Published by: Iranian Society for Biomedical Engineering / www.isbme.ir

Iranian Journal of Biomedical Engineering

www.ijbme.org / P-ISSN: 2008-5869 / E-ISSN: 8006-9685

Volume 19, Issue 1, Spring 2025, 1 - 15

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

Zareayan Jahromy, Fatemeh

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

ARTICLE INFO

DOI: https://doi.org/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 Poincare plot, such as SD1, SD2 and some other methods to measure compactness and asymmetry in Poincare 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-value < ۰/۰۱). 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: Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran

E-Mail: fzareayan@iust.ac.ir

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

ناشر: انجمن مهندسی پزشکی ایران / www.isbme.ir

نشریه‌ی مهندسی پزشکی زیستی

شاپای چاپی: ۵۸۶۹-۲۰۰۸ / شاپای الکترونیکی: ۹۶۸۵-۸۰۰۶ / www.ijbme.org

دوره: ۱۹، شماره: ۱، بهار ۱۴۰۴، ۱ - ۱۵

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

زارعیان جهرمی ، فاطمه

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

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2056872.1974

ثبت در سامانه: ۱۴۰۴/۱/۱۰ بازنگری: ۱۴۰۴/۷/۷ پذیرش: ۱۴۰۴/۷/۲۷

واژه‌های کلیدی

الکتروانسفالوگرافی
دینامیک غیرخطی
منحنی پوانکاره
طبقه بندی مبتنی بر جنسیت

چکیده

سیگنال الکتروانسفالوگرام به عنوان یک سیگنال غیرایستا، اطلاعات مهمی درباره ابعاد مختلف ذهنی و بیولوژیکی ، از جمله جنسیت فرد در اختیار ما قرار می دهد. استفاده از معیارهای کمی سازی دینامیک های غیرخطی سیگنال ، روشی است که به خوبی می تواند 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 اندازه گیری فشردگی نقاط پوانکاره و عدم تقارن در توزیع نقاط، برای کمّی‌سازی الگوهای پیچیده عصبی، بهبود قابل توجهی در صحت طبقه بندی سیگنال ها بر اساس جنسیت ایجاد نموده است . صحت طبقه بندی 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 می دهد . 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: استادیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده، مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

پست الکترونیک: fzareayan@iust.ac.ir

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۱- مقدمه

اگر از زاویه دید مغز به دو جنس زن و مرد نگاه کنیم، از نظر ساختاری، عملکردی و حتی شبکه های نورونی تفاوت هایی را شاهد خواهیم بود. نتیجه این تفاوت ها را می توان در رفتار، احساسات و حوزه توانمندی عملکردی دو جنس مشاهده نمود[۱-۷]. یکی از ابزارهای متداول در زمینه مطالعه مغز، ثبت سیگنال های الکتروانسفالوگرام (EEG[1]) می باشد که در مکان های متفاوت در مغز و در باندهای فرکانسی مختلف می توان 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 می باشد.

کشف علت تفاوت برخی رفتارها در سطح مغزی میتواند به اعمال روش های 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 تفاوت ها، می توان روش هایی برای هم تراز نمودن سیگنال های دو جنس در نظر گرفت تا طبقه بندی های بین جنسیتی [۸] با کاهش دقت عملکرد روبرو نگردند.

مطالعات بسیاری در زمینه تشخیص جنسیت بر اساس سیگنال EEG انجام گرفته است و روش های 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 در مطالعه دیگری با دیدگاهی متفاوت، از روش ریزحالت [2]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 ریزحالت ها می‌توانند به‌عنوان نشانگرهای زیستی مؤثری برای تشخیص جنسیت مورد استفاده قرار گیرند [۱۱]. یکی از پژوهش ها در حوزه تشخیص جنسیت، مطالعه ای است که از یک مدل ترکیبی که تلفیقی از روش‌های پردازش سیگنال و یادگیری عمیق است استفاده می کرد. این مدل با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN[3])، 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 (BLSTM[4]) و حافظه بلندمدت (LSTM[5]) 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 سیگنال های EEG اغلب از روش های خطی مانند اندازه گیری توان استفاده می شود، این روش ها هرچند روش های توانمند و پرکاربردی هستند ولی با توجه به ذات غیرایستای فعالیت مغزی نمی‌توانند همه ی جنبه های فعالیت در شبکه های مغزی را استخراج کنند. از این رو به دنبال روش هایی هستیم تا جنبه های پیچیده تری از سیگنال را کمی سازی نماید، با این هدف که بتوانیم غیرایستا بودن سیگنال را در محاسبات وارد کنیم.

