300**(برای مثال هنگام پنهان‌کردن شناخت یک محرک آشنا) موجب افزایش تعیین‌پذیری و پیش‌بینی‌پذیری سیگنال‌های مغزی می‌شود. این افزایش تعیین‌پذیری حاکی از کاهش پیچیدگی پویای مغز در شرایط مورد مطالعه است؛ به‌علاوه، ترکیب ویژگی‌های بازگشتی غیرخطی با روش‌های یادگیری ماشین (الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی **LDA**) توانست با دقت حدود نود درصد افراد

[1] Morteza Zanganeh Soroush
[2] High arousal – High valence
[3] Low arousal – High valence
[4] High arousal – Low valence
[5] Low arousal – Low valence

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

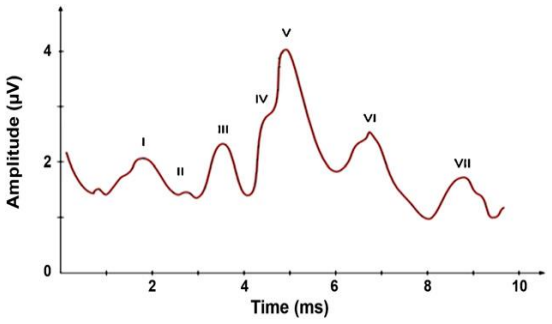
گناه‌کار را شناسایی کند. این مقاله نمونه‌ای از پژوهش‌های منتشرشده است که کاربرد فضای فاز و روش‌های غیرخطی را در پردازش سیگنال‌های حیاتی (علائم حیاتی مغز) نشان می‌دهد[۱۸].

۲- مواد و روش‌ها

پاسخ برانگیختهٔ شنوایی ساقهٔ مغز (**ABR**) یکی از پاسخ‌های برانگیختهٔ شنوایی است که به‌دنبال ارائهٔ محرک صوتی با مشخصات مناسب، از ساقهٔ مغز ثبت می‌شود. درصورت مدنظر قراردادن زمان تأخیر پاسخ‌های برانگیختهٔ شنوایی در تفکیک آن‌ها، **ABR** پاسخی است که در ده میلی ثانیهٔ نخست پس از ارائهٔ محرک، ثبت می‌شود.

علت مقبولیت آزمایش **ABR** در بین مجموعه‌آزمون‌های فیزیولوژیک، شباهت بسیار زیاد پاسخ آن در بین افراد مختلف است که امکان شناسایی راحت پاسخ آن در شرایط مختلف را ممکن می‌سازد؛ همچنین این پاسخ از تکرارپذیری برخوردار است؛ بر این اساس خواب و بیداری و همچنین بیشتر داروها بر آن تأثیری ندارند؛ همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده شده‌است، سیگنال **ABR** از هفت موج با قلل مثبت و منفی تشکیل شده‌است؛ درحالی‌که روش‌های مختلفی برای نام‌گذاری قلل پاسخ موجود است، رایج‌ترین شیوهٔ نشانه‌گذاری امواج، استفاده از اعداد رومی از **I** تا **VII** است.

(شکل-۱): سیگنال پاسخ شنوایی ساقهٔ مغز (ABR) نسبت به تحریک کلیک [۱۹].



(Figure-1): Auditory Brainstem Response to Click stimuli [19]

۲-۱-سیگنال تحریک

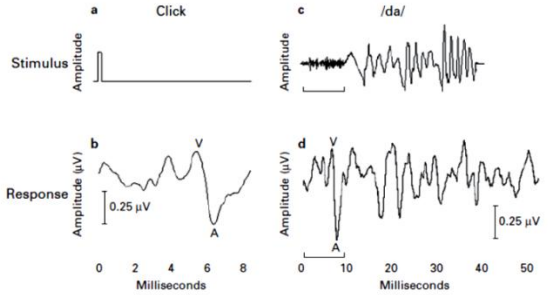
منظور از سیگنال تحریک سیگنالی است که برای تولید پتاسیل یا همان پاسخ برانگیخته به مغز ارسال می‌شود؛ که در اینجا چون **ABR** پاسخ برانگیختهٔ شنوایی است؛ لذا تحریک‌ها نیز ماهیتی از جنس صدا (آوا، هجا یا گفتار) دارند.

۲-۱-۱-تحریک کلیک[1]

از لحاظ تاریخی، کلیک نخستین محرکی است که در ارزیابی مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ زیرا با ایجاد هم‌زمانی خوب نرون‌ها، پاسخ **ABR** واضحی را به‌دست می‌دهد. تحریک کلیک یک ضربه[2] با طیف فرکانسی ثابت است؛ مانند نوفهٔ سفید. اجزای کامل **ABR** بیشتر با ارائهٔ محرک فشردن در سطح شدت بالا قابل مشاهده‌اند. با کاهش شدت محرک، بیشتر اجزای پاسخ ناپدید می‌شوند؛ به‌جز موج **V** که تا سطوح شدتی پنج تا بیست دسی‌بل آستانهٔ شنوایی رفتاری برانگیخته می‌شود.

۲-۱-۲-تحریک گفتار

تحریک فشردن، اطلاعات مربوط به دامنه و زمان‌بندی پاسخ را نشان می‌دهد. برای نشان‌دادن رفتار فرکانسی دستگاه شنوایی به‌طور معمول از تحریک گفتار استفاده می‌شود. شکل (۲) تحریک فشردن و گفتار را به‌همراه پاسخ ساقهٔ مغزی مربوطه به هرکدام را نمایش می‌دهد.



(شکل-۲): تحریکات مختلف شنوایی و پاسخ‌های ساقهٔ مغز مربوط به هرکدام. قسمت (a) شکل موج تحریک کلیک و (b) پاسخ شنوایی ساقهٔ مغز مربوط به تحریک فشردن. قسمت (c) نشان‌دهندهٔ شکل موج تحریک گفتار /دا/ و قسمت (d) پاسخ ساقهٔ مغزی به تحریک گفتار است.[۱۲].

(Figure-2): Different stimulus and their corresponding ABR (a) Click stimuli waveform (b) ABR to click (c) Speech (/da/) stimuli waveform (d) ABR to speech stimuli [12].

۲-۲-ضبط داده‌ها

داده‌های سیگنال **ABR** از ۳۷ کودک سالم ۳۱ کودک مبتلا به **ADHD** ضبط و در فایل‌های جداگانه ذخیره شدند.

پاسخ ساقهٔ مغزی به‌وسیلهٔ دستگاه **Navigator Pro**[3] و با استفاده از نرم‌افزار **Bio-Mark** ثبت شده‌است؛ همهٔ تحریکات به هر یک از دو گوش چپ و راست به وسیلهٔ یک هدفون گوشی[4] که داخل گوش قرار داده می‌شود، منتقل می‌شود. پاسخ‌ها به‌وسیلهٔ الکترودهایی از جنس **Ag-AgCl** ثبت می‌شوند که دارای امپدانس[5] تماسی کمتر از ۵ کیلواهم (**5K>**) است. پروتکل‌های مختلفی برای محل نصب الکترودها در هنگام ثبت سیگنال **ABR** وجود دارد. در این پروژه پاسخ‌ها به‌صورت مرکزی از روی پیشانی ثبت می‌شوند؛ الکترود مرجع روی لالهٔ گوش چپ قرار می‌گیرد و

[1] Click

[2] Impulse

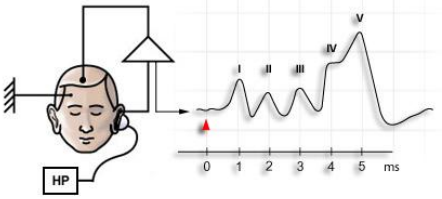
[3] محصول کمپانی Biologic & Natus

[4] Earphone (ER3)

[5] Impedance

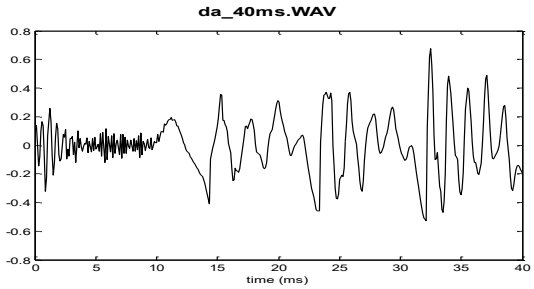
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

روی پیشانی به سمت لالهٔ گوش راست به‌عنوان زمین درنظر گرفته می‌شود و با این ترتیب ثبت از کودکان انجام شد. در شکل (۳) نحوهٔ اتصال الکترودها نمایش داده شده‌است.



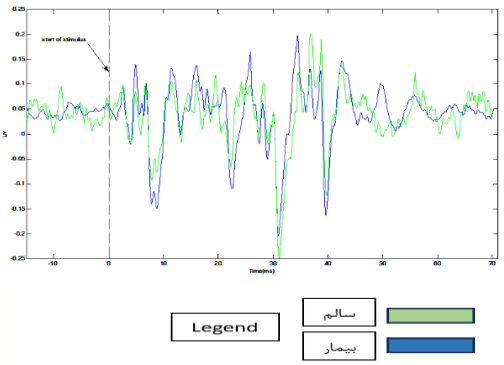
(شکل- ۳): پروتکل ثبت پاسخ ساقهٔ مغزی [۲].
(Figure-3): ABR Recording Protocol [2]

در این پژوهش از تحریک شنوایی گفتار (سیلاب/دا/) به طول چهل میلی‌ثانیه به‌عنوان محرک استفاده می‌شود و به‌ازای هر تحریک، در یک پنجره به طول ۸۵.۳۳ میلی‌ثانیه سیگنال پاسخ ساقهٔ مغز ثبت می‌شود. برای ثبت از یک بلوک شامل چهارهزار سویپ با ریت **sec/** ۱۰.۹ برای تحریک استفاده شده‌است؛ سپس از پاسخ‌های به‌دست‌آمده از تمام این چهارهزار تحریک اعمال‌شده متوسط‌گیری به‌عمل آمده و از نتایج حاصله برای تجزیه‌وتحلیل استفاده شده‌است. البته پیش‌نیاز تحلیل پاسخ **ABR** در کمترین حد، دوبار ثبت قابل قبول آن در شرایط یکسان است. نکته‌ای که در اینجا مورد توجه است، ضرورت بررسی تکرارپذیری امواج است؛ لذا برای هر فرد دو بار پاسخ ساقهٔ مغز ثبت شده‌است. فرکانس نمونه‌برداری دستگاه ۱۲ **KHZ** است. نمودار (۴) شکل موج سیگنال تحریک استفاده‌شده در ثبت را نشان می‌دهد. این نمودار دامنهٔ سیگنال تحریک گفتار (سیلاب /دا/) را برحسب زمان نشان می‌دهد. این شکل موج از دو قسمت مجزا تشکیل شده‌است که قسمت نخست مربوط به سیلاب/د/ و قسمت دوم مربوط به /آ/ است. بین این دو قسمت یک درنگ کوتاه وجود دارد که باعث تمایز این دو قسمت می‌شود.



(شکل-۴): سیگنال تحریک گفتار (سیلاب /دا/) [۲].
(Figure-4): Speech stimuli signal (/da/ Syllable) [2]

برای ثبت از یک پنجره ۸۵.۳۳ میلی‌ثانیه‌ای (۱۵ **ms** پیش از تحریک و ۵۰ **ms** برای ثبت پاسخ و ۲۰ **ms** برای اطمینان پس از انتهای پاسخ) استفاده شده‌است. شکل (۵) متوسط شکل موج‌های ثبت‌شده از کودکان سالم و **ADHD** را نشان می‌دهد.



