



## Gender Differences in Nonlinear Dynamics of Cortical Activity: Assessing EEG Signals Through Poincaré Plot-Derived Parameters

Zareayan Jahromy, Fatemeh<sup>1</sup>

<sup>1</sup> - Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran

### ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/ijbme.2025.2056872.1974

Received: 30/3/2025

Revised: 29/9/2025

Accepted: 19/10/2025

### KEYWORDS

*electroencephalography*  
*nonlinear dynamic*  
*Poincare plot*  
*Gender classification*

### ABSTRACT

The electroencephalogram signal, as a non-stationary signal, provides us with important information about various mental and biological dimensions, including an individual's gender. The use of quantitative measures of the signal's nonlinear dynamics is a method that can effectively extract information from brain signals. This research has investigated the ability of nonlinear dynamics of electroencephalogram signals as a biomarker for gender classification. This method, using parameters extracted from the Poincaré plot, such as SD1, SD2 and some other methods to measure compactness and asymmetry in Poincaré point distribution, to quantify complex neural patterns, has created a significant improvement in the accuracy of classifying signals based on gender. The gender-based classification accuracy using the proposed method reached 89%. After separating the frequency bands, it was observed that this effect has the greatest impact in the 10 to 15 Hz frequency range. The results show that the indices extracted from the Poincaré curve, compared to other complexity measurement criteria (such as various types of entropy, Lyapunov exponent, Hurst exponent, and fractal dimension), increase the classification precision in most frequency ranges by a statistically significant amount ( $p\text{-value} < 0.05$ ). Significant differences between male and female genders were mainly observed in the parietal and frontal regions of the brain, which is consistent with previous studies on structural and functional differences between male and female brains in these regions. The findings of this research confirm that the nonlinear dynamics of brain signals can be used as reliable biomarkers for gender differentiation. This study is considered an important step towards developing more accurate methods for identifying gender differences in brain activity.

### \*Corresponding Author

Address: Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran

Postal Code: ۱۶۸۴۶۱۳۱۱۴

E-Mail: fzareayan@iust.ac.ir

Tel: 98-2173225634+



## تمایز جنسیتی در دینامیک های غیرخطی فعالیت های قشر مغز: ارزیابی سیگنالهای الکتروانسفالوگرام با تحلیل پارامترهای مستخرج از منحنی پوانکاره

زارعیان جهرمی، فاطمه<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> - استادیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده، مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

### مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2025.2056872.1974

پذیرش: ۱۴۰۴/۷/۲۷

بازنگری: ۱۴۰۴/۷/۷

ثبت در سامانه: ۱۴۰۴/۱/۱۰

### چکیده

### واژه‌های کلیدی

سیگنال الکتروانسفالوگرام به عنوان یک سیگنال غیرایستا، اطلاعات مهمی درباره ابعاد مختلف ذهنی و بیولوژیکی، از جمله جنسیت فرد در اختیار ما قرار می‌دهد. استفاده از معیارهای کمی سازی دینامیک های غیرخطی سیگنال، روشی است که به خوبی می‌تواند اطلاعات سیگنال های مغزی را استخراج نماید. این پژوهش، به بررسی توانایی دینامیک‌های غیرخطی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به عنوان نشانگر زیستی برای طبقه‌بندی جنسیتی پرداخته است. این روش با استفاده از پارامترهای استخراج‌شده از نمودار پوانکاره مانند  $SD1$  و  $SD2$  و برخی معیارهای دیگر برای اندازه‌گیری فشردگی نقاط پوانکاره و عدم تقارن در توزیع نقاط، برای کمی‌سازی الگوهای پیچیده عصبی، بهبود قابل توجهی در صحت طبقه‌بندی سیگنال‌ها بر اساس جنسیت ایجاد نموده است. صحت طبقه‌بندی مبتنی بر جنسیت با استفاده از روش پیشنهادی به ۸۹٪ رسید. پس از تفکیک باندهای فرکانسی مشاهده گردید که این اثر در بازه فرکانسی ۱۰ تا ۱۵ هرتز بیشترین تاثیر را دارد. نتایج نشان می‌دهد شاخص های مستخرج از منحنی پوانکاره، در مقایسه با دیگر معیارهای سنجش پیچیدگی (مانند انواع آنتروپی، نمای لیاپانوف و نمای هارست و بعد فرکتال) صحت طبقه بندی را در اغلب بازه های فرکانسی به میزان معنی داری از نظر آماری ( $p\text{-value} < 0.01$ ) افزایش می‌دهد. تفاوت‌های معنی دار بین دو جنس مرد و زن، عمدتاً در نواحی آهیانه‌ای و پیشانی مغز مشاهده شد که با مطالعات پیشین درباره تفاوت‌های ساختاری و عملکردی مغز زنان و مردان در این نواحی همخوانی دارد. یافته‌های این پژوهش مؤید آن است که دینامیک های غیرخطی سیگنال‌های مغزی می‌توانند به عنوان نشانگرهای زیستی قابل اعتماد برای تمایز جنسیتی مورد استفاده قرار گیرند. این مطالعه گامی مهم در جهت توسعه روش‌های دقیق‌تر در شناسایی تفاوت‌های جنسیتی در فعالیت مغزی محسوب می‌شود.

\*فاطمه زارعیان جهرمی

نشانی: گروه بیوالکتریک، دانشکده، مهندسی برق دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

تلفن: +98-2173225634

پست الکترونیک: fzareayan@iust.ac.ir

کد پستی: ۱۶۸۴۶۱۳۱۱۴

## ۱- مقدمه

در مطالعه دیگری با دیدگاهی متفاوت، از روش ریزحالت<sup>۲</sup>ها برای شناسایی جنسیت استفاده شد. این روش با تحلیل الگوهای فضایی-زمانی فعالیت مغز، توانست تفاوت‌های معنی داری بین زنان و مردان را در حالت استراحت و نیز حین انجام تکالیف شناختی آشکار کند. نتایج این مطالعه حاکی از آن بود که ریزحالت‌ها می‌توانند به‌عنوان نشانگرهای زیستی مؤثری برای تشخیص جنسیت مورد استفاده قرار گیرند [۱۱]. یکی از پژوهش‌ها در حوزه تشخیص جنسیت، مطالعه‌ای است که از یک مدل ترکیبی که تلفیقی از روش‌های پردازش سیگنال و یادگیری عمیق است استفاده می‌کرد. این مدل با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی<sup>۳</sup> (CNN)، دقت تشخیص جنسیت را به‌طور چشمگیری افزایش داد. یافته‌های این مقاله نشان داد که رویکردهای هیبریدی می‌توانند قابلیت اطمینان سیستم‌های تشخیص جنسیت مبتنی بر EEG را بهبود بخشند [۱۲]. استفاده از یک معماری پیشرفته یادگیری عمیق برای تشخیص جنسیت و سن راهکار دیگری بود که در یکی از مقالات برای طبقه بندی جنسیت مورد استفاده قرار گرفته بود. مدل پیشنهادی، مبتنی بر شبکه‌های حافظه بلندمدت دوطرفه<sup>۴</sup> (BLSTM) و حافظه بلندمدت<sup>۵</sup> (LSTM) بود که توانست با پردازش دنباله‌های زمانی سیگنال EEG، دقت بالایی در تشخیص جنسیت کسب کند. این پژوهش نشان داد که معماری‌های عمیق مبتنی بر LSTM می‌توانند برای مدل‌سازی ویژگی‌های پویای سیگنال EEG بسیار مؤثر باشند [۱۳]. در تحلیل سیگنال‌های EEG اغلب از روش‌های خطی مانند اندازه گیری توان استفاده می‌شود، این روش‌ها هرچند روش‌های توانمند و پرکاربردی هستند ولی با توجه به ذات غیرایستای فعالیت مغزی نمی‌توانند همه‌ی جنبه‌های فعالیت در شبکه‌های مغزی را استخراج کنند. از این رو به دنبال روش‌هایی هستیم تا جنبه‌های پیچیده تری از سیگنال را کمی‌سازی نماید، با این هدف که بتوانیم غیرایستا بودن سیگنال را در محاسبات وارد کنیم. پیشرفت‌های اخیر در معرفی الگوریتم‌های پردازش غیرخطی سیگنال، اهمیت این ویژگی‌ها در استخراج اطلاعات مفید از سیگنال مغزی، به‌خصوص در حوزه طبقه بندی سیگنال EEG را روشن کرده است. معیارهای پیچیدگی و غیرخطی بودن مانند روش‌های مبتنی بر آنتروپی، بعد فرکتال، نمای لیاپانوف و چولگی، برای اندازه گیری میزان بی‌نظمی و غیرقابل

اگر از زاویه دید مغز به دو جنس زن و مرد نگاه کنیم، از نظر ساختاری، عملکردی و حتی شبکه‌های نورونی تفاوت‌هایی را شاهد خواهیم بود. نتیجه این تفاوت‌ها را می‌توان در رفتار، احساسات و حوزه توانمندی عملکردی دو جنس مشاهده نمود [۱-۷]. یکی از ابزارهای متداول در زمینه مطالعه مغز، ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام<sup>۱</sup> (EEG) می‌باشد که در مکان‌های متفاوت در مغز و در باندهای فرکانسی مختلف می‌توان به بررسی آن پرداخت. همانگونه که گفته شد یکی از کاربردهای جذاب تحلیل سیگنال‌های EEG، طبقه‌بندی افراد بر اساس جنسیت آن‌ها با توجه به فعالیت مغزی آن‌ها و کشف تفاوت فعالیت‌های مغزی در زن و مرد می‌باشد.

کشف علت تفاوت برخی رفتارها در سطح مغزی می‌تواند به اعمال روش‌های توانبخشی و بهبود عملکرد و حتی شیوه‌های درمانی بهینه که مختص هر جنس است منجر شود. علاوه بر آن پیش‌بینی این تفاوت‌ها در بسیاری از مطالعات علوم اعصاب می‌تواند به بهبود دقت الگوریتم‌های تحلیل سیگنال کمک کند زیرا با درک این تفاوت‌ها، می‌توان روش‌هایی برای هم‌تراز نمودن سیگنال‌های دو جنس در نظر گرفت تا طبقه بندی‌های بین جنسیتی [۸] با کاهش دقت عملکرد روبرو نگردند.