پیشرفت‌های اخیر در معرفی الگوریتم‌های پردازش غیرخطی سیگنال، اهمیت این ویژگی ها در استخراج اطلاعات مفید از سیگنال مغزی، به خصوص در حوزه طبقه بندی سیگنال EEG را روشن کرده است . معیارهای پیچیدگی و غیرخطی بودن مانند روش های مبتنی بر آنتروپی، بعد فرکتال، نمای لیاپانوف و چولگی، برای اندازه گیری میزان بی‌نظمی و غیرقابل پیش‌بینی بودن سیگنال‌های مغزی در مطالعات بسیاری مورد استفاده قرار گرفته اند که با استفاده از آنها می‌توان الگوهای خاص حالت‌های مغزی را که در سیگنال پنهان هستند،

[1] electroencephalogram
[2] microstate
[3] Convolutional neural network
[4] Bidirectional long short-term memory
[5] Long short-term memory

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

تشخیص داد. یکی از پرکاربردترین معیارهای پیچیدگی، آنتروپی است که میزان تصادفی بودن یک سیگنال را کمّی می‌کند. آنتروپی تقریبی[۶] و آنتروپی نمونه[۷] به طور گسترده‌ای در داده‌های EEG برای مطالعه حالت‌های ذهنی مختلف مانند احساسات مختلف [۱۶-۱۴] 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 اندازه گیری رفتار غیرخطی سیگنال نمای هارست[۸]، به عنوان یک شاخص آماری برای اندازه گیری خودهمبستگی طولانی مدت سیگنال می باشد که میزان پایداری و تمایل سیگنال برای ادامه روند گذشته خود را کمی سازی می کند و در حقیقت وجود ساختارهای فراکتالی[۹] را تشخیص می دهد[۲۲]. ساختار فراکتالی به این معنی می باشد که سیگنال EEG در مقیاس های زمانی مختلف دارای ساختار های مشابه و تکرار شونده ای هستند. هرچه قدر نمای هارست مقدار بزرگتری داشته باشد، احتمال وجود ابعاد فراکتالی در سیگنال بیشتر است. نمای لیاپانوف نیز روشی برای کمی سازی حساسیت سیگنال به شرایط اولیه می باشد و در حقیقت نشان می دهد که آیا یک سیگنال EEG دارای رفتارهای آشوبناک می باشد یا خیر.

در برخی مقالات نشان داده شده است که میزان پیچیدگی سیگنال در زنان و مردان تفاوت معنی داری 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 اندازه گیری 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 [۲۵-۲۴]. به طور مشابه، تحلیل بعد فرکتال نشان 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 سیگنال های EEG میتوان از این معیار به عنوان ورودی طبقه بندهای مبتنی بر جنسیت استفاده نمود. ما در این مقاله و در ابتدای مسیر از ویژگی های غیرخطی ذکر شده به عنوان ویژگی های استخراج شده از سیگنال EEG استفاده کردیم که نتایج، به طور میانگین، به صحت طبقه‌بندی ۶۲٪ منجر می شد. این مقادیر اگرچه معنی دار می باشد، اما درصد صحت بالایی محسوب نمی‌شود. ما به دنبال یافتن معیاری برای کمّی‌سازی 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[۱۰] می باشد. این نمودار با بررسی رفتار دینامیکی سیستم می تواند 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 می باشد، محور افقی نشان دهنده بخشی از سیگنال و نمودار عمودی نشان دهنده مقادیر شیفت یافته سیگنال می باشد. از این نمودار می توان 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 خروجی هایی از سیستم می تواند ویژگی های غیرخطی آن مانند میزان رفتار آشوبناک و یا میزان پیچیدگی آن را نشان دهد. با به دست آوردن این اطلاعات می توان از آنها در تشخیص حالت های ذهنی مرتبط با رفتار و یا بیماری ها و طبقه بندی آنها با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین بهره برد. از این روش در مقالات متعددی در زمینه تحلیل سیگنال های EEG استفاده شده است [۲۷-۳۰]. از این رو در این مطالعه با هدف بهبود صحت عملکرد طبقه بندهای مبتنی بر جنسیت و نیز باهدف یافتن دقیق ترین تفاوت ها بین فعالیت های مغزی زنان و مردان از نمودار پوانکاره برای بررسی دینامیک سیستم استفاده کردیم. نتایج نشان می دهد استفاده از این روش صحت طبقه بندی را به میزان قابل توجهی در همه باندهای فرکانسی افزایش می دهد که این نتایج نشان دهنده توانمندی نمودار پوانکاره در استخراج دینامیک های زمانی سیگنال EEG به عنوان یک سیگنال غیر ایستا می باشد.

