Shenakht Journal of Psychology and Psychiatry
Vol. 8/ No. 3/ 2021
Page: 101-115

Comparing the discrepancy between mutual information of electroencephalogram electrodes in schizophrenia: a classification problem

Atefeh Goshvarpour[1], Ateke Goshvarpour[2]

1-Ph.D, Department of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran.
2- Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran (Corresponding Author). E-mail: Ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

Received: 09/04/2021 **Accepted:** 13/06/2021

Abstract

Introduction: Evaluation of the electroencephalogram of schizophrenic patients has been the subject of many recent studies. However, accurate diagnosis of schizophrenia using the electroencephalogram is still a challenging issue.

Aim: This paper was aimed to investigate the information discrepancy between one brain channel and other electrodes in two groups of schizophrenic patients and healthy individuals. Furthermore, the capability of the extracted features in the problem of classification of the two groups was investigated.

Method: In the present analytic observational study, 19 channels of the electroencephalogram of 14 patients with schizophrenia (7 males with an average age of 27.9 ± 3.3 years and 7 females with a mean age of 28.3 ± 4.1 years), who were hospitalized at the Institute of Psychiatry and Neurologists in Warsaw, Poland, were used. In addition, data from 14 healthy individuals (7 males and 7 females with an average age of 26.8 ± 2.9 and 28.7 ± 3.4 years, respectively) were analyzed as a control group. Cross information potential and Cauchy-Schwartz mutual information between each electroencephalogram electrode and all the other electrodes were calculated. Using two strategies, the performance of the support vector machine was evaluated: (1) the mutual information of an electroencephalogram channel with other channels, and (2) the combination of the mutual information of all brain channels.

Results: The results showed that using mutual information between electroencephalogram channels, the diagnosis accuracy increases up to 100%. For both indices, the mutual information between O2 and the other channels provided the highest classification performance.

Conclusion: These results nominated the proposed system as a superior one compared to the state-of-the-art electroencephalogram schizophrenia diagnosis tools.

Keywords: Electroencephalography, Schizophrenia, Information theory, Classification

How to cite this article: Goshvarpour A, Goshvarpour A. Comparing the discrepancy between mutual information of electroencephalogram electrodes in schizophrenia: a classification problem. Shenakht Journal of Psychology and Psychiatry. 2021; 8 (3): 101-115 .URL: http://shenakht.muk.ac.ir/article-1-1137-en.pdf

Copyright © 2018 the Author (s). Published by Kurdistan University of Medical Sciences. This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-Non Commercial License 4.0 (CCBY-NC), where it is permissible to download, share, remix, transform, and buildup the work provided it is properly cited. The work cannot be used commercially without permission from the journal.

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]

[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

مجله روانشناسی و روانپزشکی شناخت
سال هشتم، شماره ۳، ۱۴۰۰
صفحات: ۱۱۵-۱۰۱

مقایسه اختلاف بین اطلاعات متقابل الکترودهای الکتروانسفالوگرام در اسکیزوفرنی: یک مسئله طبقه‌بندی

عاطفه گشوارپور[۱]، عاتکه گشوارپور[۲]
۱.دکتری تخصصی، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران.
۲. استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران (مولف مسئول). ایمیل: Ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۱/۲۰ **تاریخ پذیرش مقاله:** ۱۴۰۰/۰۳/۲۳

چکیده:

مقدمه: ارزیابی الکتروانسفالوگرام بیماران اسکیزوفرنی موضوع بسیاری از تحقیقات اخیر بوده است. با این حال، تشخیص دقیق اسکیزوفرنی با استفاده از الکتروانسفالوگرام همواره یک بحث چالش برانگیز است.

هدف: این مقاله با هدف بررسی اختلاف اطلاعات بین یک کانال مغزی و سایر الکترودها در دو گروه از بیماران اسکیزوفرنی و افراد سالم انجام شد. همچنین، قابلیت ویژگی‌های استخراجی در مسئله تفکیک دو گروه بررسی شد.

روش: در مطالعه تحلیلی مشاهده‌ای حاضر، از ۱۹ کانال الکتروانسفالوگرام ۱۴ بیمار اسکیزوفرنی (۷ مرد با میانگین سنی ۳/۳ ± ۲۷/۹ سال و ۷ زن با میانگین سنی ۴/۱ ± ۲۸/۳ سال) که در انستیتوی روانپزشکی و مغز و اعصاب در ورشو لهستان بستری بودند، استفاده شد. به علاوه، داده‌های ۱۴ فرد سالم (۷ مرد و ۷ زن با میانگین سنی به ترتیب ۲/۹ ± ۲۶/۸ و ۳/۴ ± ۲۸/۷ سال) به عنوان گروه کنترلی تحلیل شد. پتانسیل اطلاعات متقابل و اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز بین هر الکترود الکتروانسفالوگرام و تمام الکترودهای دیگر محاسبه شد. با استفاده از دو استراتژی، عملکرد ماشین بردار پشتیبان مورد بررسی قرار گرفت: (۱) اطلاعات متقابل یک کانال الکتروانسفالوگرام با کانال‌های دیگر و (۲) ترکیب اطلاعات متقابل تمام کانال‌های مغزی.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که با استفاده از اطلاعات متقابل بین کانال‌های الکتروانسفالوگرام، صحت تشخیص تا ۱۰۰٪ افزایش می‌یابد. برای هر دو شاخص، اطلاعات متقابل میان کانال O2 با سایر کانال‌ها بالاترین عملکرد طبقه‌بندی را ارائه داد.

نتیجه‌گیری: این نتایج سیستم پیشنهادی را به عنوان یک سیستم برتر در مقایسه با پیشرفته‌ترین ابزارهای تشخیص اسکیزوفرنی الکتروانسفالوگرام معرفی می‌کند.

کلیدواژه‌ها: الکتروانسفالوگرافی، اسکیزوفرنی، تئوری اطلاعات، طبقه‌بندی

تمامی حقوق نشر برای دانشگاه علوم پزشکی کردستان محفوظ است.

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]

[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]

[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

مقدمه

اندازه‌گیری فعالیت الکتریکی خودبه‌خودی نورون‌های مغزی در یک دوره زمانی در مناطق مختلف سطح پوست تحت عنوان الکتروانسفالوگرام[1] شناخته می‌شود. برخی از کاربردهای الکتروانسفالوگرام شامل مطالعه شرایط پاتولوژیک و ناهنجاری‌های مغزی مانند صرع[2] (گشوارپور و گشوارپور، ۱۳۹۹)، اختلال کمبود توجه/ بیش‌فعالی[3] (کریموی، آزادی و کشاورزی، ۱۳۹۸)، اوتیسم[4] (کنگ، چن، لی و لی[5]، ۲۰۱۹)، اسکیزوفرنی[6] (گشوارپور و گشوارپور، ۱۳۹۹؛ ایبانز-مولینا، لوزانو، سوریانو، آزنارته، گومز-آریزا و باجو[7]، ۲۰۱۸) و ارزیابی حالات روانی در احساسات[8] (گشوارپور و گشوارپور، ۱۳۹۹؛ ۱۳۹۸؛ گشوارپور، عباسی و گشوارپور، ۱۳۹۵)، مراقبه[9] (گشوارپور، راحتی، گشوارپور و سعادتیان، ۱۳۹۱) و تسک‌های ذهنی[10] (گشوارپور و گشوارپور، ۱۳۹۷؛ گاردونی، ادی، برونی و تیلور[11]، ۲۰۱۷) است.