مطالعات بسیاری در زمینه تشخیص جنسیت بر اساس سیگنال EEG انجام گرفته است و روش‌های مختلفی برای این موضوع پیشنهاد گردیده است. برای مثال Fonseca در سال ۲۰۱۷ در مطالعه‌ای به بررسی تفاوت‌های جنسیتی در الگوهای امواج مغزی پرداخت. یافته‌های این پژوهش نشان داد که زنان و مردان در حین انجام تکالیف شناختی، الگوهای فعال‌سازی مغزی متفاوتی را نشان می‌دهند. این تفاوت‌ها به‌ویژه در باندهای فرکانسی آلفا و بتا مشهود بود که می‌تواند ناشی از تفاوت‌های ساختاری و عملکردی مغز بین دو جنس باشد [۹]. در پژوهش دیگری که در سال ۲۰۱۹ انجام شد، از روش‌های یادگیری ماشین برای تشخیص جنسیت و سن افراد بر اساس سیگنال‌های EEG استفاده گردید. در این مطالعه با استخراج ویژگی‌های مختلف از جمله توان فرکانسی و همبستگی بین کانال‌ها، دقت قابل قبولی در تشخیص جنسیت حاصل گردید. این مطالعه نشان داد که ترکیب ویژگی‌های مختلف می‌تواند عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی را بهبود بخشد [۱۰]. علاوه بر آن

<sup>۲</sup> Bidirectional long short-term memory<sup>۵</sup> Long short-term memory<sup>۱</sup> electroencephalogram<sup>۲</sup> microstate<sup>۳</sup> Convolutional neural network

داده است که سیگنال‌های EEG مردان تمایل به نمایش الگوهای ساختاریافته‌تر و قابل پیش‌بینی‌تری نسبت به زنان دارند و زنان اغلب پیچیدگی فرکتالی بالاتری نشان می‌دهند [۲۶]. با توجه به پیچیدگی وابسته به جنسیت در سیگنال‌های EEG میتوان از این معیار به عنوان ورودی طبقه‌بندی مبتنی بر جنسیت استفاده نمود. ما در این مقاله و در ابتدای مسیر از ویژگی‌های غیرخطی ذکر شده به عنوان ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال EEG استفاده کردیم که نتایج، به طور میانگین، به صحت طبقه‌بندی ۶۲٪ منجر می‌شد. این مقادیر اگرچه معنی‌دار می‌باشد، اما درصد صحت بالایی محسوب نمی‌شود. ما به دنبال یافتن معیاری برای کمی‌سازی پیچیدگی و پیش‌بینی‌پذیری EEG هستیم که صحت طبقه‌بندی جنسیتی بالاتری به ما بدهد.

یکی از ابزارهای شناخته شده برای بررسی رفتار دینامیکی یک سیستم (در اینجا سیگنال EEG) استفاده از نمودار پوانکاره<sup>۱۰</sup> می‌باشد. این نمودار با بررسی رفتار دینامیکی سیستم می‌تواند اطلاعاتی درباره پیچیدگی، غیرایستا بودن و ساختار غیرخطی سیستم به ما ارائه دهد. اگر سیستم را به صورت یک سری زمانی فرض کنیم، در نمودار پوانکاره که یک نمودار دو بعدی می‌باشد، محور افقی نشان دهنده بخشی از سیگنال و نمودار عمودی نشان دهنده مقادیر شیفت یافته سیگنال می‌باشد. از این نمودار می‌توان اطلاعاتی مانند تغییر پذیری کوتاه مدت و بلند مدت و نیز تعادل بین تغییرات سریع و آهسته سیستم را استخراج نمود. به دست آوردن چنین خروجی‌هایی از سیستم می‌تواند ویژگی‌های غیرخطی آن مانند میزان رفتار آشوبناک و یا میزان پیچیدگی آن را نشان دهد. با به دست آوردن این اطلاعات می‌توان از آنها در تشخیص حالت‌های ذهنی مرتبط با رفتار و یا بیماری‌ها و طبقه‌بندی آنها با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بهره برد. از این روش در مقالات متعددی در زمینه تحلیل سیگنال‌های EEG استفاده شده است [۲۷-۳۰]. از این رو در این مطالعه با هدف بهبود صحت عملکرد طبقه‌بندی‌های مبتنی بر جنسیت و نیز باهدف یافتن دقیق‌ترین تفاوت‌ها بین فعالیت‌های مغزی زنان و مردان از نمودار پوانکاره برای بررسی دینامیک سیستم استفاده کردیم. نتایج نشان می‌دهد استفاده از این روش صحت طبقه‌بندی را به میزان قابل توجهی در همه باندهای فرکانسی افزایش می‌دهد که این نتایج نشان دهنده توانمندی نمودار پوانکاره در استخراج دینامیک

پیش‌بینی بودن سیگنال‌های مغزی در مطالعات بسیاری مورد استفاده قرار گرفته‌اند که با استفاده از آنها می‌توان الگوهای خاص حالت‌های مغزی را که در سیگنال پنهان هستند، تشخیص داد. یکی از پرکاربردترین معیارهای پیچیدگی، آنتروپی است که میزان تصادفی بودن یک سیگنال را کمی می‌کند. آنتروپی تقریبی<sup>۶</sup> و آنتروپی نمونه<sup>۷</sup> به طور گسترده‌ای در داده‌های EEG برای مطالعه حالت‌های ذهنی مختلف مانند احساسات مختلف [۱۴-۱۶] یا ناهنجاری‌های مغزی مانند صرع و تومور مغزی [۱۷-۱۸]، بیماری آلزایمر [۱۹]، اوتیسم [۲۰] و اختلالات خواب [۲۱] به کار رفته‌اند.

از دیگر روش‌های مورد استفاده در مقالات، برای اندازه‌گیری رفتار غیرخطی سیگنال نمای هارست<sup>۸</sup>، به عنوان یک شاخص آماری برای اندازه‌گیری خودهمبستگی طولانی مدت سیگنال می‌باشد که میزان پایداری و تمایل سیگنال برای ادامه روند گذشته خود را کمی‌سازی می‌کند و در حقیقت وجود ساختارهای فراکتالی<sup>۹</sup> را تشخیص می‌دهد [۲۲]. ساختار فراکتالی به این معنی می‌باشد که سیگنال EEG در مقیاس‌های زمانی مختلف دارای ساختارهای مشابه و تکرار شونده‌ای هستند. هرچه قدر نمای هارست مقدار بزرگتری داشته باشد، احتمال وجود ابعاد فراکتالی در سیگنال بیشتر است. نمای لیاپانوف نیز روشی برای کمی‌سازی حساسیت سیگنال به شرایط اولیه می‌باشد و در حقیقت نشان می‌دهد که آیا یک سیگنال EEG دارای رفتارهای آشوبناک می‌باشد یا خیر.

در برخی مقالات نشان داده شده است که میزان پیچیدگی سیگنال در زنان و مردان تفاوت معنی‌داری با یکدیگر دارد. در بسیاری از این مقالات، معیارهای غیرخطی (همان‌طور که در بالا توضیح داده شد) برای نشان دادن میزان تصادفی بودن و پیش‌بینی‌پذیری سیگنال‌ها استخراج شده‌اند. تحقیقات نشان می‌دهند که مغز مردان و زنان الگوهای متمایزی از نظر پیچیدگی سیگنال، آنتروپی، بعد فرکتال و نمای هارست نشان می‌دهند [۲۳-۲۶]، که می‌توانند به طور مؤثری با استفاده از معیارهای غیرخطی اندازه‌گیری شوند. به عنوان مثال، معیارهای مبتنی بر آنتروپی تفاوت‌های خاص جنسیتی در نظم و پیش‌بینی‌پذیری سیگنال‌های EEG را نشان داده‌اند، به طوری که زنان اغلب مقادیر آنتروپی بالاتری نشان می‌دهند که نشان‌دهنده پیچیدگی و تصادفی بودن بیشتر در فعالیت مغزی آنها است [۲۴-۲۵]. به طور مشابه، تحلیل بعد فرکتال نشان

<sup>۹</sup> fractal<sup>۱۰</sup> Poincare plot<sup>۶</sup> Approximate entropy<sup>۷</sup> Sample entropy<sup>۸</sup> Hurst exponent

های زمانی سیگنال EEG به عنوان یک سیگنال غیر ایستا می باشد.

## ۲- مواد و روش ها

### ۱-۲ پایگاه داده

مجموعه داده SEED<sup>۱۱</sup> یک مجموعه داده با دسترسی آزاد است که برای تحقیقات حوزه احساسات با استفاده از سیگنال‌های EEG ثبت شده است. این داده توسط آزمایشگاه BCMI در دانشگاه Shanghai Jiao Tong ثبت شده است. این مجموعه شامل ثبت سیگنال‌های EEG از ۱۵ شرکت‌کننده (۷ مرد و ۸ زن) می‌باشد که در حال تماشای فیلم‌های کوتاه برای برانگیختن حالت‌های هیجانی مختلف بودند (ما در این مطالعه از ۷ مرد و ۷ زن برای یکسان کردن تعداد افراد در هر گروه استفاده کردیم). این کلیپ‌ها به دقت انتخاب شده بودند تا سه حالت هیجانی اصلی شامل: مثبت، خنثی و منفی را ایجاد کنند. هر شرکت‌کننده ۱۵ آزمایش را انجام می‌داد که در هر آزمایش یک محرک ویدئویی نمایش داده می‌شد و سپس از همه افراد به صورت خودارزیابی، ثبت حالت احساسی انجام می‌گرفت. سیگنال‌های EEG با استفاده از سیستم ۶۲ کاناله ESI Neuroscan با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰۰ هرتز ثبت می‌گردید. مراحل پیش‌پردازش مانند کاهش نرخ نمونه‌برداری به ۲۰۰ هرتز و فیلترگذاری (۰/۵ تا ۷۵ هرتز) برای بهبود کیفیت سیگنال و کاهش نویز در ابتدای امر بر سیگنال‌ها اعمال شده است. همچنین، آرتیفکت‌هایی مانند حرکات چشم و عضلات به صورت دستی از سیگنال حذف شدند (برای شناسایی آرتیفکت‌های پلک زدن، EOG نیز ثبت شده بود) [۳۱-۳۲].