[6] Approximate entropy
[7] Sample entropy
[8] Hurst exponent
[9] fractal
[10] Poincare plot

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۲- مواد و روش ها

۲-۱ پایگاه داده

مجموعه داده SEED[11] 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 فیلم های 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 می داد 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 می گردید. مراحل پیش‌پردازش مانند کاهش نرخ نمونه‌برداری به ۲۰۰ هرتز و فیلترگذاری (۰/۵ تا ۷۵ هرتز) برای بهبود کیفیت سیگنال و کاهش نویز در بتدای امر بر سیگنال ها 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) [۳۲-۳۱].

علاوه بر مجموعه داده SEED، روش پیشنهادی روی داده ی 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 ویژگی های بیولوژکی را شامل می شود. با توجه به حذف الکترودهای نویزی در برخی افراد، تنها از الکترودهای مشترک بین همه افراد استفاده شد که ۳۶ الکترود بود. برای اطمینان از صحت روش پیشنهادی ، روش منحنی پوانکاره و محاسبات غیرخطی روی این مجوعه 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 داده ی SEED گزارش شده است.

۲-۲ پیش پردازش

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 مولفه های مستقل (ICA) استفاده کردیم. این آنالیز وجود برخی مولفه های غیرمرتبط با سیگنال های مغزی را نشان می داد که پس از بررسی همه این مولفه ها، مولفه های نویزی از سیگنال حذف شد و سیگنال بدون نویز در مراحل بعدی مورد استفاده قرار گرفت. علاوه بر همه ی این مراحل همانگونه که در بخش های 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 می باشد که این نیز نشان دهنده اصالت روش پیشنهادی و عدم تاثیر نویز بر آن است.

۲-۳ نمودار پوانکاره

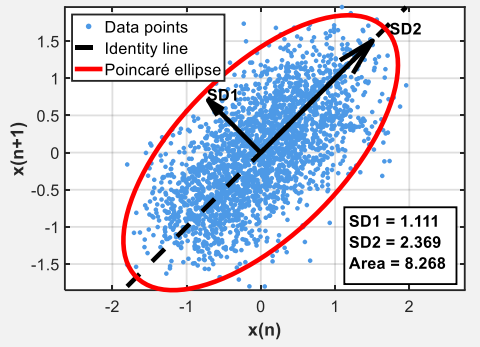
نگاشت پوانکاره یک روش غیرخطی برای تحلیل دینامیک سیگنال‌های فیزیولوژیک (مانند EEG) است که با نمایش رابطه بین هر نمونه از سیگنال $x(n)$ و نمونه بعدی $x(n+\tau)$ روی یک نمودار دو بعدی، رفتار آشوب‌گونه و تغییرپذیری سیگنال را بررسی می‌کند. در رسم این منحنی، τ تاخیر زمانی بهینه است. در این مطالعه با در نظر گرفتن محدوده ای از از تاخیرها ، از روش های محاسبه خودهمبستگی و اطلاعات متقابل برای پیداکردن بهترین تاخیر زمانی که کمترین میزان وابستگی را بین سیگنال و تاخیریافته آن ایجاد کند، استفاده کردیم. از این طریق به دنبال راهی بودیم تا الگوهای غیرخطی نهفته در

[11] SJTU Emotion EEG Dataset

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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 بی‌نظمی‌های زمانی[۱۲] در سیگنال‌های 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)- پارامترهای منحنی پواتکاره روی یک داده نمونه

الف) SD1 (انحراف معیار کوتاه‌مدت)

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:

$$SD1 = \frac{\text{انحراف معیار } (x(n)-x(n+1))}{\sqrt{2}} \qquad (۱)$$

ب) SD2 (انحراف معیار بلندمدت)

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

$$SD2 = \sqrt{\text{انحراف معیار } (X(n) + x(n+1))} \qquad (۲)$$

علاوه بر این میتوان از نسبت SD1 و SD2 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 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 رسید. 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 ۵۰*۵۰ 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 ۵۰*۵۰ 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 ۴۵ 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

[12] Temporal Variability

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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 می شود. ۲- مساحت بزرگترین سطحی که با نقاط شاخص ساخته می شود. 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 کانال ها 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 به‌صورت مستقل بر اساس اختلاف بین فراوانی‌های داده های واقعی و داده های فرضی مستقل ارزیابی می‌کند و برای آن ویژگی آماره ای را محاسبه می کند .

