

## Guilty Knowledge Test by Chaotic Processing of Electroencephalogram Signals Based on Fuzzy Recurrence Plot

S. Razavi, A. Janghorbani\*, M. Bagher Khodabakhshi

\*Assistant Professor, Faculty of Modern Sciences and Technologies, Semnan University, Semnan, Iran

(Received: 05/07/2021, Accepted: 30/03/2022)

### ABSTRACT

*The EEG-based guilty knowledge test (GKT) is one of the most frequent lie detection methods. Recurrence plot analysis is a conventional chaotic signal processing method applied in different lie detection studies. One of the most important challenges of this method is selecting the appropriate threshold as the criterion of state recurrence in the phase space. Inappropriate selection of this threshold significantly affects the performance of this method. So in this study, the fuzzy recurrence plot is applied to overcome this challenge. This method is applied to transform EEG trials into grayscale texture images. Then, the gray-level co-occurrence matrix (GLCM) is used to extract the texture features from these images. Finally, The extracted features are classified using the K-NN classifier. The classification results of the 4-D feature vectors with 90% accuracy indicate the superiority of this method compared to the classic RQA method with 13-D feature vectors. This reduction in feature vector dimension improves the train and test speed and generalization of the KNN as a lazy learner. Moreover, the subject-based EEG-trial processing approach of this research eliminates the need for data set from various subjects and the only data set required to determine the sincerity of each subject is solely its own data set.*

**Keywords:** : Guilty Knowledge Test, Electroencephalogram, Chaotic Processing, Fuzzy Recurrence Plot, K-Nearest Neighbors.

\* Corresponding Author Email: A.janghorbani@semnan.ac.ir

## آزمون دروغ‌سنجی بر اساس پردازش آشوبناک سیگنال الکتروانسفالوگرام مبتنی بر نگاشت بازخداد فازی

سکینه رضوی<sup>۱</sup>، امین جانقربانی<sup>۲\*</sup>، محمدباقر خدابخشی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، ۲- استادیار، دانشکده علوم و فناوری‌های نوین، دانشگاه سمنان، سمنان،

۳- استادیار، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۱۴، پذیرش: ۱۴۰۱/۰۱/۱۰)

### چکیده

آزمون دانش گناهکار مبتنی بر سیگنال الکتروانسفالوگرام، یکی از پرکاربردترین روش‌های دروغ‌سنجی به شمار می‌رود. نگاشت بازخداد به‌عنوان یکی از روش‌های پردازش آشوبناک در دروغ‌سنجی مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله چالش‌های مهم این روش، انتخاب آستانه مناسب برای تعیین وقوع بازخداد حالات سامانه در فضای فاز است که انتخاب نامناسب آن کارایی این روش را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این مقاله به‌منظور حل این چالش از نگاشت بازخداد فازی استفاده شده است. این نگاشت، تک‌ثبت‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام را به تصویر بافت خاکستری تبدیل می‌کند. سپس ویژگی‌های بافت تصویر بر اساس روش ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری استخراج و با استفاده از مدل K-نزدیک‌ترین همسایگی طبقه‌بندی می‌شود. نتایج حاصل از طبقه‌بندی این بردار ویژگی با طول ۴ با صحت ۹۰ درصد بیانگر برتری این روش نسبت به روش متداول نگاشت بازخداد با طول بردار ویژگی ۱۳ است. این کاهش بعد در بردار ویژگی منجر به افزایش سرعت آموزش، آزمون و تعمیم‌پذیری طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایگی به‌عنوان یک طبقه‌بند تنبل می‌شود. علاوه بر این، رویکرد پردازش تک ثبت مبتنی بر سوژه که در این مقاله در نظر گرفته شده است نیاز به وجود مجموعه داده‌ای از سوژه‌های مختلف را برطرف کرده و برای تشخیص راستگویی و دروغ‌گویی سوژه صرفاً به دادگان همان سوژه نیاز است.

**کلیدواژه‌ها:** آزمون دروغ‌سنجی، سیگنال الکتروانسفالوگرام، پردازش آشوبناک، نگاشت بازخداد فازی، K-نزدیک‌ترین همسایگی

### ۱- مقدمه

شواهد مستقیم برای شناسایی مجرمان، جاسوسان و خرابکاران وجود ندارد برای نیروهای امنیتی و اطلاعاتی حائز اهمیت است. با این حال، این معیارها از نظر ماهیت، نمای بسیار محدود و غیر مستقیم از فرآیند پنهان کردن حقایق ارائه می‌دهند. همچنین ممکن است که شخص گناهکار بتواند با کنترل بروز این واکنش‌های فیزیولوژیک شناسایی نشود. یک رویکرد دیگر در فرآیند تشخیص دروغ این است که پایش بدون واسطه عملکرد مغز، ممکن است منجر به تشخیص فریب و فرد فریبکار شود [۳] بر اساس این رویکرد در دهه اخیر تعدادی از سیگنال‌های نوروفیزیولوژیک برای کاربرد احتمالی در تشخیص فریب مورد بررسی قرار گرفته است. از جمله این رویکردها می‌توان به تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی<sup>۱</sup> و پتانسیل‌های وابسته به رخداد<sup>۲</sup> اشاره کرد [۳].

از زمان آغاز فریبکاری بین انسان‌ها، تلاش بر این بوده است تا روش‌هایی برای تشخیص فریب و تعیین حقیقت توسعه یابد. این روش‌ها معمولاً شامل مصاحبه و بازجویی‌هایی برای تشخیص فریب و افشای آنچه که یک فرد فریبکار به اختیار خود بیان نخواهد کرد، بوده است [۱]. در قرن بیستم، تشخیص دروغ با توسعه روش‌هایی صورت گرفت که از واکنش‌های فیزیولوژیک به‌عنوان معیارهای شناسایی فریب استفاده می‌کنند. در این مطالعات به‌طور معمول از معیارهایی همانند نرخ تنفس، ضربان قلب، فشار خون و پاسخ الکترودرمی به‌عنوان شاخص‌های شناسایی فریب بهره گرفته شده است [۲]. این روش متکی به اندازه‌گیری پارامترهای فیزیولوژیکی محیطی، در شرایطی که

<sup>۱</sup> Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)

<sup>۲</sup> Event-Related Potential (ERP)

\* رایانامه نویسنده مسئول: A.janghorbani@semnan.ac.ir

## ۱-۱- آزمون دروغ‌سنجی مبتنی بر سیگنال الکتروانسفالوگرام

برخی از محرک‌ها دارای قابلیت ایجاد تغییرات گذرا، معین و قابل تشخیص در فعالیت سیگنال الکتروانسفالوگرام<sup>۱</sup> هستند. دسته‌ای از این پدیده‌ها به یک محرک بیرونی وابسته هستند و برخی از آن‌ها بدون وجود محرک بیرونی و در طی فعالیت عادی در مغز پدیدار می‌شوند؛ در حالی که تولید برخی دیگر مبتنی بر انجام یک فرآیند یادگیری خواهد بود [۴]. چنین تغییراتی که وابسته به یک تحریک خارجی هستند به‌عنوان پتانسیل‌های وابسته به رخداد، شناخته می‌شوند. پتانسیل‌های وابسته به رخداد دارای مؤلفه‌های مختلفی است که از بین تمامی آن‌ها، P300 دارای جایگاه ویژه‌ای است. مؤلفه P300 یک موج بالارونده در سیگنال الکتروانسفالوگرام است. این مؤلفه، حاصل یک فرآیند طبیعی در مغز است که بدون نیاز به هر گونه آموزش به فرد و به دنبال رخداد خاصی مانند مواجهه با یک محرک غیر معمول در میان تعداد زیادی محرک معمول، در مغز ظاهر می‌شود. به‌سازوکار کلی ثبت P300 الگوی تحریک غیر معمول<sup>۲</sup> می‌گویند. در این سازوکار چندین تحریک به‌صورت مکرر به مغز اعمال می‌شود که یکی از آن‌ها غیر معمول است و با احتمال کمتری روی می‌دهد. انتظار می‌رود که در هنگام مواجهه فرد با این تحریک غیر معمول، مؤلفه P300 ظاهر شود.

از لحاظ فیزیکی، P300 دارای قطبیت مثبت و دامنه آن حدود ۱۰ تا ۱۵ میکروولت است. برای تحریک‌های صوتی، میزان تأخیر مؤلفه P300 نسبت به زمان اعمال تحریک، به‌طور متوسط حدود ۳۰۰ میلی‌ثانیه است که علت انتخاب نامگذاری P300 نیز به علت قطبیت مثبت و تأخیر ۳۰۰ میلی‌ثانیه‌ای آن بوده است [۵]. با توجه به ارتباطی که بین ظهور مؤلفه P300 و فعالیت‌های شناختی مغز وجود دارد، از این مؤلفه در تحقیقاتی که به نحوی با جنبه‌های شناختی فعالیت مغز ارتباط دارند، استفاده شده است. یکی از موضوع‌های کاربردی در این زمینه، مسئله دروغ‌سنجی مبتنی بر سیگنال‌های مغزی است. در این راستا پژوهش‌هایی برای اولین بار توسط روزنفلد، فارول و دونچین انجام شده است [۲، ۵، ۶].

آزمون دانش گناهکار<sup>۳</sup> یک روش مبتنی بر اندازه‌گیری و بررسی تغییرات سیگنال الکتروانسفالوگرام در مواجهه با اطلاعات مربوط به صحنه جرم است که می‌تواند در تشخیص دانش پنهان افراد گناهکار استفاده شود. مؤلفه P300 کارایی بالایی از خود در

این آزمون نشان داده است [۷-۹]. در این آزمون دروغ‌سنجی، سه نوع محرک به فرد ارائه می‌شود:

- محرک پروب<sup>۴</sup>؛ مربوط به صحنه جرم است که تنها افراد گناهکار آن را می‌شناسند و افراد بی‌گناه آن را نمی‌شناسند. در فرآیند دروغ‌سنجی، محرک پروب برای افراد گناهکار، محرک غیر معمول و برای افراد بی‌گناه محرک معمول است.
- محرک هدف<sup>۵</sup>؛ هر دو گروه گناهکار و بی‌گناه این محرک را می‌شناسند و از آن‌ها خواسته می‌شود با مشاهده آن واکنش نشان دهند. در فرآیند دروغ‌سنجی محرک هدف، محرک غیر معمول است و انتظار می‌رود سیگنال الکتروانسفالوگرام به‌دست آمده از اعمال این محرک دارای مؤلفه P300 باشد.
- محرک غیر مرتبط<sup>۶</sup>؛ این محرک به صحنه جرم مربوط نیست و هر دو گروه افراد بی‌گناه و گناهکار با این محرک آشنا نیستند. در فرآیند دروغ‌سنجی محرک غیر مرتبط، محرک معمول است و انتظار می‌رود سیگنال الکتروانسفالوگرام به‌دست آمده از اعمال آن مؤلفه P300 نداشته باشد.

در فرآیند دروغ‌سنجی اگر سیگنال حاصل از اعمال تحریک پروب به سوژه، با سیگنال حاصل از اعمال تحریک هدف به‌وی مشابهت داشته باشد، سوژه گناهکار است و اگر مشابه سیگنال حاصل از اعمال تحریک غیر مرتبط به سوژه باشد سوژه بی‌گناه است. دامنه P300 اغلب کوچک‌تر از اندازه سیگنال الکتروانسفالوگرام پس‌زمینه است. بنابراین، شناسایی و توصیف P300، به روش‌های افزایش نسبت سیگنال به نویز<sup>۷</sup> وابسته است. یکی از رایج‌ترین روش‌های افزایش سیگنال به نویز، میانگین‌گیری سنکرون از تعداد زیادی تک ثبت ناشی از اعمال محرک‌های همجنس به سوژه است [۱۰]. فرض اساسی در روش میانگین‌گیری این است که پتانسیل‌های وابسته به رخداد معین هستند اما، به‌صورت مخلوط با سیگنال الکتروانسفالوگرام درآمده‌اند. بر اساس این فرضیات سیگنال تک ثبت را به‌صورت رابطه (۱) مدل می‌کنند.

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (1)$$

که در آن،  $s(t)$  پتانسیل وابسته به رخداد و  $n(t)$  سیگنال الکتروانسفالوگرام پس‌زمینه است که با نویز گوسی سفید

<sup>4</sup> Probe

<sup>5</sup> Target

<sup>6</sup> Irrelevant

<sup>7</sup> Signal-to-Noise Ratio (SNR)

<sup>1</sup> Electroencephalogram

<sup>2</sup> Oddball

<sup>3</sup> Guilty Knowledge Test (GKT)

باشد، سوژه گناهکار شناخته می‌شود.