(شکل-۵): متوسط سیگنال‌های ثبت‌شده از کودکان ADHD (نمودارآبی) و کودکان سالم (نمودار سبز)
(Figure-5): Average ABR of ADHD children (Blue chart) and Normal children (Green chart)

۲-۳-رسم فضای فاز

فضای فاز فضایی است، شامل تمام حالات ممکن برای یک سامانه که ممکن است، اتفاق بیفتد. هر حالت سامانه در فضای فاز با یک نقطه نمایش داده می‌شود. از دیدگاه علم ریاضیات، فضای فاز یک سامانه به محیطی اطلاق می‌شود که به‌وسیلهٔ متغیرهای پویای آن سامانه افراز شده باشد؛ از آنجایی‌که موقعیت کنونی چنین متغیرهایی در این فضا به‌وسیلهٔ یک نقطه واحد قابل بیان است؛ بنابراین تغییرات زمانی این متغیرها به‌صورت یک خط سیر در فضای فاز سامانه قابل تعقیب خواهد بود؛ همچنین در خلال چنین فضایی است که رفتارهای نامتناوب و یا آشوب‌گونه مجموعه‌ای نقاط در سری زمانی آن‌ها به‌طور خاص قابل مشاهده است. فضای فاز نیازمند بازسازی سیگنال در فضایی با بعدی به اندازهٔ کافی است. چنین رویه‌ای که از آن با عنوان رویهٔ جاسازی[1] نام برده می‌شود، به این صورت تشکیل می‌شود، اگر سیگنال **x(t)** به‌گونه‌ای نمونه‌برداری شده باشد که در آن **N** نقطهٔ دادگانی قابل حصول باشد، به‌منظور جاسازی این سیگنال در فضایی با بعد دل‌خواه **m** بردارهای **xj** که در آن‌ها **0<j<N-Km** به‌صورت زیر خواهند بود:

(۱)

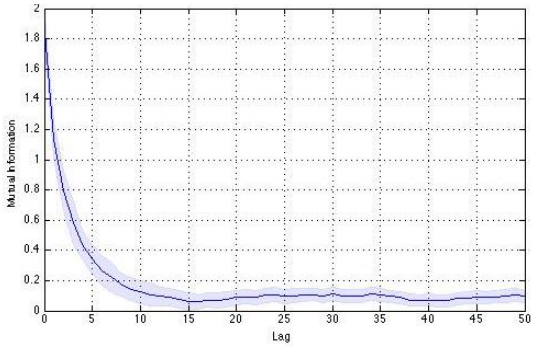
$$x\,j = (x\,[\,j], x\,[\,j + Lag], x\,[\,j + 2Lag], \ldots, x\,[\,j + (m-1)\,Lag])\,T$$

که در آن **Lag** میزان بهینه‌ای از تأخیر زمانی نمونه‌هاست که از طریق کمینه‌سازی میانگین اطلاعات متقابل مابین **x [j]** و **x [j+1]** به‌دست می‌آید؛ از آنجا که در بعد آخر به اندازهٔ **(m-1) Lag** شیفت زمانی خواهیم داشت؛ لذا معادل این زمان از نمونه‌های اصلی سیگنال به اندازهٔ ضریب صحیحی از **m** کسر خواهد شد که این میزان به‌صورت **km** نشان داده شده‌است؛ بنابراین با استفاده از بردارهای **xj** به‌دست‌آمده در این فضا، طرح شبه‌فازی از

[1] Embedding

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

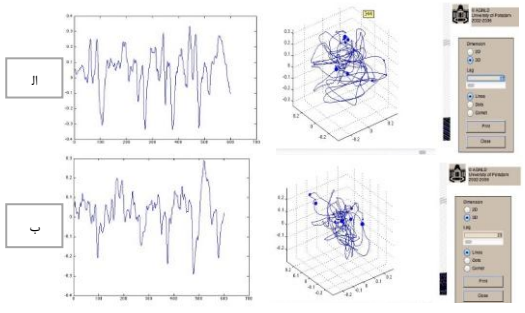
سیگنال با عنوان فضای فاز به‌دست می‌آید. برای یافتن تأخیر مناسب جهت رسم فضای فاز سیگنال‌ها در این پروژه از روش اطلاعات متقابل[1] استفاده شده‌است؛ لذا برای مثال در رسم فضای فاز سیگنال نخست از مجموعه‌داده‌های سالم باید ابتدا نمودار اطلاعات متقابل این نمونه را رسم و سپس مکان اولیهٔ کمینهٔ محلی آن را به‌عنوان تأخیر بهینه انتخاب کرد. از روی شکل (۶) مشخص است که نخستین کمینهٔ محلی در پانزده رخ داده‌است؛ پس تأخیر مناسب برای این‌که نمونه‌های شیفت‌یافته کمترین وابستگی را داشته باشند، پانزده خواهد بود.



(شکل-۶): رسم نمودار اطلاعات متقابل برای سیگنال نخست از داده‌های سالم

(Figure-6): Chart of mutual information for first sample of normal data

بنابراین پس از آنکه برای تمامی ۶۸ نمونه‌داده‌های سالم و **ADHD**، این تأخیرها استخراج شد، آن‌ها در ماتریس‌های جداگانه‌ای ذخیره شدند تا در هنگام رسم نمودار فضای فاز هرکدام مورد استفاده قرار گیرند. این تأخیرها و همین‌طور بعد[2] هر سیگنال در ماتریس‌های **Normal-info** و **ADHD_info** ذخیره شدند. با استفاده از ابزار **CRP Tools** می‌توان برای هر یک از نمونه‌ها نمودار فضای فاز آماده را رسم کرد و سپس در پنجرهٔ نشان‌داده‌شده تأخیر مناسب انتخاب شود، در شکل (۷) به‌ترتیب سیگنال‌های ۱ و ۴ از ماتریس داده **ADHD** و در شکل (۸) نیز سیگنال‌های ۲ و ۳ از ماتریس داده سالم ترسیم شده‌اند.

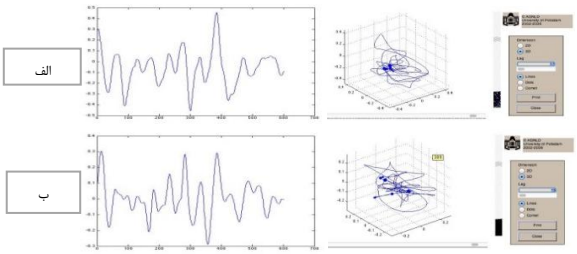


(شکل-۷): نمودار سیگنال‌های ABR و فضای فاز نمونه‌های ۱ و ۴ ماتریس داده ADHD (به‌ترتیب الف و ب)

(Figure-7): ABR signals and their corresponding phase space first and forth samples of ADHD children

[1] Mutual Information (MI)
[2] Dimension

اما در راستای اهداف این پروژه نیاز به تقسیم‌بندی صفحات فضای فاز به جعبه‌های مجزا و تشکیل المان‌های حجم فضایی است تا امکان تشخیص اینکه هر نقطه در فضای فاز که بیان‌کنندهٔ یکی از حالات سامانه است، از لحاظ طول، عرض و ارتفاع در کدام‌یک از این المان‌های حجم قرار می‌گیرد، وجود داشته باشد؛ لذا باید به داده‌های خام هرکدام از محورهای فضای فاز یا به‌شکل عام به مختصات هر نقطه در فضای فاز دسترسی داشت؛ منظور این‌است که برای بررسی عبور فضایی هر سیگنال از المان‌های حجمی نیازی به ترسیم فضای فاز وجود ندارد، بلکه نیاز به تحلیل اطلاعات هر یک از محورهای این فضا است؛ لذا اطلاعات مربوط به تولید فضای فاز از روی هر سیگنال تولید شدند و سپس از روی این اطلاعات فضای فاز ترسیم شد؛ به‌عبارت دیگر به‌جای رسم فضای فاز، از روش تحلیلی استفاده شده و در این روش برای هر نقطه **x(t)**، نقاط **x(t)**، **x(t+lag)** و **x(t+2lag)** جایگزین می‌شوند و فضای سه‌بعدی تولید می‌شود.



(شکل- ۸): نمودار سیگنال‌های ABR و فضای فاز نمونه‌های ۲ و ۳ ماتریس داده سالم (به‌ترتیب الف و ب)

(Figure-8): ABR signals and their corresponding phase space second and third samples of Normal children

۲-۴-تقسیم‌بندی فضای فاز

در این مرحله تقسیم‌بندی هر یک از محورهای سه‌گانهٔ فضای فاز به جعبه‌های جداگانه و درنهایت تقسیم‌بندی کل فضای فاز به المان‌های حجمی صورت گرفت؛ همان‌طور که بیان شد هدف از این کار ردیابی عبور نقاط در فضای فاز از این المان‌های حجم و یافتن الگویی مشترک برای عبور داده‌های سالم و یا داده‌های بیمار است تا شاید بتوان بدین طریق و به‌وسیلهٔ استخراج برخی ویژگی‌ها از این فضای جدید، تمایزی بین رفتار این دو گروه قائل شد؛ بنابراین اگر بتوان الگوریتمی برای تقسیم‌بندی المان‌های حجم و از آن مهم‌تر شماره‌گذاری آن‌ها انجام داد، می‌توان تشخیص داد هر نقطه در کدام شماره جعبه قرار دارد و با اختصاص همان شماره جعبه به آن نقطه و تکرار این روند برای تمامی نقاط فضای فاز، نگاشتی از سیگنال زمانی **ABR** به سیگنالی که شماره جعبه‌های هر نقطه در فضای فاز را مشخص می‌کند داشت. باید توجه داشت که فضای فاز خود نگاشتی از **ABR**

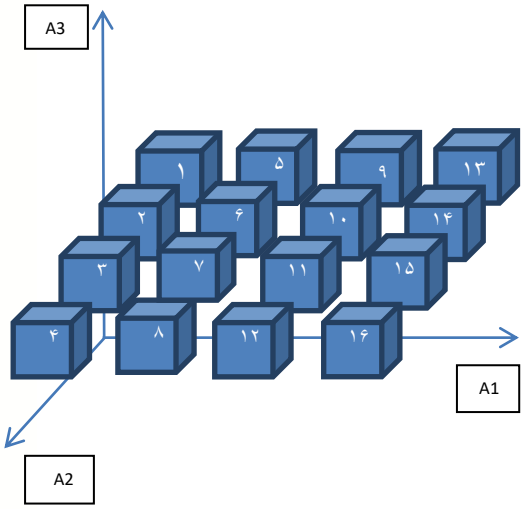
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

دوبعدی (ولتاژ-زمان) به فضای سه‌بعدی تعمیم‌یافتهٔ (**x1, x2, x3**) است، حال با تخصیص شماره المان حجم به هر نقطهٔ فضای فاز، دوباره نگاشتی از این فضا به فضای دوبعدی (شماره المان حجم برحسب شماره نمونه) در اختیار است. مشخص است که سیگنال **ABR** اولیه ۱۰۲۴ نمونه دارد؛ لذا فضای فاز نیز تعداد نمونه‌هایی حدود ۱۰۲۴ خواهد داشت که البته به اندازهٔ تأخیر متناسب با سیگنال که از روی روش اطلاعات متقابل به‌دست آمده‌است تعداد نمونه‌ها کاهش خواهد یافت؛ لذا سیگنال نگاشت‌یافته سیگنالی خواهد بود که در راستای افقی نزدیک به ۱۰۲۴ نمونه دارد و در راستای عمودی شماره المان حجم هر نمونه را نشان می‌دهد.