هرچه مقدار آماره X^2 محاسبه‌شده بزرگ‌تر باشد، وابستگی آن ویژگی به کلاس بیشتر می باشد و آن ویژگی در مدل طبقه بندی اهمیت بیشتری دارد. آماره مد نظر به این صورت قابل اندازه گیری می باشد:

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

که در آن E_i فروانی داده های واقعی و O_i فراوانی داده های فرضی مستقل است.

قابل ذکر است که از این روش در دو مرحله از تحلیل ها استفاده شده است. اول برای انتخاب ویژگی در بخش ارتباط بین کانال ها که در این بخش انتخاب ویژگی صرفا روی داده های آموزش انجام شده و داده های 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 داده ها پیاده سازی شده است.

۲-۵ ویژگی های غیر خطی

در بخش دیگری از این مقاله، نتایج محاسبات انجام شده بر اساس منحنی پوانکاره با نتایج محاسبه ویژگی های غیر خطی مقایسه شده است. عناوین روش های استفاده شده، شیوه محاسبه آن ها و مفهوم هریک از آنها از دید سیگنال های EEG، به طور خلاصه در زیر آمده 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

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

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

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

در این فرمول R دامنه تجمعی، S انحراف معیار و T بازه زمانی می باشد. 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 لیاپانوف: هدف از استفاده از این روش، اندازه‌گیری حساسیت رفتار سیستم به شرایط اولیه می باشد [۴۲].

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

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

چولگی : این معیار عدم تقارن داده ها را اندازه می گیرد.

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

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

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

که در آن N ، تعداد قطعات مشابه (خودمتشابه) جدیدی که پس از تغییر مقیاس ایجاد می‌شوند :sضریب مقیاس (مقیاس جدید نسبت به مقیاس اصلی) می باشد.

بعد همبستگی[13]:

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

کشیدگی[14]: این معیار کشیدگی توزیع داده نسبت به توزیع نرمال را می سنجد و با فرمول زیر محاسبه می گردد:

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

[13] Correlation dimension

[14] Kurtosis

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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[15]) با کرنل polynomial بهره بردیم. برای دسته بندی داده ها به داده آموزش و آزمون از روش اعتبارسنجی متقاطع ۵ قسمتی[16] 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

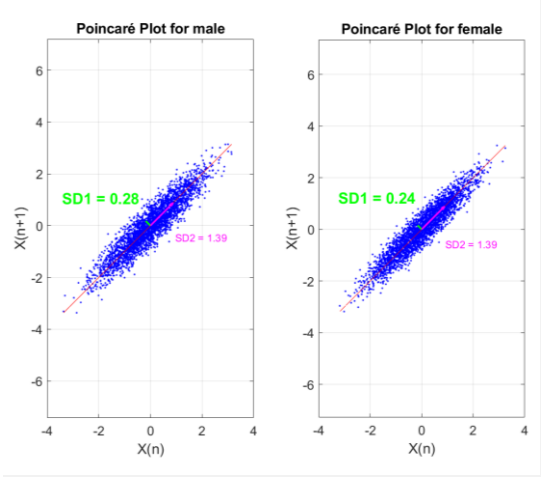
در این مقاله به بررسی تفاوت دینامیک های غیر خطی در زنان و مردان پرداخته و به دنبال ارائه روشی بودیم که این تفاوت را به درستی و با دقت بالایی نمایش دهد. در ابتدا در شکل (۲) به بررسی ظاهری نمودار پوانکاره در دو جنس زن و مرد در یک کانال یکسان و در شرایط احساسی مشترک (حالت خنثی) می پردازیم. این منحنی نشان 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

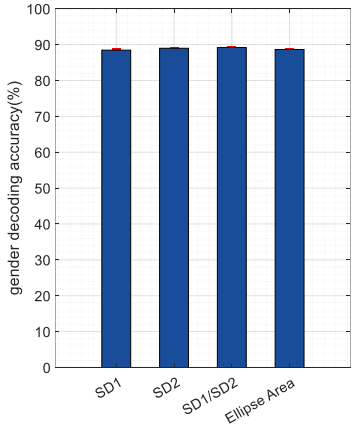
باید در نظر داشت که تنها پارامتر مستخرج از نمودار پوانکاره SD1 نمی باشد بلکه پارامترهای متنوعی را می توان از این نمودار استخراج نمود که در بخش روش ها به آن ها اشاره شد.