علاوه بر مجموعه داده SEED، روش پیشنهادی روی داده‌ی دیگری با تعداد ۱۵ زن و ۱۵ مرد نیز استفاده شد. این مجموعه داده دیگر نیز استفاده شد [۴۶]. این مجموعه داده EEG با سیستم ثبت ۶۲ کاناله در حالت استراحت ثبت گردیده است و اطلاعاتی شامل جنسیت، تست شخصیت و ویژگی‌های بیولوژیکی را شامل می‌شود. با توجه به حذف الکترودهای نویزی در برخی افراد، تنها از الکترودهای مشترک بین همه افراد استفاده شد که ۳۶ الکتروده بود. برای اطمینان از صحت روش پیشنهادی، روش منحنی پوانکاره و محاسبات غیرخطی روی این مجموعه نیز انجام گرفت، که الگوی گزارش شده در این مقاله، با مجموعه داده دوم نیز همخوانی داشت. لازم به ذکر است که نتایج این مقاله روی داده‌ی SEED گزارش شده است.

### ۲-۳ نمودار پوانکاره

نگاشت پوانکاره یک روش غیرخطی برای تحلیل دینامیک سیگنال‌های فیزیولوژیک (مانند EEG) است که با نمایش رابطه بین هر نمونه از سیگنال  $x(n)$  و نمونه بعدی  $x(n+\tau)$  روی یک نمودار دو بعدی، رفتار آشوب‌گونه و تغییرپذیری سیگنال را بررسی می‌کند. در رسم این منحنی،  $\tau$  تاخیر زمانی بهینه است. در این مطالعه با در نظر گرفتن محدوده‌ای از تاخیرها، از روش‌های محاسبه خودهمبستگی و اطلاعات متقابل برای پیدا کردن بهترین تاخیر زمانی که کمترین میزان وابستگی را

۲-۲ پیش‌پردازش  
علاوه بر مراحل پیش‌پردازش اولیه، برخی از کانال‌ها همچنان حاوی نویزهایی با دامنه بالا بودند. برای بررسی این کانال‌ها، هر کانال با حداکثر مقدار دامنه سیگنال آن برچسب‌گذاری شد. سپس برای هر کانال، تعداد آزمایش‌هایی که در آنها این برچسب از مقدار میانگین به اضافه دو برابر انحراف معیار برچسب‌های همان کانال فراتر رفته بود، شمارش شد. اگر بیش از ۱۰٪ از آزمایش‌های یک کانال از مقدار آستانه تعیین شده تجاوز می‌کرد، آن کانال به عنوان کانال نویزی شناسایی و از محاسبات بعدی حذف می‌شد. برای حفظ تعادل بین دو مجموعه داده (مردان و زنان)، کانال‌های مشترک از مجموعه کل کانال‌ها حذف شدند که در نهایت منجر به حذف ۸ کانال گردید.

پس از این مرحله، با توجه به اهمیت دامنه سیگنال و تغییرات آن در طبقه‌بندی داده‌ها، داده‌ها را با استفاده از روش Z-score نرمال‌سازی کردیم، به طوری که میانگین داده‌ها برای تمام آزمایش‌های هر دو جنس روی صفر و واریانس آنها روی یک تنظیم شد. این محاسبه به صورت جداگانه برای تمام آزمایش‌های منفرد در هر یک از ۵۴ کانال باقیمانده انجام گرفت. بنابراین برای هر آزمایش، یک فضای ویژگی ۵۴ بعدی داریم. در نهایت نیز از روش آنالیز مولفه‌های مستقل (ICA) استفاده کردیم. این آنالیز وجود برخی مولفه‌های غیرمرتبط با سیگنال‌های مغزی را نشان می‌داد که پس از بررسی همه این مولفه‌ها، مولفه‌های نویزی از سیگنال حذف شد و سیگنال بدون نویز در مراحل بعدی مورد استفاده قرار گرفت. علاوه بر همه‌ی این مراحل همانگونه که در بخش‌های بعدی توضیح خواهیم داد، از باندهای فرکانسی مختلف نیز برای بررسی روش استفاده کردیم که نتایج نشان دهنده کارایی روش پیشنهادی در همه باندهای فرکانسی می‌باشد که این نیز نشان دهنده اصالت روش پیشنهادی و عدم تاثیر نویز بر آن است.

<sup>۱۱</sup> SJTU Emotion EEG Dataset

پذیری سیگنال می باشد که هر چقدر اندازه بزرگتری داشته باشد، نشان دهنده پیچیدگی بیشتر سیگنال است. در شکل (۱) نمودار نمونه ای برای نمایش این مفاهیم، نشان داده شده است.

### روش های مکمل استخراج ویژگی از منحنی پوانکاره:

علاوه بر روش های سنتی استخراج ویژگی از منحنی پوانکاره برخی روش های پیشنهادی نیز در این مقاله مورد بررسی قرار گرفت که برخی از آنها در مقالات دیگری پیشنهاد شده است و برخی دیگر از پیشنهادات مطالعه جاری می باشد که در این بخش به توضیح آنان می پردازیم.

#### الف) فشردگی و پیوستگی

با بررسی پراکندگی منحنی پوانکاره، مشاهده شد که علاوه بر پارامترهای مرسوم مستخرج از این منحنی، برخی ویژگی های دیگر این منحنی نیز می تواند برای تفکیک جنسیتی مورد استفاده قرار گیرد. فشردگی و پیوستگی نقاط، دو عاملی است که بین دو جنسیت، متفاوت به نظر می رسد. برای محاسبه فشردگی از جمع کواریانس نقاط در دو بعد استفاده شد و برای محاسبه پیوستگی نیز میانگین فاصله اقلیدسی از مرکز پراکندگی نقاط در نظر گرفته شد. در منحنی های پوانکاره دیده شد که دو نمودار زن و مرد از نظر به هم پیوستگی نقاط نسبت به هم متفاوت می باشند و در نتیجه تعداد نقاط پرت در نموداری که پیوستگی کمتری دارد بیشتر خواهد شد.

ب) معیارهای پیچیدگی روی ماتریس دوبعدی حاصل از منحنی پوانکاره

در این بخش در ابتدا با شبکه بندی سطح نمودار پوانکاره در یک شبکه و شمارش نقاط در هر بخش مربعی از شبکه به یک ماتریس  $50 \times 50$  دست یافتیم که مقدار هر نقطه تعداد نقاط منحنی پوانکاره بود. حال روی این ماتریس از معیار آنتروپی برای بررسی میزان بی نظمی قرارگیری نقاط استفاده کردیم.

ج) روش های محاسبه عدم تقارن روی تصویر دوبعدی حاصل از منحنی پوانکاره با کمک ممان تصویر

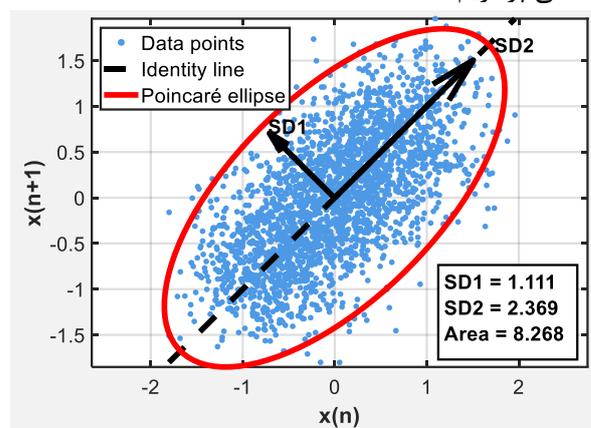
در این روش نیز مانند روش قبل ابتدا یک شبکه  $50 \times 50$  را به همان ترتیب ساخته و سپس برای تولید یک تصویر با کیفیت تر رزولوشن آن را افزایش دادیم. سپس با چرخش تصویر به میزان  $45^\circ$  درجه، خط  $x=y$  را در جهت افقی قرار دادیم. آنگاه با محاسبه فاصله عمودی مرکز جرم از این به معیاری از عدم تقارن توزیع نقاط دست یافتیم.

د) محاسبه عدم تقارن روی نقاط منحنی پوانکاره

در این بخش بر اساس روش پیشنهادی [۴۳] برای نقاط بالا و پایین منحنی پوانکاره میانگین فاصله عمودی از خط  $y=x$

بین سیگنال و تاخیر یافته آن ایجاد کند، استفاده کردیم. از این طریق به دنبال راهی بودیم تا الگوهای غیرخطی نهفته در سیستم را به بهترین شکل نمایش دهیم. در این روش برای هر پنجره فرکانسی به صورت مجزا، بهترین تاخیر انتخاب شد (تاخیر بهینه برای کانال ها و مشاهدات تغییرپذیری محدودی داشت).

روش رسم منحنی پوانکاره، به ویژه برای مطالعه بی نظمی های زمانی<sup>۱۲</sup> در سیگنال های EEG مفید است. در روش های سنتی از نمودار پوانکاره می توان چندین پارامتر با مفاهیم مختلف استخراج نمود که در زیر به توضیح روش محاسبه و مفهوم هر یک می پردازیم.



شکل (۱) - معرفی پارامترهای مستخرج از منحنی

### پوانکاره روی یک داده نمونه

الف)  $SD1$  (انحراف معیار کوتاه مدت)

این متغیر نشان دهنده تغییر پذیری لحظه ای سیگنال می باشد و در حقیقت نوسانات کوتاه مدت سیگنال را اندازه گیری می کند. در واقع این پارامتر پراکندگی نقاط حول خط عمود بر محور  $y=x$  را نشان می دهد. روش محاسبه آن به صورت زیر می باشد:

$$SD1 = \frac{\text{انحراف معیار } (x(n) - x(n+1))}{\sqrt{2}} \quad (1)$$

ب)  $SD2$  (انحراف معیار بلند مدت)

این پارامتر تغییر پذیری بلند مدت سیگنال را توصیف می کند و به ثبات دینامیکی سیستم مرتبط است و در واقع پراکندگی نقاط حول محور  $y=x$  را اندازه گیری می کند. روش محاسبه آن به شکل زیر است:

$$SD2 = \sqrt{\text{انحراف معیار } (X(n) + x(n+1))} \quad (2)$$

علاوه بر این میتوان از نسبت  $SD2$  و  $SD1$  نیز استفاده کرد که نشان دهنده تعادل بین تغییر پذیری کوتاه مدت و بلند مدت است. مساحت بیضی پوانکاره نیز نشان دهنده حجم کلی تغییر

<sup>۱۲</sup> Temporal Variability

در بخش دیگری از این مقاله، نتایج محاسبات انجام شده بر اساس منحنی پوانکاره با نتایج محاسبه ویژگی‌های غیر خطی مقایسه شده است. عناوین روش‌های استفاده شده، شیوه محاسبه آن‌ها و مفهوم هر یک از آنها از دید سیگنال‌های EEG، به طور خلاصه در زیر آمده است.