اسکیزوفرنی یک بیماری روانی مادام العمر شدید و ناتوان کننده است که با علائم «مثبت» و «منفی» توصیف می‌شود. اولی شامل پارانویا[12] و توهم و دومی شامل نقص‌های شناختی، کاهش احساسات و تفکرات مبهم است. حدود یک درصد از جمعیت جهان به این بیماری مبتلا هستند (شاکر، گیرش و فریستون[13]، ۲۰۱۷). عموماً، برای تشخیص بیماری از آزمایش‌های بالینی یا تصویربرداری از مغز استفاده می‌شود. هر چند این روش‌ها به درک بهتر بیماری کمک کرده‌اند؛ اما هنوز اطلاعات بیشتری از مکانیسم‌های اساسی دخیل در این بیماری مورد نیاز است.

اخیراً، نظارت و تحلیل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام در اسکیزوفرنی موضوع مطالعات بسیاری بوده است. روش‌های مرسوم، مانند آنالیز طیفی و آماری، قادر به ارائه اطلاعات کافی در مورد رفتار سیگنال مغزی نیستند. بعلاوه، این روش‌ها نمی‌توانند دینامیک مغز را نشان دهند. از این رو، در سال‌های اخیر به تحلیل‌های غیرخطی سیگنال مغز توجه ویژه‌ای شده است. از ویژگی‌های غیرخطی مغز، می‌توان به غیرقابل پیش‌بینی و بی نظمی، اشاره کرد که برای کمی‌سازی آن از پیچیدگی استفاده می‌شود. در تحقیقات اسکیزوفرنی، چندین معیار پیچیدگی مورد مطالعه قرار گرفته است. با این حال، یافته‌های تحقیقات در مورد پیچیدگی مغز بیماران اسکیزوفرنی همگرا نبوده است. در مورد این بیماری در مطالعات انجام شده، الگوی افزایشی (ایبانز-مولینا، لوزانو، سوریانو، آزنارته، گومز-آریزا و باجو، ۲۰۱۸؛ لی، تانگ، لیو، گای، ونگ، ونگ، چیو و شو[14]، ۲۰۰۸)، کاهشی (هافمن، بوکسبام، جنسن، گویچ، سای و نیوچترلین[15]، ۱۹۹۶؛ لی، ژو، سو، شن، ژانگ و تاکور[16]، ۲۰۰۱؛ ثابتی، ثابتی، کاتبی و بوستانی، ۱۳۸۸؛ آکار، کارا، لطیف اوغلو و بیلگیچ[17]، ۲۰۱۶) و هم کاهشی و هم افزایشی (راشکی و الدنهاف[18]، ۱۹۹۳) از پیچیدگی مغز گزارش شده است. نتایج راشکی و الدنهاف (۱۹۹۳) نشان می‌داد که ابعاد الکتروانسفالوگرام در مراحل II و REM خواب در

[1]- Electroencephalogram (EEG)
[2]- Epilepsy
[3]- Attention Deficit Disorder with Hyperactivity (ADHD)
[4]- Autism
[5]- Kang, Chen, Li, & Li
[6]- Schizophrenia
[7]- Ibanez-Molina, Lozano, Soriano, Aznarte, Gomez-Ariza, & Bajo
[8]- Emotion
[9]- Meditation
[10]- Mental Tasks
[11]- Gardony, Eddy, Brunye, & Taylor
[12]- Paranoid
[13]- Tschacher, Giersch, & Friston
[14]- Li, Tong, Liu, Gai, Wang, Wang, Qiu, & Zhu
[15]- Hoffmann, Buchsbaum, Jensen, Guich, Tsai, & Nuechterlein
[16]- Lee, Zhu, Xu, Shen, Zhang, & Thakor
[17]- Akar, Kara, Latifoglu, & Bilgic
[18]- Roschke & Aldenhoff

بیماران اسکیزوفرنی کاهش می‌یابد. مطالعه هافمن، بوکسبام، جنسن، گویچ، سای و نیوچترلین (۱۹۹۶) حاکی از کاهش پیچیدگی الگوی قشر مغزی در اسکیزوفرنی به ویژه در برخی از مناطق مغز از جمله قشر چپ و قشر راست بود. با تحلیل روش لمپل- زیو[1] در مطالعه لی، تانگ، لیو، گای، ونگ، ونگ، چیو و شو (۲۰۰۸)، پیچیدگی بالاتر الکتروانسفالوگرام در اسکیزوفرنی گزارش شد. با استفاده از آنتروپی تقریبی[2]، آنتروپی شانون[3]، پیچیدگی کلموگروف[4] و پیچیدگی لمپل- زیو، زیو، تفاوت معنی‌داری بین پیچیدگی الکتروانسفالوگرام گروه‌های سالم و اسکیزوفرنی در سمت چپ فرونتال (F3) و پاریتال (P3) نتیجه‌گیری شد (آکار، کارا، لطیف اوغلو و بیلگیچ، ۲۰۱۶). مقادیر پیچیدگی بیشتر در بیماران اسکیزوفرنی در مناطق فرونتال در مقایسه با گروه شاهد در مطالعه ایبانز-مولینا، لوزانو، سوریانو، آزنارته، گومز-آریزا و باجو (۲۰۱۸) نشان داده شد. عدم سازگاری در یافته‌های مطالعات ممکن است به دلیل ماهیت الگوریتم‌های تخمین پیچیدگی و همچنین شرایط/ پروتکل‌های متفاوت آزمایش‌ها باشد. فرناندز، گومز، هورنرو و لوپز-ایبور[5] (۲۰۱۳) چندین مقاله را مرور کردند و نظریه‌های مربوط به دلایل احتمالی این عدم همگرایی نتایج را بیان کردند.

دغدغه اصلی بیشتر مقالات، پرداختن به تفاوت دینامیکی الکتروانسفالوگرام بین دو گروه سالم و بیمار بوده است. با این حال، برخی نیز به طبقه‌بندی این دو گروه پرداخته‌اند (هورنرو، آباسولو، جیمنو، سانچز، پوزا و آبوی[6]، ۲۰۰۶؛ بوستانی، سادات نژاد و ثابتی، ۱۳۸۸؛ ثابتی، کاتبی و بوستانی، ۱۳۸۸؛ ثابتی، کاتبی، بوستانی و پرایس[7]، ۱۳۹۰؛ شیم، هوانگ، کیم، لی و ایم[8]، ۲۰۱۶؛ راچ، استیلیانو، موکلی و ایک[9]، ۲۰۲۰؛ شولی، کاره، بجاج، ونگ و ژنگ[10]، ۲۰۲۰؛ کریشنان، راج، بالاسوبرامانیان و چن[11]، ۲۰۲۰؛ بارادیتس، بیتر و چبور[12]، ۲۰۲۰؛ اکبری، غفرانی، زکالوند و صدیق، ۱۴۰۰). یافته‌های مطالعات قبل نشان می‌دهد که همواره برای سیستم‌های تشخیصی بهبود عملکرد و دقت مورد نیاز است.