حال اگر هر محور در فضای فاز به تعداد المان حجم مشخصی که برای تمامی سیگنال‌ها یکسان است، تقسیم‌بندی شود، باید تمامی داده‌ها دارای کمینه و بیشینهٔ یکسان در سیگنال زمانی **ABR** باشند، به‌طور اتفاقی با بررسی شکل زمانی تمام سیگنال‌های **ABR** مشخص می‌شود بیشینه و کمینهٔ آن‌ها کمابیش در یک بازه و بین (**0.3-** تا **0.3**) است. در ابتدا تقسیم‌بندی هر محور برای تمام داده‌ها، با فرض کمینه و بیشینهٔ یکسان صورت گرفت، اما از آنجا که چنین کاری باعث می‌شد برای یک سیگنال که محدودهٔ کوچک‌تری دارد جعبه‌های بزرگی اختصاص داده شود و درعمل بیشتر نقاط فضای فاز در تعداد محدودی المان حجم قرار گیرند و نتایج سیگنال نگاشت‌یافتهٔ نهایی نامنظم شود و در عملتعداد زیادی از المان‌های حجم خالی بمانند؛ لذا شرایط ایجاب می‌کرد که برای هر سیگنال جعبه‌بندی و شماره‌گذاری منطبق بر محدودهٔ دامنهٔ خودش صورت گیرد که با تغییراتی که در برنامه ایجاد، این مشکل مرتفع و در این مرحله هر محور به چهار بخش مساوی تقسیم‌بندی شد؛ یعنی ماتریس‌های **A1**، **A2** و **A3** هرکدام به چهار بخش مساوی بر حسب **max** و **min** هایشان تقسیم‌بندی شدند، باید توجه داشت که بیشینهٔ مقدار **A1** و **A2** و **A3** همان بیشینهٔ دامنهٔ سیگنال مربوطه‌شان است؛ لذا از این بیشینه استفاده شده و با درنظرگرفتن این‌که در بخش منفی هم همین مقدار دامنه وجود دارد، دو برابر بیشینه را به‌عنوان طولی درنظر گرفتیم که باید به چهار قسمت تقسیم شود و چون سه محور هرکدام به چهار بخش مساوی تقسیم شدند، درمجموع ۶۴ المان حجم فضایی تولید شدند؛ در این صورت همیشه هر محدوده روی محورها طول یکسانی در مقایسه با سیگنال‌های دیگر ندارد و مساحت هر جعبه و درنتیجه حجم هر المان حجم متغیر خواهد بود، اما درنهایت هر فضای فاز ۶۴ المان حجم خواهد داشت و این اهمیت زیادی دارد که هر فضای فاز به تعداد یکسانی المان حجم افراز شود تا درنهایت الگوی یکسانی برای تمام نگاشت‌ها وجود داشته باشد؛ برای آنکه مشخص شود این تقسیم‌بندی چگونه صورت گرفته است.

۲-۵-شماره‌گذاری المان‌های حجم فضای فاز

شکل (۹) نمایی از این تقسیم‌بندی را در فضای فاز برای یک صفحه نشان می‌دهد که در واقع باید این المان‌های حجم برای کل فضا به تعداد ۶۴ عدد تعمیم یابند و در سه صفحهٔ بالایی شماره‌گذاری شوند؛ از آنجا که برای بررسی این‌که هر نمونه از هر سیگنال در کجای فضای فاز قرار دارد نیاز به شماره‌گذاری این المان‌های حجم است و بررسی این قضیه منجر به نگاشتی از فضای فاز به فضای جدید المان‌های حجم می‌شود و در عین حال هدف نهایی بررسی زمانی نمونه‌ها در نحوهٔ قرارگیری داخل این المان‌های حجم و درنهایت ایجاد تمایز بین نمونه‌های سالم و **ADHD** است، باید الگوی تعریف نگاشت ماهیت یکسانی داشته و نباید تعریف نگاشت برای هر دو سیگنال متفاوت باشد؛ لذا نام‌گذاری المان‌های حجم باید با الگویی یکسان بین سیگنال‌های مختلف صورت گیرد تا اگر تمایزی هم بین داده‌های سالم و بیمار به‌وجود آید معنی‌دار باشد.



(شکل-۹): نمایی از المان‌های حجم و الگوریتم شماره‌گذاری آن‌ها در فضای فاز

(Figure-9): Schematic of voxels and the algorithm of their numbering sequence

پس می‌توان نتیجه گرفت که نام‌گذاری المان‌های حجم نباید به‌صورت متغیر باشد؛ زیرا به‌دلیل منطبق‌نبودن با ماهیت نگاشت، معتبر نیز نیست؛ لذا شماره‌گذاری المان‌های حجم به‌طور یکسان برای همهٔ سیگنال‌ها درنظر گرفته شد؛ درواقع مهم این است که یک الگوی واحد برای تعریف این شماره‌گذاری معرفی و همیشه از همان تبعیت شود. الگوی انتخابی در این پروژه به این صورت است که از صفحهٔ نخست شروع کرده و پس از نام‌گذاری حالت‌های ۱ تا ۱۶ به یک صفحه بالاتر رفته و المان‌های حجم ۱۷ تا ۳۲ را

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

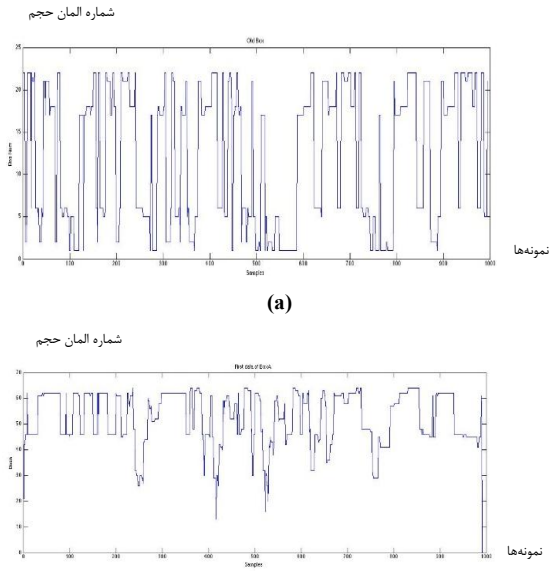
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

نام‌گذاری کرده و الی آخر. این شماره‌گذاری برای یک صفحه در شکل (۹) نمایش داده شده‌است.

باید دقت شود که این شماره‌گذاری ثابتی که برای جعبه‌ها درنظر گرفته شد، به‌هیچ‌وجه در تضاد با حفظ توالی زمانی سیگنال **ABR** اولیه و نگاشت نهایی آن به سیگنال المان حجم‌ها (شماره المان حجم برحسب شماره نمونه) نیست؛ زیرا باز هم ابتدا نمونهٔ نخست از لحاظ مختصات فضایی در فضای فاز بررسی می‌شود و پس از مشخص‌شدن شماره جعبهٔ آن، نمونهٔ بعدی مورد بررسی قرار می‌گیرد؛ پس در سیگنال نهایی باز هم توالی نمونه‌ها حفظ می‌شود و می‌توان به بررسی دلایل اینکه برای مثال چرا تعداد مشخصی از نمونه‌های پشت‌سرهم (یعنی در یک محدودهٔ زمانی) در یک یا چند جعبهٔ مشخص قرار می‌گیرند، پرداخت و در این بررسی‌ها کماکان می‌توان مسائل تفسیر زمانی یا آناتومیک سیگنال **ABR** را نیز درنظر گرفت. فقط از آنجا که این شماره جعبه‌ها برای همهٔ سیگنال‌ها یکسان درنظر گرفته شده‌اند، ممکن است در سیگنال نهایی از یک نمونه به نمونهٔ بعدی پرش ناگهانی رخ دهد و درنتیجه منحنی نهایی فرکانس زیادی داشته باشد و زیاد در راستای عمودی جابه‌جا شود؛ هرچند این موضوع تنها در ظاهر سیگنال تأثیر می‌گذارد و در همین حالت هم اگر تمایزی وجود داشته باشد با استخراج ویژگی‌های مناسب نمایان خواهد شد.

تنها تفاوتی که در این المان‌های حجم وجود دارد، این است که حجم همهٔ آن‌ها برای تمام سیگنال‌ها یکسان نیست و این به‌خاطر متفاوت‌بودن دامنه‌ها (کمینه و بیشینه‌ها) بین سیگنال‌های مختلف است؛ اما فارغ از این قضیه برای هر سیگنال حجم آن‌ها یکسان و تعداد آن‌ها ۶۴ عدد است و کل فضای فاز هر سیگنالی را به ۶۴ قسمت مساوی تقسیم می‌کنند؛ یعنی عرض المان‌های حجم در هر سیگنال با هم مساوی است؛ اما بین دو سیگنال متفاوت عرض المان‌های حجم ممکن است متفاوت باشند. برای آنکه بین حالتی که بیشینه و کمینهٔ کلی و درواقع عرض المان‌های حجم برای تمام سیگنال‌ها یکسان باشد و حالتی که این محدوده‌ها به‌صورت متغیر و بر اساس کمینه و بیشینهٔ هر سیگنال طراحی شده‌اند، مقایسه شود، در شکل (۱۰) سیگنال نهایی (سیگنالی که شماره المان‌های حجم را برای هر نمونه از هر داده رسم می‌کند) برای هرکدام از حالات المان‌های حجم با حجم یکسان نشان داده شده‌است.

مشاهده می‌شود که در حالت (الف) شکل (۱۰) تمامی جعبه‌ها پر نمی‌شوند و در حالت (ب) تعریف درست‌تری صورت گرفته است و سیگنال فضای فاز از تعداد بیشتری جعبه‌ها عبور می‌کند؛ پس در پایان یادآوری می‌شود که نام‌گذاری جعبه ثابت، اما حجم آن‌ها بین دو سیگنال متغیر و برای هر سیگنال ثابت درنظر گرفته شد.



(شکل- ۱۰): سیگنال شماره جعبه بر حسب نمونه (a) بر اساس حجم یکسان جعبه‌ها برای همهٔ سیگنال‌ها (b) بر اساس حجم قابل تغییر جعبه‌ها برای هر سیگنال

(Figure-10): Box number signal versus samples (a) on the basis of considering equal volume for all voxels (b) on the basis of considering volume of voxels due to each sample's specific sizes

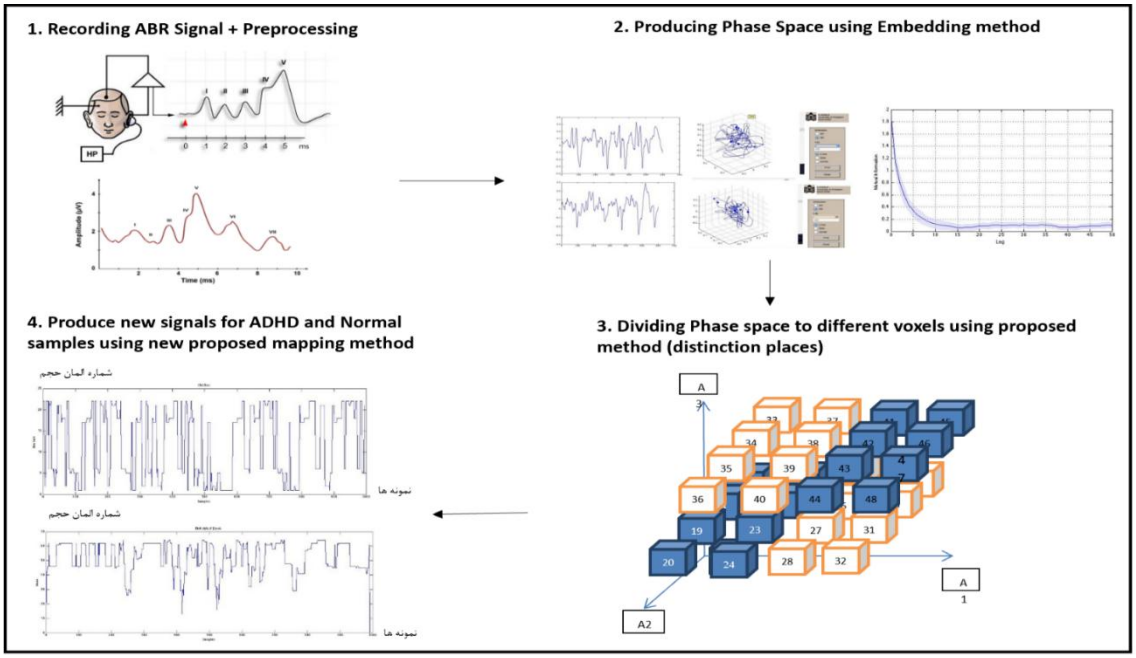
۲-۶-تولید پویای نمادین از داده‌ها براساس قرارگیری در المان‌های حجم در فضای فاز