**آنتروپی شانون:** این روش برای اندازه‌گیری بی‌نظمی و عدم قطعیت در سیگنال مورد استفاده قرار گرفته است. آنتروپی بالاتر نشان‌دهنده پیچیدگی بیشتر است. ۵

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \lg(p(x_i)) \quad (۴)$$

**نمای هارست:** این روش می‌تواند به تشخیص خودهمبستگی بلندمدت در سیگنال کمک کند [۴۲].

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(T)} \quad (۵)$$

در این فرمول R دامنه تجمعی، S انحراف معیار و T بازه زمانی می‌باشد. در نتایج حاصل از این روش،  $H > 0.5$  نشان دهنده سیستم پایدار،  $H < 0.5$  ضدپایدار و  $H = 0.5$  نشان دهنده رفتار تصادفی سیستم است.

**نمای لیپانوف:** هدف از استفاده از این روش، اندازه‌گیری حساسیت رفتار سیستم به شرایط اولیه می‌باشد [۴۲].

$$\lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \ln \left( \frac{\|\delta x(t)\|}{\|\delta x_0\|} \right) \quad (۶)$$

که در آن  $\delta x_0$  اختلال در شرایط اولیه و  $\delta x(t)$  فاصله دو trajectory بعد از زمان t است.  $\lambda > 0$  نشان‌دهنده رفتار آشوب‌ناک و  $\lambda = 0$  نشان دهنده پایداری سیستم است.

**چولگی:** این معیار عدم تقارن داده‌ها را اندازه می‌گیرد.

$$\gamma = \frac{E[(X-\mu)^3]}{\sigma^3} \quad (۷)$$

**بعد فرکتال:** این معیار، میزان پیچیدگی، خودتشابهی و چگونگی پرکردن فضای یک فرکتال را نسبت به اشکال کلاسیک اقلیدسی اندازه‌گیری می‌کند [۴۲].

$$D = \frac{\log(N)}{\log(s)} \quad (۸)$$

که در آن N، تعداد قطعات مشابه (خودمتشابه) جدیدی که پس از تغییر مقیاس ایجاد می‌شوند؛ S ضریب مقیاس (مقیاس جدید نسبت به مقیاس اصلی) می‌باشد.  
**بعد همبستگی<sup>۱۳</sup>:**

بعد همبستگی یک کمیت فرکتالی است که چگالی نقاط در فضای فاز یک سیستم دینامیکی را اندازه‌گیری می‌کند [۴۷].

**کشیدگی<sup>۱۴</sup>:** این معیار کشیدگی توزیع داده نسبت به توزیع نرمال را می‌سنجد و با فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$kurt(x) = \frac{E[(x-\mu)^4]}{E[(x-\mu)^2]^2} \quad (۹)$$

محاسبه گردید و نسبت دو عدد مربوط به نقاط بالا و پایین به عنوان معیاری از عدم تقارن مورد استفاده قرار گرفت.

ه) در انتها روش مشترک دو مطالعه [۴۴-۴۵] نیز مورد بررسی قرار گرفت. در این مقالات ابتدا خطوطی با فاصله ۳۰ درجه به مرکزیت پراکندگی نقاط منحنی پوانکاره رسم گردید. سپس از هر دو نقطه متوالی منحنی پوانکاره، یک خط فرضی رسم و محل برخورد آن با خط ۳۰ درجه ای به عنوان نقاط شاخص در نظر گرفته شد. سپس ۴ معیار از این نقاط استخراج گردید که شامل این موارد است: ۱- مساحت کوچکترین سطحی که با نقاط شاخص ساخته می‌شود. ۲- مساحت بزرگترین سطحی که با نقاط شاخص ساخته می‌شود. ۳- میانگین فاصله نقاط ربع اول و دوم از مرکز ۴- میانگین نقاط ربع سوم و چهارم از مرکز. در این مطالعه چهارمین معیار بهترین نتیجه را داشت.

## ۲-۴ انتخاب ویژگی

فرآیند بررسی درجه تاثیر کانال‌ها با روش مبتنی بر آزمون مربع کای (Chi-Square Test)، از یک معیار آماری برای ارزیابی وابستگی بین ویژگی‌های مورد استفاده و برچسب گروه آن‌ها استفاده می‌کند [۳۳]. این روش، هر ویژگی را به صورت مستقل بر اساس اختلاف بین فراوانی‌های داده‌های واقعی و داده‌های فرضی مستقل ارزیابی می‌کند و برای آن ویژگی آماره ای را محاسبه می‌کند.

هرچه مقدار آماره  $X^2$  محاسبه شده بزرگ‌تر باشد، وابستگی آن ویژگی به کلاس بیشتر می‌باشد و آن ویژگی در مدل طبقه بندی اهمیت بیشتری دارد. آماره مد نظر به این صورت قابل اندازه‌گیری می‌باشد:

$$X^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (۳)$$

که در آن  $E_i$  فراوانی داده‌های واقعی و  $O_i$  فراوانی داده‌های فرضی مستقل است.

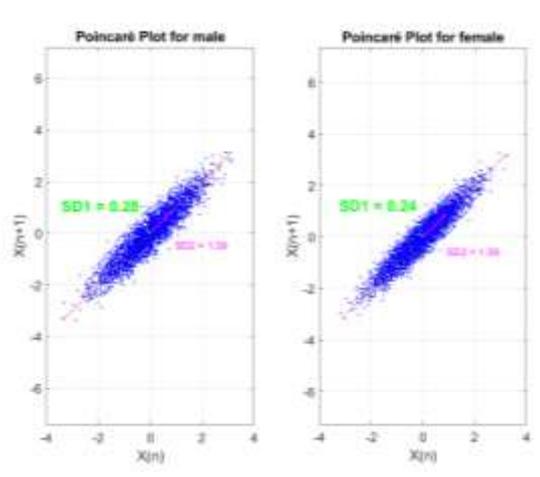
قابل ذکر است که از این روش در دو مرحله از تحلیل‌ها استفاده شده است. اول برای انتخاب ویژگی در بخش ارتباط بین کانال‌ها که در این بخش انتخاب ویژگی صرفاً روی داده‌های آموزش انجام شده و داده‌های آزمون در مرحله انتخاب ویژگی حضور نداشتند. دوم، برای بررسی درجه اهمیت هر کانال در تفکیک جنسیت که نتیجه این بررسی در فرآیند طبقه بندی وارد نشده است. لذا این مرحله ی تحلیل روی کل داده‌ها پیاده سازی شده است.

## ۲-۵ ویژگی‌های غیر خطی

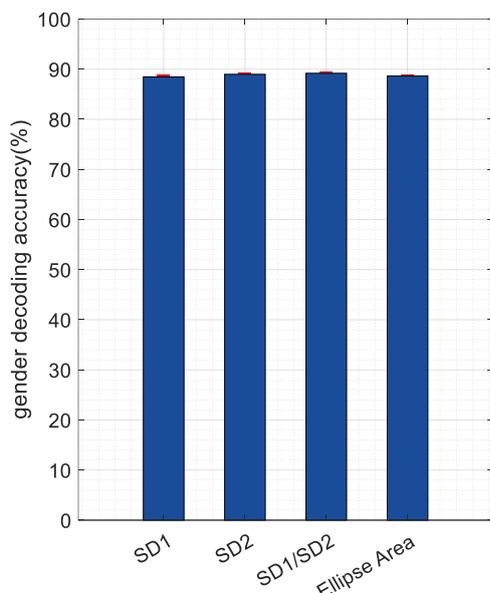
<sup>۱۴</sup> Kurtosis

<sup>۱۳</sup> Correlation dimension

برای بررسی دقیق تر تفاوت جنسیتی این پارامترها از طبقه بند های SVM برای تفکیک سیگنال های بر اساس جنسیت استفاده نمودیم. در این مرحله تفکیک فرکانسی روی سیگنال اعمال نشده است. شکل (۳) نشان دهنده میزان تاثیر هر یک از پارامترهای مستخرج از نمودار پوانکاره برای تفکیک جنسیتی می باشد. این نمودار نشان می دهد که هر یک از ۴ پارامتر معرفی شده می توانند به طور متوسط به صحت ۸۹٪ سیگنال های مرتبط به زن و مرد را از یکدیگر جدا کنند. این یافته نشان دهنده تفاوت قابل توجه دینامیک های غیرخطی و پیچیدگی سیگنال EEG در زنان و مردان می باشد.



شکل (۲) - تفاوت پارامتر SD1 مستخرج از منحنی پوانکاره بین دو گروه جنسیتی با رسم توزیع نقاط داده



شکل (۳) - صحت عملکرد طبقه بندی مبتنی بر جنسیت با استفاده از چهار پارامتر متفاوت مستخرج از منحنی پوانکاره شامل SD1، SD2، نسبت SD1 و SD2 و مساحت بیضی پوانکاره

#### ۴-۱ روش های طبقه بندی و تست های آماری

پس از استخراج ویژگی ها، از آنها به عنوان ورودی الگوریتم های یادگیری ماشین استفاده گردید. در این مطالعه از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM<sup>۱۵</sup>) با کرنل polynomial بهره بردیم. برای دسته بندی داده ها به داده آموزش و آزمون از روش اعتبارسنجی متقاطع ۵ قسمتی<sup>۱۶</sup> استفاده شد و نتایج مقاله صرفا بر اساس داده های آزمون (که قبلا و در مرحله آموزش به طبقه بند نشان داده نشده است) گزارش شده است. برای افزایش دقت نتایج گزارش شده، مرحله تقسیم بندی داده ها به آموزش و آزمون، ۱۰۰ مرتبه تکرار شد تا از هر نوع ایجاد بایاس در نتایج جلوگیری شود. بنابراین هر عدد صحت گزارش شده، حاصل میانگین گیری از ۱۰۰ \* ۵ عدد (۵۰۰ عدد) می باشد. اعداد گزارش شده، مقدار صحت طبقه بندی (نسبت همه مشاهده های درست طبقه بندی شده به کل مشاهدات) می باشد.

علاوه بر آن برای بررسی معنی دار بودن اختلاف بین درصد صحت های مختلف از آزمون t test استفاده شد و حد آستانه معنی دار بودن را نیز ۰/۰۱ در نظر گرفتیم.

