DOI: 10.48305/jims.v42.i796.1123

مجله دانشکده پزشکی اصفهان — سال چهل و دوم/شماره‌ی ۷۹۶/هفته‌ی چهارم بهمن ۱۴۰۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۹ — تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۲۳ — تاریخ چاپ: ۱۴۰۳/۱۱/۳۰

کاربرد مدل‌های یادگیری عمیق در تشخیص افسردگی با استفاده از تبدیل زمان–فرکانس سیگنال الکتروانسفالوگرام

محسن سادات شهابی[۱]، احمد شالباف[۲]

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: افسردگی، یک بیماری روانی شایع در جهان می‌باشد و تشخیص دقیق و زودهنگام برای درمان به موقع ضروری می‌باشد. در این مطالعه کاربرد روش‌های هوش مصنوعی برای تشخیص دقیق و خودکار اختلال افسردگی عمده از روی سیگنال‌های مغزی بررسی شده است.

روش‌ها: در این مطالعه، از ۳۰ فرد مبتلا به افسردگی عمده و ۲۸ فرد سالم به عنوان جمعیت شاهد استفاده شد و ارزیابی روانی آنها توسط روانپزشک متخصص و پرسشنامه‌ی استاندارد بک انجام گرفته است. سیگنال مغزی ۱۹ کاناله الکتروانسفالوگرام از همه‌ی افراد در حالت استراحت و با چشمان بسته اخذ گردید. سیگنال مغزی افراد بعد از پیش پردازش با استفاده از تبدیل فوریه زمان کوتاه در بازه‌های متوالی به صورت یک ماتریس دوبعدی به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی عمیق داده شدند. مدل هوش مصنوعی DeepEEGNet، که مبتنی بر مدل یادگیری عمیق کانولوشنی EEGNet توسعه یافته است، برای دسته‌بندی سیگنال‌های مغزی افراد سالم و افسرده استفاده شد. از داده تست دیده نشده توسط مدل در مرحله‌ی آموزش، برای گزارش دقت نهایی مدل استفاده شده است.

یافته‌ها: مدل DeepEEGNet که از تبدیل فوریه زمان کوتاه به عنوان ورودی استفاده می‌کند، می‌تواند افراد سالم و افسرده را با دقت ۸۴/۱ درصد، حساسیت ۸۶ درصد و ویژگی ۸۲/۷ درصد از یکدیگر تفکیک نماید.

نتیجه‌گیری: مدل یادگیری عمیق پیشنهاد شده در این مطالعه، می‌تواند سیگنال‌های مغزی بیماران افسرده را از افراد سالم با دقت بالا تفکیک نماید و برای کمک به پزشکان مورد استفاده قرار گیرد.

واژگان کلیدی: اختلال افسردگی عمده؛ الکتروانسفالوگرام؛ یادگیری عمیق؛ هوش مصنوعی

ارجاع: سادات شهابی محسن، شالباف احمد. **کاربرد مدل‌های یادگیری عمیق در تشخیص افسردگی با استفاده از تبدیل زمان-فرکانس سیگنال الکتروانسفالوگرام.** مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۴۰۳؛ ۴۲ (۷۹۶): ۱۱۲۳-۱۱۲۸.

مقدمه

افسردگی، یکی از شایع‌ترین اختلالات روانی می‌باشد که می‌تواند کیفیت زندگی افراد را کاهش دهد (۱). روش مرسوم در تشخیص افسردگی استفاده از پرسشنامه‌های استاندارد و یا مصاحبه با یک متخصص می‌باشد. هرچند این یک روش پذیرفته شده در تشخیص بیماری‌های روانی می‌باشد ولی خروجی آن با توجه به تجربه پزشک و میزان همکاری بیمار می‌تواند متفاوت باشد. برای حل این مشکل می‌توان از روش‌های خودکار شخصی سازی شده استفاده نمود (۲). در میان روش های موجود، استفاده از سیگنال های الکترو انسفالوگرام (EEG) چند کانال که نشان‌دهنده‌ی فعالیت‌های مغزی افراد در هر لحظه می‌باشد، به دلیل پذیرش کلینیکی، مقرون به صرفه بودن و دقت زمانی بالا به طور ویژه مورد توجه قرار گرفته است (۳).