همان‌طورکه پیش‌تر توضیح داده شد، داده‌های خام محورهای سه‌گانه فضای فاز در ماتریس‌های **A1**، **A2** و **A3** ذخیره می‌شوند و می‌توان روی آن‌ها تحلیل انجام داد. در این مرحله تک‌تک نقاط **A1** را که حدود هزار نقطه است، در چهار بخش جداگانه تقسیم می‌شود تا تشخیص داده شود آن نقطه در کدام‌یک از چهار ناحیهٔ فرض‌شده روی این محور قرار دارد؛ سپس برای همین نقطه روی محورهای **A2** و **A3** نیز یکی از چهار ناحیه اختصاص داده می‌شود، تا اینجا مشخص شده‌است که نخستین نقطه در کدام المان حجم قرار دارد، حال نقاط بعدی بررسی می‌شوند، اگر دقت شود و هنگامی‌که در هر مرحله مشخص شد نقطهٔ یادشده در کدام ناحیه قرار دارد اندیس‌های **i**، **j** و **k** آن ذخیره شوند؛ بر اساس مقایسهٔ این اندیس‌ها با محدودهٔ هر المان حجم که در بخش پیشین توضیح داده شد، مشخص می‌شود هر نقطه در کدام المان حجم قرار دارد؛ پس می‌توان برای هر سیگنال، منحنی جدیدی بر اساس شماره المان حجم به شمارهٔ نقطه رسم کرد؛ درواقع این سیگنال همان سیگنال نگاشت نهایی است. حال برای تمام ۶۸ دادهٔ سالم و بیمار این سیگنال به‌دست آورده و ذخیره می‌شود؛

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

از این پس تمامی فرایندهای پردازشی روی این سیگنال جدید انجام می‌شود تا بررسی شود آیا این سیگنال قابلیت ایجاد تمایز بین داده‌های سالم و بیمار را دارد یا خیر؟

جهت فهم مناسب‌تر روش پیشنهادی این مقاله در شکل (۱۱) نمودار روند روش‌ها و نگاشت‌های این مقاله به‌ترتیب آورده شده‌است.

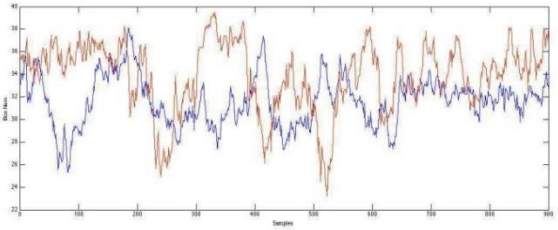


(شکل-۱۱): نمودار کلی روش پیشنهادی مقاله

(Figure-11): General diagram of the proposed method of the paper

۲-۷-استخراج ویژگی

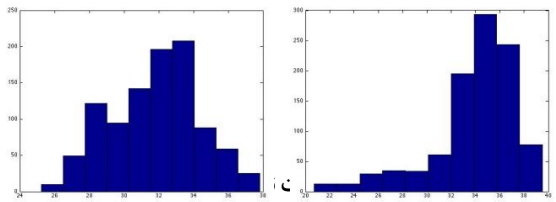
پیش از آن‌که به تحلیل کامل سیگنال نگاشت نهایی پرداخته شود، برای اینکه دید کلی از این سیگنال‌ها به‌وجود آید، متوسط این دو سیگنال برای داده‌های سالم و **ADHD** در شکل (۱۲) رسم شده‌است؛ مشخص است که متوسط این سیگنال‌ها دارای تفاوت‌اند، این تفاوت بدان معناست که سیگنال‌های **ADHD** و سالم در بعضی موارد در زمان‌های یکسان (نمونه‌های یکسان) در مکان‌های مختلفی از فضای فاز هستند و این می‌تواند ملاکی برای تمایز آن‌ها باشد.



(شکل-۱۲): مقایسهٔ متوسط سیگنال‌های جعبهٔ سالم و بیمار به‌دست‌آمده از داده‌های سالم و ADHD

(Figure-12): Comparison between averages of Box charts of Normal and ADHD samples

در ادامه باز هم برای آنکه دید بیشتری به‌دست آید، بافت‌نگاشت نمونهٔ نخست از سیگنال‌های جعبهٔ سالم و نمونهٔ نخست از سیگنال‌های جعبهٔ بیمار در شکل (۱۳) رسم شده‌است. باید گفت در مورد موضوع این مقاله بافت‌نگاشت‌گرفتن از روی سیگنال‌های جعبه نمی‌تواند خیلی مفید باشد، علت نیز این است که اگر فراوانی نقطه‌ها داخل المان‌های حجم درنظر گرفته و به‌عنوان یک سیگنال نگاشت‌یافته فرض شود دیگر توالی زمانی وجود نخواهد داشت.



بافت‌نگاشت نمودار جعبه داده‌های ADHD

(Figure-13): Histograms of Box charts of Normal (a) and ADHD (b) signals

مشاهده می‌شود که تمایز در پرشدن جعبه‌ها به‌وسیلهٔ نمونه‌ها کامل مشخص است. در ادامه انواع ویژگی‌های استخراج‌شده به تفکیک معرفی می‌شوند، در جدول (۱) نیز تمامی ویژگی‌ها به‌همراه اختصار آن‌ها آورده شده‌است.

(جدول- ۱): انواع ویژگی‌های استخراج‌شده به‌همراه اختصار

(Table-1): Explanation of different extracted features and their abbreviations

ویژگی‌های شکلی زمانی		
نام ماتریس ویژگی	معنای ویژگی	اختصار
ماتریس ویژگی‌های شکلی زمانی	شامل ویژگی‌های شکلی زمانی شامل **M**: میانگین (**Mean**)، **V**: واریانس، **S**: چولگی (**Skewness**)، **K**: درجهٔ اوج (**Kurtosis**)، **Min**: کمینه، **Max**: بیشینه، **median**: میانه	**Feature**

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

ویژگی‌های کمینهٔ محلی	کمینهٔ محلی که در نُه پنجرهٔ مساوی روی سیگنال اصلی به‌دست می‌آید	**FeatureMin**
ویژگی‌های بیشینهٔ محلی	بیشینهٔ محلی که در نُه پنجرهٔ مساوی روی سیگنال اصلی به‌دست می‌آید	**FeatureMax**
تلفیق ویژگی‌های کمینه و بیشینهٔ محلی	کمینه و بیشینهٔ محلی که در نُه پنجرهٔ مساوی روی سیگنال اصلی به‌دست می‌آید	**FeatureA1**
ویژگی‌های کمینهٔ محلی و دو نمونهٔ بعدی آن‌ها	از کمینه‌های محلی در هر پنجره و دو نمونهٔ بعدی آن‌ها به‌دست می‌آید	**FeatureMMin**
ویژگی‌های بیشینهٔ محلی ودو نمونهٔ بعدی آن‌ها	از بیشینه‌های محلی در هر پنجره و دو نمونهٔ بعدی آن‌ها به‌دست می‌آید	**FeatureMMax**
ویژگی‌های کمینه و بیشینهٔ محلی و دو نمونهٔ بعدی آن‌ها	از تلفیق دو ویژگی اخیر به‌دست می‌آید.	**FeatureA**
ویژگی‌های مربوط به بافت‌نگاشت		
نام ماتریس ویژگی	**معنای ویژگی**	**اختصار**
ماتریس ویژگی بافت‌نگاشت	شامل ویژگی‌های میانگین وزنی مربوط به بافت‌نگاشت و سایر ویژگی‌های شکلی زمانی (البته با تفاوت در تعریف)	**Featureh**
ویژگی‌های مربوط به اشغال فضایی و نمای لیاپانوف		
نام ماتریس ویژگی	**معنای ویژگی**	**اختصار**
ویژگی‌های مربوط به اشغال فضایی	ویژگی‌های مربوط به شماره المان حجم در آن قرار می‌گیرند.	**FeatureEnt**
ویژگی‌های مربوط به نمای لیاپانوف	ویژگی‌های مربوط به نمای لیاپانوف در آن قرار می‌گیرند.	**FeatureLY**

۲-۷-۱-ویژگی‌های شکلی[1] و زمانی سیگنال نگاشت‌یافته

این ویژگی‌ها شکل کلی سیگنال جعبه را مورد بررسی قرار می‌دهند و یا به‌دنبال وقوع اتفاقی در زمان خاصی هستند؛ درواقع شکل کلی سیگنال از آنجا می‌تواند اهمیت داشته باشد که بیان‌کنندهٔ حضور نمونه‌های فضای فاز در مکان‌های مختلف است؛ یعنی پیک‌ها و فرودها بیان‌کنندهٔ حضور نمونه‌ها در المان‌های حجمی مختلف است که ممکن است محل اختلاف بین دو گروه داده باشد؛ لذا به استخراج ویژگی‌های میانگین[2]، واریانس[3]، چولگی[4]، درجهٔ اوج[5]، بیشینه[6]، کمینه[7] و میانه[8] برای هر کدام از ماتریس‌های جعبهٔ سالم و بیمار پرداخته شد.

۲-۷-۲-ویژگی‌های مربوط به اکسترمم‌های محلی

با توجه به این‌که بررسی این سیگنال نگاشت‌یافته در طول زمان (ترتیب نمونه‌ها) اهمیت ویژه‌ای در تحلیل‌ها دارد، در راستای تعریف ویژگی‌هایی روی این سیگنال‌ها (سیگنال جعبهٔ سالم و بیمار) که بتوانند بیانی از این موضوع داشته باشند به تعریف اکسترمم‌های محلی پرداخته شد؛ به این صورت که برای مثال بین هر صد نمونه بیشینه شماره المان حجم محاسبه و ذخیره شد، که در ده محدودهٔ متوالی بیانی از فعل و انفعالات سیگنال در طول زمان را بیان می‌کند که باید به تفاوت‌های ناشی از این ویژگی بین دو گروه سالم و بیمار پرداخته شود. این کار به‌نوعی پنجره‌بندی روی سیگنال است؛ در ابتدا عرض این پنجره‌ها صد نمونه انتخاب شد و پس از بررسی نتایج آن در طبقه‌بندی، پنجره‌های با عرض متفاوت بررسی شدند، تا بهینه‌ترین عرض پنجره به‌دست آید.

این ویژگی‌ها شامل کمینهٔ محلی، بیشینهٔ محلی و تلفیق آن‌ها است.