در مطالعه قبلی (گشوارپور و گشوارپور، ۱۳۹۹)، ما یک چارچوب اکتشافی برای تشخیص اسکیزوفرنی با استفاده از الکتروانسفالوگرام ارائه کردیم. برای این منظور، چندین الگوریتم ادغام در سطح ویژگی را برای ترکیب سه ویژگی غیرخطی، شامل پیچیدگی، بعد فراکتال و نماهای لیاپانوف پیشنهاد کردیم. در این مقاله، سیستمی برای تشخیص خودکار شرایط اسکیزوفرنی و طبیعی از ۱۹ کانال سیگنال الکتروانسفالوگرام ارائه شده است. ابتدا، اطلاعات متقابل هر کانال مغزی با سایر کانال‌ها با استفاده از ویژگی‌های اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز[13] و پتانسیل اطلاعات متقابل[14] استخراج شد. سپس، از ماشین بردار پشتیبان[15] برای طبقه‌بند دو گروه استفاده شد. در طبقه‌بند دو استراتژی را ارزیابی نمودیم. (۱) عملکرد طبقه‌بند با استفاده از اطلاعات متقابل هر یک از کانال‌های مغزی با سایر کانال‌ها. (۲) عملکرد طبقه‌بند با استفاده از اطلاعات متقابل تمام کانال‌های مغزی. نوآوری

[1]- Lempel-Ziv
[2]- Approximate Entropy
[3]- Shannon Entropy
[4]- Kolmogorov
[5]- Fernandez, Gomez, Hornero, & Lopez-Ibor
[6]- Hornero, Abasolo, Jimeno, Sanchez, Poza, & Aboy
[7]- Price
[8]- Shim, Hwang, Kim, Lee, & Im
[9]- Racz, Stylianou, Mukli, & Eke
[10]- Siuly, Khare, Bajaj, Wang, & Zhang
[11]- Krishnan, Raj, Balasubramanian, & Chen
[12]- Baradits, Bitter, & Czobor
[13]- Cauchy-Schwartz mutual information
[14]- Cross Information Potential (CIP)
[15]- Support vector machine (SVM)

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

اصلی روش پیشنهادی استفاده از اطلاعات متقابل کانال های مغزی به عنوان ورودی طبقه‌بند است که با ویژگی‌های مبتنی بر تئوری اطلاعات استخراج شده است. تا جایی که نویسندگان اطلاع دارند، این ویژگی‌ها در تحلیل سیگنال‌های بیولوژیکی در تشخیص اسکیزوفرنی مورد استفاده قرار نگرفته‌اند.

روش

تحقیق حاضر از نوع تحلیلی مشاهده‌ای است. در این مطالعه، از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام پایگاه داده مخزن داده‌های آزاد[1] استفاده شده است که به‌طور رایگان رایگان در دسترس عموم قرار دارند (اولجارچیک و جرناچکیک[2]، ۲۰۱۷؛ ۲۰۱۷). این پایگاه داده حاوی ۱۴ سیگنال الکتروانسفالوگرام اسکیزوفرنی پارانویا است که ۷ مرد با میانگین سنی ۳/۳ ± ۲۷/۹ سال و ۷ زن با میانگین سنی ۴/۱ ± ۲۸/۳ سال در آن شرکت کردند. بیماران براساس معیارهای بازنگری دهم طبقه‌بندی بین‌المللی بیماری[3] (سازمان بهداشت جهانی[4]، ۲۰۰۴) در دسته F20.0 با حداقل سن ۱۸ سال و مدت زمان قطع دارو حداقل ۷ روز قرار داشتند. آن‌ها در انستیتوی روانپزشکی و مغز و اعصاب در ورشو، لهستان بستری بودند. علاوه بر این سیگنال‌ها، الکتروانسفالوگرام ۱۴ نفر به عنوان گروه کنترلی سالم در بانک اطلاعاتی قرار دارد. این افراد شامل ۷ مرد و ۷ زن هستند که میانگین سنی آن‌ها به ترتیب ۲/۹ ± ۲۶/۸ و ۳/۴ ± ۲۸/۷ سال بوده است که از نظر جنسیت و سن با گروه بیمار همسان بودند (اولجارچیک و جرناچکیک، ۲۰۱۷). پروتکل مطالعه توسط کمیته اخلاق انستیتوی روانپزشکی و مغز و اعصاب در ورشو تأیید شده است (اولجارچیک و جرناچکیک، ۲۰۱۷). همه شرکت کنندگان توضیحات کتبی پروتکل را دریافت کردند و رضایت کتبی برای شرکت در این مطالعه را ارائه نمودند. معیارهای ورود به مطالعه عبارت بودند از: حداقل سن ۱۸ سالگی، تشخیص F20.0 با معیار طبقه‌بندی بین المللی بیماری و یک دوره حداقل هفت روزه قطع دارو. معیارهای خروج عبارت بودند از: بارداری، آسیب شناسی عضو مغز[5]، بیماری‌های شدید عصبی (به عنوان مثال صرع، آلزایمر یا بیماری پارکینسون)، وجود یک شرایط پزشکی عمومی[6] و مرحله بسیار اولیه اسکیزوفرنی.

مدت زمان ثبت کل سیگنال‌ها ۱۵ دقیقه بود. از شرکت کنندگان خواسته شده است که در حالت استراحت با چشمان بسته باشند. الکتروانسفالوگرام با نرخ ۲۵۰ هرتز دیجیتالی شد. ثبت الکتروانسفالوگرام ۱۹ کاناله با استفاده از سیستم استاندارد ۱۰-۲۰ انجام شده است. کانال‌های مغزی شامل Fp1، Fp2، F7، F3، Fz، F4، F8، T3، C3، Cz، C4، T4، T5، P3، Pz، P4، T6، O1، O2 با الکترود مرجع FCz بوده است. اطلاعات بیشتر در مورد مجموعه داده در اولجارچیک و جرناچکیک (۲۰۱۷) قابل دسترس است.

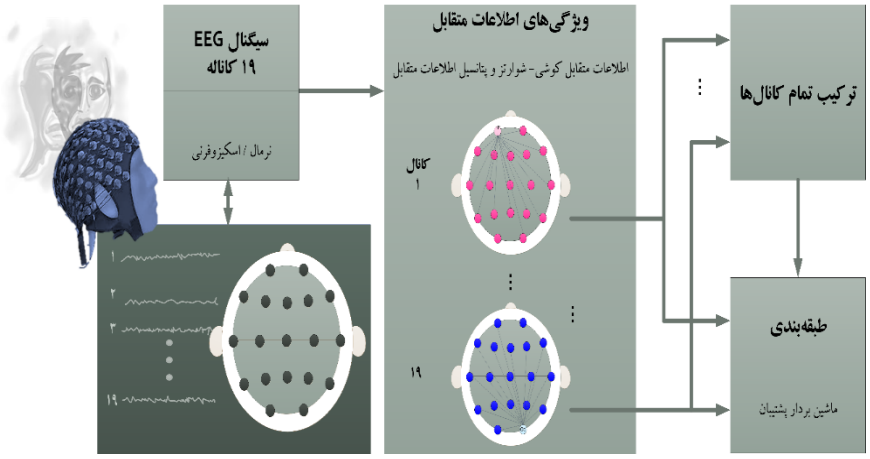
در این مطالعه، یک ثانیه اول تمام سیگنال‌های موجود در پایگاه داده تحلیل شد. به علاوه برای سهولت، در تمام متن بجای نام کانال‌های مغزی Fp1، Fp2، F7، F3، Fz، F4، F8، T3، C3، Cz، C4، T4، T5، P3، Pz، P4، T6، O1، O2 به ترتیب از اعداد ۱-۱۹ استفاده شده است. شایان ذکر است که تمام تحلیل‌های مطالعه حاضر با نرم افزار متلب انجام شده است.

[1]- Repository for Open Data (RepOD)
[2]- Olejarczyk, & Jernajczyk
[3]- International Classification of Diseases (ICD-10)
[4]- World Health Organization
[5]- Organic brain pathology
[6]- General medical condition

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

ابزار

پس از اخذ داده، با استفاده از دو شاخص پتانسیل اطلاعات متقابل و اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز، اطلاعات مبادله شده بین هر الکترود الکتروانسفالوگرام و تمام الکترودهای دیگر تخمین زده شد. در گام آخر، جهت طبقه‌بندی دو گروه (بیماران اسکیزوفرنی و افراد سالم) در یک رویکرد اطلاعات مبادله شده از هر کانال با تمام کانال های دیگر و در رویکرد دیگر تمام اطلاعات مبادله شده بین کانال ها را به ورودی طبقه‌بند اعمال شد. به طور خلاصه، چارچوب تشخیصی پیشنهادی در شکل ۱ ارائه شده است. توضیحات بیشتر در ادامه آورده شده است.