روش دیگر تجزیه و تحلیل دادگان بر اساس ویژگی‌های ریخت‌شناسی<sup>۳</sup> است. این روش شامل ویژگی‌هایی مانند تأخیر، دامنه و عبور از صفر<sup>۴</sup> مؤلفه P300 است که تا حدودی با موفقیت در آزمون دانش گناهکار مورد استفاده قرار گرفته است [۹]. از دیگر روش‌های تجزیه و تحلیل مؤلفه P300 می‌توان به روش‌های تجزیه زمان-فرکانس، مانند ویژگی‌های زمان-فرکانسی مبتنی بر تبدیل موجک<sup>۵</sup> و تجزیه حالت عملکردی<sup>۶</sup> [۱۳] اشاره کرد. در همین راستا گائو<sup>۷</sup> و همکارانش، با استفاده از روش میانگین‌گیری و استخراج ویژگی‌های ریخت‌شناسی، فرکانسی و ویژگی‌های زمان-فرکانسی مبتنی بر تبدیل موجک به تشخیص افراد گناهکار و بی‌گناه پرداختند [۸]. در این مطالعه از یک الگوریتم حذف نویز مکانی به منظور پیش‌پردازش استفاده شده است. سپس، ماشین بردار پشتیبان<sup>۸</sup> به‌عنوان طبقه‌بند استفاده شد. همچنین سائینی<sup>۹</sup> و همکارانش در سال ۲۰۱۹، از ترکیب‌های مختلف ۴۰ ویژگی استخراج شده از دادگان [۸]، مانند ویژگی‌های ریخت‌شناسی، ویژگی‌های فرکانسی، ویژگی‌های تبدیل موجک و تجزیه حالت عملکردی، برای طبقه‌بندی افراد گناهکار و بی‌گناه، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان استفاده کردند [۱۴].

همان‌طور که بیان شد، فرض مهم در روش‌های میانگین‌گیری و آشکارسازی P300 آن است که این مؤلفه‌ها در تک ثبت‌های مختلف ثابت هستند. اما تأخیر، دامنه و ظاهر آن‌ها می‌تواند به طرز چشمگیری در میانگین‌گیری از تک ثبت‌های مختلف، متفاوت باشد. این امر ناشی از متفاوت بودن ویژگی‌های ذکر شده P300 در تک ثبت‌های متفاوت است. در نتیجه، روش میانگین‌گیری می‌تواند منجر به از دست رفتن اطلاعات مذکور شود. علاوه بر این، پیاده‌سازی این روش نیازمند اعمال تعداد زیادی محرک است. از این رو باید زمان بیشتری برای ثبت سیگنال اختصاص داده شود که این امر باعث افزایش خستگی افراد می‌شود [۱۵]. علی‌رغم این که با استفاده از روش‌های بوت‌استرپ تفاوت دامنه و بوت‌استرپ تفاوت ضرایب همبستگی، نسبت سیگنال به نویز مؤلفه P300 قابل افزایش است، اما برخی از افراد گناهکار دارای مؤلفه P300 ضعیفی هستند؛ از این رو تشخیص آن‌ها به‌عنوان گناهکار دشوار است. بنابراین، منطقی است که از روش‌های مبتنی بر پردازش تک ثبت برای بررسی

$(N(0, \sigma^2))$  مدل می‌شود. بنابراین بر اساس این مدل در میانگین‌گیری از تک ثبت‌ها، پتانسیل وابسته به رخداد تقویت شده و با توجه به فرض صفر بودن میانگین سیگنال الکتروانسفالوگرام، نسبت سیگنال به نویز افزایش می‌یابد. در نهایت، میانگین‌گیری در حوزه زمان منجر به آشکارسازی پتانسیل‌های وابسته به رخداد می‌شود.

روش بوت‌استرپ تفاوت دامنه<sup>۱</sup> و بوت‌استرپ تفاوت ضرایب همبستگی<sup>۲</sup> از روش‌های پردازش سیگنال در حوزه دروغ‌سنجی و بر اساس میانگین‌گیری از تک ثبت‌های همجنس هستند [۱۱]. در روش بوت‌استرپ تفاوت دامنه زیرمجموعه‌ای از مجموعه تک ثبت‌های پروب به‌صورت تصادفی و با جایگذاری انتخاب می‌شود. با میانگین‌گیری از تک ثبت‌های این زیرمجموعه، شکل موج میانگین ایجاد و مؤلفه P300 آشکار و دامنه آن محاسبه می‌شود. این فرآیند برای مجموعه تک ثبت‌های هدف و غیر مرتبط نیز تکرار می‌شود. سپس اختلاف بین دامنه سیگنال پروب و سیگنال غیر مرتبط و اختلاف بین دامنه سیگنال پروب و سیگنال هدف به‌دست می‌آید. پارامتر اصلی روش بوت‌استرپ تفاوت دامنه برای تصمیم‌گیری در مورد گناهکار یا بی‌گناهی سوژه، اختلاف (D) بین مقادیر حاصل از اختلاف دامنه مؤلفه P300 سیگنال پروب و سیگنال غیر مرتبط و اختلاف دامنه مؤلفه P300 سیگنال پروب و سیگنال هدف است. با N تکرار از این الگوریتم، N مقدار برای پارامتر D تعیین می‌شود. فقط تعداد مقادیر D که در آن  $D > 0$  شمارش می‌شود. هر چه این عدد بزرگ‌تر از آستانه مورد نظر باشد، سیگنال پروب با سیگنال غیر مرتبط متفاوت‌تر و به سیگنال هدف شباهت بیشتری دارد و در نتیجه احتمال گناهکار بودن سوژه بیشتر است.

روش بوت‌استرپ تفاوت ضرایب همبستگی توسط فارول و دونچین پیشنهاد شده است [۱۲]. این روش بر این فرض استوار است که در یک فرد گناهکار، ضریب همبستگی بین پاسخ به محرک‌های پروب و محرک‌های هدف بزرگ‌تر از ضریب همبستگی بین محرک‌های پروب و غیر مرتبط است. در حالی که در یک سوژه بی‌گناه تفاوت معناداری بین این مقادیر همبستگی انتظار نمی‌رود. پارامتر اصلی این الگوریتم نیز اختلاف (D) بین ضریب همبستگی سیگنال پروب و سیگنال غیر مرتبط و ضریب همبستگی بین سیگنال پروب و سیگنال هدف است. مشابه الگوریتم بوت‌استرپ تفاوت دامنه، این الگوریتم نیز N بار تکرار و N مقدار برای پارامتر D تعیین می‌شود. تعداد مقادیر D که در آن  $D > 0$  شمارش می‌شود. اگر این عدد بزرگ‌تر از آستانه مورد نظر

<sup>3</sup> Morphological

<sup>4</sup> Zero-crossing

<sup>5</sup> Wavelet Transform (WT)

<sup>6</sup> Empirical Mode Decomposition (EMD)

<sup>7</sup> Gao

<sup>8</sup> Support Vector Machine (SVM)

<sup>9</sup> Saini

<sup>1</sup> Bootstrapped Amplitude Difference (BAD)

<sup>2</sup> Bootstrapped Correlation Difference (BCD)

P300 استفاده شود.

روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌های غیر خطی بر اساس بررسی تراژکتوری بازسازی شده در فضای فاز<sup>۵</sup> و با استفاده از نگاشت بازخداد<sup>۶</sup> انجام می‌شود [۲۲].

نگاشت بازخداد یک ابزار گرافیکی برای مطالعه سامانه‌های دینامیکی غیر خطی است که اولین بار توسط اکمن در سال ۱۹۸۷ ارائه شد [۲۳]. این نگاشت یک ماتریس  $N \times N$  است که فاصله بین حالات تراژکتوری یک سامانه دینامیکی را در زمان‌های مختلف ارزیابی و بر اساس این فاصله، حالات وابسته به یکدیگر تعیین می‌شود (رابطه ۲).

$$R_{i,j}(\varepsilon) = \begin{cases} 1: \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\| \leq \varepsilon \\ 0: \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$\bar{x}_i \in \mathbb{R}^d \quad i, j = 1, \dots, N$$

که در آن،  $N$  تعداد نقاط اندازه‌گیری شده  $\bar{x}_i$  است. آستانه فاصله،  $\theta(\cdot)$  تابع هوی‌ساید<sup>۷</sup> و  $\|\cdot\|$  یک نرم<sup>۸</sup> است. این نگاشت فاصله بین حالات تراژکتوری یک سامانه دینامیکی را در زمان‌های مختلف ارزیابی و بر اساس این فاصله، حالات وابسته به یکدیگر را تعیین می‌کند. آستانه فاصله ( $\varepsilon$ ) یک کره به مرکز  $\bar{x}_i$  تعریف می‌کند. اگر  $\bar{x}_j$  در این کره باشد، به حالت  $\bar{x}_i$  نزدیک است. بنابراین به‌عنوان بازخداد حالت  $\bar{x}_i$  در نظر گرفته می‌شود و  $R_{i,j}(\varepsilon) = 1$ . بنابراین، RP یک تصویر باینری است که در آن هر پیکسل نشان دهنده بازخداد حالت در یک سامانه پویا بر اساس آستانه فاصله است [۲۴]. تجزیه و تحلیل کمی بازخداد<sup>۹</sup> روشی است که اطلاعات مربوط به بازخداد حالات تراژکتوری و مدت زمان آن را کمی‌سازی می‌کند. از آنجا که این نمودار یک تصویر باینری است، بنابراین اطلاعات ساختاری به‌دست آمده از آن محدود است. نگاشت بازخداد و تجزیه و تحلیل کمی بازخداد در چندین مطالعه سیگنال الکتروانسفالوگرام برای کاربردهایی مانند بازیابی حافظه [۲۵]، تشخیص مؤلفه‌های پتانسیل وابسته به رخداد [۲۶]، تشخیص احساسات [۲۷ و ۲۸] و تشخیص صرع [۲۹] با موفقیت به کار گرفته شده‌اند.

همچنین در دروغ‌سنجی، مهرنام و همکارانش [۳۰] از نگاشت بازخداد و تجزیه و تحلیل کمی بازخداد به‌منظور تشخیص افراد گناهکار و بی‌گناه استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که دامنه برخی از ویژگی‌های کمی نگاشت بازخداد در افراد گناهکار به‌طور قابل توجهی بیشتر از افراد بی‌گناه است. علاوه بر این، مهرنام و همکارانش [۷] با استفاده از ویژگی‌های نگاشت

در روش پردازش تک ثبت، برای تشخیص فرد گناهکار از بی‌گناه دو رویکرد وجود دارد. یک رویکرد این است که فرآیند تشخیص فرد گناهکار و بی‌گناه بر اساس سیگنال پروب افراد و به روش اعتبارسنجی یک سوژه بیرون<sup>۱</sup> انجام می‌شود. در این رویکرد آموزش طبقه‌بند بر اساس سیگنال پروب تمامی سوژه‌ها به جز یک سوژه انجام می‌شود. سپس آزمون طبقه‌بند با سیگنال پروب سوژه‌ای که در فرآیند آموزش طبقه‌بند استفاده نشده است، صورت می‌گیرد [۷]. رویکرد دیگر، تشخیص مبتنی بر سوژه است و طبقه‌بند با سیگنال هدف و غیر مرتبط هر سوژه آموزش می‌بیند و آزمون طبقه‌بند با سیگنال پروب همان سوژه انجام می‌شود. با این رویکرد تنوع فردی پاسخ‌های P300 در فرآیند تشخیص لحاظ می‌شود و سنجش هر فرد بر اساس سیگنال‌های دارای P300 و سیگنال‌های بدون P300 ثبت شده از خود شخص است [۱۶].

چالش اصلی در به‌دست آوردن تخمین قابل اعتماد از P300ها در سطح پردازش تک ثبت، افزایش نسبت سیگنال به نویز پاسخ‌های P300 به‌طور مؤثر و مطمئن است. با این حال، این روش توانسته تا حد زیادی موفق عمل کند [۱۷]. بوتا و همکارانش [۱۸] با استفاده از تحلیل طیف سیگنال نزدیک به مادون قرمز<sup>۲</sup> به‌صورت تک ثبت به دروغ‌سنجی پرداختند. ابوطالبی و همکارانش [۹]، با استخراج ویژگی‌های ریخت‌شناسی، فرکانسی و تبدیل موجک از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به‌صورت تک ثبت به تشخیص فرد گناهکار پرداختند. گائو و همکارانش [۱۹]، به‌منظور بررسی وجود اختلاف قابل توجه در مقادیر همدوسی موجک<sup>۳</sup> از تک ثبت‌های بخش‌های مختلف مغز در آزمون دروغ‌سنجی استفاده کردند. همچنین از این روش برای جداسازی مؤلفه‌های پتانسیل وابسته به رخداد استفاده می‌شود [۲۰ و ۲۱].

از دیگر روش‌های پردازش سیگنال به‌صورت تک ثبت استفاده از روش‌های پردازش مبتنی بر دینامیک غیر خطی سیگنال است. به‌طور کلی، سیگنال‌های زیستی غیر ایستان، غیر خطی، دارای دینامیک آشوبناک و نویزی هستند. غیر ایستان بودن سیگنال الکتروانسفالوگرام به این معنی است که مشخصات آماری سیگنال با گذشت زمان تغییر می‌کند و فعالیت مغز اساساً غیر ثابت است. بنابراین تجزیه و تحلیل سیگنال الکتروانسفالوگرام با روش‌های پردازشی آشوبناک<sup>۴</sup> می‌تواند مفید واقع شود. یکی از

<sup>5</sup> Phase Space

<sup>6</sup> Recurrence Plot (RP)

<sup>7</sup> Heaviside

<sup>8</sup> Norm

<sup>9</sup> Recurrence Quantification Analysis (RQA)

<sup>1</sup> Leave One Subject Out

<sup>2</sup> Functional Near-Infrared Spectroscopy (fNIRS)

<sup>3</sup> Wavelet Coherence (WC)

<sup>4</sup> Chaotic

را تحت تأثیر قرار دهد. در سال‌های اخیر، مفهومی به نام نگاشت بازخداد فازی<sup>۲</sup> بیان شده است که درجه تعلق فازی هر حالت به خوشه‌های فازی مختلف حالات را تعیین می‌کند. در مفهوم این نگاشت مشکلات ناشی از انتخاب پارامتر آستانه مورد نیاز تجزیه و تحلیل نگاشت بازخداد وجود ندارد و یک تصویر بازخداد فازی، حاوی مقادیر در بازه [۰،۱] برای هر پیکسل ساخته می‌شود. در واقع نگاشت بازخداد فازی، نسخه تعمیم یافته نگاشت بازخداد است و محدودیت‌های انتخاب این آستانه برای آن وجود ندارد. نگاشت بازخداد فازی نه تنها می‌تواند به‌عنوان یک ابزار تصویرسازی مفید باشد، بلکه اطلاعات ساختاری آن را می‌توان به راحتی با استفاده از روش‌های تجزیه و تحلیل بافت برای تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی الگو استخراج کرد.