[15] Supported vector machine

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 می‌دهد 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

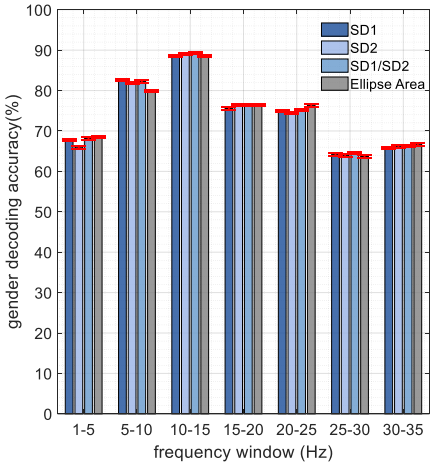
۳-۲ تحلیل فرکانسی

در بخش بعدی با اعمال فیلترینگ به دنبال بررسی دو موضوع بودیم. ابتدا به اعتبارسنجی یافته ها میپردازیم، در حقیقت به

[16] 5-fold cross validation

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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 داده ها به وسیله فیلتر باتروورث با شیفت فازی صفر و در پنجره های فرکانسی با طول ۵ هرتز و بدون همپوشانی، از فرکانس ۱ تا ۳۵ هرتز انجام گرفته است. همانگونه که در شکل (۴) مشاهده می شود صحت طبقه بندی در همه فرکانس ها به میزان کاملا معنی داری بالاتر از حد شانس (۵۰٪) می باشد. 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 طبقه بندی بودیم . علاوه بر این یافته، میتوان دید که در برخی از فرکانس ها به خصوص بازه سوم یعنی فرکانس ۱۰ تا ۱۵ هرتز که در محدوده فرکانسی آلفا و بتا می باشد، این صحت افزایش می یابد که نشان دهنده اهمیت بیشتر آن فرکانس در تمایز دینامیک های غیرخطی بین زنان و مردان می باشد.

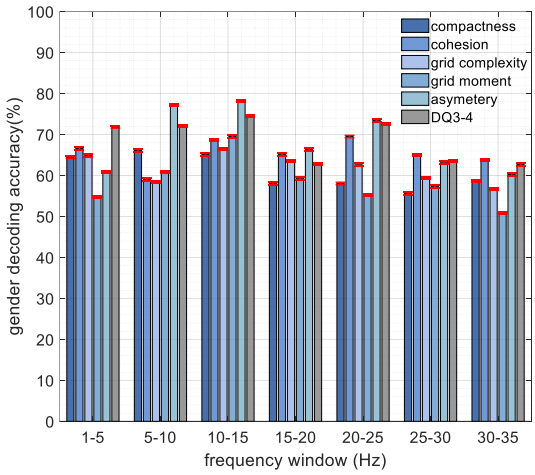


شکل (۴)- ارزیابی صحت طبقه بندی مبتنی بر جنسیت با استفاده از پارامتر SD1 در بازه های فرکانسی ۵ هرتزی بدون همپوشانی، از ۱ تا ۳۵ هرتز

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

علاوه بر روش های متداول محاسبه شاخص از منحنی پوانکاره که مبتنی بر محاسبه SD1 و SD2 است، در این مقاله از روش های دیگری نیز استفاده شده است تا بررسی شود چه جنبه ای از منحنی پوانکاره بیشتر نشان دهنده تفاوت های بین مغز زنان و مردان می باشد. نتایج در شکل ۵ نشان داده شده است. با وجود صحت طبقه بندی قابل قبول، هیچ یک از شاخص های معرفی شده به اندازه روش های مبتنی بر SD1 و SD2 نتوانسته اند صحت طبقه بندی بالایی کسب کنند.

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



شکل (۵) مقایسه روش های مختلف استخراج ویژگی از منحنی پوانکاره و در پنجره های فرکانسی مختلف ، رنگ ها نشان دهنده 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 می باشد.