شکل ۱ سیستم پیشنهادی

اطلاعات متقابل کوشی-شوارتز: در سال ۲۰۰۰، پرینسیپی، سو، ژائو و فیشرتری (۲۰۰۰) یک معیار واگرایی بین توابع چگالی احتمال ارائه کردند که براساس نابرابری کوشی- شوارتز بین بردارها بود.

توابع توزیع احتمال $f(x)$ و $g(x)$ را برای دو سری زمانی در نظر بگیرید. همان‌طور که گفته شد، این الگوریتم از نابرابری کوشی- شوارتز (پرینسیپی، سو، ژائو و فیشرتری، ۲۰۰۰) برای ضرب داخلی استنتاج شده و فاصله بین توابع چگالی را محاسبه می‌کند. همچنین به عنوان یک شاخص شباهت بکار گرفته می‌شود. معادله ۱ رابطه نابرابری کوشی- شوارتز را نشان می‌دهد:

$$CSD(f,g) = -\log \frac{\sum_{x\in X} f(x)g(x)}{\sqrt{\left(\sum_{x\in X} f^2(x)\right)\left(\sum_{x\in X} g^2(x)\right)}} \quad (۱)$$

از آنجا که چگالی احتمال در بازه صفر و یک قرار دارد، آرگومان لگاریتم غیر منفی است و حداکثر مقدار آن ۱ است. اگر $f = g$ باشد، آنگاه CSD=0 و در غیر این صورت یک مقدار مثبت خواهد بود.

با بسط معادله قبل به دست می‌آید:

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

$$CSD(f,g) = -\log \sum_{x\in X} f(x)g(x) - \frac{1}{2}\left(-\log \sum_{x\in X} f^2(x)\right) - \frac{1}{2}\left(-\log \sum_{x\in X} g^2(x)\right) \quad (۲)$$

که بخش دوم معادله فوق را می‌توان با آنتروپی رنیی به‌صورت زیر بیان کرد:

$$CSD(f,g) = h_{R2}(f\times g) - \frac{1}{2}h_{R2}(f) - \frac{1}{2}h_{R2}(g) \quad (۳)$$

که $h_{R2}(f)$ آنتروپی درجه دوم نسبت به f ، $h_{R2}(g)$ آنتروپی درجه دوم نسبت به g و $h_{R2}(f\times g)$ آنتروپی متقابل بین f و g است.

اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز $ICS(X,Y)$ بین دو متغیر تصادفی گسسته X و Y با تابع جرم احتمالاتی توأم $f_{xy}(x,y)$ و توابع چگالی حاشیه‌ای $f_x(x)$ و $f_y(y)$ با واگرایی بین توزیع توأم و حاصل‌ضرب توزیع‌های حاشیه‌ای به دست می‌آید:

$$ICS(X,Y) = h_{R2}(f_{XY}\times f_X f_Y) - \frac{1}{2}h_{R2}(f_{XY}) - \frac{1}{2}h_{R2}(f_X f_Y) = DCS(f_{XY}, f_X f_Y) \geq 0 \quad (۴)$$

با شرط برابری اگر و تنها اگر $f_{xy}(x,y) = f_x(x)f_y(y)$ ؛ یعنی زمانی‌که X و Y مستقل باشند.

پتانسیل اطلاعات متقابل: پتانسیل اطلاعات متقابل بین دو توزیع $f(x)$ و $g(x)$ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$CIP(f,g) = \sum f(x)g(x) \quad (۵)$$

پتانسیل اطلاعات متقابل برای اندازه‌گیری تعامل بین دو توزیع مجزا استفاده می‌شود که این کار را با اندازه‌گیری پتانسیل اطلاعاتی ایجاد شده توسط مجموعه داده $f(x)$ در مکان‌هایی که نمونه $g(x)$ در آن رخ می‌دهد (برعکس) انجام می‌دهد (پرینسیپی[1]، ۲۰۱۰).

عملاً پیاده‌سازی این الگوریتم‌ها با چند مشکل مواجه می شود: (۱) سیگنال‌ها گسسته هستند؛ بنابراین توزیع واقعی $f(x)$ و $g(x)$ مشخص نیست. (۲) هزینه محاسباتی تخمین زننده‌های چگالی آماری بسیار زیاد است؛ زیرا به نمونه نسبتاً زیادی احتیاج دارند. برای غلبه بر این مشکلات، معمولاً از چند نوع تخمین چگالی استفاده می‌شود (چارنسکی و تابور[2]، ۲۰۱۷).

در این مطالعه، تخمین هر دو پارامتر با استفاده از تجزیه ناقص چولسکی[3] محقق شد (ست و پرینسیپی[4]، ۲۰۰۹). به به علاوه، اندازه کرنل بر یک تنظیم شد.

طبقه‌بندی: ماشین بردار پشتیبان برای تفکیک گروه‌های جداپذیر خطی، ابرصفحاتی با ماکزیمم حاشیه را می‌یابد. در مقابل، برای داده‌هایی که بطور خطی تفکیک‌پذیر نیستند، با هدف تهیه داده‌های تفکیک‌پذیر خطی در فضای جدید، با استفاده از یک تابع کرنل داده‌ها را به

[1]- Principe

[2]- Czarnecki, & Tabor
[3]- Incomplete Cholesky decomposition
[4]- Seth, & Principe

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

ابعاد بالاتر نگاشت می‌کند. با اجرای عملیات تکراری یادگیری، برترین ابرصفحه ارائه می‌شود که دارای حداکثر حاشیه بین خوشه‌ها است. سرانجام، با استفاده از ابرصفحات با حداکثر حاشیه، مرزهای نهایی میان دسته داده‌ها ترسیم می‌شود. هرچه فاصله بین ابرصفحات و نمونه‌های داده در مجموعه‌های مختلف بیشتر باشد، نرخ طبقه‌بندی بالاتری حاصل می‌شود. در این مطالعه، تابع پایه شعاعی به عنوان تابع کرنل در نظر گرفته شده است. برای اعتبارسنجی، از روش ۵ فولد استفاده شد. همچنین، برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی مقادیر صحت، حساسیت، ویژگی و $F1$ محاسبه شد.

یافته‌ها

برای ارزیابی وجود تفاوت معنادار میان ویژگی‌های استخراجی از دو گروه بیمار و سالم، آزمون آماری t-test (با استفاده از نرم افزار متلب) انجام شد. پیش از انجام آزمون t ابتدا نرمال بودن توزیع دادگان توسط آزمون آندرسون دارلینگ مورد بررسی قرار گرفت. جدول ۱ نتایج آزمون t بر مقادیر اطلاعات متقابل کوشی-شوارتز بین دو گروه سالم و بیمار در هر کانال مغزی را نشان می‌دهد. همچنین، مقادیر میانگین و انحراف معیار این ویژگی در گروه در جدول ۱ گزارش شده است.