برای حل چالش مطرح شده، در این مقاله برای اولین بار برای تشخیص فرد گناهکار از بی‌گناه در آزمون دروغ‌سنجی از نگاشت بازخداد فازی و رویکرد پردازش تک ثبت و مبتنی بر سوژه بهره گرفته شد. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل (۱) نمایش داده شده است.

بر اساس این بلوک دیاگرام پس از تشکیل تصویر خاکستری از سیگنال تک ثبت الکتروانسفالوگرام با استفاده از نگاشت بازخداد فازی، چهار ویژگی بافت تصویر با بهره‌گیری از روش ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری<sup>۳</sup> استخراج و با استفاده از طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایگی<sup>۴</sup> طبقه‌بندی شد. نتیجه حاصل از این طبقه‌بندی برای تشخیص افراد گناهکار و بی‌گناه مورد استفاده قرار گرفت. در رویکردی دیگر و برای مقایسه نتایج حاصل از این روش با مطالعات مشابه، از روش تجزیه و تحلیل کمی بازخداد برای استخراج ۱۳ ویژگی نگاشت بازخداد استفاده شد. در نهایت این ویژگی‌ها با طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایگی طبقه‌بندی و برای تشخیص افراد گناهکار و بی‌گناه مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل از این مقاله حاکی از برتری روش پیشنهادی این مقاله بر اساس نگاشت بازخداد فازی نسبت به روش معمول تجزیه تحلیل کمی نگاشت بازخداد است.

در ادامه این مقاله، در بخش ۲ روش استخراج ویژگی بر اساس نگاشت بازخداد فازی و تجزیه و تحلیل کمی بازخداد شرح داده خواهد شد. بخش ۳ این مقاله به بررسی روش طبقه‌بندی و اعتبارسنجی اختصاص یافته است. بخش ۴ مربوط به نتایج آزمایش‌های تجربی و تحلیل نتایج کمی است و بخش ۵ به جمع‌بندی مقاله و معرفی پژوهش‌های آتی خواهد پرداخت.

بازرخداد، ریخت‌شناسی، فرکانسی و زمان-فرکانسی مبتنی بر تبدیل موجک استخراج شده از دادگان دروغ‌سنجی و استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌منظور انتخاب ویژگی‌های بهینه، به دروغ‌سنجی پرداختند. سپس، با استفاده از طبقه‌بند آنالیز افتراقی خطی<sup>۱</sup> افراد گناهکار و بی‌گناه را طبقه‌بندی کردند.

## ۱-۲- چالش مطرح

همان‌طور که اشاره شد، در بررسی کمی نگاشت بازخداد، آستانه  $\epsilon$  یک پارامتر مهم است. این پارامتر مبنای قضاوت درباره بازخداد یک حالت از سامانه قرار می‌گیرد. بر این اساس، نگاشت بازخداد یک ماتریس یا تصویر باینری مربعی است که در آن هر پیکسل نشان دهنده بازخداد حالت متناظر یک سامانه دینامیکی است. از آنجا که این نگاشت یک تصویر باینری است، بنابراین اطلاعات ساختاری به‌دست آمده از آن محدود است. برای بررسی ساختارهای مختلف در نگاشت بازخداد، معیارهای مختلفی پیشنهاد شده است. به‌طور مثال تجزیه و تحلیل کمی بازخداد روشی است که اطلاعات مربوط به تعداد و مدت زمان تکرار حالات یک سامانه دینامیکی بازنمایی شده توسط تراژکتوری فضای فاز را کمی می‌کند. بنابراین، انتخاب مقدار مناسب آستانه فاصله در این نگاشت حائز اهمیت است.

اگر  $\epsilon$  خیلی کوچک انتخاب شود، تقریباً هیچ بازخدادی در سامانه ایجاد نشده و نمی‌توان در مورد ساختار بازخداد سامانه، اطلاعات مفیدی استخراج کرد. از طرف دیگر، اگر  $\epsilon$  خیلی بزرگ انتخاب شود، تقریباً هر حالت، همسایه حالت‌های دیگر در فضای فاز است که منجر به آرتیفکت‌ها و ساختارهای مورب ضخیم‌تر و طولانی‌تر در نگاشت بازخداد می‌شود. از این رو، باید در بررسی کمی نگاشت بازخداد مقدار مناسبی برای  $\epsilon$  در نظر گرفته شود [۳۱]. علاوه بر این، نویز می‌تواند در انتخاب آستانه بزرگ‌تر مؤثر باشد، زیرا ساختارهای موجود در نگاشت بازخداد را مخدوش می‌کند و در آستانه بالاتر، این ساختار ممکن است حفظ شود. در مطالعات مختلف چندین "فانون کلی" برای انتخاب این آستانه مطرح شده است [۳۳-۳۱] اما به نظر می‌رسد هیچ کدام از این روش‌ها برای تمامی سامانه‌ها کارایی ندارد.

## ۱-۳- روش پیشنهادی و نوآوری

همانگونه که ذکر شد چالش اساسی در استفاده از نگاشت بازخداد تعیین مقدار مناسب برای آستانه می‌باشد. به گونه‌ای که انتخاب متفاوت این آستانه می‌تواند کیفیت بازنمایی این نگاشت

<sup>2</sup> Fuzzy Recurrence Plot (FRP)

<sup>3</sup> Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

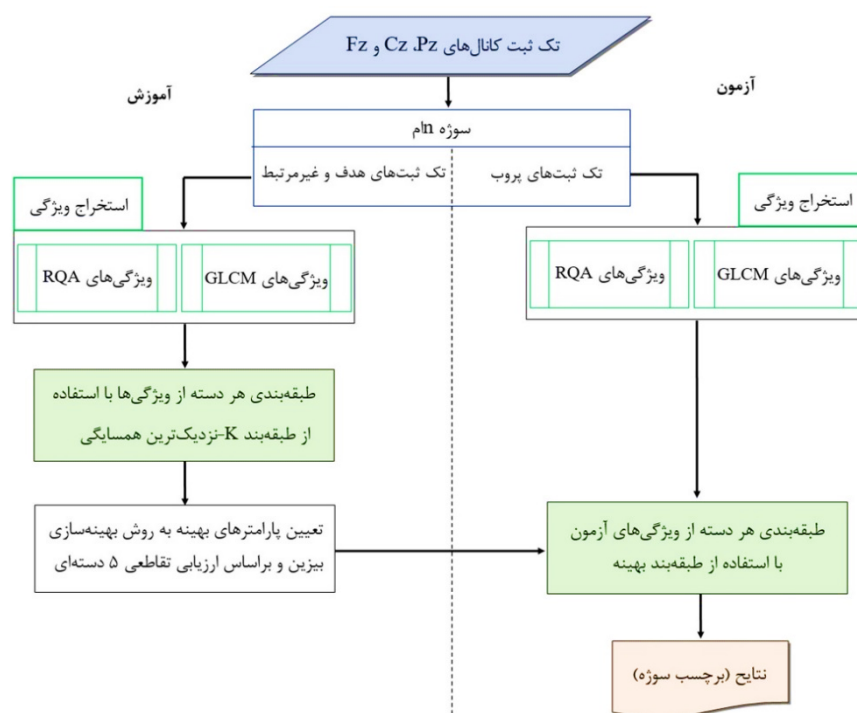
<sup>4</sup> K-Nearest Neighbors (KNN)

<sup>1</sup> Linear Discriminant Analysis

## ۲- استخراج ویژگی

اعمال می‌شود. در این مقاله از روش‌های پردازش سیگنال آشوبناک به منظور استخراج ویژگی استفاده شد. در اغلب مطالعات برای بررسی و آشکارسازی مؤلفه P300 سیگنال الکتروانسفالوگرام از کانال‌های Cz، Pz و Fz برای استخراج ویژگی استفاده شده است. دلیل این امر، دامنه بزرگ‌تر مؤلفه P300 در محور Z مغز است [۱۳].

در این مقاله به منظور تشخیص فرد گناهکار و بی‌گناه رویکرد وابسته به سوژه و پردازش تک ثبت انتخاب گردید. به منظور افزایش نسبت سیگنال به نویز در تک ثبت‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام فرآیند استخراج ویژگی بر روی این سیگنال‌ها



شکل (۱): بلوک دیاگرام روش پیشنهادی این مقاله

که در آن،  $\tau$  زمان تأخیر و  $m$  عدد جاسازی و  $k$  تعداد بردارهای حالت تشکیل شده بر اساس  $L$  نمونه سری زمانی است. در بازسازی فضای فاز انتخاب مقادیر مناسب برای  $\tau$  و  $m$  حائز اهمیت است. اگر  $\tau$  خیلی کوچک باشد، حالات تراژکتوری در فضای فاز دارای اطلاعات تکراری خواهد بود و اگر  $\tau$  خیلی بزرگ باشد، نقاط تراژکتوری غیر مرتبط خواهند بود. متداول‌ترین روش برای انتخاب یک تأخیر زمانی مناسب تشخیص اولین حداقل محلی تابع اطلاعات متقابل<sup>۳</sup> است. همچنین در انتخاب بُعد جاسازی، اگر  $m$  خیلی کوچک باشد، الگوی تراژکتوری به‌طور کامل بازسازی نخواهد شد و اگر  $m$  خیلی بزرگ باشد، منجر به محاسبات اضافی غیر ضروری خواهد شد. برای انتخاب یک بعد جاسازی مناسب از روش نزدیک‌ترین همسایه کاذب<sup>۴</sup> استفاده می‌شود [۳۶].

بر همین اساس، در این مقاله نیز از کانال‌های Cz، Pz و Fz برای استخراج ویژگی از تک ثبت‌های الکتروانسفالوگرام استفاده شد.

### ۱-۲ بازسازی فضای فاز

برای تجزیه و تحلیل یک سیگنال با استفاده از نظریه دینامیک غیر خطی، ابتدا باید فضای فاز تراژکتوری بازسازی شود. شناخته شده‌ترین روش برای بازسازی فضای فاز، استفاده از روش مختصات تأخیر زمانی ارائه شده توسط پاکارد<sup>۱</sup> و همکارانش [۳۴] است که توسط تیکنز<sup>۲</sup> توسعه یافت [۳۵]. در این روش یک سری زمانی عددی  $[u_1, u_2, \dots, u_L]$  در یک فضای  $m$  بعدی جاسازی می‌شود (رابطه ۳).

$$X_k = [u_k, u_{k+\tau}, \dots, u_{k+(m-1)\tau}] \quad (3)$$

<sup>3</sup> Mutual Information (MI)

<sup>4</sup> False Nearest Neighbor (FNN)

<sup>1</sup> Packard

<sup>2</sup> Takens

## ۲-۲- نگاشت بازخداد

اگر بعد جاسازی سیگنال بیش از ۳ باشد، ترسیم فضای فاز آن عملاً غیر ممکن است. در این شرایط نگاشت بازخداد ابزاری مفید است که فضای فاز را بر اساس همسایگی حالت‌ها و بازگشت تراژکتوری سامانه به حالت‌های هم‌جوار، به یک ماتریس قابل نمایش در صفحه دو بعدی تبدیل می‌کند. بررسی نگاشت بازخداد، ویژگی‌های مرتبط با دینامیک سامانه را نشان می‌دهد و می‌تواند به پیش‌بینی رفتارهای آینده آن کمک کند. در واقع این نگاشت ابزاری است که می‌تواند بازخداد حالات یک تراژکتوری  $\mathbb{R}^d$  را در فضای فاز نشان دهد. خروجی این روش به صورت نقاط منفرد، خطوط مورب و خطوط عمودی یا افقی بروز پیدا می‌کند. به ساختار حاصل از این خطوط و نقاط، در مقیاس بزرگ، بافت گفته می‌شود. ماتریس نگاشت بازخداد به صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود.

$$R_{i,j}(\varepsilon) = \theta(\varepsilon - \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|), i, j = 1, \dots, N \quad (4)$$

که در رابطه (۴)،  $N$  تعداد نقاط اندازه‌گیری شده  $\bar{x}_i$ ،  $\varepsilon$  آستانه فاصله،  $\theta(\cdot)$  تابع هوی‌ساید و  $\|\cdot\|$  یک نرم است. نگاشت بازخداد با ترسیم ماتریس بازخداد حالات سامانه به دست می‌آید. همان‌طور که گفته شد چندین روش برای تولید نگاشت بازخداد بر اساس فاصله حالات و آستانه مربوط به وقوع بازخداد مطرح شده است. در این مقاله از روش تعداد ثابت همسایگان<sup>۱</sup> برای ایجاد نگاشت بازخداد استفاده شده است. در این روش  $F$ -نزدیک‌ترین همسایگان هر حالت فضای فاز بر اساس آستانه  $\varepsilon_{FAN}$ ، در رابطه (۵) تعیین و به عنوان نقاط بازخداد در نظر گرفته می‌شوند.

$$\varepsilon_{FAN} = \frac{F}{N} \quad (5)$$

با توجه به اینکه در اغلب مطالعات آستانه برابر با ۰/۱ در نظر گرفته شده است [۳۱، ۳۳، ۳۷]، در این مقاله نیز همین مقدار برای این آستانه تعیین شد.