#### ۳ - نتایج

در این مقاله به بررسی تفاوت دینامیک های غیر خطی در زنان و مردان پرداخته و به دنبال ارائه روشی بودیم که این تفاوت را به درستی و با دقت بالایی نمایش دهد. در ابتدا در شکل (۲) به بررسی ظاهری نمودار پوانکاره در دو جنس زن و مرد در یک کانال یکسان و در شرایط احساسی مشترک (حالت خنثی) می پردازیم. این منحنی نشان می دهد که در نمودار پوانکاره سیگنال مربوط به جنسیت مرد، پارامتر SD1 که نشان دهنده تغییرپذیری سریع سیگنال است، مقدار بیشتری دارد. درباره SD2 در این شکل، هرچند در این مقیاس خاص، در مقدار SD2 تفاوتی بین زن و مرد دیده نمی شود ولی با استفاده از روش های یادگیری ماشین نشان خواهیم داد که در جمعیت الکترودها در این معیار نیز بین دینامیک مغز زنان و مردان تفاوت معنی داری وجود دارد.

#### ۳-۱ طبقه بندی مبتنی بر جنسیت با استفاده از

##### پارامترهای منحنی پوانکاره

باید در نظر داشت که تنها پارامتر مستخرج از نمودار پوانکاره SD1 نمی باشد بلکه پارامترهای متنوعی را می توان از این نمودار استخراج نمود که در بخش روش ها به آن ها اشاره شد.

<sup>۱۶</sup> 5-fold cross validation

<sup>۱۵</sup> Supported vector machine

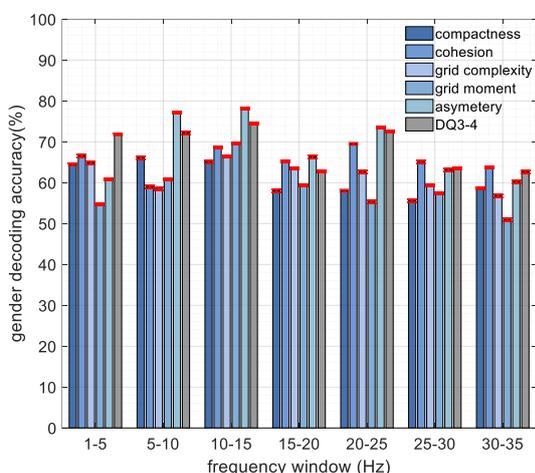
### ۲-۳ تحلیل فرکانسی

در بخش بعدی با اعمال فیلترینگ به دنبال بررسی دو موضوع بودیم. ابتدا به اعتبارسنجی یافته‌ها می‌پردازیم، در حقیقت به بررسی این موضوع که آیا تفاوت‌های مشاهده‌شده منعکس‌کننده مکانیسم‌های زیستی اصیل در مغز هستند یا ناشی از آرتیفکت‌های بروز یافته در فرکانسی خاص می‌باشند. اگرچه پیش‌پردازش‌های دقیق انجام‌شده احتمال وجود اثر نویز را کاهش می‌دهد، اما برای اطمینان، صحت طبقه‌بندی در بازه‌های فرکانسی مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت. تفکیک فرکانسی داده‌ها به وسیله فیلتر باترورت با شیف‌فازی صفر و در پنجره‌های فرکانسی با طول ۵ هرتز و بدون همپوشانی، از فرکانس ۱ تا ۳۵ هرتز انجام گرفته است. همانگونه که در شکل (۴) مشاهده می‌شود صحت طبقه‌بندی در همه فرکانس‌ها به میزان کاملاً معنی‌داری بالاتر از حد شانس (۵۰٪) می‌باشد. این عدم مشاهده الگوی موضعی (وجود صحت بالا تنها در محدوده‌های فرکانسی خاص) احتمال تأثیر نویز را رد می‌کند، زیرا اگر وجود نویز در یک فرکانس خاص عامل به دست آمدن صحت عملکرد بالا بود، در این شکل نیز تنها در یک فرکانس شاهد افزایش صحت طبقه‌بندی بودیم. علاوه بر این یافته، میتوان دید که در برخی از فرکانس‌ها به خصوص بازه سوم یعنی فرکانس ۱۰ تا ۱۵ هرتز که در محدوده فرکانسی آلفا و بتا می‌باشد، این صحت افزایش می‌یابد که نشان‌دهنده اهمیت بیشتر آن فرکانس در تمایز دینامیک‌های غیرخطی بین زنان و مردان می‌باشد.

### ۳-۳ نتایج استفاده از سایر معیارهای مستخرج از منحنی پوانکاره

علاوه بر روش‌های متداول محاسبه شاخص از منحنی پوانکاره که مبتنی بر محاسبه SD1 و SD2 است، در این مقاله از روش‌های دیگری نیز استفاده شده است تا بررسی شود چه جنبه‌ای از منحنی پوانکاره بیشتر نشان‌دهنده تفاوت‌های بین مغز زنان و مردان می‌باشد. نتایج در شکل ۵ نشان داده شده است. با وجود صحت طبقه‌بندی قابل قبول، هیچ یک از شاخص‌های معرفی شده به اندازه روش‌های مبتنی بر SD1 و SD2 نتوانسته‌اند صحت طبقه‌بندی بالایی کسب کنند.

شاخص‌های سوم تا ششم شکل ۵ به دنبال یافتن عدم تقارن در توزیع نقاط نمودار پوانکاره بودند که در برخی پنجره‌های فرکانسی، صحت بالاتری ایجاد کردند.

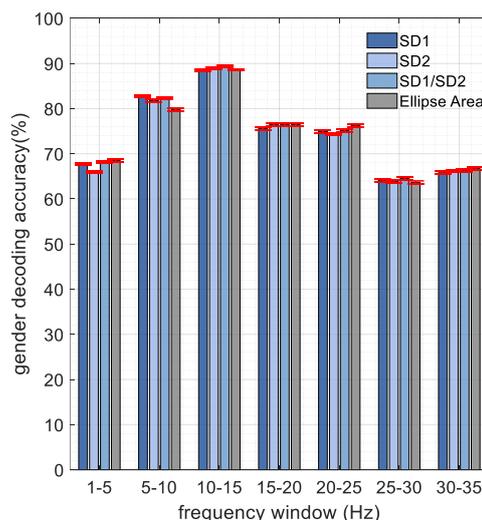


#### شکل (۵) مقایسه روش‌های مختلف استخراج ویژگی از

منحنی پوانکاره و در پنجره‌های فرکانسی مختلف، رنگ‌ها نشان‌دهنده ۶ روش مختلف مورد استفاده شامل فشردگی، پیوستگی، معیارهای پیچیدگی روی شبکه منحنی پوانکاره، معیارهای محاسبه عدم تقارن روی شبکه منحنی پوانکاره، عدم تقارن نقاط منحنی و میانگین فاصله نقاط شاخص در ربع سوم و چهارم از مرکز نقاط می‌باشد.

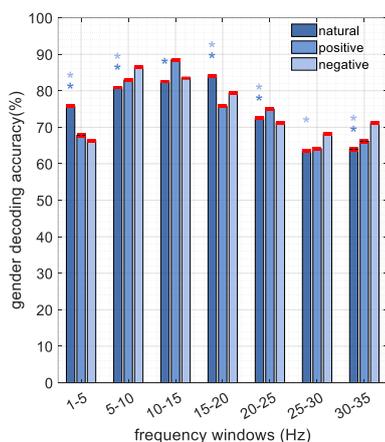
### ۳-۴ مقایسه با سایر روش‌های اندازه‌گیری دینامیک‌های غیرخطی

تا اینجا نشان داده شد که استفاده از پارامترهای مستخرج از منحنی پوانکاره ابزاری کارآمد برای کمی‌سازی دینامیک‌های غیرخطی در ایجاد تمایز بین سیگنال مغزی زنان و مردان می‌باشد. اما پرسش کلیدی این است که آیا این روش تحلیلی برتری قابل توجهی نسبت به روش‌های متداول سنجش پیچیدگی سیگنال دارد؟ برخی روش‌های مرسوم در اندازه‌گیری پیچیدگی سیگنال در بخش‌های قبل معرفی شد. در



شکل (۴) - ارزیابی صحت طبقه‌بندی مبتنی بر جنسیت با استفاده از پارامتر SD1 در بازه‌های فرکانسی ۵ هرتزی بدون همپوشانی، از ۱ تا ۳۵ هرتز

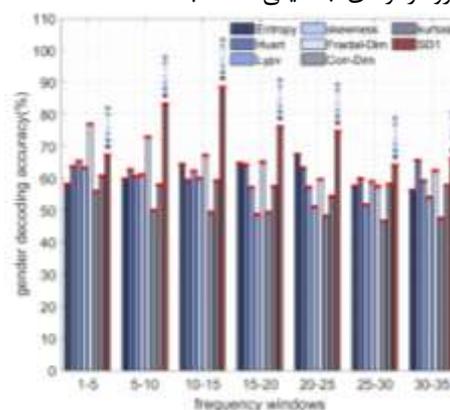
دو الگو شود، در آن حالت احساسی خاص، صحت طبقه بندی مبتنی بر جنسیت کاهش می یابد یا بالعکس در صورتی که یک حالت احساسی باعث واگرا شدن الگوی فعالیت مغزی بین دو گروه شود در آن حالت احساسی صحت طبقه بندی افزایش می یابد. لازم به ذکر است که در این مطالعه، الگوی فعالیت مغزی تنها به دینامیک های غیرخطی کمی سازی شده توسط منحنی پوانکاره اشاره دارد و سایر جنبه های فعالیت مغزی و تاثیر احساسات بر آنها نیاز به بررسی های وسیع تری دارد. همانگونه که در شکل (۷) مشاهده می شود در بازه های فرکانسی مختلف، نمی توان الگوی مشخصی برای تاثیر احساسات بر فاصله الگوی فعالیت مغزی بین دو جنس ارائه داد. هر چند در برخی فرکانس ها برای مثال بازه فرکانسی ۱-۵ هرتز می توان تاثیر احساسات بر صحت طبقه بندی را مشاهده نمود. در این بازه فرکانسی خاص می توان ادعا نمود که ایجاد حس مثبت یا منفی، باعث نزدیک شدن حالت فعالیت مغز در زن و مرد نسبت به حالت احساسی خنثی می شود و در نتیجه در شرایط برانگیختگی احساسی صحت طبقه بندی کاهش می یابد. این مشاهده در فرکانس ۳۰-۳۵ هرتز به صورت معکوس مشاهده می شود. در این شکل معنی دار بودن تفاوت حالت خنثی با هر یک از حالت ها مثبت و منفی با قرار دادن علامت \* در بالای میله مربوط به حالت خنثی نشان داده شده است. بنابراین، اگرچه می توان تاثیر هیجان را در هر باند فرکانسی به صورت مجزا تحلیل کرد، اما عدم تکرارپذیری الگوها در تمامی بازه های فرکانسی، مانع از ارائه ی یک قاعده ی کلی در این زمینه می شود. این یافته ها بر پیچیدگی ذاتی تعامل هیجان و تفاوت های جنسیتی در سازمان دهی فعالیت های مغزی تأکید دارند.