جدول ۱ نتایج آزمون آماری t بر اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز بین دو گروه سالم و اسکیزوفرنی

شماره کانال	میانگین ± انحراف معیار		مقدار p	مقدار t
	سالم	بیمار		
۱	۲/۰۵ ± ۰/۳۳	۲/۹۵ ± ۰/۲۱	$۴/۶۱ \times ۱۰^{-۱۲}$	−۱۶/۸۹
۲	۲/۰۲ ± ۰/۳۳	۲/۸۸ ± ۰/۲۱	$۸/۴۱ \times ۱۰^{-۱۲}$	−۱۶/۲۸
۳	۱/۶۹ ± ۰/۲۹	۲/۸۴ ± ۰/۱۹	$۲/۰۴ \times ۱۰^{-۱۴}$	−۲۳/۵۵
۴	۱/۸۶ ± ۰/۳۲	۲/۹۷ ± ۰/۲	$۱/۰۵ \times ۱۰^{-۱۳}$	−۲۱/۳۲
۵	۱/۸۹ ± ۰/۳۱	۳/۱۵ ± ۰/۲	$۱/۰۴ \times ۱۰^{-۱۴}$	−۲۴/۵۴
۶	۱/۹۴ ± ۰/۳۳	۲/۹۷ ± ۰/۲	$۹/۴۶ \times ۱۰^{-۱۳}$	−۱۸/۶۴
۷	۱/۸۴ ± ۰/۳۲	۲/۶۲ ± ۰/۱۸	$۱/۱ \times ۱۰^{-۱۱}$	−۱۶/۰۱
۸	۱/۶۵ ± ۰/۳	۲/۸۲ ± ۰/۱۹	$۴/۳۵ \times ۱۰^{-۱۴}$	−۲۲/۵
۹	۱/۸ ± ۰/۳۲	۲/۹۶ ± ۰/۱۹	$۱/۱۳ \times ۱۰^{-۱۳}$	−۲۱/۲۳
۱۰	۱/۷۹ ± ۰/۲۹	۳/۰۷ ± ۰/۲	$۳/۲۹ \times ۱۰^{-۱۵}$	−۲۶/۲۹
۱۱	۱/۷۷ ± ۰/۳	۲/۸۶ ± ۰/۱۹	$۱/۵۳ \times ۱۰^{-۱۳}$	−۲۰/۸۴
۱۲	۱/۵۹ ± ۰/۲۶	۲/۶۳ ± ۰/۱۶	$۴/۹ \times ۱۰^{-۱۴}$	−۲۲/۳۳
۱۳	۱/۴۹ ± ۰/۲۴	۲/۹۱ ± ۰/۲	$۳/۱۵ \times ۱۰^{-۱۷}$	−۳۴/۷۳
۱۴	۱/۷۶ ± ۰/۳۱	۲/۸۶ ± ۰/۱۹	$۲/۰۸ \times ۱۰^{-۱۳}$	−۲۰/۴۵
۱۵	۱/۴۵ ± ۰/۲۵	۲/۷۹ ± ۰/۱۸	$۲/۰۳ \times ۱۰^{-۱۶}$	−۳۱/۰۷
۱۶	۱/۳۳ ± ۰/۲۲	۲/۸۵ ± ۰/۱۸	$۴/۶۸ \times ۱۰^{-۱۸}$	−۳۸/۹
۱۷	۱/۷۳ ± ۰/۳۱	۳ ± ۰/۲۱	$۷/۴۶ \times ۱۰^{-۱۵}$	−۲۵/۰۳
۱۸	۱/۵۴ ± ۰/۲۶	۲/۷۷ ± ۰/۱۸	$۷/۲۱ \times ۱۰^{-۱۵}$	−۲۵/۰۸
۱۹	۱/۴ ± ۰/۱۸	۲/۸۸ ± ۰/۱۴	$۱/۷۶ \times ۱۰^{-۱۷}$	−۳۵/۹۵

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

همانطور که نتایج آزمون آماری در جدول ۱ نشان می‌دهد، تفاوت معناداری بین مقادیر اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز گروه سالم و اسکیزوفرنی در تمام کانال‌های مغزی وجود دارد (p< ۰/۰۵). همچنین، مقدار میانگین اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز در افراد سالم کمتر از افراد بیمار بوده است. جدول۲ نتایج آزمون t بر مقادیر پتانسیل اطلاعات متقابل بین دو گروه سالم و بیمار در هر کانال مغزی را نشان می‌دهد. همچنین، مقادیر میانگین و انحراف معیار این ویژگی در گروه در جدول ۲ گزارش شده است.

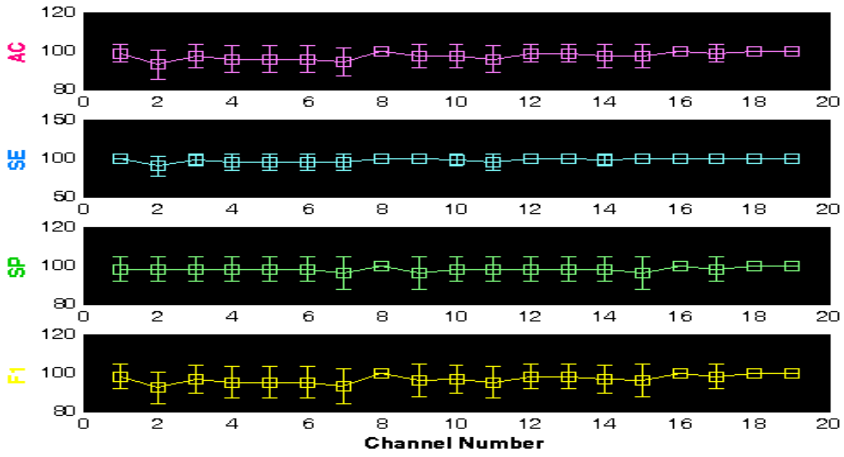
جدول۲ نتایج آزمون آماری t بر پتانسیل اطلاعات متقابل بین دو گروه سالم و اسکیزوفرنی

شماره کانال	میانگین ± انحراف معیار		مقدار p	مقدار t
	سالم	بیمار		
۱	$۰/۰۰۷۵ \pm ۸/۴ \times ۱۰^{-۴}$	$۰/۰۰۴۱ \pm ۵/۹ \times ۱۰^{-۴}$	$۱/۰۵ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۸/۵۱
۲	$۰/۰۰۷۸ \pm ۸/۷ \times ۱۰^{-۴}$	$۰/۰۰۴۵ \pm ۷/۲ \times ۱۰^{-۴}$	$۲/۳۷ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۷/۶۱
۳	$۰/۰۱۰۸ \pm ۰/۰۰۲۱$	$۰/۰۰۴۶ \pm ۸/۵ \times ۱۰^{-۴}$	$۲/۸۴ \times ۱۰^{-۱۱}$	۱۵/۰۸
۴	$۰/۰۰۹۳ \pm ۰/۰۰۱۴$	$۰/۰۰۴۲ \pm ۶/۸ \times ۱۰^{-۴}$	$۴/۱ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۷/۰۲
۵	$۰/۰۰۸۸ \pm ۰/۰۰۱۳$	$۰/۰۰۳۴ \pm ۴/۲ \times ۱۰^{-۴}$	$۳/۱۶ \times ۱۰^{-۱۳}$	۱۹/۹۳
۶	$۰/۰۰۸ \pm ۹ \times ۱۰^{-۴}$	$۰/۰۰۴۲ \pm ۵/۸ \times ۱۰^{-۴}$	$۵/۱۴ \times ۱۰^{-۱۳}$	۱۹/۳۵
۷	$۰/۰۰۸۶ \pm ۰/۰۰۱۱$	$۰/۰۰۵۵ \pm ۰/۰۰۴۲$	۰/۰۰۳۹	۳/۳۴
۸	$۰/۰۱۰۵ \pm ۰/۰۰۱۸$	$۰/۰۰۵ \pm ۰/۰۰۱۱$	$۱/۱۷ \times ۱۰^{-۱۱}$	۱۵/۹۴
۹	$۰/۰۰۹۴ \pm ۰/۰۰۱۴$	$۰/۰۰۴۵ \pm ۸/۲ \times ۱۰^{-۴}$	$۲/۶۷ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۷/۴۸
۱۰	$۰/۰۰۹۶ \pm ۰/۰۰۱۶$	$۰/۰۰۳۶ \pm ۵/۴ \times ۱۰^{-۴}$	$۱/۶۸ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۷/۹۹
۱۱	$۰/۰۰۹۶ \pm ۰/۰۰۱۵$	$۰/۰۰۴۶ \pm ۷/۶ \times ۱۰^{-۴}$	$۱/۴۸ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۸/۱۳
۱۲	$۰/۰۱۱۵ \pm ۰/۰۰۲۴$	$۰/۰۰۵۵ \pm ۰/۰۰۱۱$	$۳/۴۷ \times ۱۰^{-۱۰}$	۱۲/۸۶
۱۳	$۰/۰۰۱۲۱ \pm ۰/۰۰۲۶$	$۰/۰۰۴۴ \pm ۷/۹ \times ۱۰^{-۴}$	$۲/۷۷ \times ۱۰^{-۱۱}$	۱۵/۱
۱۴	$۰/۰۰۹۵ \pm ۰/۰۰۱۴$	$۰/۰۰۴۷ \pm ۷/۸ \times ۱۰^{-۴}$	$۴/۴۷ \times ۱۰^{-۱۳}$	۱۹/۵۲
۱۵	$۰/۰۱۲۲ \pm ۰/۰۰۲۶$	$۰/۰۰۴۹ \pm ۰/۰۰۱$	$۵/۸۱ \times ۱۰^{-۱۱}$	۱۴/۴۲
۱۶	$۰/۰۱۲۸ \pm ۰/۰۰۳۱$	$۰/۰۰۴۹ \pm ۹/۷ \times ۱۰^{-۴}$	$۹/۶۶ \times ۱۰^{-۱۱}$	۱۳/۹۶
۱۷	$۰/۰۱ \pm ۰/۰۰۱۶$	$۰/۰۰۴۱ \pm ۶/۳ \times ۱۰^{-۴}$	$۳/۲۶ \times ۱۰^{-۱۳}$	۱۹/۸۹
۱۸	$۰/۰۱۱۵ \pm ۰/۰۰۲۲$	$۰/۰۰۴۸ \pm ۹/۱ \times ۱۰^{-۴}$	$۷/۳۲ \times ۱۰^{-۱۲}$	۱۶/۴۱
۱۹	$۰/۰۱۲۱ \pm ۰/۰۰۲۵$	$۰/۰۰۴۳ \pm ۵/۶ \times ۱۰^{-۴}$	$۴/۵۴ \times ۱۰^{-۱۱}$	۱۴/۶۴