این نگاشت به صورت بصری اطلاعات درباره پویایی و دینامیک سامانه را با استفاده از رنگ‌های سفید و سیاه نمایش می‌دهد؛ به عنوان مثال برای مختصات  $(i, j)$  این نگاشت که بیانگر وضعیت بازخداد سامانه در لحظات  $i$  و  $j$  است، اگر در این لحظات بازخداد اتفاق افتاده باشد  $R_{i,j} \equiv 1$  و در این مختصات یک نقطه سیاه ایجاد می‌شود و در غیر این صورت  $R_{i,j} \equiv 0$  و در این مختصات یک نقطه سفید ایجاد می‌شود. هر دو محور نگاشت بازخداد محورهای زمانی هستند. این نگاشت همیشه یک خط

اصلی مورب سیاه، منطبق بر نیمساز ربع اول صفحه مختصات دارد. علاوه بر این، در صورتی که نگاشت بازخداد بر اساس آستانه‌گذاری بر روی فاصله اقلیدسی حالات انجام شود نسبت به این نیمساز متقارن است، یعنی  $R_{i,j} \equiv R_{j,i}$  [۳۱].

## ۲-۳- تجزیه و تحلیل کمی بازخداد

به منظور کمی‌سازی اطلاعات بصری بازنمایی شده به وسیله نگاشت بازخداد، چندین معیار کمی مبتنی بر ساختارهای مقیاس کوچک موجود در نگاشت بازخداد معرفی شده‌اند که به عنوان تجزیه و تحلیل کمی بازخداد شناخته می‌شوند [۳۱]. این معیارها بر اساس تراکم نقاط بازخداد و ساختارهای خطی مورب و عمودی نگاشت بازخداد تعریف می‌شوند. در نگاشت بازخداد، خطوط مورب زمانی که بخشی از تراژکتوری در فضای فاز تقریباً به طور موازی با بخش دیگر حرکت می‌کند، ظاهر می‌شوند [۳۸]. بنابراین، خط مورب نشان دهنده بازخداد سامانه برای یک دوره است و طول این خط متناسب با مدت زمان بازخداد است. نگاشت بازخداد سامانه‌های آشوبناک، دارای ساختار خطوط مورب بیشتری نسبت به سامانه‌های تصادفی و کمتر نسبت به سامانه‌های معین هستند. تغییر طول این خطوط می‌تواند بیانگر تغییر شدت رفتار آشوبناک یک سامانه با دینامیک غیر خطی باشد [۳۸]. گروهی از ویژگی‌ها مربوط به ساختار خطوط مورب هستند که شامل تعیین<sup>۲</sup>، میانگین طول خط مورب، حداکثر طول خط مورب و آنتروپی خطوط مورب می‌باشند. گروه دیگری از ویژگی‌ها مربوط به ساختار خطوط عمودی هستند که مدت زمانی را که در آن، حالت سامانه ثابت یا با تغییرات اندک است، نشان می‌دهد. آرامی<sup>۳</sup>، زمان به دام افتادن<sup>۴</sup> و حداکثر طول خطوط عمودی از جمله ویژگی‌های مربوط به ساختارهای خطوط عمودی هستند. برخی از ویژگی‌ها مربوط به زمان بازخداد هستند. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به زمان بازخداد نوع اول، زمان بازخداد نوع دوم و آنتروپی تراکم دوره بازخداد<sup>۵</sup> اشاره کرد.

گروهی دیگر از معیارها از نظریه شبکه پیچیده نشأت گرفته‌اند. مروان و همکارانش [۳۹]، یک رویکرد جدید برای تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی با استفاده از نظریه شبکه پیچیده بر اساس ماتریس مجاورت شبکه پیچیده معرفی کردند. بر این

<sup>2</sup> Determinism

<sup>3</sup> Laminarity

<sup>4</sup> Trapping Time (TT)

<sup>5</sup> Recurrence Period Density Entropy (RPDE)

<sup>1</sup> Fixed Amount of Neighbors (FAN)



- آنالیز خطی مورب

این معیار پیچیدگی نگاشت بازخدا را بر اساس خطوط مورب اندازه‌گیری می‌کند و به صورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شود.

$$ENTR = - \sum_{l=l_{min}}^N P(l) \ln P(l) \quad (10)$$

لازم به ذکر است معیارهای تعیین، میانگین طول خطوط مورب و حداکثر طول خط مورب برای سامانه‌های معین دارای مقادیر بالاتری نسبت به سامانه‌های تصادفی هستند [۴۰].

- آرامی

برای محاسبه معیار آرامی تعداد نقاط بازخدا که به صورت خطوط عمودی در نگاشت بازخدا (با حداقل طول  $v_{min}$ ) تشکیل می‌شوند بر تعداد کل نقاط بازخدا تقسیم می‌شود (رابطه ۱۱).

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=1}^N vP(v)} \quad (11)$$

که در آن،  $P(v)$  هیستوگرام خطوط عمودی به طول  $v$  است.

- زمان به دام افتادن

زمان به دام افتادن به متوسط طول ساختارهای خطوط عمودی اشاره دارد و متوسط زمانی را که یک سامانه در یک حالت خاص بدون تغییر باقی مانده است، تخمین می‌زند (رابطه ۱۲).

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N P(v)} \quad (12)$$

- حداکثر طول خط عمودی

حداکثر طول خط عمودی بیانگر طولانی‌ترین خط عمودی در نگاشت بازخدا است. این معیار را می‌توان به صورت رابطه (۱۳) توصیف کرد.

$$v_{max} = \max\{v_i\}_{i=1}^N \quad (13)$$

در تجزیه و تحلیل نتایج، توجه به این نکته ضروری است که آرامی، زمان به دام افتادن و حداکثر طول خط عمودی با پیچیدگی سامانه نسبت عکس دارند. این بدان معنی است که مقادیر کم معیارهای آرامی، زمان به دام افتادن و حداکثر طول خط عمودی حاکی از پیچیدگی زیاد در پویایی سامانه است، زیرا سامانه تنها برای مدت کوتاهی در وضعیتی مشابه وضعیت قبلی باقی می‌ماند [۴۰ و ۴۱].

اساس، بردارهای فضای فاز را می‌توان گره‌های یک شبکه در نظر گرفت و بازخداها در فضای فاز، پیوندهای بین گره‌ها است. این ویژگی‌ها شامل ضریب خوشه‌بندی و انتقال‌پذیری است. بر اساس نکات مطرح شده، در این مقاله ۱۳ معیار تجزیه و تحلیل کمی بازخدا استفاده شده است. این ویژگی‌ها به شرح زیر است:

- نرخ بازخدا

نرخ بازخدا<sup>۱</sup> که مربوط به تراکم نقاط بازخدا است بر اساس رابطه (۶) محاسبه می‌شود و درصد نقاط بازخدا در نگاشت بازخدا را کمی می‌کند و میانگین تعداد همسایگان هر یک از حالات فضای فاز را در همسایگی خود نشان می‌دهد.

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j} \quad (6)$$

که در آن،  $N$  بعد ماتریس بازخدا است.

- تعیین

برای محاسبه تعیین، نسبت تعداد نقاط بازخدا که به صورت خطوط مورب در این نگاشت تشکیل می‌شوند به تعداد کل نقاط بازخدا محاسبه می‌شود (رابطه ۷):

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(l)}{\sum_{l=1}^N lP(l)} \quad (7)$$

که در آن،  $l_{min}$  حداقل طول خط مورب و  $P(l)$  هیستوگرام خطوط مورب با طول  $l$  است.

- میانگین طول خط مورب

این معیار بیانگر متوسط زمانی است که دو بخش از تراژکتوری در فضای فاز نزدیک به هم حرکت می‌کنند [۲۴]. بنابراین می‌تواند به عنوان میانگین زمان پیش‌بینی‌پذیری یک سامانه آشوبناک معرفی شود. رابطه (۸) بیانگر روش محاسبه این ویژگی است.

$$L = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(l)}{\sum_{l=1}^N P(l)} \quad (8)$$

- حداکثر طول خط مورب

حداکثر طول خط مورب، بیانگر طولانی‌ترین خط مورب در نگاشت بازخدا است که به صورت رابطه (۹) بیان می‌شود.

$$L_{max} = \max\{l_i\}_{i=1}^{N_l} \quad (9)$$

که در آن،  $N_l$  تعداد کل خطوط مورب است.

<sup>1</sup> Recurrence Rate (RR)

$$Trans = \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{j,k=1}^N A_{ij} A_{jk} A_{ki}}{\sum_{j,k=1}^N A_{ij} A_{ki}} \quad (18)$$

که در این رابطه،  $A_{jk}$  درایه سطر  $j$ ام و ستون  $k$ ام از ماتریس مجاورت  $A$  است.

### ۲-۴- نگاشت بازخداد فازی

در سال‌های اخیر، مفهومی به نام نگاشت بازخداد فازی توسط فام پیشنهاد شده است [۴۲]. بر اساس این روش درجه تعلق فازی هر حالت به خوشه‌های فازی مختلف به‌دست آمده از خوشه‌بندی کلیه حالات تراژکتوری در فضای فاز، تعیین می‌شود. سپس بر اساس این درجات تعلق تصویری تشکیل می‌شود که درجه خاکستری هر پیکسل بر اساس درجه تعلق حالات فضای فاز متناظر آن به خوشه‌های فازی مذکور تعیین می‌گردد. الگوریتم تبدیل داده‌های سری زمانی به یک تصویر بافتی به شرح زیر خلاصه می‌شود:

در این الگوریتم  $X = \{x\}$  سری زمانی مورد نظر،  $V = \{v\}$  مجموعه خوشه‌های فازی از حالت‌های فضای فاز در نظر گرفته می‌شود. رابطه فازی  $R$  از  $X$  به  $V$  یک زیرمجموعه فازی از  $X \times V$  است که با یک تابع عضویت فازی  $\mu \in [0,1]$  تعیین می‌شود. این درجه عضویت فازی بیانگر قدرت رابطه هر جفت  $(x, v)$  در  $R$  و دارای ویژگی‌های زیر است:

$$\mu(x, x) = 1, \forall x \in X \quad (19)$$

۱. بازتاب:

$$\mu(x, v) = \mu(v, x), \forall x \in X, \forall v \in V \quad (20)$$

۲. تقارن:

$$\mu(x, z) = \min_v [\mu(x, v) \wedge \mu(v, z)], \quad \forall x \in X, \forall z \in Z \quad (21)$$

۳. انتقال‌پذیری:

که رابطه (۲۱) ترکیب max-min نامیده می‌شود و نمادهای  $V$  و  $Z$  به ترتیب برای حداکثر به‌عنوان t-norm و حداقل به‌عنوان s-norm به کار می‌روند. در نگاشت بازخداد فازی، میزان درجه خاکستری هر پیکسل در مختصات  $(x, z)$  از رابطه (۲۱) محاسبه می‌شود. در این نگاشت، الگوریتم فازی c-means (FCM) برای به‌دست آوردن خوشه‌های فازی حالت‌های فضای فاز و تعیین فاصله بین حالت‌ها و مراکز خوشه‌های فازی آن‌ها به کار گرفته می‌شود که بر اساس آن استنتاج شباهت بین جفت حالات می‌تواند با استفاده از ترکیب max-min از یک رابطه فازی ایجاد شود. با فرض  $[x_1, x_2, \dots, x_L]$  به‌عنوان مجموعه‌ای از حالت‌های فضای فاز، الگوریتم فازی c-means برای به حداقل رساندن تابع هدف فازی بیان شده در رابطه (۲۲) استفاده می‌شود.

• زمان بازخداد نوع اول

زمان بازخداد نوع اول مقدار میانگین همه زمان‌های بازخداد را نشان می‌دهد (رابطه ۱۴).

$$T_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i^{(1)} \quad (14)$$

که در آن،  $T_i^{(1)}$  میانگین حداقل اختلاف زمانی بین نقاط در همسایگی یک نقطه  $i$  در تراژکتوری بازسازی شده می‌باشد [۳۹].

• زمان بازخداد نوع دوم

زمان بازخداد نوع دوم شامل اطلاعاتی در مورد فاصله زمانی بین بازخداد فعلی و شروع ساختار بازخداد بعدی است (رابطه ۱۵).

$$T_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i^{(2)} \quad (15)$$

که در آن،  $T_i^{(2)}$  میانگین حداقل اختلاف زمانی بین نقاط بازخداد در همسایگی نقطه  $i$  در تراژکتوری بازسازی شده، به استثنای تمام نقاط زمانی پی در پی است [۴۰].