شکل (۷) - تاثیر احساسات بر واگرایی یا همگرایی الگوی دینامیک های غیرخطی در دو جنس زن و مرد بر اساس مقایسه صحت طبقه بندی در حالت های احساسی خنثی، مثبت و منفی (\* نشان دهنده ی معنی دار بودن تفاوت حالت خنثی نسبت به هر یک از حالت های احساسی می باشد) ( $p\text{-value} < 0.01$ )

شکل (۶) در بازه های فرکانسی مختلف، صحت طبقه بندی مبتنی بر جنسیت بین این روش ها و روش معرفی شده در این مقاله مقایسه شده است. لازم به ذکر است که در شکل (۶) تنها از معیار SD1 استفاده شده است، در حالی که مابقی پارامترهای مستخرج از نمودار پوانکاره نیز نتایج مشابهی داشتند. همانگونه که در این شکل مشاهده می شود، در همه بازه های فرکانسی، SD1 معیار بهتری برای طبقه بندی داده ها بر اساس جنسیت بود. این برتری به میزان قابل توجهی به بهبود صحت طبقه بندی منجر شده است.

این نتایج به وضوح نشان می دهد که رویکرد پیشنهادی مبتنی بر منحنی پوانکاره، نه تنها قابلیت تشخیص بهتر تفاوت های جنسیتی در دینامیک مغزی را دارد، بلکه از لحاظ آماری نیز بر روش های موجود برتری دارد. این امر می تواند پیامدهای مهمی برای توسعه ی ابزارهای دقیق تر در نورومارکرهای جنسیتی داشته باشد.



شکل (۶) - مقایسه صحت طبقه بندی با استفاده از پارامتر SD1 با روش های مرسوم کمی سازی دینامیک های غیرخطی شامل آنتروپی، نمای هارست، نمای لیاپانوف و چولگی، برای نشان دادن تفاوت هر روش با روش پیشنهادی (SD1)، در صورت معنی دار بودن تفاوت هر ویژگی ( $p < 0.01$ )، روی میله ی مربوط به SD1 علامت \* به همان رنگ قرار داده شده است.

### ۳-۴ تاثیر حالت احساسی بر تمایز بین جنسیتی دینامیک های مغزی

یکی از سوالات اساسی که می تواند در موضوع تفکیک جنسیتی مطرح شود این است که آیا تغییر احساسات می تواند الگوی فعالیت های مغزی دو جنس زن و مرد را همگرا یا واگرا کند؟ برای مثال آیا برانگیخته شدن احساسات مثبت باعث نزدیک شدن الگوی فعالیت های مغزی زنان و مردان می شود (همگرایی) یا بالعکس سبب دور شدن الگوی فعالیت مغزی این دو گروه می شود (واگرایی). در این پژوهش این موضوع را با این فرض بررسی نمودیم که اگر یک حالت احساسی باعث همگرا شدن الگوی فعالیت مغزی بین مردان و زنان و همپوشانی این

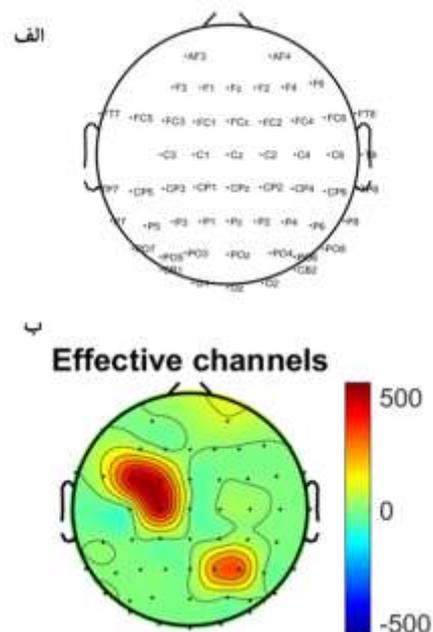
### ۳-۷ نمودار پراکندگی بین الکترودی و شاخص های

#### منحنی پوانکاره به عنوان معیار ارتباطات مغزی

با توجه به صحت طبقه بندی بالایی که پارامترهای مستخرج از منحنی پوانکاره ایجاد می‌کند، در این بخش این فرضیه را مورد آزمون قرار دادیم که استخراج شاخص های معرفی شده ی منحنی پوانکاره از منحنی مشابه که بین جفت-الکترودهای EEG (بدون لگ زمانی) رسم شده است، می‌تواند اطلاعات قابل توجهی درباره جنسیت شرکت کننده ها ایجاد کند. برای این کار منحنی پراکندگی نقاط را طوری رسم کردیم که بعد افقی نمونه های سری زمانی در لحظه n از الکتروود اول و بعد عمودی نمونه های همان لحظه زمانی الکتروود دوم باشد. با توجه به ماهیت محاسبات روی این منحنی پراکندگی بین الکترودی، این مقدار می‌تواند به عنوان معیاری برای سنجش ارتباط غیرخطی بین فعالیت های دو الکتروود مورد استفاده قرار گیرد.

به این منظور بین همه جفت الکتروود ها، پارامترهای مختلف پوانکاره را استخراج کردیم و سپس برای معادل سازی ابعاد فضای ویژگی با محاسبات قبلی (با ابعاد فضای ویژگی برابر با ۵۴: به تعداد الکتروودها) در اینجا نیز با روش انتخاب ویژگی مبتنی بر آزمون مربع کای، ۵۴ ویژگی را روی داده های آموزش انتخاب نمودیم (نمونه های آزمون در بخش انتخاب ویژگی وارد نمی شدند). علاوه بر آن، با هدف مقایسه نتایج با معیارهای مرسوم کمی سازی اتصال بین الکتروودها، اتصال بین الکتروودها را با معیار های قفل فاز و همبستگی پیرسون نیز اندازه گیری کردیم. در این بخش صحت طبقه بندی به متوسط مقدار ۹۷٪ رسید (شکل ۹-الف). این عدد با صحت طبقه بندی حاصل از معیار همبستگی برابر بود. در مرحله بعد، جفت الکتروودهای دارای بیشترین تاثیر، مورد ارزیابی قرار گرفتند که در شکل ۹-ب، معرفی شده اند. در این شکل رنگ ها نشان دهنده اهمیت هر الکتروود می باشند (رنگ های گرم تر معادل اهمیت بیشتر می باشند). بررسی اهمیت هر اتصال نیز با کمک روش مربع کای و به همان روشی انجام گرفت که در بخش بررسی مکانی دینامیک غیر خطی وابسته به جنسیت معرفی گردید. به نظر می رسد الکتروود C1 در این ارتباطات یک مرکز اتصال مهم برای ایجاد تمایز بین جنسیتی می باشد که ارتباط آن با سایر نواحی، تاثیر مهمی در طبقه بندی فعالیت های مغزی بر اساس جنسیت دارد. در بخش قبل و در بررسی تک الکتروود ها (شکل ۷) هم نشان داده شد که این الکتروود نقش مهمی در تفکیک جنسیتی دارد. این نکته نیز باید مورد توجه قرار گیرد که با توجه به نزدیک بودن مقادیر صحت در روش های همبستگی، قفل فاز و SD1 و SD2، ممکن است ارتباط و همبستگی معنی

۵- بررسی مکانی دینامیک غیر خطی وابسته به جنسیت در این بخش از نتایج این موضوع را مورد بررسی قرار دادیم که آیا تفاوت در دینامیک های غیرخطی در بخشی از مغز با تاثیر قوی تری مشاهده می شود یا تفاوتی بین مکان های مختلف از این حیث وجود ندارد. برای این بررسی در هر بار تکرار طبقه بندی (۵۰۰ بار انتخاب داده آموزش، توضیحات در بخش روش ها) با الگوریتم انتخاب ویژگی مبتنی بر آزمون مربع کای الکتروودها از نظر ارتباط الگوی فعالیت آنها با برچسب جنسیت مرتب شده و ۵ الکتروود برتر انتخاب شدند. با توجه به اینکه برای هر صحت طبقه بندی، این فرآیند ۵۰۰ بار تکرار می شد پس در نهایت ۲۵۰۰ عنوان الکتروود (با وجود تکرار برخی الکتروودها) به عنوان الکتروودهای موثر انتخاب می شدند. که شکل (۸) نشان دهنده تعداد تکرار هر الکتروود در ۲۵۰۰ عنوان الکتروود است. این شکل نشان می دهد که منطقه خاصی از نیمکره راست و چپ بیشترین تاثیر را در تفکیک جنسیتی ایفا می کنند که بیشتر شامل نواحی قشر آهیانه ای، پیشانی و مرکزی می باشد. در بخش نتیجه گیری درباره این مساله بحث خواهیم نمود.



شکل (۸) بررسی مکانی الکتروودهای اثرگذار در ایجاد تفکیک بین فعالیت مغزی زنان و مردان (الف) نامگذاری الکتروودهای مورد استفاده (ب) معرفی الکتروودهای اثرگذار، تعداد تکرار هر الکتروود در بین الکتروود برتر در الکتروودهای مرتب شده طبق شاخص مربع کای، در ۵۰۰ بار تکرار مراحل طبقه بندی

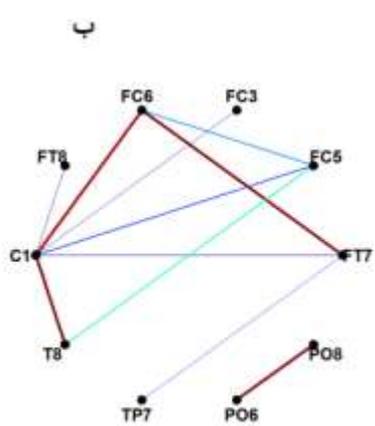
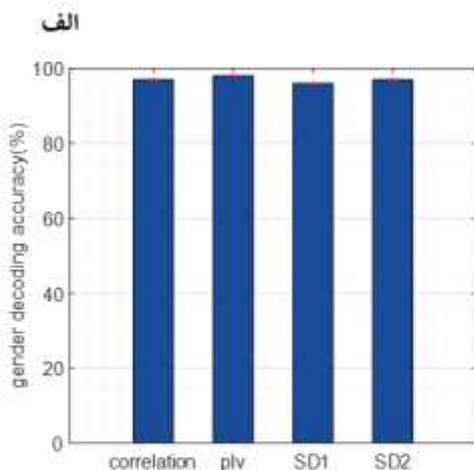
### ۸-۳ نتایج بررسی روی مجموعه دیتای دوم

برای اطمینان از اثرگذاری روش های پیشنهادی در این مقاله برای تفکیک جنسیتی، روش ها روی داده ی دیگری به تعداد ۳۰ ساجکت نیز مورد بررسی قرار گرفت و الگوی به دست آمده در این مقاله در آن داده نیز تکرار شد. قابل ذکر است که به علت تغییر در تعداد الکترودها و شرایط ثبت، لزوماً صحت طبقه بندی یکسان نبود (تعداد الکترودها کمتر بود و دیتا در حالت استراحت ثبت شده بود) ولی در این داده نیز میانگین طبقه بندی برای روش های مبتنی بر منحنی پوانکاره، بالاتر از ۷۰ درصد و معنی دار از نظر آماری بود.