نتایج آزمون آماری در جدول ۲ بیانگر آن است که تفاوت معناداری بین مقادیر پتانسیل اطلاعات متقابل گروه سالم و بیماران اسکیزوفرنی در تمام کانال‌های مغزی وجود دارد (p< ۰/۰۵). هر چند، در مقایسه با مقادیر میانگین اطلاعات متقابل کوشی-شوارتز (جدول ۱)، مقدار میانگین پتانسیل اطلاعات متقابل الگوی مخالفی را نشان می‌دهد؛ به‌طوری که میانگین این ویژگی در افراد سالم بیشتر از افراد بیمار بوده است. برای طبقه‌بندی، طبقه‌بند ۱۰ بار اجرا شد و میانگین و انحراف معیار این تعداد اجرا محاسبه گردید. شکل ۲ نتایج طبقه‌بندی دو گروه را با استفاده از اطلاعات متقابل

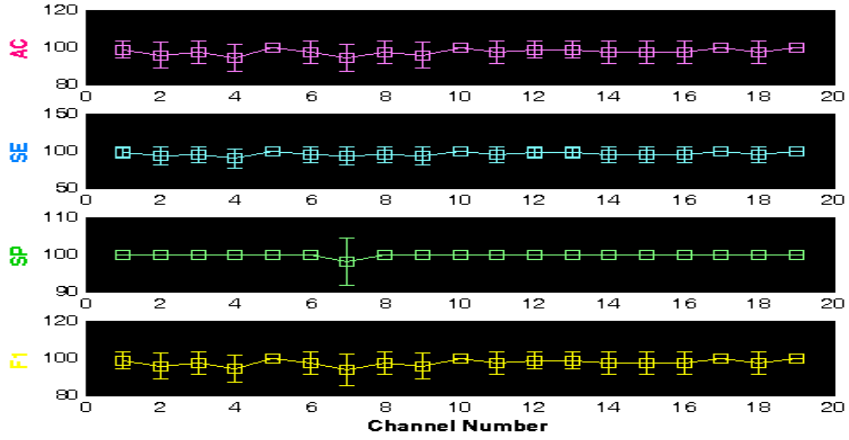
[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

کوشی- شوارتز در هر کانال مغزی بطور جداگانه نشان می‌دهد.



شکل ۲ عملکرد طبقه‌بندی با اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز برای یک کانال مغزی

محور افقی نشان دهنده شماره کانال مغزی است. از بالا به پایین، محور عمودی بیانگر مقادیر صحت (AC: Accuracy)، حساسیت (SE: Sensitivity)، ویژگی (SP: Specificity) و مقدار F1 (F1 Score) است. مطابق با نتایج شکل ۲، نتایج طبقه‌بندی با استفاده از اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز یک کانال مغزی بیانگر آن است که تشخیص اسکیزوفرنی از سالم به خوبی و با عملکرد بالا انجام شده است. بالاترین نتایج طبقه‌بندی با استفاده از اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز کانال ۱۹ام (O2) با سایر کانال‌ها حاصل شده است که تمام پارامترها در ۱۰ بار اجرا نرخ ۱۰۰٪ را داشته‌اند. شکل ۳ نتایج طبقه‌بندی دو گروه را با استفاده از پتانسیل اطلاعات متقابل در هر کانال مغزی بطور جداگانه نشان می‌دهد.



شکل ۳ عملکرد طبقه‌بندی با پتانسیل اطلاعات متقابل برای یک کانال مغزی

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

محور افقی نشان‌دهنده شماره کانال مغزی است. از بالا به پایین، محور عمودی بیانگر مقادیر صحت (AC: Accuracy)، حساسیت (SE: Sensitivity)، ویژگی (SP: Specificity) و مقدار F1 (F1 Score) است. مشابه با نتایج شکل ۲، نتایج شکل ۳ نیز بیانگر آن است که طبقه‌بندی با استفاده از پتانسیل اطلاعات متقابل یک کانال مغزی قادر است تشخیص اسکیزوفرنی از سالم را به خوبی و با عملکرد بالا انجام دهد. مشابه با نتایج طبقه‌بندی اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز (شکل ۲)، بالاترین عملکرد طبقه‌بندی با استفاده از پتانسیل اطلاعات متقابل کانال ۱۹ام (O2) با سایر کانال‌ها حاصل شده است که تمام پارامترها در ۱۰ بار اجرا نرخ ۱۰۰٪ را داشته‌اند. طبقه‌بندی با اعمال تمام اطلاعات متقابل همه کانال‌های مغزی به‌طور هم‌زمان نیز انجام شد. نتایج نشان داد که در ۱۰ اجرای طبقه‌بند، تمام پارامترهای طبقه‌بندی با استفاده از اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز نرخ ۱۰۰٪ را نشان دادند. عملکرد طبقه‌بندی با استفاده از پتانسیل اطلاعات متقابل کمی پایین‌تر بود: میانگین نرخ صحت: ۴/۵ ± ۹۸/۵۷، میانگین حساسیت: ۷/۹ ± ۹۷/۵، میانگین ویژگی: ۰ ± ۱۰۰ و میانگین F1: ۴/۵ ± ۹۸/۵۷.

بحث

در این مقاله، الگوریتم هوشمندی برای تشخیص اسکیزوفرنی مبتنی بر تئوری اطلاعات سیگنال مغزی ارائه شد. بدین منظور، دو شاخص پتانسیل اطلاعات متقابل و اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز استخراج شد. برای طبقه‌بندی از طبقه‌بند ساده و متداول ماشین بردار پشتیبان باینری استفاده نمودیم. دو رویکرد در طبقه بندی اتخاذ گردید: (۱) استفاده از اطلاعات متقابل هر کانال مغزی با سایر کانال‌ها و (۲) ترکیب اطلاعات متقابل تمام کانال‌های مغزی.