۲-۷-۳-ویژگی‌های مربوط به بافت‌نگاشت سیگنال‌های نگاشت‌یافته

برای آنکه دید متفاوتی به سیگنال‌های جدید جعبهٔ سالم و بیمار به‌وجود آید، آن‌ها را به فضای بافت‌نگاشت برده و تعداد نقاطی که در هر المان حجم قرار می‌گیرند بررسی می‌شوند؛ هرچند در این‌گونه تحلیل‌ها مؤلفهٔ زمان که ناشی از توالی نمونه‌ها بود را از دست می‌رود؛ اما ممکن است قدرت تفکیک برای دو گروه سالم و بیمار افزایش یابد؛ لذا بافت‌نگاشت دو دادهٔ سالم و بیمار برای تمام نمونه‌ها نیز به‌عنوان شاخص استفاده شده‌است؛ از آنجا که میانگین مفهوم متفاوتی در بافت‌نگاشت دارد؛ درواقع اگر شمارهٔ هر المان حجم در تعداد نقاط درون آن ضرب و بر تعداد کل نقاط تقسیم شود، ۶۴ عدد به‌دست خواهد آمد که از جمع کل این ۶۴ عدد می‌توان برای هر داده یک میانگین وزنی استفاده کرد. سایر ویژگی‌ها مانند ویژگی‌های شکلی زمانی ایجاد می‌شوند با این تفاوت که تعریف هرکدام از آن‌ها در فضای بافت‌نگاشت متفاوت است؛ برای مثال بیشینه در اینجا یعنی بیشترین تعداد نمونه‌هایی که در یک المان حجم قرار دارد و این متفاوت است با تعریف بیشینه در فضای نگاشت که به‌معنای بزرگ‌ترین شماره المان حجم بود؛ لذا غیر از ویژگی میانگین وزنی که جایگزین ویژگی میانگین شد، ویژگی‌های واریانس، درجهٔ اوج، چولگی، بیشینه، کمینه و میانه مانند قبل به‌دست آمده و ذخیره می‌شوند.

۲-۷-۴-ویژگی‌های اشغال فضایی

برای بررسی پراکندگی سیگنال‌ها در فضای فاز، این ویژگی‌ها تعریف می‌شوند؛ برای مثال بیشینه یا کمینهٔ شماره المان حجمی که دست‌کم به‌وسیلهٔ یکی از نقاط نمونه اشغال می‌شود، تفاضل این دو شماره المان حجم و یا تعداد کل المان‌های حجمی که به‌وسیلهٔ هر سیگنال اشغال می‌شوند،

[1] Morphological
[2] Mean
3 Variance
4 Skewness
5 Kurtosis
[6] Max
[7] Min
[8] Median

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

یعنی دست‌کم یک نقطه از آن‌ها عبور می‌کند، ملاحظه می‌شود که تمامی این ویژگی‌ها ملاکی از پراکندگی و فشردگی سیگنال‌های نگاشت‌یافته در فضای فاز را نشان می‌دهند و به این دلیل با نام اشغال فضایی نام‌گذاری شده‌اند؛ از طرف دیگر هرچند توصیف این ویژگی‌ها در فضای فاز صورت می‌پذیرد؛ اما محاسبهٔ آن‌ها از روی سیگنال بافت‌نگاشت بسیار ساده است و به این دلیل از سیگنال‌های بافت‌نگاشت برای به‌دست‌آوردن آن‌ها با تعیین بیشینه، کمینه و نقاط غیر صفر اقدام شده‌است.

۲-۷-۵-ویژگی مرتبط با نمای لیاپانوف[1]

اگر به تعریف نمای لیاپانوف دقت شود، برای آن‌که ملاکی برای آشوب‌گونگی سیگنال و حساسیت به شرایط اولیه تعریف شود، مثبت‌شدن لیاپانوف نشان‌دهندهٔ آن است که دو مسیر که خیلی نزدیک به هم شروع می‌شوند، خیلی سریع به‌طور نمایی از هم واگرا شده و آیندهٔ متفاوتی پیدا می‌کنند؛ لذا جابه‌جایی سریع سیگنال در فضای فاز می‌تواند تعریفی از لیاپانوف باشد.

از روی ویژگی که در بخش اشغال فضایی مربوط به تعداد المان‌های حجمی که دست‌کم یک نمونه در آن وجود دارد یا به‌عبارت دیگر، در فضای فاز چند المان حجم از ۶۴ عدد پر می‌شوند، می‌توان به‌نحوی معرف آنتروپی فضایی ترژکتوری در فضای فاز باشد، البته منظور از پرشدن المان حجم یعنی دست‌کم یک نقطه درون آن قرار گیرد؛ به بیانی دیگر این ویژگی بیان‌کنندهٔ آن است که ترژکتوری هر سیگنال از چند المان حجم در فضای فاز عبور می‌کند، این یک ویژگی کلی است که میزان آشوب‌گونگی سیگنال را نشان می‌دهد.

با همین استراتژی می‌توان ویژگی متفاوت دیگری تعریف کرد که با نمای لیاپانوف ارتباط داشته باشد؛ برای مثال می‌توان همان ویژگی مربوط به تعداد المان‌های حجم اشغال‌شده را در طول زمان بررسی کرد؛ اما باید محدودهٔ زمانی تعریف مشخصی داشته باشد؛ برای مثال اگر هر ده میلی‌ثانیه به‌عنوان محدوده درنظر گرفته شود، می‌توان بررسی کرد در هر ده میلی‌ثانیه ترژکتوری در فضای فاز از چند المان حجم عبور می‌کند، از آنجا که هر ده میلی‌ثانیه معادل صدوبیست نمونه است؛ لذا می‌توان با نوشتن برنامه‌ای مناسب بررسی کرد این صدوبیست نمونه از چند المان حجم عبور می‌کند و آن‌را به‌عنوان یک ویژگی جدید تعریف کرد که توصیفی از لیاپانوف در آن وجود دارد؛ یعنی اگر نمای لیاپانوف پایین باشد، المان‌های حجمی کمتری به‌وسیلهٔ صدوبیست نمونهٔ متوالی اشغال خواهد شد و برعکس. از طرفی تغییرات نمای لیاپانوف می‌تواند نشان‌دهندهٔ میزان آشوب‌گونگی سامانه باشد؛ لذا اگر هر کدام از جفت عدد متوالی به‌دست‌آمده از ویژگی نمای لیاپانوف که درمجموع هشت عدد بوده‌اند، از هم تفریق شوند، ملاکی از گرادیان به‌دست می‌دهد، که می‌تواند بیان‌کنندهٔ میزان تغییر این اعداد مرتبط با لیاپانوف در طول زمان باشد، این تغییر خود را با مثبت یا منفی‌کردن حاصل تفریق نشان می‌دهد، که از هشت عدد موجود، هفت حاصل تفریق به‌وجود می‌آید. اگر این هفت عدد با هم جمع شوند هم یک عدد به‌دست می‌آید که نشان‌دهندهٔ سیر کلی صعودی یا نزولی‌بودن لیاپانوف خواهد بود.

۲-۷-۶-ویژگی‌های RQA

RQA به معنای تحلیل کمیت‌های بازگشتی یک روش تحلیل غیرخطی است که به‌منظور بررسی رفتارهای پیچیده و آشوب‌گونه در داده‌های زمانی استفاده می‌شود. ویژگی‌هایی که در **RQA** مورد استفاده قرار می‌گیرند به تحلیل الگوهای بازگشتی و ساختارهای داخلی داده‌ها می‌پردازند. این ویژگی‌ها شامل موارد زیر هستند:

نرخ بازگشت[2]: درصد نقاطی که در یک ماتریس بازگشتی، بازگشت را نشان می‌دهند. این ویژگی نشان‌دهندهٔ میزان تکرارپذیری الگوها در سیستم است.

قطعات بازگشتی[3]: نسبت خطوط قطری در ماتریس بازگشتی به کل نقاط بازگشتی. این ویژگی نشان‌دهندهٔ میزان پیش‌بینی‌پذیری و وجود الگوهای قابل تشخیص در سامانه است.

انتریی قطعات[4]: تنوع طول خطوط قطری در ماتریس بازگشتی. این شاخص اطلاعات بیشتری دربارهٔ پیچیدگی الگوها فراهم می‌کند.

زمان جذب[5]: نسبت خطوط عمودی به کل نقاط بازگشتی که نشان‌دهندهٔ میزان ماندگاری سامانه در حالت‌های خاص است.

زمان میانگین جذب[6]: میانگین طول خطوط عمودی که میزان ماندگاری سیستم در حالت‌های مشابه را اندازه‌گیری می‌کند. چگالی خطای بزرگ[7]: وارون بزرگ‌ترین فاصلهٔ قطری، که معیاری برای اندازه‌گیری حساسیت سیستم به شرایط اولیه است.

RQA به‌دلیل توانایی شناسایی تغییرات دینامیکی و الگوهای پیچیده، ابزاری بسیار کاربردی برای طبقه‌بندی سیگنال‌های آشوب‌گونه به‌شمار می‌آید. تمامی ویژگی‌های مذکور در یک ماتریس ویژگی به‌همین نام ذخیره شده و در زمان طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در پژوهش پیشین این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی سیگنال‌های **ADHD** از سالم به‌وسیلهٔ **ABR** به‌کار گرفته شد[۹]؛ لذا در این پژوهش نیز این ویژگی‌ها استخراج شده و نتایج طبقه‌بندی برای روش پیشنهادی این مقاله و روش **RQA** مقایسه شده‌اند.

[1] Lyapanov

[2] Recurrence Rate - RR
[3] Determinism - DET
[4] Entropy - ENT
[5] Laminarity - LAM
[6] Trapping Time - TT
[7] Divergence

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

۳- یافته‌ها

پس از امتحان‌کردن نتایج برای دستهٔ ویژگی‌های مختلف، بیشترین صحت در بین تمام طبقه‌بندی‌ها و ماتریس‌های ویژگی مربوط به ویژگی کمینه[1] از مجموعهٔ ویژگی‌های اکسترمم‌های محلی و برای طبقه‌بندی‌های **SVM** (با کرنل سیگموئید) و **KNN** به‌دست می‌آید که برابر با ۹۸.۵۳ درصد است و پس از آن ویژگی نمای لیاپانوف بهترین نتیجه را ایجاد می‌کند، اما در جدول (۲) تمامی این ویژگی‌ها به همراه طبقه‌بندی که بهترین نتیجه‌ها را تولید می‌کند آورده شده‌است.