میانگین صحت های به دست آمده در این داده نشان از کارآمد بودن روش های مبتنی بر منحنی پوانکاره دارد و در همه باندهای فرکانسی بجز فرکانس ۱ تا ۵ هرتز دقت طبقه بندی در روش های مبتنی بر منحنی پوانکاره به طور میانگین ۶٪ بالاتر از روش های دیگر بود ( $p\text{-value} < 0.01$ ). در باند فرکانسی ۱-۵ هرتز روش های دیگر (بدون منحنی پوانکاره) دقت بالاتری داشتند. با توجه به اینکه این آنالیز صرفاً برای صحت سنجی روش پیشنهادی بود، شکل های مقاله، همچنان بر اساس دیتاست قبلی در مقاله وارد شده است.

داری بین شاخص های همبستگی و شاخص های منحنی پراکندگی بین الکترودی وجود داشته باشد. از این جهت در بین مشاهدات مختلف هر جفت کانال، ارتباط بین شاخص پوانکاره و شاخص همبستگی پیرسون و نیز بین شاخص پوانکاره و مقادیر قفل فاز و نیز معنی دار بودن این ارتباط با کمک روش همبستگی اندازه گیری شد. از بین همه ی جفت الکترودها، تنها درصد کمی (۳٪ و ۸٪ به ترتیب برای همبستگی و قفل فاز) همبستگی معنی دار ( $p\text{-value} < 0.01$ ) نشان می دادند. بنابراین این روش ها کمیت یکسانی را اندازه گیری نمی کنند.

به منظور کنترل نتیجه حاصل از بررسی نواحی و نیز جفت الکترودهای موثر (اثر گذاری بیشتر الکترودهای ناحیه مرکزی)، اثر پارامتر سیگنال به نویز (SNR) در این الکترودها مورد بررسی قرار گرفت. سوال این بود که آیا این الکترودها به علت SNR بالاتر، اثرگذاری بیشتری از خود نشان می دهند یا خیر. به این منظور و برای بررسی SNR دینامیک زمانی الکترودها و نیز مولفه های مستقل مغزی مورد بررسی قرار گرفت تا این روش نشان داد که همبستگی خاصی بین الکترودهای اثر گذار با SNR این الکترودها وجود ندارد و فقط فاکتور جنسیت در اثر گذاری این الکترودها نقش دارد. در نتیجه هیچ گونه بایاسی بجز بحث جنسیت در مورد الکترودهای معرفی شده در شکل ۹-ب وجود ندارد.



شکل (۹)-الف. استفاده از پارمترهای مستخرج از منحنی پوانکاره بین جفت الکترودهای EEG به عنوان معیاری از ارتباط غیرخطی فعالیت های دو الکترو و مقایسه آن با نتیجه حاصل از همبستگی پیرسون. ب. جفت الکترودهایی با بیشترین تاثیر در تفکیک جنسیتی (اتصالات با رنگ های گرم تر نشان دهنده اهمیت بیشتر در طبقه بندی مبتنی بر جنسیت هستند)

مستخرج از نمودار پوانکاره به عنوان معیاری از دینامیک های غیرخطی به عنوان ابزاری کارآمد در تفکیک جنسیتی تاکید شد. با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین نشان دادیم که دینامیک های غیرخطی به خوبی سیگنال ها را بر اساس برچسب جنسیت تفکیک می کنند ولی استفاده از روش منحنی

### بحث و بررسی

در این پژوهش به بررسی این موضوع پرداختیم که آیا دینامیک های غیرخطی و پیچیدگی سیگنال های مغزی می تواند به عنوان فاکتوری برای تمایز مبتنی بر جنسیت مورد استفاده قرار گیرد؟ علاوه بر روش های مرسوم، در این مطالعه به پارمترهای

همخوانی دارد. این پژوهش گامی مهم در جهت توسعه ی ابزارهای دقیق‌تر در مطالعات نورومارکرهای جنسیتی محسوب می‌شود و راه را برای تحقیقات آینده در زمینه‌ی مکانیسم‌های عصبی زیربنایی این تفاوت‌ها هموار می‌سازد.

### نتیجه گیری

در این مطالعه با به کار گیری روش های مختلف اندازه گیری رفتارهای غیرخطی در سیگنال های EEG نشان دادیم که به خوبی می توان بین فعالیت مغزی زنان و مردان تفاوت قایل بود. از آنجا که افزایش دقت طبقه بندی از اهمیت بالایی برخوردار است به دنبال روشی بودیم که بهترین صحت طبقه بندی را ایجاد کند. نتایج نشان داد که بهترین معیار، شاخص های سنتی مستخرج از نمودار پوانکاره می باشد. علاوه بر آن نشان دادیم که مغز زنان درجات بیشتری از رفتار غیرخطی و پیش بینی ناپذیر را از خود نشان می دهند. یافته ای که مطالعات پیشین را تایید می نمود. وجود مکان های مختلفی در مغز که در ایجاد این تفاوت اثر گذار هستند، نشان دهنده اهمیت تفاوت پیچیدگی سیگنال در ایجاد الگوهای ذهنی و رفتاری است که بین زنان و مردان تفاوت دارد.

پوانکاره، صحت طبقه بندی را به میزان قابل توجهی در همه بازه های فرکانسی مورد بررسی بهبود می بخشد.

تفاوت در میزان پیچیدگی سیگنال های مغزی در مطالعات دیگری نیز با به کارگیری روش های مختلفی مانند آنتروپی و ابعاد فرکتال نشان داده شده است و یافته های این مقاله با یافته های قبلی سازگاری قابل توجهی دارد. آنچه این پژوهش را نسبت به پژوهش های گذشته برجسته می سازد، روش پیشنهاد شده و استفاده از پارامترهای منحنی پوانکاره است که به بهبود قابل توجهی در صحت طبقه بندی منجر شد. این یافته نشان می دهد که معیارهای معرفی شده به خوبی و با اطمینان بالایی می توانند به عنوان بیومارکرهای جنسیتی مورد استفاده قرار بگیرند.

در بخشی از این مطالعه به مکان هایی در مغز اشاره شد که بیشترین تاثیر را تفکیک جنسیتی بر اساس دینامیک های غیرخطی داشتند. این نواحی شامل نواحی خاصی از لوب آهیانه ای و لوب پیشانی می باشد. این مناطق در چندین مطالعه قبلی به دلیل تفاوت های وابسته به جنسیت در فعالیت و ساختارشان معرفی شده اند. به عنوان مثال، برخی مطالعات افزایش حجم ماده خاکستری را در ناحیه آهیانه ای در زنان نسبت به مردان گزارش کرده اند [۳۴-۳۶]. علاوه بر این، تحقیقات نشان داده اند که علاوه بر تفاوت های ساختاری، تفاوت های عملکردی نیز بین مغز مردان و زنان وجود دارد. به عنوان مثال، در یکی از مطالعات نشان داده شده است که شبکه های مغزی در حین فعالیت در مردان الگوهای پایدارتری نسبت به زنان نشان می دهند، در حالی که زنان الگوهای پیچیده تری از فعالیت مغزی را به ویژه در لوب آهیانه ای نمایش می دهند [۳۷]. مطالعه دیگری نیز نشان داد که فعالیت مغزی در لوب آهیانه ای، به ویژه در مناطقی که با تفکر منطقی و پردازش زبان مرتبط هستند، به طور معنی داری بین زنان و مردان متفاوت است، [۳۸]. همچنین شواهد متعددی وجود دارد که لوب پیشانی از نظر ساختاری یا فیزیولوژیکی و همچنین از نظر شبکه ای بین زنان و مردان متفاوت است [۳۹-۴۱].

در مجموع، مطالعه حاضر نشان داد که دینامیک های غیرخطی سیگنال های مغزی، به ویژه با استفاده از پارامترهای منحنی پوانکاره، می توانند به عنوان شاخص های قابل اعتمادی برای تفکیک جنسیتی مورد استفاده قرار گیرند. روش پیشنهادی ما نسبت به روش های مرسوم، بهبود قابل توجهی در صحت طبقه بندی ایجاد کرد. تفاوت های مشاهده شده عمدتاً در نواحی آهیانه ای و پیشانی مغز متمرکز بودند که با یافته های قبلی در مورد تفاوت های ساختاری و عملکردی مغز زنان و مردان

### ۵- مراجع

- [1] Cahill, L. (2006). Why sex matters for neuroscience. *Nature reviews neuroscience*, 7(6), 477-484.
- [2] Ruigrok, A. N., Salimi-Khorshidi, G., Lai, M. C., Baron-Cohen, S., Lombardo, M. V., Tait, R. J., & Suckling, J. (2014). A meta-analysis of sex differences in human brain structure. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 39, 34-50.
- [3] Zhang, X., Liang, M., Qin, W., Wan, B., Yu, C., & Ming, D. (2020). Gender differences are encoded differently in the structure and function of the human brain revealed by multimodal MRI. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14, 244.
- [4] Gong, G., He, Y., & Evans, A. C. (2011). Brain connectivity: gender makes a difference. *The Neuroscientist*, 17(5), 575-591.
- [5] Zhang, C., Dougherty, C. C., Baum, S. A., White, T., & Michael, A. M. (2018). Functional connectivity predicts gender: Evidence for gender differences in resting brain connectivity. *Human brain mapping*, 39(4), 1765-1776.
- [6] Ratnu, V. S., Emami, M. R., & Bredy, T. W. (2017). Genetic and epigenetic factors underlying sex differences in the regulation of gene expression in the brain. *Journal of neuroscience research*, 95(1-2), 301-310.
- [7] Kundakovic, M., & Tickerhoof, M. (2024). Epigenetic mechanisms underlying sex differences in the brain and behavior. *Trends in neurosciences*.
- [8] Zhu, J. Y., Zheng, W. L., & Lu, B. L. (2015). Cross-subject and cross-gender emotion classification from EEG. In *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, June 7-12, 2015, Toronto, Canada (pp. 1188-1191)*. Springer International Publishing.
- [9] Corsi-Cabrera, M., Ramos, J., Guevara, M. A., Arce, C., & Gutierrez, S. (1993). Gender differences in the eeg during cognitive activity. *International Journal of Neuroscience*, 72(3-4), 257-264.