نتایج نشان داد مقدار میانگین اطلاعات متقابل کوشی- شوارتز در افراد بیمار بیشتر از افراد سالم بود. درحالی‌که مقدار میانگین پتانسیل اطلاعات متقابل الگوی مخالفی داشت. این عدم سازگاری در نتایج را می‌توان مطابق با گزارش فرناندز، گومز، هورنرو و لوپز- ایبور (۲۰۱۳) به دلیل تفاوت ماهیت الگوریتم‌های تخمین دانست. از طرفی، نتایج ما نشان می‌دهد که بین دو گروه تفاوت معنادار در تمام کانال‌های مغزی است و هیچ برتری بین کانال‌های مغزی وجود ندارد. این نتایج متفاوت از نتایج مطالعات پیشین است که در آن تفاوت معنادار بین ویژگی‌های غیرخطی تنها در برخی مناطق مغزی گزارش شده است (ایبانز-مولینا، لوزانو، سوریانو، آزنارته، گومز- آریزا و باجو، ۲۰۱۸؛ آکار، کارا، لطیف اوغلو و بیلگیچ، ۲۰۱۶).

به‌طور کلی، نتایج طبقه‌بندی نشان داد که استفاده از اطلاعات متقابل کانال‌های مغزی نرخ‌های طبقه بندی بالایی ارائه می‌دهد. به طوری که ماکزیمم عملکرد آن در تمایز بیماران از افراد سالم به ۱۰۰٪ رسیده است. پیش از این، تحقیقات کمی در مورد مسئله طبقه‌بندی اسکیزوفرنی با استفاده از داده های الکتروانسفالوگرام انجام شده است. برای مقایسه، جدول ۳ نتایج تحقیقات قبل و نتایج مطالعه حاضر در طبقه‌بندی اسکیزوفرنی با استفاده از الکتروانسفالوگرام را نشان می‌دهد.

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

جدول ۳ مقایسه نتایج تشخیص اسکیزوفرنی با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر الکتروانسفالوگرام در مطالعات پیشین و تحقیق حاضر

مطالعه	سالم/ اسکیزوفرنی	روش	ماکزیمم نتایج
ثابتی، کاتبی و بوستانی (۱۳۸۸)	۲۰/۲۰	آنتروپی، پیچیدگی و ابعاد فراکتال، برنامه‌نویسی ژنتیکی، آنالیز افتراقی خطی[1] و آدابوست[2]	صحت:۹۱٪
ثابتی، کاتبی، بوستانی و پرایس (۱۳۹۰)	۲۰/۲۰	آنتروپی، پیچیدگی و ابعاد فراکتال، انتخاب کانال، برنامه‌نویسی ژنتیکی، آنالیز افتراقی خطی و آدابوست	صحت: ۹۱/۹۴٪
هورنرو، آباسولو، جیمنو، سانچز، پوزا و آبوی (۲۰۰۶)	۲۰/۲۰	شاخص‌های مرکزی، آنتروپی تقریبی و پیچیدگی	حساسیت: ۸۰٪ ویژگی: ۹۰٪
بوستانی، سادات نژاد و ثابتی (۱۳۸۸)	۱۳/۱۸	مدل اتورگرسیو، توان باند و بعد فراکتال همراه با نسخه تقویت‌شده‌ای از آنالیز افتراقی خطی[3]	صحت: ۸۷/۵۱٪
شیم، هوانگ، کیم، لی و ایم (۲۰۱۶)	۳۴/۳۴	یادگیری ماشین و ادغام ویژگی‌ها	صحت: ۸۸/۲۴٪
راج، استیلیانو، موکلی و ایک (۲۰۲۰)	۱۴/۱۴	تحلیل چندفرکتالی[4] و آنتروپی باند دلتا، جنگل تصادفی[5]	صحت: ۸۹/۲۹٪
شولی، کاره، بجاج، ونگ و ژنگ (۲۰۲۰)	۴۹/۳۲	تجزیه مد تجربی[6]، ویژگی‌های آماری، آزمون کروسکال-والیس[7]، درخت ترکیبی کیسه‌ای[8]	صحت: ۹۳/۲۱٪
کریشنان، راج، بالاسوبرامانیان و چن (۲۰۲۰)	۱۴/۱۴	تجزیه مد تجربی، آنتروپی، ماشین بردار پشتیبان	صحت ۹۳٪
بارادیتس، بیتر و چبور (۲۰۲۰)	۷۰/۷۵	الگوهای چند متغیره، ماشین بردار پشتیبان	صحت: ۸۲/۷٪
اکبری، غفرانی، زکالوند و صدیق (۱۴۰۰)	۱۴/۱۴	ویژگی‌های گرافیکی فضای فاز الگوریتم انتخاب ویژگی رو به جلو[9]، نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته[10]	صحت: ۹۴/۸٪
مطالعه حاضر	۱۴/۱۴	اطلاعات متقابل کانال‌های مغزی و ماشین بردار پشتیبان	صحت: ۱۰۰٪

[1]- Linear discriminant analysis (LDA)
[2]- AdaBoost
[3]- A boosted version of direct linear discriminant analysis (LDA)
[4]- Multifractal Analysis
[5]- Random Forest Classifier
[6]- Empirical Mode Decomposition
[7]- Kruskal Wallis Test
[8]- Ensemble Bagged Tree
[9]- Forward Selection Algorithm
[10]- Generalized Regression Neural Network

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

همان طور که از جدول ۳ مشخص است، مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با سایر تحقیقات نشان می‌دهد که استفاده از اطلاعات متقابل کانال‌های مغزی می‌تواند به طور قابل توجهی صحت تشخیص بیماری را بهبود بخشد.

نتیجه‌گیری

بطور کلی، سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام پتانسیل تفکیک بیماران اسکیزوفرنی و افراد سالم را دارند. بکارگیری هر یک از ویژگی‌های اطلاعات متقابل به تنهایی در مسئله جداسازی بیماران اسکیزوفرنی از افراد سالم، مؤید برتر بودن ویژگی کانال O2 از میان سایر کانال‌های مغزی از حیث بالاترین نرخ صحت طبقه‌بندی بود. با اعمال تمام ویژگی‌ها به طبقه‌بندی، بالاترین نرخ صحت طبقه‌بندی با استفاده از اطلاعات متقابل کوشی-شوارتز حاصل شد.

اگرچه با سیستم پیشنهادی صحت طبقه‌بندی بالایی حاصل شد؛ اما باید به این نکته نیز اشاره کرد که حجم محاسبات این الگوریتم بالا است و استفاده از آن بر دادگان طولانی مدت مستلزم صرف هزینه محاسباتی هنگفت است که می‌تواند از نقاط ضعف آن بشمار آید. به علاوه، با وجود صحت بالای الگوریتم، باید توجه داشت که این سیستم بر تعداد محدودی از شرکت کنندگان ارزیابی شده است. برای تضمین کارآیی آن، باید در آینده بر تعداد بیشتری نمونه ارزیابی شود. علاوه بر این، داده الکتروانسفالوگرام تنها مربوط به یک کلاس خاص از اسکیزوفرنی (پارانویا) بود. در آینده باید کارآیی سیستم در طبقه‌بندی کلاس‌ها و سطوح مختلف بیماری بررسی گردد.

سپاسگزاری

در این مقاله از دادگان موجود در پایگاه داده مخزن داده‌های آزاد (اولجارچیک و جرناچکیک، ۲۰۱۷؛ ۲۰۱۷) استفاده شده است. بدین‌وسیله، مراتب سپاس خود را از پایگاه داده مخزن داده‌های آزاد برای در دسترس قرار دادن دادگان به طور رایگان اعلام می‌داریم. این مقاله فاقد هرگونه مطالعه با شرکت کنندگان انسانی است که دادگان آن توسط نویسندگان مقاله حاضر اخذ شده باشد. داده‌های این پژوهش توسط تیم تحقیقاتی دیگری در خارج از کشور ثبت شده است و در این مطالعه فقط کارهای پردازشی انجام شده است.