• آنتروپی تراکم دوره بازخداد

آنتروپی تراکم دوره بازخداد حاوی اطلاعاتی در مورد ویژگی‌های تناوبی سیگنال در سامانه دینامیکی است. این اندازه‌گیری به ویژه برای تشخیص تکرارهای توالی یکسان متعلق یک سری زمانی در فضای فاز سامانه مناسب است (رابطه ۱۶).

$$RPD = \frac{1}{\ln(T_{max})} \sum_{t=1}^{T_{max}} P(t) \ln(P(t)) \quad (16)$$

که در آن،  $P(t)$  تخمینی از تابع چگالی تناوب بازخداد و  $T_{max}$  بزرگ‌ترین مقدار بازخداد است.

• ضریب خوشه‌بندی

برای محاسبه معیار ضریب خوشه‌بندی ابتدا ضریب خوشه‌بندی محلی برای هر گره محاسبه می‌شود سپس، ضریب خوشه‌بندی، میانگین ضریب خوشه‌بندی محلی همه گره‌ها می‌باشد (رابطه ۱۷).

$$Clust = \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{j,k=1}^N A_{i,j} A_{j,k} A_{k,i}}{RR_i} \quad (17)$$

که در آن،  $RR_i = \sum_{j=1}^N A_{i,j}$  ماتریس بازخداد محلی است. ماتریس مجاورت  $A$  که در تعاریف به کار رفته، ماتریس بازخداد است که ماتریس واحد از آن کم می‌شود.

• انتقال‌پذیری

انتقال‌پذیری یک شبکه پیچیده به این احتمال مربوط است که دو همسایه هر حالت نیز با هم همسایه هستند و این معیار نشان می‌دهد که یک شبکه چگونه به‌صورت محلی خوشه‌بندی شده است (رابطه ۱۸).

ماتریس جدید از سطوح خاکستری همسایگی‌های یک پیکسل ایجاد و خصوصیات تصویر شناسایی و تعریف می‌شود. ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری ماتریسی را ایجاد می‌کند که همه جفت پیکسل‌هایی را که با یک درجه خاکستری در یک فاصله مشخص از هم قرار دارند، منعکس می‌کند [۴۳، ۴۴ و ۴۷]. یک عنصر از ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری را می‌توان از نظر ریاضی به صورت رابطه (۲۵) بیان کرد.

$$C_d(k, l) = \sum_i \sum_j \sum_\theta \delta[k, g(i, j)] \delta[l, g(i, j) + d\theta] \quad (25)$$

که در آن،  $k$  و  $l$  مقادیر درجه خاکستری هستند،  $g(i, j)$  درجه خاکستری پیکسل  $(i, j) + d\theta$ ،  $g(i, j)$  درجه خاکستری پیکسل  $(i, j)$  است که از پیکسل  $(i, j)$  با فاصله  $d$  در راستایی که با بردار واحد  $\theta$  بازنمایی می‌شود، قرار دارد. در این رابطه  $\delta$ ، دلتای کرونر است. احتمال توأم ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری، که به‌عنوان  $P(i, j)$  مشخص می‌شود، می‌تواند با تقسیم هر یک از عناصر ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری بر تعداد کل جفت پیکسل‌هایی که اتفاق می‌افتند، تعیین شود. با استفاده از  $P(i, j)$  و تصویر درجه خاکستری مرتبط، می‌توان تعدادی از ویژگی‌های بافت مبتنی بر ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری را استخراج کرد. در این مقاله شاخص‌های انرژی، کنتراست، همبستگی و آنتروپی از این ماتریس و بر اساس روابط (۲۶-۲۹) محاسبه می‌شوند [۴۸].

۱. انرژی

$$f_1 = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (26)$$

۲. کنتراست

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \right\}, \quad |i - j| = n \quad (27)$$

۳. همبستگی

$$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (28)$$

۴. آنتروپی

$$f_4 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (29)$$

### ۳- طبقه‌بندی و اعتبارسنجی

الگوریتم  $k$ -نزدیک‌ترین همسایگی یک روش طبقه‌بندی غیر پارامتری است که به‌عنوان یکی از طبقه‌بندهای پرکاربرد و کارآمد در بازشناسی آماری الگو به شمار می‌رود [۴۹]. الگوریتم یادگیری

$$J(U, C) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^f (\mu_{i,j})^\omega [d(x_i, c_j)]^2 \quad (22)$$

که در آن،  $f$  تعداد خوشه‌ها،  $1 < f < N$ ،  $\omega$  تعریف‌کننده وزن فازی،  $U = [\mu_{i,j}]$  ماتریس تقسیم‌بندی فازی  $f$  بخشی،  $C = (c_1, c_2, \dots, c_f)$  بردار مراکز خوشه و  $d(x_i, c_j)$  فاصله بین حالت  $i$ ام سری زمانی  $X$  و مرکز خوشه  $j$ ام از بردار مراکز خوشه  $C$  است.

به‌منظور تعیین مقادیر بهینه  $U$  و  $C$ ، یک راه حل به حداقل رساندن تابع هدف  $J(U, C)$  در قالب یک فرآیند تکراری است که طی آن  $U$  و  $C$  تا رسیدن به همگرایی، به‌روزرسانی می‌شوند. بنابراین، درجه عضویت فازی و مراکز خوشه فازی الگوریتم فازی c-means را می‌توان با استفاده از روابط (۲۳ و ۲۴) به‌روزرسانی کرد.

$$\mu_{i,j} = \frac{1}{\sum_{j=1}^f \left[ \frac{d(x_i, c_k)}{d(x_i, c_j)} \right]^{2/(\omega-1)}}, \quad 1 < k < f \quad (23)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N (\mu_{i,j})^\omega x_i}{\sum_{i=1}^N (\mu_{i,j})^\omega}, \quad \forall j \quad (24)$$

فرآیند به‌روزرسانی با شرط  $\|U^t - U^{t+1}\| \leq k$  متوقف می‌شود که در آن،  $t$  گام زمانی و  $k$  یک عدد مثبت کوچک است و حداقل بهبود را نشان می‌دهد.

نگاشت بازرخداد از خطوط و نقاط تشکیل شده‌اند، اما در نگاشت بازرخداد فازی یک تصویر حاوی مقادیر در بازه  $[0, 1]$  برای هر پیکسل ساخته می‌شود که در آن درجه خاکستری بیانگر میزان شباهت و درجه بازرخداد دو حالت سامانه در زمان‌های متناظر با مختصات پیکسل را بیان می‌کند. بنابراین، نگاشت بازرخداد فازی نسبت به نگاشت بازرخداد برای کاربردهای تشخیص الگو حاوی اطلاعات ارزشمندتری است [۴۳]. علاوه بر این، انتخاب تعداد خوشه‌های فازی در این روش به اندازه انتخاب مقدار آستانه در روش RP حیاتی نیست [۴۴]. در این مقاله، تعداد خوشه‌های فازی برابر با ۱۰ در نظر گرفته شد.

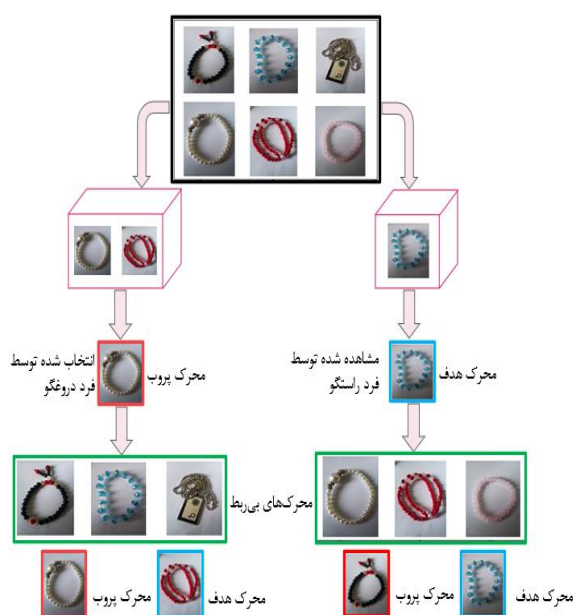
### ۲-۵- ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری

در پردازش تصاویر استفاده از ویژگی‌های بافت از روش‌های پرکاربرد می‌باشد [۴۵]. در سال ۱۹۷۳ هارالیک و همکارانش [۴۶]، برای بررسی ساختار بافت‌های مختلف، ویژگی‌هایی بر اساس روش ماتریس رخدادهای هم‌زمان درجه خاکستری پیشنهاد کردند که از پرکاربردترین روش‌های بررسی ویژگی‌های بافت‌های مختلف است. در این روش با بررسی سطح خاکستری پیکسل مورد نظر و سطوح خاکستری پیکسل‌های همسایه آن، یک

دارد. شیء باقیمانده در جعبه محرک هدف برای فرد گناهکار است و چهار شیء باقیمانده محرک‌های غیر مرتبط می‌باشند. شیء موجود در جعبه برای شخص بی‌گناه به‌عنوان محرک هدف است. سپس، از پنج شیء باقیمانده، یک شیء به‌طور تصادفی انتخاب شده و به‌عنوان محرک پروب تنظیم شده و چهار شیء باقیمانده به‌عنوان محرک غیر مرتبط در نظر گرفته شده است. به همه افراد دستور داده شد که اطلاعات مربوط به اشیای موجود در جعبه مانند سبک و رنگ اشیاء را به خاطر بسپارند. تصاویر این اشیاء به‌عنوان محرک به‌صورت تصادفی روی صفحه، نمایش داده شدند. شکل (۲) طرح پروتکل محرک‌ها را نمایش می‌دهد. هر محرک به مدت ۱/۱ ثانیه با ۳۰ تکرار در یک جلسه نشان داده شد و جلسه ثبت حدود ۵ دقیقه با ۲ دقیقه زمان استراحت به طول انجامید. فاصله بین هر دو محرک ۰/۵ ثانیه بود.

#### ۴-۲- مجموعه داده‌ها

این دادگان از ۳۰ فرد سالم ثبت شده است. دوازده الکترواد (Fp1، Fp2، Fp3، Fz، F4، F3، Cz، C4، P3، Pz، P4 و Oz) و سامانه بین‌المللی ۱۰-۲۰ استفاده شد. سیگنال الکترواوکولوگرام عمودی (VEOG) از چشم راست (۲/۵ سانتی‌متر زیر و بالاتر از مردمک) و سیگنال الکترواوکولوگرام افقی (HEOG) از قسمت بیرونی گوشه چشم ثبت شده است. سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و الکترواوکولوگرام با یک فیلتر میان‌گذر از ۰/۱ تا ۳۰ هرتز به‌صورت آنالین فیلتر شدند و با فرکانس نمونه‌برداری ۵۰۰ هرتز رقمی شدند. در این ثبت مرجع همه الکتروادها، الکترواد متصل به گوش سمت راست در نظر گرفته شد.



شکل (۲): طرح پروتکل محرک‌ها [۸]

در این طبقه‌بند در دسته روش‌های یادگیری تنبل قرار می‌گیرد که بر اساس آن تمامی داده‌های مجموعه داده آموزش و برچسب متناظر با آن در نظر گرفته می‌شود با ورود نمونه آزمون جدید فاصله آن نمونه تا نمونه‌های مجموعه آموزش محاسبه می‌شود. سپس K نزدیک‌ترین همسایه نمونه جدید تعیین شده و بر اساس برچسب آن‌ها و با استفاده از استراتژی رأی اکثریت برچسب نمونه جدید تعیین می‌گردد. در این الگوریتم ابرپارامترهایی<sup>۱</sup> مانند تعداد نزدیک‌ترین همسایگی و نوع فاصله مورد استفاده وجود دارد که معمولاً انتخاب مقدار بهینه برای این پارامترها از طریق روش‌های جستجوگرانه بهینه‌سازی، تعیین می‌شود. از جمله فواصل قابل استفاده در این الگوریتم می‌توان به فواصل منهن<sup>۲</sup>، ماهالانوبیس<sup>۳</sup>، چبیشف<sup>۴</sup> و مینکوفسکی<sup>۵</sup> اشاره کرد. همان‌گونه که ذکر شد تنوع پاسخ‌های P300 در هر سوژه، در مطالعات مختلف گزارش شده است. بنابراین در نظر گرفتن این تفاوت‌های بین سوژه‌ای می‌تواند منجر به بهبود عملکرد سامانه گردد. بر همین اساس در این مقاله رویکرد تجزیه و تحلیل داده‌های دروغ‌سنجی به‌صورت مبتنی بر سوژه انتخاب شد. در این رویکرد، از داده‌های هدف و غیر مرتبط هر سوژه برای آموزش طبقه‌بند استفاده گردید. بر این اساس دادگان پروب به‌عنوان مجموعه داده آزمون مستقل که در هیچ یک از مراحل آموزش دخالت داده نمی‌شود در نظر گرفته می‌شود. به‌منظور بهینه‌سازی ابرپارامترهای K و نوع فاصله بر اساس دادگان آموزش نیز از ارزیابی تقاطعی ۵ دسته‌ای و روش بهینه‌سازی بی‌زین استفاده گردید [۵۰ و ۵۱].