(جدول-۲): نتایج طبقه‌بندی‌هایی که بهترین عملکرد را برای ویژگی‌ها دارند

(Table-2): Results of different classifiers which make best performance

نام ماتریس ویژگی	بهترین ویژگی‌ها	بهترین طبقه‌بندی	صحت
ویژگی‌های شکلی زمانی	ویژگی‌های میانگین و میانه	**LDA**	۷۲.۰۶ درصد
ویژگی‌های اکسترمم محلی	ویژگی کمینه	**SVM, KNN**	**۹۸.۵۳** درصد
ویژگی‌های بافت‌نگاشت	ویژگی میانگین وزنی	**LDA**	۷۳.۵۳ درصد
ویژگی‌های اشغال فضایی	ویژگی آنتروپی	**LDA**	۷۵.۰۰ درصد
ویژگی لیاپانوف	ویژگی لیاپانوف	**SVM**	۸۵.۲۹ درصد
ویژگی‌های آنالیزور سیگنال بازگشتی	کل ویژگی‌های یازده‌گانه	**KNN**	۷۶.۴۷ درصد

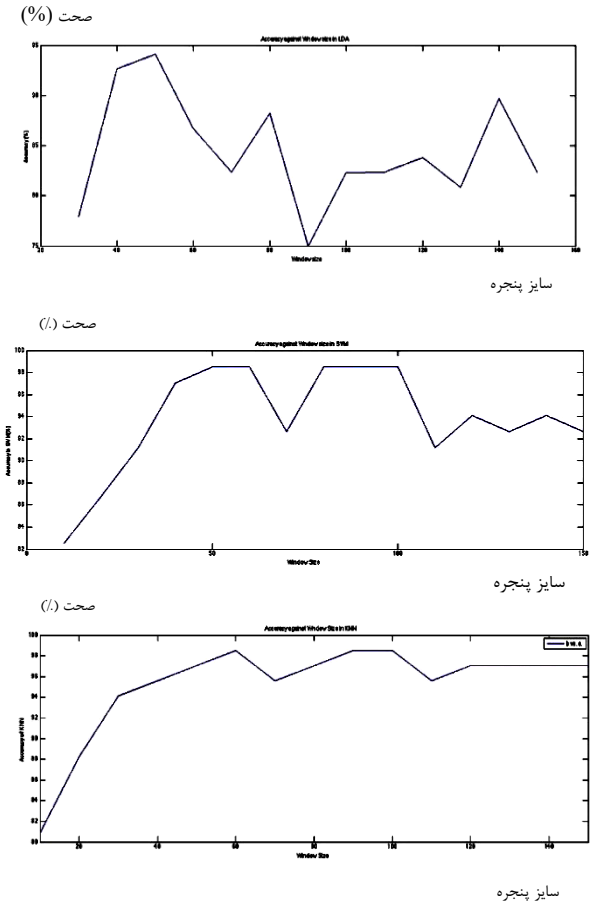
از آنجا که ویژگی کمینهٔ محلی بهترین نتایج را ایجاد می‌کند و ازجمله ویژگی‌های اکسترمم محلی است که از پنجره‌بندی سیگنال به‌دست آمده بود در ادامه به بررسی تأثیر تغییر طول پنجره در این نتایج پرداخته می‌شود.

۳-۱-بررسی تأثیر طول پنجره در صحت ویژگی کمینهٔ محلی

در این بخش با تغییر طول پنجره سعی شد طول بهینه برای این ویژگی‌ها و به‌ویژه ویژگی کمینهٔ محلی که بهترین نتایج را در طبقه‌بندی ارائه می‌دهد تشخیص داده شود. طبیعی است که طول این ماتریس ویژگی نیز با تغییر طول پنجره تغییر می‌کند و باید در طبقه‌بندی به این نکته نیز توجه و طول پنجره تا حدی کوچک شود که حالت اشباع برای طبقه‌بندی پیش نیاید؛ از طرفی نباید آنقدر نیز طول، بزرگ درنظر گرفته شود که کل سیگنال را دربر بگیرد؛ زیرا به تعریف کمینهٔ کلی که در ویژگی‌های شکلی زمانی آورده شده بود نزدیک می‌شود که به طور طبیعی صحت پایین‌تری تولید خواهد شد.

[1] FeatureMin

برای این منظور طول پنجره از ده میلی‌ثانیه تا صدوپنجاه میلی‌ثانیه تغییر و در هر مرحله طول به اندازهٔ ده میلی‌ثانیه افزایش یافت؛ بنابراین در پانزده مرحلهٔ مجزا صحت هر سه طبقه‌بندی بررسی شد، که در شکل (۱۴) تأثیر تغییر طول پنجره روی میزان صحت نمایش داده شده‌است؛ قابل ذکر است که در این بخش تنها ویژگی کمینهٔ محلی، به‌عنوان ویژگی که بهترین نتایج را در مرحلهٔ پیشین ایجاد کرده بود، مورد آزمایش قرار گرفته است؛ گفتنی است که هر ده میلی‌ثانیه باتوجه به فرکانس نمونه‌برداری دوازده کیلوهرتز معادل صدوبیست نمونه از حدود هزار نمونهٔ هر داده است.



(شکل- ۱۴): تأثیر تغییر طول پنجره روی میزان صحت ناشی از ویژگی کمینهٔ محلی در طبقه‌بندی‌های a)LDA b)SVM c)KNN

(Figure-14): Effect of changing length of windows on accuracy resulted from "local minimum" feature in (a) LDA (b) SVM (c) KNN classifiers

مشاهده می‌شود که در طبقه‌بندی **LDA** با افزایش طول پنجره تا پنجاه میلی‌ثانیه صحت افزایش می‌یابد که در این نقطه به بیشترین صحت در کل محدوده می‌رسد؛ از آنجا که با کاهش طول پنجره میزان محاسباتی که برای هر محدوده باید انجام شود افزایش می‌یابد؛ لذا هرچه طول بیشتر باشد در صورتی‌که صحت در شرایط مناسبی باشد بهینه‌ترین حالت خواهد بود که برای طبقه‌بندی **LDA** در جداسازی داده‌ها

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

برای ویژگی کمینهٔ محلی، حالت بهینه برای عرض پنجره پنجاه میلی‌ثانیه (ششصد نمونه) خواهد بود.

در طبقه‌بندی‌های **SVM** و **KNN** هرچند در طول پنجرهٔ پنجاه و شصت به بالاترین صحت ممکن که همان ۹۸.۵۳ است دست یافته می‌شود، اما در ادامه در طول پنجرهٔ صد نیز دوباره همین عدد صحت به‌دست می‌آید؛ لذا با توضیح داده شده به‌دلیل محاسبات کمتر، حالت بهینه برای این دو طبقه‌بندی همان عرض پنجرهٔ صد است.

۳-۲-نتایج ویژگی مربوط به نمای لیاپانوف

در این بخش با دقت بیشتری نتایج طبقه‌بندی **SVM** برای ماتریس ویژگی شامل ویژگی‌های مربوط به نمای لیاپانوف مورد بررسی قرار می‌گیرد؛ اگر به‌جای آن‌که کل هشت محدودهٔ هم‌زمان به طبقه‌بندی اعمال شود، تک‌تک محدوده‌ها به **SVM** داده و نتایج بررسی شوند، نتایج جدول زیر به‌دست می‌آید:

(جدول- ۳): بررسی تأثیر اعمال محدوده‌های مختلف در صحت طبقه‌بندی SVM در ویژگی مرتبط با نمای لیاپانوف

(Table-3): Evaluating of impact of different ranges on accuracy of SVM classifier in Lyapunov related feature

محدوده	طول محدوده (میلی‌ثانیه)	صحت SVM (درصد)
۱	۱۰-۰	۵۱.۴۷
۲	۲۰-۱۰	۶۹.۱۲
۳	۳۰-۲۰	۷۳.۵۳
۴	۴۰-۳۰	۵۸.۸۲
۵	۵۰-۴۰	**۸۰.۸۸**
۶	۶۰-۵۰	۷۵.۰۰
۷	۷۰-۶۰	۶۳.۲۴
۸	۸۰-۷۰	۷۵.۰۰

مشاهده می‌شود که بهترین صحت در محدودهٔ پنج به‌دست می‌آید، که معادل نمونه‌های بین ۴۸۰ تا ۶۰۰ است؛ بنابراین بین زمان چهل تا پنجاه میلی‌ثانیه که منطبق بر پاسخ **FFR** یا همان پاسخ به **/a/** است؛ از طرف دیگر، به‌صورت پیش‌فرض این ماتریس ویژگی در هشت محدودهٔ صدوبیست تایی (ده میلی‌ثانیه) از نمونه‌ها تعریف شده بود و تعداد المان‌های حجم که در هر محدوده اشغال می‌شدند، به‌عنوان یک ویژگی مورد بررسی قرار می‌گرفت؛ بنابراین یک ماتریس ویژگی با اندازه ۹*۶۸ ایجاد می‌شد، اما برای بررسی بیشتر عرض پنجره‌ها از پنج تا پانزده میلی‌ثانیه با گام‌های پنج میلی‌ثانیه تغییر داده شد و نتایج طبقه‌بندی برای این ماتریس ویژگی که به طور طبیعی طول آن برای هر عرض پنجره متفاوت خواهد بود، بررسی شد، که نتایج آن در جدول (۴) آورده شده‌است.

ملاحظه می‌شود که به‌طور اتفاقب عرض پنجره ده میلی‌ثانیه، بهینه‌ترین عرض است که بیشینهٔ صحت را برای این طبقه‌بندی ایجاد می‌کند.

(جدول- ۴): بررسی تأثیر طول پنجره در صحت طبقه‌بندی SVM در ویژگی مرتبط با نمای لیاپانوف

(Table-4): Evaluating of impact of windows length on accuracy of SVM classifier in Lyapunov related feature

عرض پنجره (میلی‌ثانیه)	تعداد نمونه در هر پنجره	صحت SVM
۵	۶۰	۸۰.۸۸
۱۰	۱۲۰	**۸۵.۲۹**
۱۵	۱۸۰	۷۷.۹۴

نتایج ویژگی‌هایی که از روی گرادیان ویژگی‌های لیاپانوف به‌دست می‌آیند نیز قابل بررسی هستند؛ همان‌طور که گفته شد بهترین نتایج آن‌ها در **LDA** به‌دست آمدند که صحتی برابر ۸۵.۲۹ درصد را ایجاد کردند؛ بنابراین برای این طبقه‌بندی هرکدام از این محدوده‌ها مورد بررسی قرار گرفتند و نتایج در جدول (۵) آورده شده‌است. اگر ویژگی‌های ماتریس نمای لیاپانوف در محدوده‌های هشت‌گانه با **L1** تا **L8** نمایش داده شوند، تفریق هر دو نمونهٔ متوالی نشان‌دهندهٔ گرادیان تغییرات لیاپانوف است که با مثبت یا منفی‌شدن نشان‌دهندهٔ کاهش یا افزایش آن است.

(جدول- ۵): نتایج طبقه‌بندی LDA برای ویژگی گرادیان

(Table-5): Results of LDA Classifier for gradient feature

محدوده	تعریف	صحت LDA (درصد)
۱	**S1=L2 - L1**	۷۲.۰۶
۲	**S1=L3 - L2**	۶۱.۷۶
۳	**S3=L4 - L3**	۶۰.۲۹
۴	**S4=L5 - L4**	**۶۶.۱۸**
۵	**S5= L6 - L5**	۵۲.۹۴
۶	**S5=L7 - L6**	**۶۷.۶۱**
۷	**S6 =L8 - L7**	۵۲.۹۴

ملاحظه می‌شود که بهترین نتایج در محدودهٔ چهار و شش ایجاد می‌شود که معادل نمونه‌های ۳۶۰ تا ۷۲۰ است که معادل چهل تا شصت۶۰ میلی‌ثانیه است؛ اگر حاصل جمع کل این تفریق‌ها به‌عنوان مدلی از آشوب‌گونگی کلی سیگنال درنظر گرفته شوند، میانگین آن‌ها برای ۳۷ دادهٔ سالم در مقایسه با ۳۱ دادهٔ بیمار می‌تواند ملاکی برای مقایسهٔ آشوب‌گونگی آن‌ها باشد، اما اگر دقیق‌تر بررسی شوند از محدودهٔ چهار به‌بعد می‌تواند مرحلهٔ حضور بیشتر پاسخ **ABR** باشد، این میانگین‌ها در جدول زیر گزارش شده‌اند. از محدودهٔ نخست به‌دلیل نبود پاسخ **ABR** صرف نظر شده‌است.