[۲۸] لشکری، صالح، خلیل زاده، و هاشمی گلپایگانی. (۲۰۱۵). تعیین درجه‌ی

بهینه مقطع پوانکاره سه‌بعدی برای تشخیص حملات صرعی با استفاده

از EEG. نشریه‌ی علمی مهندسی پزشکی زیستی، ۱۹(۱)، ۵۹-۶۹.

[29] Chen, X., Xu, G., Du, C., Zhang, S., Zhang, X., & Teng, Z. (2022). Poincaré plot nonextensive distribution entropy: A new method for electroencephalography (EEG) time series. *Sensors*, 22(16), 6283.

[۳۰] Hayase, K., Kainuma, A., Akiyama, K., Kinoshita, M., Shibasaki, M., & Sawa, T. (2021). Poincaré plot area of gamma-band EEG as a measure of emergence from inhalational general anesthesia. *Frontiers in Physiology*, 12, 627088.

[31] Zheng, W. L., & Lu, B. L. (2015). Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks. *IEEE Transactions on autonomous mental development*, 7(3), 162-175.

[32] Duan, R. N., Zhu, J. Y., & Lu, B. L. (2013, November). Differential entropy feature for EEG-based emotion classification. In 2013 6th international IEEE/EMBS conference on neural engineering (NER) (pp. 81-84). IEEE.

[33] Hussain, L., Alabdulkreem, E., Lone, K. J., Al-Wesabi, F. N., Nour, M. K., Hilal, A. M., ... & Aziz, S. (2023). Feature ranking chi-square method to improve the epileptic seizure prediction by employing machine learning algorithms. *Waves in Random and Complex Media*, 1-27.

[34] Im, K., Lee, J. M., Lee, J., Shin, Y. W., Kim, I. Y., Kwon, J. S., & Kim, S. I. (2006). Gender difference analysis of cortical thickness in healthy young adults with surface-based methods. *Neuroimage*, 31(1), 31-38.

[35] Sowell, E. R., Peterson, B. S., Kan, E., Woods, R. P., Yoshii, J., Bansal, R., ... & Toga, A. W. (2007). Sex differences in cortical thickness mapped in 176 healthy individuals between 7 and 87 years of age. *Cerebral cortex*, 17(7), 1550-1560.

[36] Salinas, J., Mills, E. D., Conrad, A. L., Kosciak, T., Andreasen, N. C., & Nopoulos, P. (2012). Sex differences in parietal lobe structure and development. *Gender medicine*, 9(1), 44-55.

[37] Feng, T., Mi, M., Li, D., Wang, B., & Liu, X. (2024). Exploring neural mechanisms of gender differences in bodily emotion recognition: a time-frequency analysis and network analysis study. *Frontiers in Neuroscience*, 18, 1499084.

[38] Pradeep, H. B. A. C., & Meegama, R. G. N. (2020). Age and gender related variations in human EEG signals. *International Journal of Digital Signals and Smart Systems*, 4(1-3), 87-99.

[39] Gur, R. C., Gunning-Dixon, F., Bilker, W. B., & Gur, R. E. (2002). Sex differences in temporo-limbic and frontal brain volumes of healthy adults. *Cerebral cortex*, 12(9), 998-1003.

[40] Szeszko, P. R., Vogel, J., Ashtari, M., Malhotra, A. K., Bates, J., Kane, J. M., ... & Lim, K. (2003). Sex differences in frontal lobe white matter microstructure: a DTI study. *Neuroreport*, 14(18), 2469-2473.

[41] Grabowska, A. (2017). Sex on the brain: are gender-dependent structural and functional differences associated with behavior?. *Journal of neuroscience research*, 95(1-2), 200-212.

[42] Torabi, A., Zareayan Jahromy, F., & Daliri, M. R. (2017). Semantic category-based classification using nonlinear features and wavelet coefficients of brain signals. *Cognitive Computation*, 9(5), 702-711.

[43] Humeau-Heurtier, A., Mahé, G., Hunault, G., Gascoin, L., & Abraham, P. (2017). Multiscale Poincaré plot analysis of time series from laser speckle contrast imaging data. *Biomedical Signal Processing and Control*, 38, 361-369.

[44] Khodabakhshi, M. B., Eslamyeh, N., Sadredini, S. Z., & Ghamari, M. (2022). Cuffless blood pressure estimation using chaotic features of photoplethysmograms and parallel convolutional neural network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 226, 107131.

[10] Kaur, B., Singh, D., & Roy, P. P. (2019). Age and gender classification using brain-computer interface. *Neural Computing and Applications*, 31(10), 5887-5900.

[11] Kaur, B., Singh, D., & Roy, P. P. (2019). Age and gender classification using brain-computer interface. *Neural Computing and Applications*, 31(10), 5887-5900.

[12] Wang, P., & Hu, J. (2019). A hybrid model for EEG-based gender recognition. *Cognitive neurodynamics*, 13(6), 541-554.

[13] Model, U. D. B. L. N. EEG-based Age and Gender Prediction Using Deep BLSTM-LSTM Network Model.

[14] Patel, P., & Annavarapu, R. N. (2021). EEG-based human emotion recognition using entropy as a feature extraction measure. *Brain informatics*, 8(1), 20.

[15] Hosseini, S. A., & Naghibi-Sistani, M. B. (2011). Emotion recognition method using entropy analysis of EEG signals. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 3(5), 30.

[16] Gu, C., Chou, T., Widge, A. S., & Dougherty, D. D. (2024). EEG complexity in emotion conflict task in individuals with psychiatric disorders. *Behavioural Brain Research*, 467, 114997.

[17] Ramírez-Ponce, E., Ramos-Quezada, O., Macías-Naranjo, E., Guerrero-Aranda, A., Vélez-Pérez, H., & Romo-Vázquez, R. (2024, November). Comparison of Entropy Values in EEG of Patients with Juvenile Myoclonic Epilepsy and Healthy Individuals. In *Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica* (pp. 399-407). Cham: Springer Nature Switzerland.

[۱۸] تابان‌فر، فیروزآبادی، سنکسانی، شریفی، گیو، نوین، و ذوقی. (۲۰۱۶)

تشخیص تومور مغزی با استفاده از ویژگی‌های خطی و غیرخطی

سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام. نشریه‌ی علمی مهندسی پزشکی

زیستی، ۱۰(۳)، ۲۱۱-۲۲۱.

[19] Cataldo, A., Criscuolo, S., De Benedetto, E., Masciullo, A., Pesola, M., Picone, J., & Schiavoni, R. (2024). EEG complexity-based algorithm using Multiscale Fuzzy Entropy: Towards a detection of Alzheimer's disease. *Measurement*, 225, 114040.

[20] Catarino, A., Churches, O., Baron-Cohen, S., Andrade, A., & Ring, H. (2011). Atypical EEG complexity in autism spectrum conditions: a multiscale entropy analysis. *Clinical neurophysiology*, 122(12), 2375-2383.

[21] Ma, Y., Shi, W., Peng, C. K., & Yang, A. C. (2018). Nonlinear dynamical analysis of sleep electroencephalography using fractal and entropy approaches. *Sleep medicine reviews*, 37, 85-93.

[۲۲] مظفری‌لقا، موحد، و سیدمحمدصادق. (۲۰۱۷). تحلیل پاسخ شنوایی

ساقی مغز به هجای گفتاری/ادبا استفاده از روش چندفراکتالی. نشریه‌ی

علمی مهندسی پزشکی زیستی، ۱۱(۳)، ۲۵۵-۲۶۴.

[23] Pravitha, R., Srenivasan, R., & Nampoore, V. P. N. (2005). Complexity analysis of dense array EEG signal reveals sex difference. *International journal of neuroscience*, 115(4), 445-460.

[24] Al-Qazzaz, N. K., Sabir, M. K., Bin Mohd Ali, S. H., Ahmad, S. A., & Grammer, K. (2021). Complexity and Entropy Analysis to Improve Gender Identification from Emotional-Based EEGs. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021(1), 8537000.

[25] Al-Qazzaz, N. K., Sabir, M. K., Al-Timemy, A. H., & Grammer, K. (2022). An integrated entropy-spatial framework for automatic gender recognition enhancement of emotion-based EEGs. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 1-20.

[26] Ahmadi, K., Ahmadi, M., Rezazade, M., Azad-Marzabadi, E., & Sajedi, F. (2013). Brain activity of women is more fractal than men. *Neuroscience Letters*, 535, 7-11.

[۲۷] شیخ‌الاسلامی، صادقی بچستانی، یعقوبی کریمی، و ظریفیان. (۲۰۲۱)

تفکیک افراد سالم و ADHD در دوران کودکی و بزرگسالی با استفاده از

فضای فاز EEG مرتب شده توسط قطعات پوانکاره‌ی شعاعی. نشریه‌ی

علمی مهندسی پزشکی زیستی، ۱۵(۱)، ۲۹-۴۶.



- [45] Goshvarpour, A., & Goshvarpour, A. (2018). Poincaré's section analysis for PPG-based automatic emotion recognition. *Chaos, Solitons & Fractals*, 114, 400-407.
- [46] Babayan, A., Erbey, M., Kumral, D., Reinelt, J. D., Reiter, A. M., Röbbig, J., ... & Villringer, A. (2019). A mind-brain-body dataset of MRI, EEG, cognition, emotion, and peripheral physiology in young and old adults. *Scientific data*, 6(1), 1-21.
- [47] Sriraam, N. (2012). Correlation dimension based lossless compression of EEG signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7(4), 379-388.