یکی از راهکارهای نوین در تشخیص خودکار بیماری افسردگی، استفاده از روش‌های پیشرفته‌ی هوش مصنوعی برای توسعه‌ی مدل‌های شخصی‌سازی شده می‌باشد (۴). روش‌های هوش مصنوعی سنتی که اغلب با عنوان روش‌های یادگیری ماشین شناخته می شوند، از استخراج ویژگی‌های منحصربفرد و مهندسی شده از سیگنال EEG

۱- دکتری تخصصی، گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شهیدبهشتی، تهران، ایران.

۲- دانشیار، گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شهیدبهشتی، تهران، ایران.

نویسنده‌ی مسؤول: احمد شالباف: دانشیار، گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شهیدبهشتی، تهران، ایران

Email: Shalbaf@sbmu.ac.ir

استفاده می‌کنند (۵، ۶). در مقابل نوع خاصی از روش‌های یادگیری ماشین با عنوان روش‌های یادگیری عمیق می‌توانند به صورت خودکار بهترین ویژگی‌های تفکیک کننده را از داده‌ی خام استخراج نمایند. استفاده از این مدل‌ها سبب افزایش دقت و کارآیی در دسته بندی و تعمیم‌پذیرتری بیشتر می‌گردد (۷).

Khan و همکاران، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان (SVM)، نزدیکترین همسایگی (KNN) و درخت تصمیم (DT) برای دسته‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال EEG افراد برای تشخیص وجود افسردگی استفاده کردند و به دقت حدود ۹۶ درصد دست یافتند (۸).

Zhang و همکاران از یک مدل یادگیری عمیق مبتنی بر مکانیسم توجه برای تشخیص افسردگی از روی سیگنال خام استفاده کردند و به دقت ۹۲ درصد رسیدند (۹). Shahabi و همکاران از اعمال تبدیل فوریه زمان کوتاه بر روی بخش های متوالی سیگنال EEG استفاده کردند تا بتوانند ورودی‌های مناسب برای مدل یادگیری عمیق کانولوشنی تولید نمایند. با این روش توانستند افراد سالم و افسرده را با دقت بیش از ۹۹ درصد از یکدیگر تفکیک نمایند (۱۰، ۱۱).

در این پژوهش تلاش می‌شود با استفاده از یک مدل کانولوشنی نسبتاً ساده، دسته‌بندی افراد سالم و افسرده از روی سیگنال مغزی انجام گردد. برای این کار از تبدیل فوریه زمان کوتاه روی بخش‌های متوالی سیگنال استفاده می‌شود تا ورودی دو بعدی مدل کانولوشنی ساخته شود.

روش‌ها

دادگان و پیش‌پردازش

در این مطالعه از سیگنال مغزی ۵۸ شرکت کننده شامل ۳۶ مرد و ۲۲ زن در بازه سنی ۱۸ تا ۶۵ سال با میانگین ۱۴٫۳±۳۹٫۳ استفاده شده است. وجود افسردگی از طریق تکمیل پرسشنامه بک (BDI-II) و مصاحبه رودررو با یک روانپزشک متخصص بر مبنای اصول راهنمای آماری و تشخیصی شماره ۴ (DSM-IV) تشخیص داده شده است (۱۲). افراد دارای بارداری، سابقه تشنج و سوء مصرف مواد از این مطالعه خارج شده‌اند. به این ترتیب ۳۰ نفر دارای اختلال افسردگی و ۲۸ نفر به عنوان فرد سالم تشخیص داده شدند. رضایت آگاهانه از شرکت کنندگان در مطالعه جهت ورود به مطالعه و استفاده از داده آنها برای توسعه مدل هوش مصنوعی گرفته شد.

سیگنال مغزی الکتروانسفالوگرام ۱۹ کاناله کلاه ثبت EEG شرکت Brain Master Discovery و طبق استاندارد الکترودگذاری ۱۰-۲۰ اخذ شده است. سیگنال EEG به مدت ۵ دقیقه، در حالت استراحت و با چشمان بسته و فرکانس نمونه برداری ۲۵۶ هرتز نسبت به الکترود گوش ثبت شده است. پیش پردازش سیگنال EEG توسط نرم افزار EEGLAB در محیط MATLAB استفاده شده است. ابتدا مرجع سیگنال به مرجع میانگین تبدیل شده است و یک فیلتر فرکانسی بین ۰٫۵ تا ۴۰ هرتز برای حذف اختلالات برق شهر و جابجایی دی سی سیگنال الکترودها اعمال شده است (۱۳). سپس سایر اغتشاش‌های سیگنال شامل پلک زدن و انقباض ماهیچه‌ای از طریق اعمال تحلیل مولفه مستقل (ICA) حذف شده‌اند.