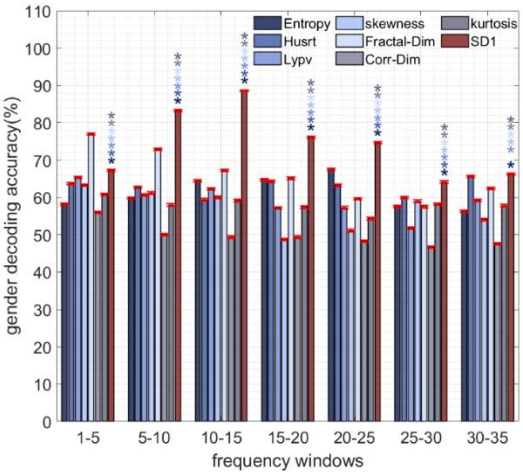
۴-۳ مقایسه با سایر روش های اندازه گیری دینامیک های غیرخطی

تا اینجا نشان داده شد که استفاده از پارامترهای مستخرج از منحنی پوانکاره ابزاری کارآمد برای کمی سازی دینامیک های غیرخطی در ایجاد تمایز بین سیگنال مغزی زنان و مردان می باشد. اما پرسش کلیدی این است که آیا این روش تحلیلی برتری قابل‌توجهی نسبت به روش‌های متداول سنجش پیچیدگی سیگنال دارد؟ برخی روش های مرسوم در اندازه گیری پیچیدگی سیگنال در بخش های قبل معرفی شد. در 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

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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.

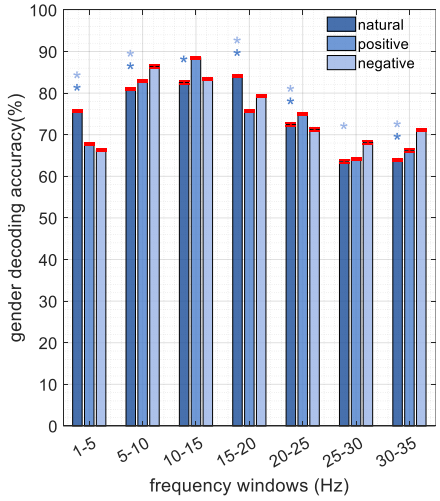
این نتایج به وضوح نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی مبتنی بر منحنی پوانکاره، نه‌تنها قابلیت تشخیص بهتر تفاوت‌های جنسیتی در دینامیک مغزی را دارد، بلکه از لحاظ آماری نیز بر روش‌های موجود برتری دارد. این امر می‌تواند پیامدهای مهمی برای توسعه‌ی ابزارهای دقیق‌تر در نورومارکرهای جنسیتی داشته باشد.



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-value < ۰/۰۱) ، روی میله ی مربوط به SD1 علامت * به همان رنگ قرار داده شده است.

۴-۳ 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 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، نمی‌توان 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 می‌توان تأثیر هیجانات را در هر باند فرکانسی به‌صورت مجزا تحلیل کرد، اما عدم تکرارپذیری الگوها در تمامی بازه‌های فرکانسی، مانع از ارائه‌ی یک قاعده‌ی کلی در این زمینه می‌شود. این یافته‌ها بر پیچیدگی ذاتی تعامل هیجانات و تفاوت‌های جنسیتی در سازمان‌دهی فعالیت‌های مغزی تأکید دارند.

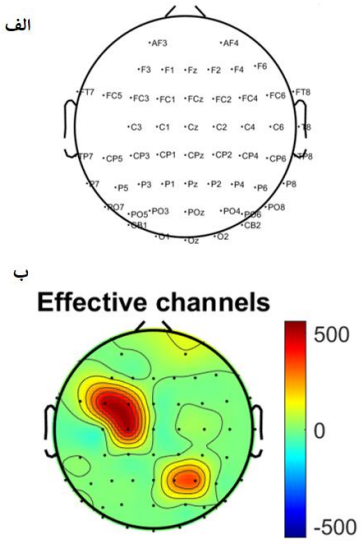


شکل (۷)- تاثیر احساسات بر واگرایی یا همگرایی الگوی دینامیک های غیرخطی در دو جنس زن و مرد بر اساس مقایسه صحت طبقه بندی در حالت های احساسی خنثی، مثبت و منفی (* نشان دهنده ی معنی دار بودن تفاوت حالت خنثی نسبت به هر یک از حالت های احساسی می باشد (p-value < ۰/۰۱))