#### ۴- نتایج آزمایش‌های تجربی

##### ۴-۱- پروتکل ثبت داده

دادگان مورد استفاده در این مقاله، دادگان ثبت شده در مقاله [۸] است. بر اساس پروتکل ثبت دادگان این مقاله، در ابتدا شرکت کنندگان به‌صورت تصادفی به دو گروه گناهکار و بی‌گناه تقسیم شدند و از شش شیء برای انجام روند آزمایش استفاده شد. جعبه‌ای حاوی یک شیء (برای بی‌گناهان) و دو شیء (برای گناهکاران) به شرکت کنندگان داده شد. به آن‌ها گفته شد که جعبه را باز کرده و جزئیات شیء را به خاطر بسپارند. به گروه گناهکار گفته شد که فقط یک شیء را سرقت کنند، تصویر این شیء در روند ثبت داده به‌عنوان محرک پروب برای گناهکار نقش

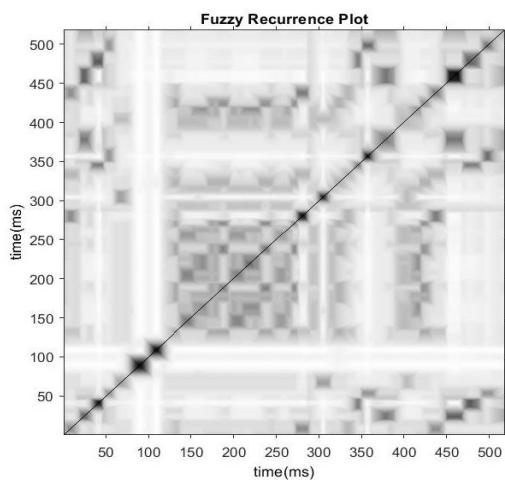
<sup>1</sup> Hyper-parameters

<sup>2</sup> Manhattan

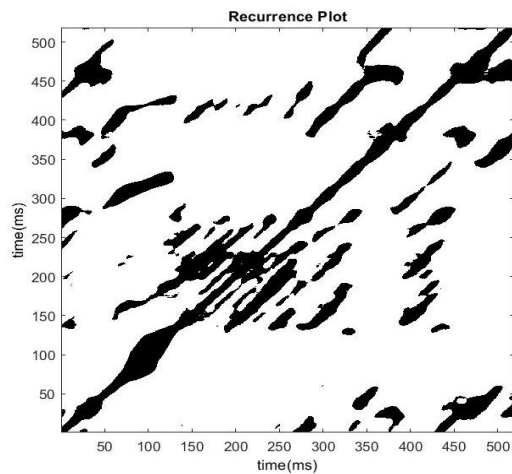
<sup>3</sup> Mahalanobis

<sup>4</sup> Chebyshev

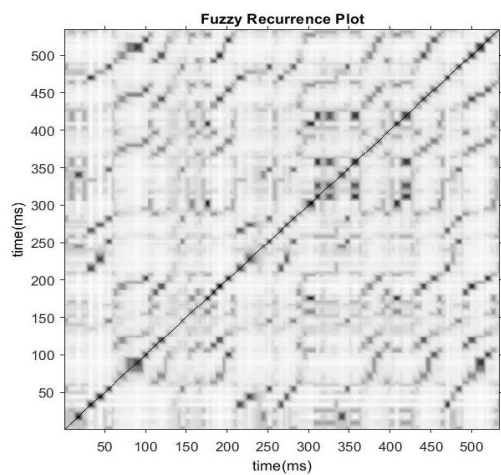
<sup>5</sup> Minkowski



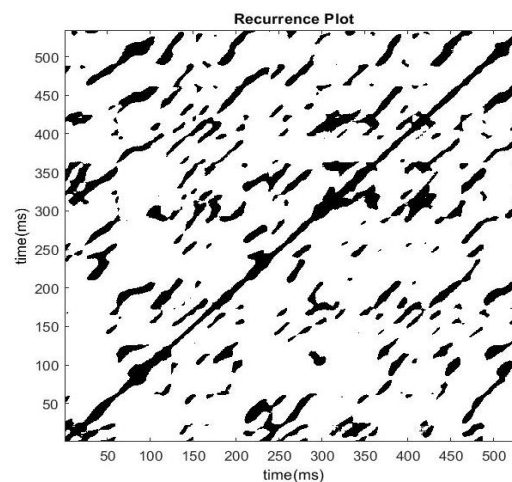
(د)



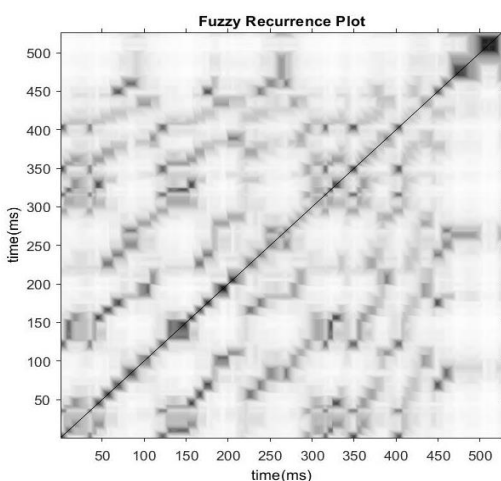
(الف)



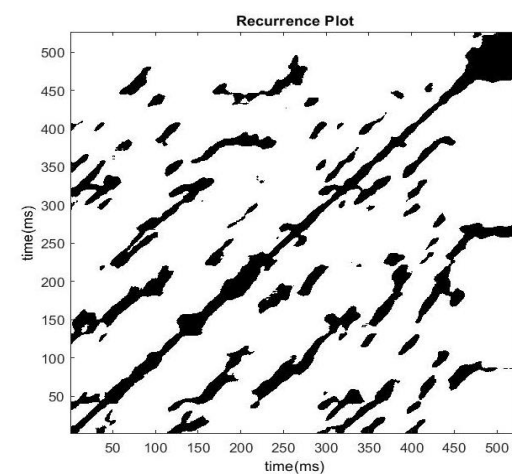
(و)



(ب)

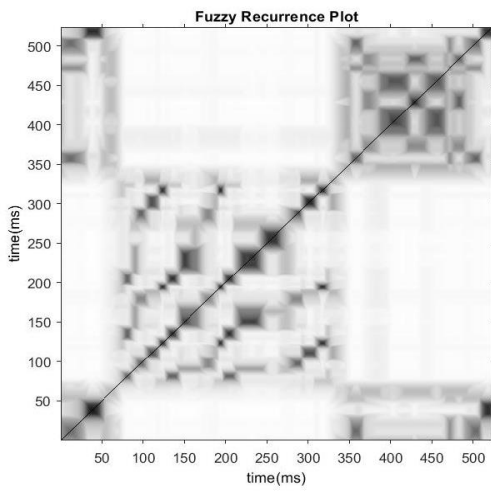


(و)

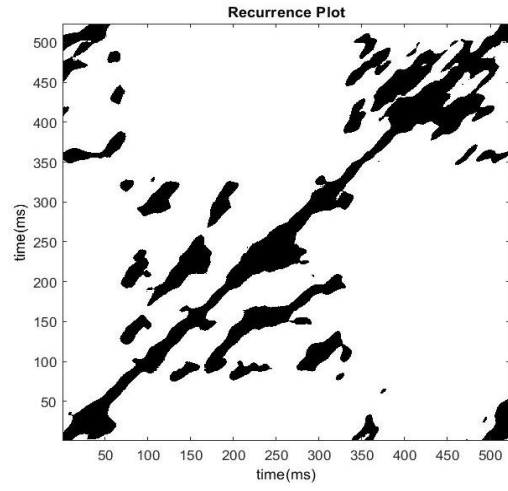


(ج)

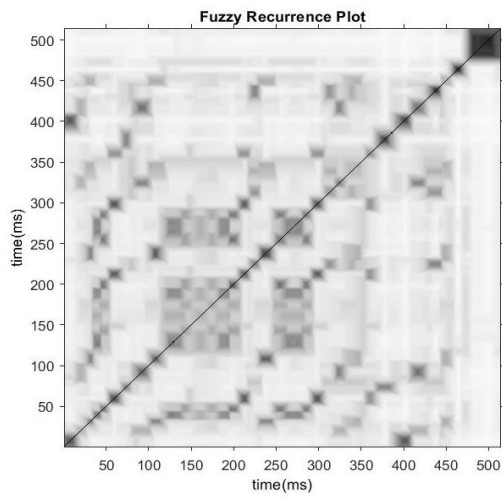
شکل (۳): نگاشت بازرخداد برای تک ثبت‌های (الف) محرک هدف، (ب) محرک غیر مرتبط و (ج) محرک پروب سوژه بی‌گناه و نگاشت بازرخداد فازی برای تک ثبت‌های (د) محرک هدف، (ه) محرک غیر مرتبط و (و) محرک پروب همان سوژه



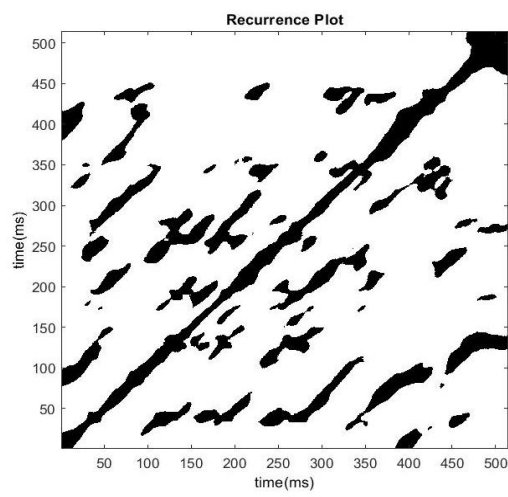
(د)



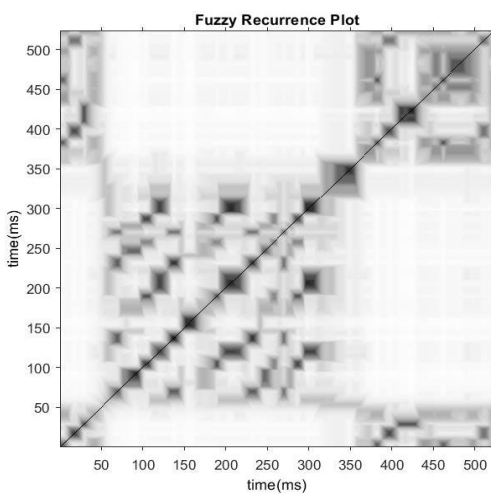
(الف)



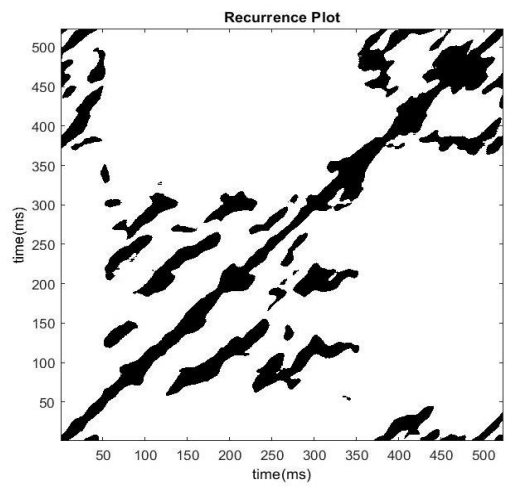
(و)



(ب)



(ز)



(ج)

شکل (۴): نگاشت بازخداد برای تک ثبت‌های (الف) محرک هدف، (ب) محرک غیر مرتبط و (ج) محرک پروب سوژه گناهکار و نگاشت بازخداد فازی برای تک ثبت‌های (د) محرک هدف، (و) محرک غیر مرتبط و (ز) محرک پروب همان سوژه

## ۴-۳- نتایج آزمایشات

جدول (۱): میزان صحت<sup>۱</sup>، حساسیت<sup>۲</sup> و ویژه بودن<sup>۳</sup> طبقه‌بندی

ویژگی‌های حاصل از روش تجزیه و تحلیل کمی بازرخداد

کانال	صحت (%)	حساسیت (%)	ویژه بودن (%)
Pz	۶۶/۶۷	۷۳/۳۳	۶۰
Cz	۷۶/۶۷	۸۰	۷۳/۳۳
Fz	۷۶/۶۷	۸۶/۶۷	۶۶/۶۷

بهترین نتیجه در طبقه‌بندی ویژگی‌های به‌دست آمده از روش تجزیه و تحلیل کمی بازرخداد مربوط به کانال Fz می‌باشد که برابر با ۷۶/۶۷ است.

نتایج عملکرد طبقه‌بندی مبتنی بر ۴ ویژگی به‌دست آمده از روش ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری از سه کانال Pz، Cz و Fz، در جدول (۲) نمایش داده شده است.

بهترین صحت طبقه‌بندی مربوط به ویژگی‌های به‌دست آمده از روش ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری مربوط به کانال Cz می‌باشد که برابر با ۹۰٪ است. میزان حساسیت طبقه‌بندی در این روش ۹۳٪/۳۳ است که به دلیل اهمیت تشخیص گناهکار در آزمون دروغ سنجی اهمیت بالایی دارد.