تبدیل زمان فرکانس سیگنال EEG

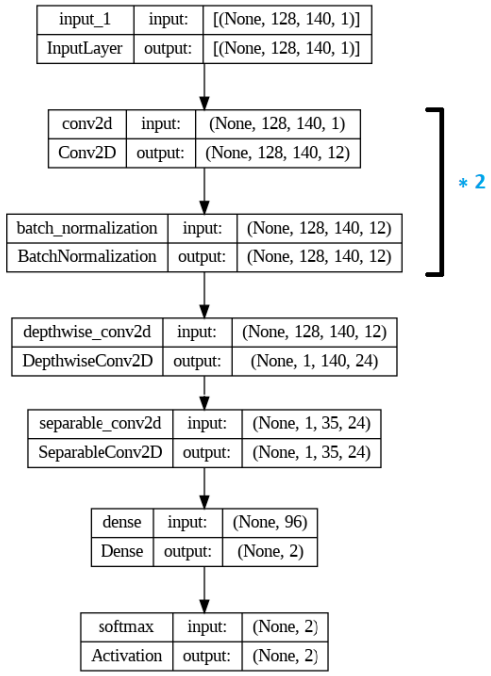
سیگنال EEG اخذ شده از ۵۸ شرکت‌کننده که از ۱۹ کانال مجزا باید به عنوان ورودی برای شبکه کانولوشنی آماده‌سازی شود. در این پژوهش از تبدیل فوریه زمان کوتاه (STFT) برای استخراج اطلاعات زمان-فرکانس موجود در سیگنال مغزی استفاده می شود. برای اینکار سیگنال EEG به بخش‌هایی به طول ۳ ثانیه و همپوشانی ۸۰ درصد تقسیم می‌شود. تبدیل STFT حاصل از هر بخش دارای ابعاد ۶۴*۱۳۳ و کل داده آماده شده به صورت ماتریس (28607,133,64) خواهد بود. برای محاسبه تبدیل STFT از کلاس signal در پکیج Scipy با پارامترهای پیش‌فرض استفاده شده است.

توسعه‌ی مدل هوش مصنوعی

در این پژوهش از مدل EEGNet برای دسته‌بندی افراد افسرده و سالم استفاده شده است (۱۴، ۱۵) و مدل جدیدی مبتنی بر EEGNet که دارای عمق بیشتری می‌باشد با عنوان DeepEEGNet توسعه داده شده است. همچنین از سه مدل یادگیری ماشین SVM، DT و KNN به عنوان مدل‌های پایه برای مقایسه با مدل‌های یادگیری عمیق استفاده شده است. برای آموزش این مدل‌ها از استخراج ویژگی چگالی طیف توان نسبی همه‌ی الکترودها در باندهای فرکانسی مختلف سیگنال EEG استفاده شده است.

آموزش و ارزیابی مدل

تمام افراد حاضر در پژوهش به دو بخش آموزش و تست تقسیم شدند. به این ترتیب ۸۰ در صد از کل افراد (معادل ۴۶ فرد) به عنوان داده آموزش و ۲۰ درصد به عنوان داده تست نهایی در نظر گرفته شدند. برای تعیین پارامترهای مدل از ارزیابی متقابل با ۱۰ بخش (10-fold Cross-Validation) استفاده شده است. در آخر دقت مدل روی داده تست نهایی گزارش می‌گردد. علاوه بر دقت مدل، حساسیت (Sensitivity)، خاصیت (Specificity) و ضریب F1 نیز گزارش می‌شوند. توسعه مدل‌های معرفی شده توسط پکیج Keras با زیربنای Tensorflow و زبان برنامه‌نویسی پایتون در محیط Google Colaboratory روی کارت گرافیک Tesla4 با ۱۲ گیگابایت رم انجام شده است.