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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 الکترودها از نظر ارتباط الگوی فعالیت آنها با برچسب جنسیت مرتب شده و ۵ الکترود برتر انتخاب شدند. با توجه به اینکه برای هر صحت طبقه بندی، این فرآیند ۵۰۰ بار تکرار می شد پس در نهایت ۲۵۰۰ عنوان الکترود (با وجود تکرار برخی الکترودها) به عنوان الکترودهای موثر انتخاب می‌شدند. که شکل (۸) نشان دهنده تعداد تکرار هر الکترود در ۲۵۰۰ عنوان الکترود 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 الکترودهای اثرگذار در ایجاد تفکیک بین فعالیت مغزی زنان و مردان الف) نامگذاری الکترودهای مورد استفاده ب) معرفی الکترودهای اثرگذار ، تعداد تکرار هر الکترود در بین ۵ الکترود برتر در الکترودهای مرتب شده طبق شاخص مربع کای، در ۵۰۰ بار تکرار مراحل طبقه بندی

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 می‌کرد، 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 الکترود اول و بعد عمودی نمونه های همان لحظه زمانی الکترود دوم باشد. با توجه بماهیت محاسبات روی این منحنی پراکندگی بین الکترودی، این مقدار می تواند به عنوان معیاری برای سنجش ارتباط غیرخطی بین فعالیت های دو الکترود مورد استفاده قرار گیرد. به این منظور بین همه جفت الکترود 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 الکترودها) 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 الکترودها، اتصال بین الکترودها 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 الکترودهای دارای بیشترین تاثیر، مورد ارزیابی قرار گرفتند که در شکل ۹-ب ، معرفی شده اند. در این شکل رنگ ها نشان دهنده اهمیت هر الکترود 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 الکترود 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 الکترود ها (شکل (۷)) هم نشان داده شد که این الکترود 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 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

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

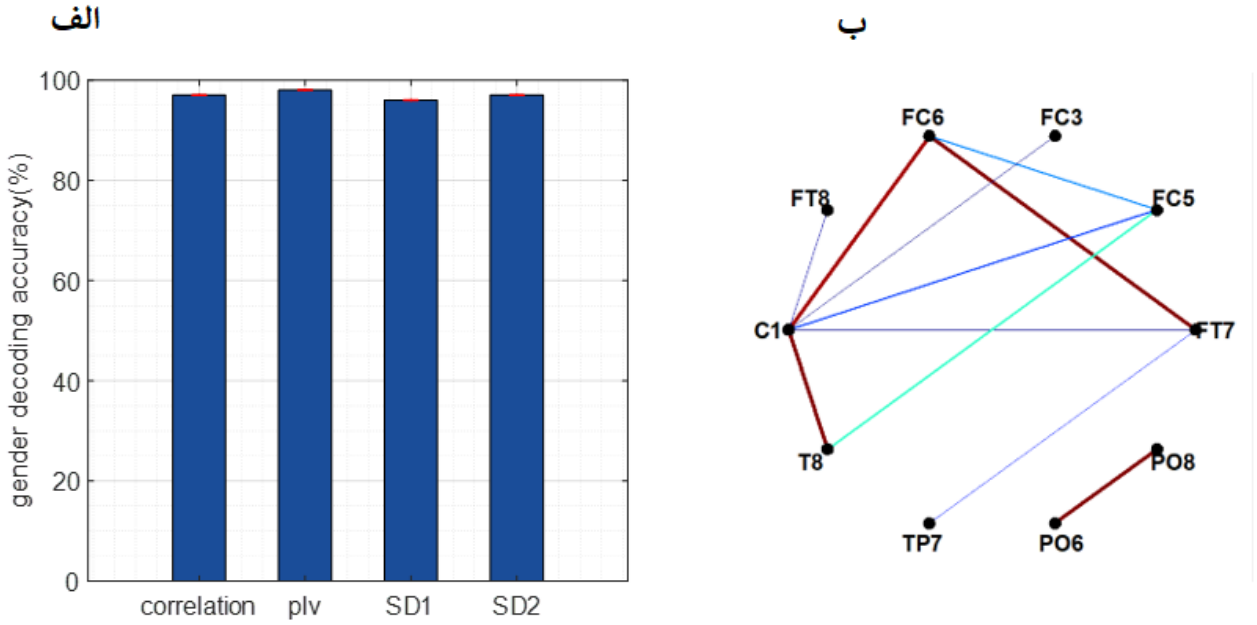
مقادیر قفل فاز و نیز معنی دار بودن این ارتباط با کمک روش همبستگی اندازه گیری شد. از بین همه ی جفت الکترودها، تنها درصدکمی (۳٪ و ۸٪ به ترتیب برای همبستگی و قفل فاز) همبستگی معنی دار (p-value<0.01) نشان می دادند.بنابراین این روش ها کمیت یکسانی را اندازه گیری نمی کنند.