جدول (۲): درصد صحت، حساسیت و ویژه بودن طبقه‌بندی

ویژگی‌های حاصل از روش ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری

کانال	صحت (%)	حساسیت (%)	ویژه بودن (%)
Pz	۸۰	۸۶/۶۷	۷۳/۳۳
Cz	۹۰	۹۳/۳۳	۸۶/۶۷
Fz	۶۶/۶۷	۸۰	۵۳/۳۳

همچنین بررسی نتایج درصد تک ثبت‌های درست برای هر سوژه نشان می‌دهد که روش نگاشت بازرخداد فازی نسبت به نگاشت بازرخداد در تشخیص صحیح تک ثبت‌های هر سوژه عملکرد بهتری دارد. شکل (۵) نشان دهنده این برتری در کانال Cz است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نگاشت بازرخداد فازی در ۲۰ سوژه درصد بیشتری از تک ثبت‌ها را درست تشخیص داده است.

## ۴-۴- تحلیل نتایج

در این مطالعه از دو روش استخراج ویژگی تجزیه و تحلیل کمی بازرخداد و ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری استفاده شد. نتایج حاصل از این دو رویکرد نشان داد که روش نگاشت بازرخداد فازی در کانال‌های Pz و Cz به‌صورت قابل توجهی نتایج بهتر و با صحت و حساسیت بالاتری در قیاس با بردار ویژگی‌های

همان‌طور که گفته شد در نگاشت بازرخداد خطوط مورب نشان دهنده تعیین و وجود بازرخداد و خطوط افقی و عمودی نشان دهنده آرامی در رفتار سامانه هستند. از آنجا که P300 یک مؤلفه معین در سیگنال الکتروانسفالوگرام است، وقوع P300 منجر به افزایش تعیین و کاهش پیچیدگی سیگنال‌های مغز می‌شود [۷]. این بدان معنی است که در ساختار نگاشت بازرخداد سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام دارای مؤلفه P300، به دلیل افزایش تعیین سامانه، خطوط مورب طولانی‌تری نسبت به سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام بدون P300 وجود دارد. همچنین در ساختار نگاشت بازرخداد سیگنال‌های دارای P300 طول خطوط افقی و عمودی افزایش می‌یابند؛ زیرا هنگام ظهور مؤلفه P300 ماهیت آشوبناک سیگنال الکتروانسفالوگرام کاهش می‌یابد؛ درنهایت پیچیدگی سیگنال کاهش یافته که بیانگر افزایش آرامی در سامانه است [۷، ۳۰، ۴۰ و ۴۴]. بنابراین، می‌توان گفت هنگام ظهور مؤلفه P300 میزان تعیین و آرامی سامانه افزایش می‌یابد. شکل (۳) و شکل (۴) نگاشت بازرخداد و نگاشت بازرخداد فازی حاصل از محرک‌های هدف، غیر مرتبط و پروب را برای سوژه بی‌گناه و گناهکار نشان می‌دهد.

همان‌طور که در این شکل‌ها مشاهده می‌شود، وجود مؤلفه P300 در سیگنال الکتروانسفالوگرام محرک هدف، در ساختار نگاشت بازرخداد آن، باعث ایجاد خطوط مورب طولانی در حدود ۳۰۰ میلی‌ثانیه شده است. اما، در ساختار نگاشت بازرخداد سیگنال محرک غیر مرتبط خطوط مورب کوتاه‌تری دیده می‌شود که بیانگر رفتار آشوبناک‌تر سامانه است. همچنین ساختار نگاشت بازرخداد محرک پروب افراد گناهکار که حاوی مؤلفه P300 است، مشابه ساختار نگاشت بازرخداد محرک هدف است و در نگاشت بازرخداد محرک پروب افراد بی‌گناه ساختاری مشابه ساختار نگاشت بازرخداد محرک غیر مرتبط در حدود ۳۰۰ میلی‌ثانیه دیده می‌شود. توجه به این نکته ضروری است که در اکثر مواقع این مشابهت‌های بصری به سادگی قابل تشخیص نیستند. بنابراین، به دلیل عدم تشخیص دقیق بصری از ویژگی‌های ۱۳ گانه و ۴ گانه برای کمی‌سازی این شباهت‌ها استفاده شده است.

در این مقاله از دو رویکرد نگاشت بازرخداد و نگاشت بازرخداد فازی برای استخراج ویژگی از سیگنال الکتروانسفالوگرام از سه کانال Pz، Cz و Fz، به‌منظور تشخیص گناهکار از بی‌گناه استفاده گردید. نتایج عملکرد طبقه‌بندی مبتنی بر ۱۳ ویژگی به‌دست آمده از روش تجزیه و تحلیل کمی بازرخداد از سه کانال Pz، Cz و Fz، در جدول (۱) نمایش داده شده است.

<sup>1</sup> Accuracy

<sup>2</sup> Sensitivity

<sup>3</sup> Specificity

همچنین طول بردار ویژگی استفاده شده در مطالعات ذکر شده، برای رسیدن به بهترین صحت به ترتیب برابر با ۱۳ و ۴۰ می‌باشد که بیشتر از طول بردار ویژگی استفاده شده در این مقاله می‌باشد. صحت حاصل از این مقاله کاملاً قابل مقایسه با روش‌های مبتنی بر میانگین‌گیری بر روی دادگان مشابه با برتری‌های ذکر شده است.

## ۵- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

هدف از این مقاله به‌کارگیری روش‌های پردازش غیر خطی سیگنال الکتروانسفالوگرام برای تشخیص فرد گناهکار از بی‌گناه است. بنابراین از روش نگاشت بازخداد برای بررسی دینامیک این سیگنال در فضای فاز بازسازی شده بهره گرفته شد. در این راستا دو رویکرد اتخاذ گردید؛ در رویکرد اول از ویژگی‌های معمول تحلیل کمی بازخداد استفاده گردید که بر اساس آن بردار ویژگی به طول ۱۳ از نگاشت بازخداد هر تک ثبت استخراج و با استفاده از طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایگی و با رویکرد مبتنی بر سوژه طبقه‌بندی گردید. در رویکرد دوم به‌منظور رفع چالش انتخاب آستانه برای اولین بار در مسئله دروغ‌سنجی از نگاشت بازخداد فازی استفاده گردید. سپس با استفاده از ماتریس رخداد هم‌زمان درجه خاکستری حاصل از نگاشت بازخداد فازی، ۴ ویژگی مرتبط به بافت از این تصاویر استخراج و با استفاده از طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایگی طبقه‌بندی شد.

**جدول (۳):** مقایسه دادگان، تعداد ویژگی‌ها و صحت به‌دست آمده از پیاده‌سازی روش پردازشی سایر مقالات با استفاده از دادگان مورد استفاده در این مقاله

مرجع	رویکرد پردازشی	تعداد ویژگی	صحت (%)
مقاله [۸]	میانگین‌گیری تک ثبت‌ها	۱۳	۹۰/۹۸
مقاله [۵۲]	میانگین‌گیری تک‌ثبت‌ها	۴۰	۹۸/۸۰
مقاله [۱۶]	استفاده از تک ثبت‌ها (مبتنی بر سوژه)	۱۳	۷۶/۶۷
روش پیشنهادی در این مقاله	استفاده از تک ثبت‌ها (مبتنی بر سوژه)	۴	۹۰

طول بردار ویژگی حاصل از نگاشت بازخداد برابر با ۱۳ است که بیش از ۳ برابر طول بردار ویژگی حاصل از نگاشت بازخداد فازی

به‌دست آمده از روش تجزیه و تحلیل کمی بازخداد به ارمغان می‌آورد. حساسیت بالاتر این روش که به معنای توانایی بهتر در تشخیص گناهکاران است، با توجه به ماهیت مسئله دروغ‌سنجی از جمله امتیازات مهم روش پیشنهادی است. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که در کانال‌های Pz و Cz که از مهم‌ترین مکان‌های بروز P300 است روش نگاشت بازخداد فازی برتری محسوسی نسبت به روش نگاشت بازخداد دارد اما در کانال Fz این روش نتایج ضعیف‌تری ارائه داده است.

همچنین توجه به این نکته ضروری است که طول بردار ویژگی حاصل از نگاشت بازخداد فازی برای هر کانال برابر با ۴ و حدود یک سوم طول بردار ویژگی حاصل از نگاشت بازخداد است. این امر تأثیر زیادی بر بهبود کیفیت آموزش طبقه‌بندهای مبتنی بر یادگیری ماشین دارد.

همان‌طور که گفته شد به دلیل وجود آستانه در نگاشت بازخداد اطلاعات نگاشت به‌طور کامل حفظ نمی‌شود. این در حالی است که در نگاشت بازخداد فازی به دلیل عدم نیاز به انتخاب آستانه، کلیه اطلاعات نگاشت و حالات سامانه به‌صورت درجه خاکستری حفظ می‌گردد و استخراج ویژگی بر اساس کلیه اطلاعات تصویر حاصل صورت می‌گیرد. همچنین در الگوریتم نگاشت بازخداد فازی انتخاب تعداد خوشه‌های فازی همانند انتخاب مقدار آستانه فاصله حیاتی نیست. این امر بیانگر برتری روش نگاشت بازخداد فازی نسبت به نگاشت بازخداد است.

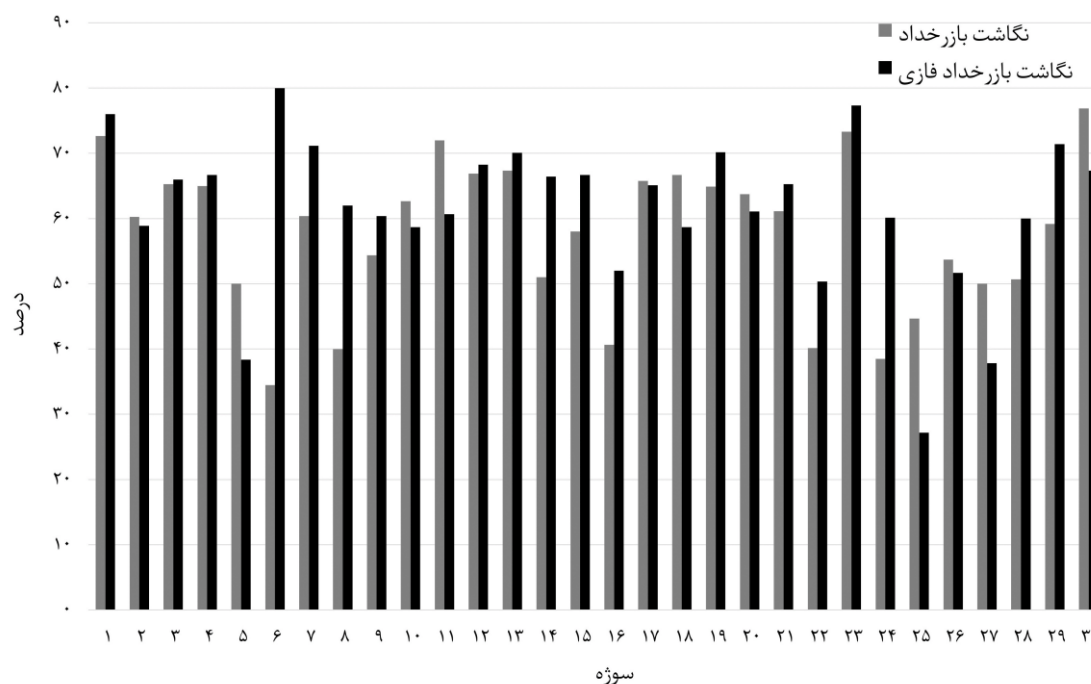
از دیگر نقاط قوت این مقاله رویکرد مبتنی بر سوژه آن در تشخیص فرد گناهکار و بی‌گناه است. در این رویکرد برای طبقه‌بندی یک سوژه صرفاً نیاز به دادگان ثبت شده در آزمون دروغ‌سنجی همان سوژه است در حالی که در مطالعات صورت گرفته بر روی همین مجموعه داده بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از میانگین تک ثبت‌ها، برای تشخیص فرد گناهکار از بی‌گناه نیاز به مجموعه دادگان مناسب از افراد گناهکار و بی‌گناه است. علاوه بر این در روش معرفی شده در این مقاله در مقایسه با مقاله‌های [۸ و ۵۲]، هیچگونه پیش‌پردازشی برای افزایش نسبت سیگنال به نویز در تک ثبت‌ها انجام نشده است و روش پردازش به جای تمرکز بر میانگین‌گیری و بررسی P300 بر روی پردازش تک ثبت متمرکز است با این وجود نتایج به‌دست آمده در این مقاله کاملاً قابل مقایسه با روش‌های مبتنی بر میانگین‌گیری است (جدول ۳) در حالی که در روش ارائه شده در این مقاله نیاز به تعداد زیاد تک ثبت و میانگین‌گیری وجود ندارد و از سوی دیگر نیاز به وجود یک مجموعه داده کامل شامل سیگنال‌های تعداد زیادی افراد دروغگو و راستگو نیز مرتفع شده است.



ویژگی‌های جدید مربوط به بافت از تصویر نگاشت بازخداد فازی و تلفیق آن‌ها با اطلاعات حاصل از نگاشت بازخداد، می‌تواند به بهبود نتایج طبقه‌بندی کمک کرده و باعث بالارفتن صحت سامانه و قابلیت اطمینان آن در تشخیص صحیح سوژه‌ها گردد. در این راستا استفاده از روش‌های جستجوگرانه مانند الگوریتم ژنتیک و سایر روش‌های انتخاب ویژگی می‌تواند مؤثر واقع شود.

است. کاهش طول بردار ویژگی هم‌زمان با بالا بودن صحت طبقه‌بندی و حساسیت در روش نگاشت بازخداد فازی نشان از قوت این روش دارد که باعث افزایش سرعت فرآیند آموزش و آزمون طبقه‌بند KNN به‌عنوان یک طبقه‌بند تنبل می‌شود.