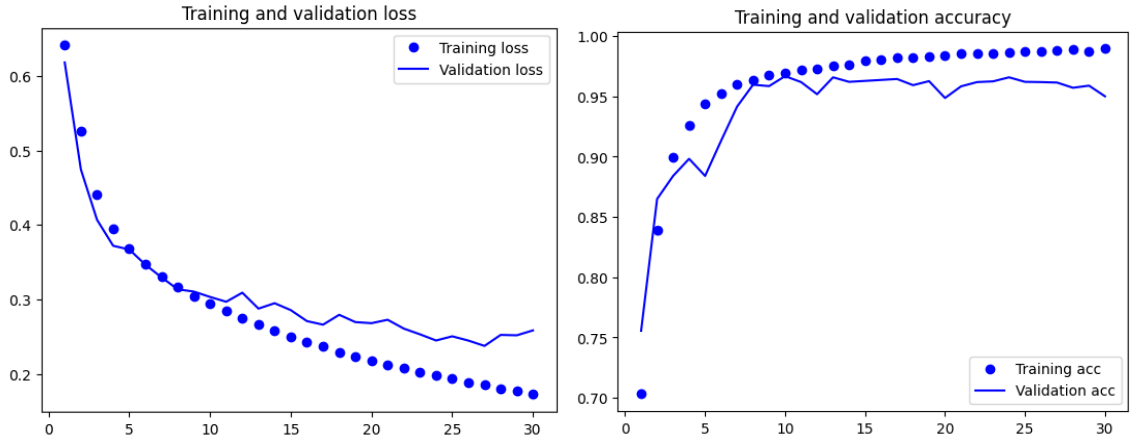
شکل ۱: بلوک دیاگرام مدل DeepEEGNet که در آن لایه‌ی کانولوشنی اولیه دو بار تکرار شده است. لایه‌های مربوط به نرمال‌سازی، فعال‌سازی و لایه ادغام برای ساده‌سازی نمایش داده نشدند.

یافته‌ها

دو مدل یادگیری عمیق کانولوشنی با نام EEGNet و DeepEEGNet برای دسته‌بندی سیگنال EEG افراد سالم و افسرده آموزش داده شدند و توسط مؤلفه‌های ارزیابی عملکرد مدل با یکدیگر مقایسه شدند. ابرپارامترهای آموزش مدل شامل نرخ یادگیری، اندازه‌ی بسته آموزشی و تعداد گام آموزش در فرایند ارزیابی متقابل تنظیم شدند و پارامترهای بهینه برای آموزش مدل نهایی روی کل مجموعه آموزش و ارزیابی روی داده تست نهایی بدست آمدند. نمودار آموزش مدل DeepEEGNet در شکل ۲ نمایش داده شده است. نمودار آموزش مدل یادگیری عمیق شامل نمودار دقت و نمودار تابع هزینه برای دو مرحله‌ی آموزش و ارزیابی می‌باشد.

جدول ۱ نشان‌دهنده‌ی نتایج ارزیابی مدل‌های هوش مصنوعی مورد مطالعه برای دسته‌بندی سیگنال EEG افراد جامعه سنجش است که قبلاً توسط مدل دیده نشده‌اند. به طور کلی مدل DeepEEGNet عملکرد بهتری را از نظر دقت ارائه نموده است. هرچند از دیدگاه مؤلفه‌ی ویژگی عملکرد مناسبی نداشته است.

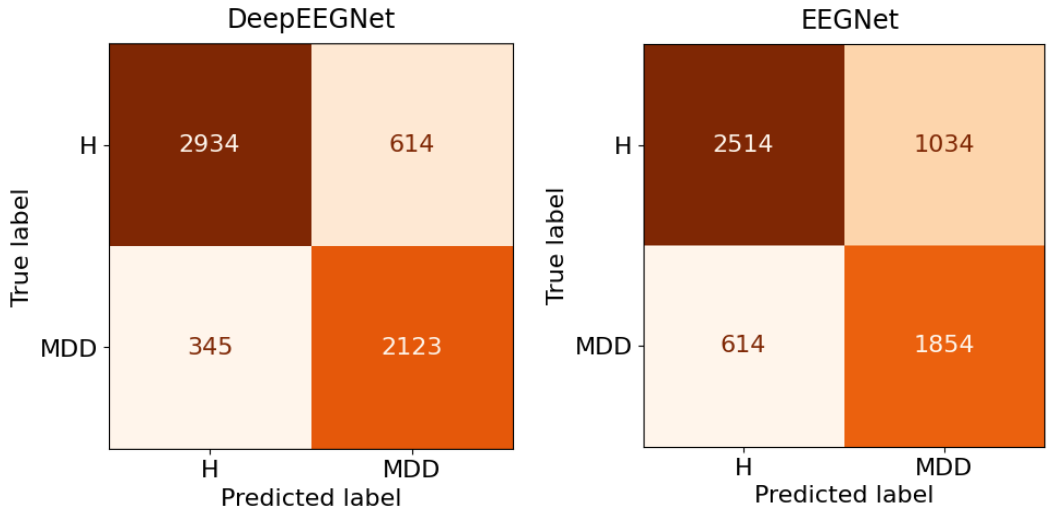
برای درک بهتر عملکرد مدل‌های ارائه شده، ماتریس درهم‌ریختگی هر کدام از مدل‌ها در شکل ۳ نمایش داده شده‌اند.