(جدول- ۶): میانگین حاصل جمع گرادیان‌های ویژگی‌های لیاپانوف

features (Table-6): Averages of sum of gradient of Lyapunov

محدودهٔ S ها	داده‌های سالم	داده‌های بیمار
میانگین برای کل محدوده از **S1** تا **S6**	-۷.۶۴	-۸.۱۳
میانگین برای **S4** تا **S7**	-۳.۳۵	-۱۰.۱۲

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

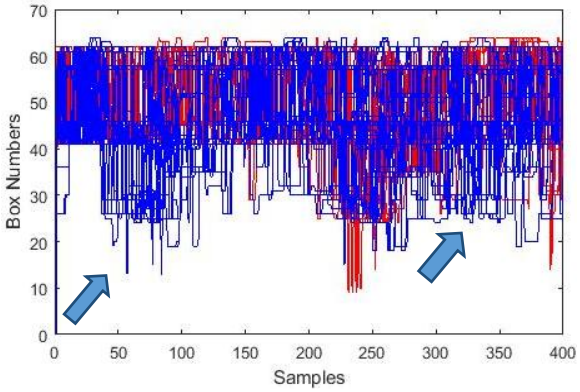
ملاحظه می‌شود که در محدوده‌ای که پاسخ وجود دارد حاصل جمع گرادیان‌های لیاپانوف برای داده‌های بیمار کمتر از داده‌های سالم است و این می‌تواند بیان‌کنندهٔ آشوب‌گونگی کمتر آن‌ها باشد؛ یعنی در زمانی که نیاز به تمرکز و پاسخ مناسب به تحریک صوتی است افراد مبتلا به **ADHD** پاسخ **ABR** با آشوب‌گونگی کمتری دارند که شاید نشان از تمرکز کمتر باشد.

۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله ابزار جدیدی برای پردازش و مقایسه دو گروه دادهٔ سالم و بیمار ارائه شد، این روش بر مبنای بررسی حضور ترژکتوری در مکان‌های مختلف فضای فاز و تفاوت حضور آن بین دو گروه سالم و بیمار مبتنی است. برای بررسی دقیق مکان حضور ترژکتوری به‌وسیلهٔ یک الگوی ثابت و البته قابل تطبیق با طول سیگنال اولیه، فضای فاز به ۶۴ جعبهٔ مختلف تقسیم شد؛ یعنی در ابتدا با روش توضیح داده‌شده فضای فاز برای هر نمونه از روی سیگنال زمانی و ایجاد تأخیر روی آن ایجاد می‌شود و در ادامه با شماره‌گذاری جعبه‌ها و بررسی وجود هر نقطه ترژکتوری در هر کدام از جعبه‌ها سیگنال نگاشت‌یافته از فضای فاز به فضای جدید (که در اینجا فضای جعبه[1] یا سیگنال یا نمودار جعبه[2] نامیده می‌شود) ایجاد می‌شود که تحلیل‌ها و بررسی مقایسه دو گروه داده در این فضای جدید انجام می‌شود؛ از آنجا که سیگنال اولیهٔ مورد بررسی در اینجا سیگنال **ABR** است که خود نشان‌دهندهٔ پاسخ ساقهٔ مغز به تحریک برانگیخته در طول زمان است؛ درنهایت سیگنال نگاشت‌یافته نیز توالی نمونه‌ها را حفظ کرده و هنوز مفهوم زمان را در خود دارد؛ لذا می‌توان در بررسی تمایز دو گروه سیگنال از ویژگی‌های زمانی بهره برد؛ هرچند ویژگی‌های متفاوت دیگری نیز تعریف شد، اما به‌طور اتفاقی ویژگی‌های زمانی که در این فضای جدید (فضای جعبه) تعریف شدند و بیشتر ویژگی‌های ابتکاری و جدیدی بودند که در بخش سه به تفکیک معرفی شدند، کارآیی مناسبی را در دسته‌بندی داده‌های سالم و بیمار از خود نشان دادند و البته ویژگی کمینهٔ محلی بهترین نتیجه را در طبقه‌بندی **SVM** و **KNN** با صحت ۹۸.۵۳ درصد ایجاد کرد.

علت صحت ایجادشده در ویژگی کمینهٔ محلی این است که سیگنال‌های جعبهٔ داده‌های بیمار و سالم در کمینه‌هایشان در برخی نقاط دارای تفاوت‌اند، کل بازه سیگنال اولیه حدود هزار نمونه بود که به‌علت تأخیرهای ایجادشده در تولید فضای فاز، سیگنال‌های جعبه دارای طول حدود نهصد نمونه است که همان‌گونه که پیش‌تر توضیح داده شد، تفاوت در کمینه‌ها در نُه بازه صدتایی بررسی شد؛ درنهایت مشخص شد محدوده‌های اصلی که محل تمایز در کمینه‌های سیگنال‌های جعبهٔ داده‌های سالم و بیمارند مربوط به محدوده‌های نخست و چهارم است و در این بازه‌ها سیگنال‌های مربوط به داده‌های سالم کمابیش پایین‌تر از داده‌های بیمار قرار می‌گیرند و این به آن معنی است که تفاوت در کمینه‌ها وجود دارد؛ لذا ویژگی کمینهٔ محلی به‌طور قطع پاسخ مناسبی در تفکیک داده‌ها خواهد داد.

البته این تفاوت در کمینه‌ها در محدودهٔ نخست چندان حائز اهمیت نیست؛ زیرا مربوط به بازه‌های پیش از تحریک و پس از پایان پاسخ هستند. پیش‌تر گفته شده بود که کل طول پاسخ ۸۵ میلی‌ثانیه است که پانزده میلی‌ثانیه ابتدایی (معادل صدوهشتاد نمونه) مربوط به زمان پیش از تحریک و بیست میلی‌ثانیه پایانی (معادل دویست‌وچهل نمونه) مربوط به زمان بعد از تحریک است؛ لذا تنها بررسی تفاوت دو سیگنال در محدودهٔ چهارم مورد توجه قرار گرفت. در شکل (۱۵) سیگنال‌های جعبه برای تمام داده‌های گروه سالم و **ADHD** نمایش داده شده‌است که معرف تفاوت در کمینه‌های آن‌ها در برخی زمان‌ها به‌ویژه محدوده‌های نخست (بین نمونه‌های یک تا صد) و چهارم (بین نمونه‌های سیصد تا چهارصد) است.



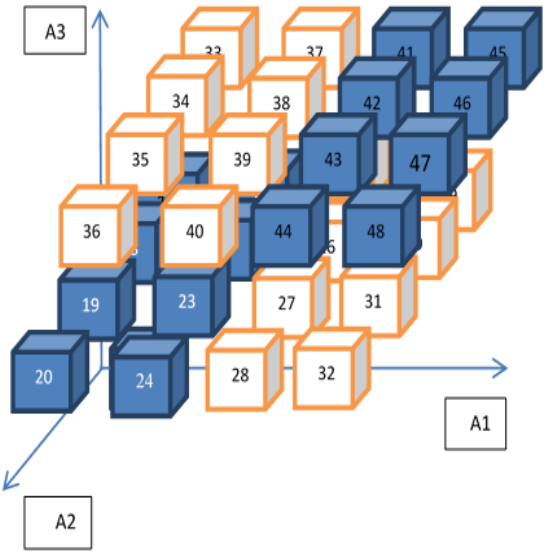
(شکل- ۱۵): سیگنال‌های جعبه برای همهٔ داده‌های گروه سالم (آبی) و ADHD (قرمز)

(Figure-15): Box signals for all ADHD (red) and normal (blue) data

در محدودهٔ چهارم مشخص است که نمونه‌های سالم یک پیک منفی دارند که در نمونه‌های **ADHD** دیده نمی‌شود؛ یعنی سیگنال‌های سالم در این نمونه‌ها در بخش‌هایی از فضای فاز (المان‌های حجم با شمارهٔ ۲۵ تا چهل) رویت می‌شوند که سیگنال‌های **ADHD** کمتر در این المان‌های حجم دیده می‌شوند. برای آنکه دید مناسب‌تری از حضور در این جعبه‌ها در فضای فاز به‌دست آید، در شکل (۱۶) این المان‌های حجم که محل تفاوت حضور ترژکتوری داده‌های سالم و **ADHD** در محدودهٔ چهارم داده‌ها است با رنگ دیگری نشان داده شدند.

[1] Box space
[2] Box signal or chart

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]



(شکل- ۱۶): المان‌های حجمی که به‌وسیلهٔ سیگنال‌های جعبهٔ داده‌های سالم اشغال می‌شوند؛ در حالی‌که سیگنال‌های جعبهٔ داده‌های ADHD کمتر در این محدودهٔ فضایی حضور دارند (المان‌های حجم شمارهٔ ۲۵ الی چهل که معادل محدودهٔ چهارم داده‌های زمانی هستند)

(Figure-16): Voxels that are occupied in Normal Box chart (voxels number 25 to 40 which are corresponding to forth range of time and are not occupied with ADHD Box chart) signal

یعنی جعبه‌های سفیدرنگ محل تفاوت بین داده‌های سالم و **ADHD** در محدودهٔ چهارم هستند؛ از جهت دیگر اگر نمونه‌های سیصد تا چهارصد به زمان تبدیل شوند؛ بیان‌کنندهٔ زمان‌های بین ۲۵ تا ۳۳ میلی‌ثانیه از پاسخ‌های **ABR** سالم و بیمار هستند، این محدوده دقیق منطبق بر محدودهٔ **Onset** در پاسخ است، که مربوط به پاسخ به ابتدای گفتار یا همان /**d**/ است و به نوعی همان پاسخ **ABR** است، که از دید فیزیولوژیک این محدوده بیان‌کنندهٔ فعالیت نرون شنوایی اولیه در عصب حلزونی و سطوح پایینی ساقهٔ مغز است؛ یعنی تفاوت دادهای گروه **ADHD** این است که در این محدودهٔ زمانی و محدودهٔ فیزیولوژیک متناظر آن تفاوت در عملکرد نسبت به گروه سالم را نشان می‌دهند.

در پایان مشخص شد که روش تقسیم‌بندی فضای فاز و تولید سیگنال نگاشت‌یافته می‌تواند نتایج مطلوبی را در ویژگی کمینهٔ محلی در طبقه‌بندی‌های **SVM** و **KNN** ایجاد کند و با بیشینه صحتی برابر ۹۸.۵۳ درصد گروه کودکان سالم و **ADHD** را از هم جدا کند؛ علت آن‌که این ویژگی پاسخ مناسبی می‌دهد آن است که دو سیگنال نگاشت‌یافته جعبهٔ **N** و جعبهٔ **A** که به‌وسیلهٔ روش یادشده در این پروژه از فضای فاز استخراج شده‌اند، کمینه‌هایشان در برخی محدوده‌ها تفاوت‌هایی دارند؛ یعنی در برخی از پنجره‌های نُه‌گانهٔ تعریف‌شده، داده‌های سالم پیک‌های منفی می‌زنند که در داده‌های **ADHD** ملاحظه نمی‌شود و همین امر دلیل تمایز آن‌ها و نشان‌دهندهٔ تفاوت تحلیل سیگنال‌های **ABR** در محدودهٔ **Onset**، بین دو گروه سالم و بیمار است؛ درواقع این روش می‌تواند ابزاری برای تحلیل سیگنال‌های مختلف در فضای فاز باشد، به‌ویژه سیگنال‌هایی که توصیف زمانی آن‌ها اهمیت زیادی داشته باشد. البته در این مقاله انرژی بیشتری برای تولید این ابزار نسبت به استخراج ویژگی‌هایی که بتوانند بهینه‌ترین کارآیی را داشته باشند، صرف شد و می‌توان در آینده به استخراج ویژگی‌های بیشتری مبتنی بر این فضا و مقایسهٔ آن‌ها و انتخاب ویژگی‌های بهینه پرداخت؛ برای مثال با روش‌های آماری مبتنی بر **Spss** بهترین گروه ویژگی را از بین این تعداد ماتریس ویژگی معرفی شده و یا دیگر ویژگی‌ها را انتخاب کرد؛ همین‌طور می‌توان از این ابزار برای تحلیل و طبقه‌بندی برخی سیگنال‌های مشابه که ۱. خاصیت کیاتیک، غیرخطی و برانگیخته داشته باشند و ۲. توصیف زمانی مشخصی داشته باشند، پرداخت؛ البته بدون تردید می‌توان با تمرکز بیشتر بر مؤلفه‌های متغیر طبقه‌بندی نتایج بهتری را به‌دست آورد که در این مقاله چندان به آن‌ها پرداخته نشد.