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 گرفتاین بررسی 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.

۳-۸ 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 سابجکت 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، لزوما 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-value<01/0). در باند فرکانسی ۵-۱ هرتز روش های دیگر (بدون منحنی پوانکاره) دقت بالاتری داشتتند. با توجه به اینکه این آنالیز صرفا برای صحت سنجی روش پیشنهادی بود ، شکل های مقاله، همچنان بر اساس دیتاست قبلی در مقاله وارد شده است.



شکل (۹)- الف.استفاده از پارمترهای مستخرج از منحنی پوانکاره بین جفت الکترودهای EEG به عنوان معیاری از ارتباط غیرخطی فعالیت های دو الکترود 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)

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 پارامترهای مستخرج از نمودار پوانکاره به عنوان معیاری از دینامیک های

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

غیرخطی به عنوان ابزاری کارامد 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 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 تفاوت‌های وابسته به جنسیت در فعالیت و ساختارشان معرفی شده‌اند .به عنوان مثال، برخی مطالعات افزایش حجم ماده خاکستری را در ناحیه آهیانه‌ای در زنان نسبت به مردان گزارش کرده‌اند [۳۶-۳۴]. علاوه بر این، تحقیقات نشان داده‌اند که علاوه بر تفاوت‌های ساختاری، تفاوت‌های عملکردی نیز بین مغز مردان و زنان وجود دارد .به عنوان مثال، در یکی از مطالعات نشان داده شده است که شبکه‌های مغزی در حین فعالیت در مردان الگوهای پایدارتری نسبت به زنان نشان می‌دهند، در حالی که زنان الگوهای پیچیده‌تری از فعالیت مغزی را به ویژه در لوب آهیانه‌ای نمایش می‌دهند [۳۷]. مطالعه دیگری نیز نشان داد که فعالیت مغزی در لوب آهیانه‌ای، 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 شبکه‌ای بین زنان و مردان متفاوت است [۳۹-۴۱].

در مجموع، مطالعه حاضر نشان داد که دینامیک‌های غیرخطی سیگنال‌های مغزی، به ویژه با استفاده از پارامترهای منحنی پوانکاره، می‌توانند به عنوان شاخص‌های قابل اعتمادی برای تفکیک جنسیتی مورد استفاده قرار گیرند. روش پیشنهادی ما نسبت به روش‌های مرسوم، بهبود قابل توجهی در صحت طبقه‌بندی ایجاد کرد. تفاوت‌های مشاهده‌شده عمدتاً در نواحی آهیانه‌ای و پیشانی مغز متمرکز بودند که با یافته‌های قبلی در مورد تفاوت‌های ساختاری و عملکردی مغز زنان و مردان 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.

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*

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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 differencesm in the eeg during cognitive activity. International Journal of Neuroscience, 72(3-4), 257-264.

[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., Macias-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، شنکائی، شریفی، گیو، نوین، & 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، & سیدمحمدصادق. (۲۰۱۷). تحلیل پاسخ شنوایی ساقه‌ی مغز به هجای گفتاری/دا/با استفاده از روش چندفراکتالی. نشریه‌ی علمی مهندسی پزشکی زیستی، ۱۱(۳)، ۲۵۵-۲۶۴.

[23] Pravitha, R., Srennivasan, R., & Nampoori, 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., Ahmadlou, M., Rezazade, M., Azad-Marzabadi, E., & Sajedi, F. (2013). Brain activity of women is more fractal than men. Neuroscience Letters, 535, 7-11.

[۲۷] شیخ الاسلامی، صادقی بجستانی، یعقوبی کریموی، & 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.

[۲۸] لشکری، صالح، خلیل زاده، & هاشمی گلپایگانی. (۲۰۱۵). تعیین درجه‌ی بهینه مقطع پوانکاره سه‌بعدی برای تشخیص حملات صرعی با استفاده از EEG. نشریه‌ی علمی مهندسی پزشکی زیستی، ۹(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.

[30] Hayase, K., Kainuma, A., Akiyama, K., Kinoshita, M., Shibasaki, M., & Sawa, T. (2021). Poincare 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

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

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., Koscik, 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. (2 024). 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.

[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.

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License