شکل ۲: نمودار آموزش مدل DeepEEGNet. نمودارهای تغییرات تابع هزینه مرحله‌ی آموزش و ارزیابی (چپ) و نمودارهای دقت در مرحله‌ی آموزش و ارزیابی (راست).

جدول ۱: نتایج ارزیابی مدل‌های EEGNet و DeepEEGNet بر روی دادگان سنجش نهایی.

	دقت (درصد)	حساسیت (درصد)	ویژگی (درصد)	ضریب F1 (درصد)
DT	۷۳/۳	۶۲/۵	۸۵/۷	۷۱/۴
SVM	۶۶/۷	۶۲/۵	۷۱/۴	۶۶/۷
KNN	۶۶/۷	۵۷/۱	۷۵/۰	۷۰/۶
EEGNet	۷۲/۶	۷۵/۱	۷۰/۹	۶۹/۲
DeepEEGNet	۸۴/۱	۸۶/۰	۸۲/۷	۸۱/۶



شکل ۳: ماتریس درهمریختگی مدل‌های EEGNet و DeepEEGNet

برچسب صفر و یک به ترتیب معادل افراد سالم و بیمار می‌با شد و برچسب‌های پیش بینی شده و واقعی به ترتیب خروجی مدل هوش مصنوعی و برچسب داده اصلی می‌باشند.

بحث

در این پژوهش برای تشخیص افسردگی از دو مدل کانولوشنی EEGNet و DeepEEGNet برای دسته‌بندی سیگنال EEG خام اخذ شده از ۳۰ شرکت‌کننده مبتلا به افسردگی و ۲۸ فرد سالم استفاده شده است. مدل EEGNet که ترکیبی از سه لایه‌ی کانولوشنی متوالی است توانسته به دقت حدود ۷۳ درصد دست یابد در حالیکه مدل DeepEEGNet توانسته به دقت دسته‌بندی بیش از ۸۴ درصد برسد. یکی از دلایل دقت پایین‌تر مدل EEGNet ظرفیت کمتر این مدل به دلیل پارامترهای یادگیری کمتر می‌باشد. در مقابل مدل DeepConvNet به دلیل استفاده از دو لایه کانولوشنی ابتدایی به جای یک لایه کانولوشنی که در EEGNet وجود دارد، توانسته الگو های پنهان موجود در داده ورودی را به صورت کارآمدتری استخراج نماید (۱۶).

نتایج حاصل از این پژوهش در حد نتایج منتشر شده در مطالعات روز دنیا برای تشخیص افسردگی از روی سیگنال EEG می‌باشد (۸، ۹، ۱۷). در مطالعه‌ی Khan و همکاران از روش‌های یادگیری ماشین سنتی برای تشخیص افسردگی استفاده شده است که با وجود تفسیرپذیری بیشتر امکان استخراج بیشترین اطلاعات از سیگنال مغزی را ندارند و ممکن است ویژگی‌های ذاتی موجود در سیگنال مغزی را تخریب نمایند (۱۸). محدودیت اصلی مطالعه‌ی حاضر، استفاده از تعداد محدودی شرکت‌کننده بوده که بیانگر تمام تنوع موجود بین بیماران مبتلا به افسردگی و افراد سالم نیست. به این ترتیب افزایش تعداد نمونه ها می‌تواند خروجی های قابل اطمینان‌تری ایجاد نماید.