References

Akar SA, Kara S, Latifoglu F, Bilgic V. (2016). Analysis of the Complexity Measures in the EEG of Schizophrenia Patients. International Journal of Neural Systems, 26(2), 1650008.

Akbari H, Ghofrani S, Zakalvand P, Sadiq MT. (2021). Schizophrenia recognition based on the phase space dynamic of EEG signals and graphical features. Biomedical Signal Processing and Control, 69, 102917. (In Persian)

Baradits M, Bitter I, Czobor P. (2020). Multivariate patterns of EEG microstate parameters and their role in the discrimination of patients with schizophrenia from healthy controls. Psychiatry Research, 288, 112938.

Boostani R, Sadatnezhad K, Sabeti M. (2009). An efficient classifier to diagnose of schizophrenia based on the EEG signals. Expert Systems with Applications, 36(3), 6492-6499. (In Persian)

Czarnecki WM, Tabor J. (2017). Extreme entropy machines: robust information theoretic classification. Pattern Analysis and Applications, 20, 383–400.

Fernandez A, Gomez C, Hornero R, Lopez-Ibor JJ. (2013). Complexity and schizophrenia. Progress in Neuro-psychopharmacology & Biological Psychiatry, 45, 267–276.

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

Gardony AL, Eddy MD, Brunye TT, Taylor HA. (2017). Cognitive strategies in the mental rotation task revealed by EEG spectral power. Brain and Cognition, 118, 1–18.

Goshvarpour A, Abbasi A, Goshvarpour A. (2016). Combination of sLORETA and Nonlinear Coupling for Emotional EEG Source Localization. Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences, 20(3), 353–368. (In Persian)

Goshvarpour A, Goshvarpour A. (2018). Automatic EEG classification during rapid serial visual presentation task by a novel method based on dual-tree complex wavelet transform and Poincare plot indices. Biomedical Physics & Engineering Express, 4(6), 065022. (In Persian)

Goshvarpour A, Goshvarpour A. (2019). EEG spectral powers and source localization in depressing, sad, and fun music videos focusing on gender differences. Cognitive Neurodynamics, 13(2), 161–173. (In Persian)

Goshvarpour A, Goshvarpour A. (2020). A Novel Approach for EEG Electrode Selection in Automated Emotion Recognition Based on Lagged Poincare's Indices and sLORETA. Cognitive Computation, 12, 602–618. (In Persian)

Goshvarpour A, Goshvarpour A. (2020). Diagnosis of epileptic EEG using a lagged Poincare plot in combination with the autocorrelation. Signal, Image and Video Processing, 14, 1309–1317. (In Persian)

Goshvarpour A, Goshvarpour A. (2020). Schizophrenia diagnosis using innovative EEG feature-level fusion schemes. Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine, 10.1007/s13246-019-00839-1. Advance Online Publication. https://doi.org/10.1007/s13246-019-00839-1. (In Persian)

Goshvarpour A, Rahati S, Goshvarpour A, Saadatian V. (2012). Estimating the depth of meditation using electroencephalogram and heart rate signals. Journal of Advances in Medical and Biomedical Research, 20(79), 44-54. (In Persian)

Hoffmann RE, Buchsbaum MS, Jensen RV, Guich SM, Tsai K, Nuechterlein KH. (1996). Dimensional complexity of EEG waveforms in neuroleptic-free schizophrenic patients and normal control subjects. The Journal of Neuropsychiatry and Clinical Neurosciences, 8(4), 436–441.

Homero R, Abásolo D, Jimeno N, Sánchez CI, Poza J, Aboy M. (2006). Variability, regularity, and complexity of time series generated by schizophrenic patients and control subjects. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 53(2), 210–218.

Ibanez-Molina AJ, Lozano V, Soriano MF, Aznarte JI, Gomez-Ariza CJ, Bajo MT. (2018). EEG Multiscale Complexity in Schizophrenia During Picture Naming. Frontiers in Physiology, 9, 1213.

Kang J, Chen H, Li X, Li X. (2019). EEG entropy analysis in autistic children. Journal of Clinical Neuroscience: Official Journal of the Neurosurgical Society of Australasia, 62, 199–206.

Karimui RY, Azadi S, Keshavarzi P. (2019). The ADHD effect on the high-dimensional phase space trajectories of EEG signals. Chaos Solitons & Fractals, 121, 39-49. (In Persian)

Krishnan PT, Raj ANJ, Balasubramanian P, Chen Y. (2020). Schizophrenia detection using Multivariate Empirical Mode Decomposition and entropy measures from multichannel EEG signal. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 4(3), 1124-1139.

Lee YJ, Zhu YS, Xu YH, Shen MF, Zhang HX, Thakor NV. (2001). Detection of non-linearity in the EEG of schizophrenic patients. Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology, 112(7), 1288–1294.

Li Y, Tong S, Liu D, Gai Y, Wang X, Wang J, Qiu Y, Zhu Y. (2008). Abnormal EEG complexity in patients with schizophrenia and depression. Clinical Neurophysiology: Official Journal of

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]

the International Federation of Clinical Neurophysiology, 119(6), 1232–1241.

Olejarczyk E, Jernajczyk W. (2017). EEG in schizophrenia. RepOD. http://dx.doi.org/10.18150/repod.0107441.

Olejarczyk E, Jernajczyk W. (2017). Graph-based analysis of brain connectivity in schizophrenia. PloS One, 12(11), e0188629.

Principe JC, Xu D, Zhao Q, Fisher III JW. (2000). Learning from Examples with Information Theoretic Criteria. The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology, 26, 61–77.

Principe JC. (2010). Information Theoretic Learning: Renyi's Entropy and Kernel Perspectives. Information Science and Statistics. New York: Springer-Verlag.

Racz FS, Stylianou O, Mukli P, Eke A. (2020). Multifractal and Entropy-Based Analysis of Delta Band Neural Activity Reveals Altered Functional Connectivity Dynamics in Schizophrenia. Frontiers in Systems Neuroscience, 14, 49.

Roschke J, Aldenhoff JB. (1993). Estimation of the dimensionality of sleep-EEG data in schizophrenics. European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience, 242(4), 191–196.

Sabeti M, Katebi S, Boostani R. (2009). Entropy and complexity measures for EEG signal classification of schizophrenic and control participants. Artificial Intelligence in Medicine, 47(3), 263–274. (In Persian)

Sabeti M, Katebi SD, Boostani R, Price GW. (2011). A new approach for EEG signal classification of schizophrenic and control participants. Expert Systems with Applications, 38(3): 2063-2071. (In Persian)

Seth S, Principe JC. (2009). On speeding up computation in information theoretic learning. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). 14-19 June 2009; Atlanta, GA, USA, 2883-7.

Shim M, Hwang HJ, Kim DW, Lee SH, Im CH. (2016). Machine-learning-based diagnosis of schizophrenia using combined sensor-level and source-level EEG features. Schizophrenia Research, 176(2-3), 314–319.

Siuly S, Khare SK, Bajaj V, Wang H, Zhang Y. (2020). A Computerized Method for Automatic Detection of Schizophrenia Using EEG Signals. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 28(11), 2390–2400.

Tschacher W, Giersch A, Friston K. (2017). Embodiment and Schizophrenia: A Review of Implications and Applications. Schizophrenia Bulletin, 43(4), 745–753.

World Health Organization. (2004). International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems, 10th Revision, 2nd ed. World Health Organization, Geneva.

[Downloaded from shenakht.muk.ac.ir on 2026-10-30]
[DOR: 20.1001.1.25886657.1400.8.3.8.6]
[DOI: 10.32598/shenakht.8.3.101]