با توجه به نتایج به‌دست آمده به نظر می‌رسد در نظر گرفتن اطلاعات توأمان کانال‌های Fz، Pz و Cz و همچنین استخراج



شکل (۵): درصد تک ثبت‌های صحیح برای سوژه‌های گناهکار و بی‌گناه در کانال Cz

## ۶- مراجع

- [1] N. R. Council and T. Polygraph, *The Polygraph and Lie Detection*. Washington, DC: The National Academies Press, 2003.
- [2] L. A. Farwell and E. Donchin, "The Truth Will Out: Interrogative Polygraphy ('Lie Detection') with Event-related Brain Potentials," *Psychophysiology*, vol. 28, no. 5. pp. 531-547, 1991.
- [3] J. P. Rosenfeld, J. Ellwanger, and J. Sweet, "Detecting Simulated Amnesia with Event-related Brain Potentials," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 19, no. 1, pp. 1-11, 1995.
- [4] Z. amini, V. Abootalebi, and M. T. Sadeghi, "Evaluation and Comparison of Common Spatial Patterns (CSP) and Intelligent Segmentation in P300 Detection," *Comput. Intell. Electr. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 37-54, 2011.
- [5] J. P. Rosenfeld, "Event-Related Potentials in the Detection of Deception, Malingering, and False Memories," In *Handbook of Polygraph Testing*, 2002, pp. 265-286. Accessed: Jul. 02, 2020.
- [6] J. P. Rosenfeld, M. Soskins, G. Bosh, and A. Ryan, "Simple, Effective Countermeasures to P300-based Tests of Detection of Concealed Information," *Psychophysiology*, vol. 41, no. 2, pp. 205-219, 2004.
- [7] A. H. Mehrnam, A. M. Nasrabadi, M. Ghodousi, A. Mohammadian, and S. Torabi, "Reprint of 'A new Approach to Analyze Data from EEG-based Concealed Face Recognition System,'" *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 122, no. January 2016, pp. 17-23, 2017.
- [8] J. Gao, H. Tian, Y. Yang, X. Yu, C. Li, and N. Rao, "A Novel Algorithm to Enhance P300 in Single Trials: Application to Lie Detection Using F-score and SVM," *PLoS One*, vol. 9, no. 11, pp. 1-15, 2014.
- [9] V. Abootalebi, M. H. Moradi, and M. A. Khalilzadeh, "A New Approach for EEG Feature Extraction in P300-based Lie Detection," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 94, no. 1, pp. 48-57, 2009.

- [24] N. Marwan, N. Wessel, U. Meyerfeldt, A. Schirdewan, and J. Kurths, "Recurrence-plot-based Measures of Complexity and their Application to Heart-rate-variability Data," *Phys. Rev. E. Stat. Nonlin. Soft Matter Phys.*, vol. 66, no. 2 Pt 2, p. 26702, 2002.
- [25] N. Talebi and A. M. Nasrabadi, "Recurrence Plots for Identifying Memory Components in Single-trial EEGs," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6334 LNAI, pp. 124–132, 2010.
- [26] S. Schinkel, N. Marwan, and J. Kurths, "Brain Signal Analysis Based on Recurrences," *J. Physiol. Paris*, vol. 103, no. 6, pp. 315–323, 2009.
- [27] F. Bahari and A. Janghorbani, "EEG-based Emotion Recognition Using Recurrence Plot Analysis and K Nearest Neighbor Classifier," 2013 20th Iran. Conf. Biomed. Eng. ICBME 2013, no. Icbme, pp. 228–233, 2013.
- [28] M. B. Khodabakhshi and V. Saba, "A Nonlinear Dynamical Approach to Analysis of Emotions Using EEG Signals Based on the Poincare Map Function and Recurrence Plots," *Biomed. Eng. Tech.*, vol. 65, no. 5, pp. 507–520, 2020.
- [29] I. Gruszczyńska, R. Mosdorf, P. Sobaniec, M. Żochowska-Sobaniec, and M. Borowska, "Epilepsy Identification Based on EEG Signal Using RQA Method," *Adv. Med. Sci.*, vol. 64, no. 1, pp. 58–64, 2019.
- [30] A. H. Mehrnam, A. M. Nasrabadi, A. Mohammadian, and S. Torabi, "Concealed Face Recognition Analysis Based on Recurrence Plots," 18th Iran. Conf. Biomed. Eng. ICBME 2011, no. December, pp. 1–4, 2011.
- [31] N. Marwan, M. Carmen Romano, M. Thiel, and J. Kurths, "Recurrence Plots for the Analysis of Complex Systems," *Physics Reports*, vol. 438, no. 5–6, pp. 237–329, 2007.
- [32] M. Thiel, M. C. Romano, J. Kurths, R. Meucci, E. Allaria, and F. T. Arecchi, "Influence of Observational Noise on the Recurrence Quantification Analysis," *Phys. D Nonlinear Phenom.*, vol. 171, no. 3, pp. 138–152, 2002.
- [33] J. P. Zbilut, J. M. Zaldívar-Comenges, and F. Strozzi, "Recurrence Quantification Based Liapunov Exponents for Monitoring Divergence in Experimental Data," *Phys. Lett. Sect. A Gen. At. Solid State Phys.*, vol. 297, no. 3–4, pp. 173–181, 2002.
- [34] G. P. King and I. Stewart, "Phase Space Reconstruction for Symmetric Dynamical Systems," *Phys. D Nonlinear Phenom.*, vol. 58, no. 1–4, pp. 216–228, 1992.
- [35] F. Takens, "Detecting Strange Attractors in Turbulence," In *Springer*, 1981, pp. 366–381.
- [36] S. Wallot and D. Mønster, "Calculation of Average Mutual Information (AMI) and False-Nearest Neighbors (FNN) for the Estimation of Embedding Parameters of Multidimensional Time Series in Matlab," *Front. Psychol.*, vol. 9, no. SEP, pp. 1–10, 2018.
- [37] N. Marwan, A. Groth, and J. Kurths, "Quantification of Order Patterns Recurrence Plots of Event Related Potentials," *Chaos*
- [10] M. A. Mubeen and K. H. Knuth, "Evidence-Based Filters for Signal Detection: Application to Evoked Brain Responses," arXiv preprint arXiv: 1107.1257, 2011, Accessed: Jul. 08, 2020.
- [11] V. Abootalebi, M. H. Moradi, and M. A. Khalilzadeh, "A Comparison of Methods for ERP Assessment in a P300-based GKT," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 62, no. 2, pp. 309–320, 2006.
- [12] L. A. Farwell and E. Donchin, "The Truth Will Out: Interrogative Polygraphy ('Lie Detection') With Event-Related Brain Potentials," *Psychophysiology*, vol. 28, no. 5, pp. 531–547, 1991.
- [13] A. Arasteh, M. H. Moradi, and A. Janghorbani, "A Novel Method Based on Empirical Mode Decomposition for P300-Based Detection of Deception," *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 11, no. 11, pp. 2584–2593, 2016.
- [14] N. Saini, S. Bhardwaj, and R. Agarwal, "Classification of EEG Signals Using Hybrid Combination of Features for Lie Detection," *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 8, pp. 3777–3787, 2020.
- [15] V. Abootalebi, "Computer Brain Communication (BCI) Using ERP Cognitive Components," 11th Iran. Conf. Biomed. Eng. ICBME 2004, no. Icbm, pp. 193–201, 2004.
- [16] A. Akhavan and M. H. Moradi, "Detection of Concealed Information Using Multichannel Discriminative Dictionary and Spatial Filter Learning," *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 13, no. 10, pp. 2616–2627, 2018.
- [17] A. Turnip, M. F. Amri, H. Fakrurroja, A. I. Simbolon, M. A. Suhendra, and D. E. Kusumandari, "Deception Detection of EEG-P300 Component Classified by SVM Method," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 299–303, 2017.
- [18] M. R. Bhutta, M. J. Hong, Y. H. Kim, and K. S. Hong, "Single-trial Lie Detection Using a Combined fNIRS-polygraph System," *Front. Psychol.*, vol. 6, no. JUN, pp. 1–9, 2015.
- [19] J. F. Gao *et al.*, "Exploring Time-and Frequency-dependent Functional Connectivity and Brain Networks During Deception with Single-trial Event-related Potentials," *Sci. Rep.*, vol. 6, pp. 1–13, 2016.
- [20] C. Saavedra, R. Salas, and L. Bougrain, "Wavelet-based Semblance Methods to Enhance the Single-trial Detection of Event-related Potentials for a BCI Spelling System," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2019, 2019.
- [21] L. Hu, A. Mouraux, Y. Hu, and G. D. Iannetti, "A Novel Approach for Enhancing the Signal-to-Noise Ratio and Detecting Automatically Event-Related Potentials (ERPs) in Single Trials," *Neuroimage*, vol. 50, no. 1, pp. 99–111, 2010.
- [22] N. Marwan, N. Wessel, U. Meyerfeldt, A. Schirdewan, and J. Kurths, "Recurrence-plot-based Measures of Complexity and their Application to Heart-rate-variability Data," *Phys. Rev. E - Stat. Physics, Plasmas, Fluids, Relat. Interdiscip. Top.*, vol. 66, no. 2, pp. 1–16, 2002.
- [23] J. P. Eckmann, O. Oliffson Kamphorst, and D. Ruelle, "Recurrence Plots of Dynamical Systems," *Epl*, vol. 4, no. 9, pp. 973–977, 1987.

- Handwriting Forgery Detection Using Texture Analysis," *Electron. Cyber Def.*, vol. 7, no. 3, pp. 37–52, 2019.
- [46] O. Rajadell, P. García-Sevilla, and F. Pla, "Textural Features for Hyperspectral Pixel Classification BT - Image and Signal Processing," *Image and Signal Processing*, vol. 5524, no. Chapter 28. pp. 208–216, 2009.
- [47] T. D. Pham, "Texture Classification and Visualization of Time Series of Gait Dynamics in Patients with Neuro-Degenerative Diseases," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 26, no. 1, pp. 188–196, 2018.
- [48] P. D. Mryka Hall-Beyer, "GLCM Texture: A Tutorial," 17th Int. Symp. Ballist., vol. 2, no. March, pp. 18–19, 2017.
- [49] A. Janghorbani and M. H. Moradi, "Fuzzy Evidential Network and Its Application as Medical Prognosis and Diagnosis Models," *J. Biomed. Inform.*, vol. 72, no. 1, pp. 96–107, 2017.
- [50] M. Pelikan, "Hierarchical Bayesian Optimization Algorithm: Toward a New Generation of Evolutionary algorithms," *SICE 2003 Annu. Conf. Fukui*, pp. 547–552, 2003.
- [51] M. Injadat, F. Salo, A. B. Nassif, A. Essex, and A. Shami, "Bayesian Optimization with Machine Learning Algorithms Towards Anomaly Detection," *IEEE Glob. Commun. Conf. GLOBECOM 2018 - Proc.*, 2018.
- [52] N. Saini, S. Bhardwaj, and R. Agarwal, "Classification of EEG Signals Using Hybrid Combination of Features for Lie Detection," *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 8, pp. 3777–3787, 2020.
- Complex. Lett., vol. 2, pp. 301–314, 2007.
- [38] N. Marwan, "How to Avoid Potential Pitfalls in Recurrence Plot Based Data Analysis," *Int. J. Bifurc. Chaos*, vol. 21, no. 4, pp. 1003–1017, 2011.
- [39] N. Marwan, J. F. Donges, Y. Zou, R. V. Donner, and J. Kurths, "Complex Network Approach for Recurrence Analysis of Time Series," *Phys. Lett. Sect. A Gen. At. Solid State Phys.*, vol. 373, no. 46, pp. 4246–4254, 2009.
- [40] S. Martín-González, J. L. Navarro-Mesa, G. Juliá-Serdá, G. M. Ramírez-Ávila, and A. G. Ravelo-García, "Improving the Understanding of Sleep Apnea Characterization Using Recurrence Quantification Analysis by Defining Overall Acceptable Values for the Dimensionality of the System, the Delay, and the Distance Threshold," *PLoS One*, vol. 13, no. 4, pp. 1-35, 2018.
- [41] M. Javorka, Z. Trunkvalterova, I. Tonhajzerova, Z. Lazarova, J. Javorkova, and K. Javorka, "Recurrences in Heart Rate Dynamics are Changed in Patients with Diabetes Mellitus," *Clin. Physiol. Funct. Imaging*, vol. 28, no. 5, pp. 326–331, 2008.
- [42] T. D. Pham, *Fuzzy Recurrence Plots and Networks with Applications in Biomedicine*. Cham, Switzerland: Springer, 2020.
- [43] İ. Cantürk, "Fuzzy Recurrence Plot-based Analysis of Dynamic and Static Spiral Tests of Parkinson's Disease Patients," *Neural Comput. Appl.*, vol. 33, no. 1, pp. 349–360, 2021.
- [44] T. D. Pham, "From Fuzzy Recurrence Plots to Scalable Recurrence Networks of Time Series," *Epl*, vol. 118, no. 2, pp. 1-170, 2017.
- [45] E. Ghanbari Maman and M. Ebrahimi Moghaddam, "Offline text-Independent Persian