باتوجه به این‌که در برخی مقالات به بررسی هم‌بستگی[1] بین پاسخ **ABR** و تحریک اعمال‌شده که آن پاسخ متناظر را تولید کرده‌است، می‌پردازند، می‌توان در آینده به بررسی ارتباط بین سیگنال‌های معرفی‌شده در این پروژه، که نگاشتی از پاسخ‌های **ABR** هستند (جعبهٔ **A** و جعبهٔ **N**) و تحریک‌های اولیه پرداخته شود، تا به بررسی این موضوع که آیا داده‌های سالم و بیمار الگوی متفاوتی در ارتباط با تحریک اولیه دارند پرداخت؛ درنهایت باید به این موضوع اشاره کرد که هدف از این مقاله استفاده از تحلیل سیگنال‌های **ABR** و فضای فاز آن‌ها در تشخیص سیگنال‌های سالم و بیمار بوده‌است؛ در این راستا، تمرکز بر روی ارزیابی کارایی و دقت این روش خاص بوده‌است و در خصوص استفاده از روش‌های ترکیبی مانند **Stacking** و **Ensemble**، باید ذکر شود که این روش‌ها می‌توانند به بهبود دقت تشخیصی کمک کنند، اما در این مطالعه، اولویت بر روی بررسی مزایا و محدودیت‌های روش جدید پیشنهادی قرار گرفت. در ادامهٔ پژوهش‌ها، می‌توان از روش‌های ترکیبی نیز استفاده کرد تا بهبود دقت و قابلیت تشخیص در مقایسه با روش‌های موجود مورد ارزیابی قرار گیرد.

۵-سپاس‌گزاری

نویسندگان مقاله خود را ملزم می‌دانند از تمامی افرادی که در فرایند ثبت داده‌های مربوط به **ABR** در مؤسسهٔ دانش‌بنیان نیوشا و سایر مکان‌ها شرکت و موجبات پیشرفت پژوهشی این مقاله را فراهم کرده‌اند، نهایت سپاس و قدردانی را داشته باشند.

[1] Correlation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

۶-مراجع 6-References

[1] E. Lahat, E. Avital, J. Ban, M. Berkovitch, A. Arlazoroff, and M. Aladjem, "BAEP studies in children with attention deficit disorder," *Developmental Medicine & Child Neurology*, vol. 37, (2). 119-123, 1995.

[2] A. Puente, A. Ysunza, M. Pamplona, A. Silva-Rojas, and C. Lara, "Short latency and long latency auditory evoked responses in children with attention deficit disorder," *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology*, vol. 62, no. 1, pp. 45–51, 2002.

[3] J. B. Firszt, R. D. Chambers, N. Kraus, and R. M. Reeder, "Neurophysiology of cochlear implant users I: Effects of stimulus current level and electrode site on the electrical ABR, MLR, and N1-P2 response," *Ear and Hearing*, vol. 23, no. 6, pp. 502–515, 2002.

[4] N. Russo, T. Nicol, G. Musacchia, and N. Kraus, "Brainstem responses to speech syllables," *Clinical Neurophysiology*, vol. 115, no. 9, pp. 2021–2030, 2004.

[5] B. Wible, T. Nicol, and N. Kraus, "Atypical brainstem representation of onset and formant structure of speech sounds in children with language-based learning problems," *Biological Psychology*, vol. 67, no. 3, pp. 299–317, 2004.

[6] N. Russo, T. Nicol, G. Musacchia, and N. Kraus, "Brainstem responses to speech syllables," *Clinical Neurophysiology*, vol. 115, no. 9, pp. 2021–2030, 2004.

[7] N. Russo, T. Nicol, B. Trommer, S. Zecker, and N. Kraus, "Brainstem transcription of speech is disrupted in children with autism spectrum disorders," *Developmental Science*, vol. 12, no. 4, pp. 557–567, 2009.

[8] N. Vaney, Y. Anjana, and F. Khaliq, "No auditory conduction abnormality in children with attention deficit hyperactivity disorder," *Functional Neurology*, vol. 26, no. 3, p. 159, 2011.

[۹] اسماعیل‌پور، ز. (۱۳۹۱)، «بکارگیری روش‌های غیرخطی در تشخیص و طبقه‌بندی کودکان مبتلا به ADHD با استفاده از پاسخ شنوایی ساقه مغز و طبقه‌بندی کنندهٔ Wavelet-SVM»، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشگاه شاهد، تهران، ایران.

[9] Z. Esmailpour, "Application of nonlinear methods in diagnosis and classification of children with ADHD using auditory brainstem response and Wavelet-SVM classifier," *M.S. thesis*, Shahed University, Tehran, Iran, 2012.

[10] R. Sharma and R. B. Pachori, "Classification of epileptic seizures in EEG signals based on phase space representation of intrinsic mode functions," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 3, pp. 1106–1117, 2015.

[11] R. Y. Karimui and S. Azadi, "Cardiac arrhythmia classification using the phase space sorted by Poincare sections," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 37, no. 4, pp. 690–700, 2017.

[12] R. Y. Karimui, S. Azadi, and P. Keshavarzi, "The ADHD effect on the high-dimensional phase space trajectories of EEG signals," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 121, pp. 39–49, 2019.

[13] M. Z. Soroush, K. Maghooli, S. K. Setarehdan, and A. M. Nasrabadi, "Emotion recognition through EEG phase space dynamics and Dempster-Shafer theory," *Medical Hypotheses*, vol. 127, pp. 34–45, 2019.

[14] A. M. Nasrabadi, "Emotion recognition through EEG phase space dynamics and Dempster-Shafer theory," *Medical Hypotheses*, vol. 127, pp. 34–45, 2019.

[15] H. Ansarinasab, A. Mohammadi, and F. Rahmani, "Nonlinear analysis of brain functional networks in children with ADHD using correlation probability of recurrences (CPR)," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 398, pp. 109852–109863, 2023.

[16] K. Curtin, M. Wang, and R. Stern, "Application of recurrence quantification analysis (RQA) to explore dynamic patterns of default mode network in children with ADHD using fMRI," *Biological Psychiatry*, vol. 92, no. 4, 257-268, 2022.

[17] J. Sun, Y. Zhao, and K. Chen, "Investigation of speech auditory brainstem response (speech-ABR) characteristics in preschool children with ADHD," *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, vol. 67, 2, 452-461, 2024.

[۱۸] مهرنام، ع.، احمدی، م.، ربیعی، ع. (۱۳۹۲)، «تحلیل سیگنال‌های مغزی با استفاده از نمودارهای بازگشتی و کاربرد آن در شناسایی پاسخ‌های تک‌آزمونERP»، *نشریهٔ پردازش علائم و داده‌ها*، ۱۰(۴)، صص ۱–۱۰.

[18] A. Mehrnam, M. Ahmadi, and A. Rabiei, "Analysis of brain signals using recurrence plots and its application in single-trial ERP detection," *Journal of Signal and Data Processing*, vol. 10, no. 4, pp. 1–10, 2013.

[۱۹] جعفری، ز. (۱۳۸۹)، *درسنامهٔ پاسخ‌های برانگیخته شنوایی*، تهران: انتشارات دانژه.

[19] Z. Jafari, *Auditory Evoked Responses*, Tehran, Iran: Danjeh Publications, 2010.

۵- اختصارها

M: میانگین **(Mean)**

M1: میانگین وزنی داده‌های سالم و **ADHD** در بافت‌نگاشت

V: واریانس **(Variance)**

S: چولگی **(Skewness)**

K: درجهٔ اوج **(Kurtosis)**

Min: کمینه

Max: بیشینه

Median: میانه

Feature

BNMin: کمینهٔ شماره المان حجمی که دست‌کم یک نقطه در آن موجود است.

BNMax: بیشینهٔ شماره المان حجمی که دست‌کم یک نقطه در آن موجود است

Entropy_BN= BNMin – BNMax: اختلاف بین بیشینه و کمینهٔ جعبه‌ای که خالی نیستند

BNN: تعداد کل المان‌های حجم غیر خالی برای هر نمونه سیگنال سالم

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]



علی اکبر علی دوست قادیکلائی، مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی پزشکی بیوالکتریک در سال ۱۳۸۸ از دانشگاه شاهد تهران و مدرک کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۹۲ از دانشگاه آزاد واحد علوم تحقیقات دریافت کرد. ایشان در حال حاضر دانشجوی مقطع دکترای رشتهٔ مهندسی پزشکی بیوالکتریک دانشگاه آزاد واحد تهران جنوب و دستیار تخصصی آموزش دروس دورهٔ کارشناسی در رشتهٔ مهندسی پزشکی است. زمینهٔ پژوهشی مورد علاقه ایشان، تحلیل سیگنال‌های مغزی **EEG**، بررسی تغییرات سیگنال‌های مغزی در زمان مدیتیشین، سیستم بازشناسی الگوی مغز، بررسی و تحلیل سیگنال‌های **FNIRS** از روی پیشانی و بررسی سامانه‌های ارتباط ذهن-بدن است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

eng.alidoost@gmail.com



علی مطیع نصرآبادی، مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی برق الکترونیک در سال ۱۳۷۳ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشتهٔ مهندسی پزشکی در سال ۱۳۷۷ از همان دانشگاه دریافت کرد. وی در سال ۱۳۸۲ دکترای خود را در رشتهٔ مهندسی پزشکی بیوالکتریک از همان دانشگاه دریافت کرد و اکنون با سمت استاد گروه مهندسی پزشکی دانشکدهٔ فنی‌ومهندسی دانشگاه شاهد تهران مشغول به فعالیت است. زمینهٔ پژوهشی مورد علاقهٔ ایشان، پردازش سیگنال‌های حیاتی به‌ویژه **EEG** و **ERP** در بررسی حالات ذهنی و **BCI**، فشرده‌سازی سیگنال‌های حیاتی، پردازش سیگنال‌های آشوب‌گونه و زمان فرکانسی سیگنال‌های حیاتی، شبکه‌های عصبی، شناسایی الگو و مدل‌سازی سامانه‌های بیولوژیک است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

nasrabadi@shahed.ac.ir



سعید ملایری، مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشتهٔ شنوایی‌شناسی از دانشکدهٔ علوم توانبخشی دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی ایران و مدرک دکترای خود را در همین رشته، از دانشگاه علوم بهزیستی و توانبخشی دریافت کرد. وی اکنون به‌عنوان مدیر مؤسسهٔ دانش‌بنیان نیوشا مشغول به فعالیت است. زمینهٔ پژوهشی مورد علاقهٔ ایشان، ارزیابی و درمان بدشنوایی **(LiD)**، صدا درمانی **(Sound Therapy)**، نوروفیدبک، فناوری‌های آموزش امواج مغزی **(BWE)**، نوروساینس علوم شنوایی و تعادل است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

malayeris@gmail.com

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19]

[DOI: 10.66224/jsdp.22.4.19] [Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-21]