نتیجه‌گیری

با استفاده از مدل DeepEEGNet، دقت بیش از ۸۴ درصد در دسته‌بندی افراد سالم و افسرده امکان‌پذیر می‌گردد. افزایش تعداد عمق مدل کانولوشنی در کنار استفاده از وردی تبدیل STFT که ویژگی‌های فرکانسی سیگنال مغزی را برجسته‌تر می‌کند، توانایی دسته‌بندی سیگنال‌های پیچیده مغزی را افزایش می‌دهد.

تشکر و قدردانی

این مقاله منتج ازطرح تحقیقاتی / پایان نامه مقطع دکتری تخصصی رشته مهندسی پزشکی می باشد که در دانشگاه علوم پزشکی شهیدبهشتی به تصویب رسیده و به انجام رسیده است.

References

1. World Health Organization. Institute of Health Metrics and Evaluation. Global Health Data Exchange (GHDx). World Health Organization; 2023.
2. Rostami R, Kazemi R, Nitsche MA, Gholipour F, Salehinejad M. Clinical and demographic predictors of response to rTMS treatment in unipolar and bipolar depressive disorders. Clin Neurophysiol 2017; 128(10): 1961-70.
3. Craik A, He Y, Contreras-Vidal JL. Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a

review. J Neural Eng 2019; 16(3): 031001.
4. Byeon H. Advances in machine learning and explainable artificial intelligence for depression prediction. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2023;14.(6):
5. Singhi SK, Liu H. Feature subset selection bias for classification learning. Proceedings of the 23rd International Conference On Machine Learning. New York, NY; 2006.
6. Shahabi MS, Nobakhsh B, Shalbaf A, Rostami R, Kazemi R. Prediction of treatment outcome for repetitive transcranial magnetic stimulation in major depressive disorder using connectivity measures and ensemble of pre-trained deep learning models. Biomedical Signal Processing and Control 2023; 85: 104822.
7. Ay B, Yildirim O, Talo M, Baloglu UB, Aydin G, Puthankattil SD, et al. Automated depression detection using deep representation and sequence learning with EEG signals. J Med Syst 2019; 43(7): 205.
8. Khan S, Umar Saeed SM, Frnda J, Arsalan A, Amin R, Gantassi R, et al. A machine learning based depression screening framework using temporal domain features of the electroencephalography signals. PLoS One 2024; 19(3): e0299127.
9. Zhang Z, Meng Q, Jin L, Wang H, Hou H. A novel EEG-based graph convolution network for depression detection: incorporating secondary subject partitioning and attention mechanism. Expert Systems with Applications 2024; 239: 122356.
10. Shahabi MS, Shalbaf A, Maghsoudi A. Prediction of drug response in major depressive disorder using ensemble of transfer learning with convolutional neural network based on EEG. Biocybernetics and Biomedical Engineering 2021; 41(3): 946-59.
11. Shahabi MS, Shalbaf A, Rostami R. Prediction of response to repetitive transcranial magnetic stimulation for major depressive disorder using hybrid Convolutional recurrent neural networks and raw Electroencephalogram Signal. Cogn Neurodyn 2023; 17(4): 909-20.
12. Mumtaz W, Xia L, Yasin MAM, Ali SSA, Malik AS. A wavelet-based technique to predict treatment outcome for major depressive disorder. PLoS One 2017; 12(2): e0171409.
13. Bagherzadeh S, Shahabi MS, Shalbaf A .Detection of schizophrenia using hybrid of deep learning and brain effective connectivity image from electroencephalogram signal. Comput Biol Med 2022; 146: 105570.
14. Wan Z, Huang J, Zhang H, Zhou H, Yang J, Zhong N. HybridEEGNet: A Convolutional Neural Network for EEG Feature Learning and Depression Discrimination. IEEE Access. 2020; 8: 30332-42.
15. Lawhern VJ, Solon AJ, Waytowich NR, Gordon SM, Hung CP, Lance BJ. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain–computer interfaces. J Neural Eng 2018; 15(5): 056013.
16. Ellis CA, Sancho ML, Miller RL, Calhoun VD. Identifying EEG Biomarkers of Depression with Novel Explainable Deep Learning Architectures. bioRxiv 2024.
17. Das AK, Naskar R. A deep learning model for depression detection based on MFCC and CNN generated spectrogram features. Biomedical Signal Processing and Control 2024; 90: 105898.
18. Khan A, Sohail A, Zahoora U, Qureshi AS. A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. Artif Intell Rev 2020; 53: 5455–516.

DOI: *10.48305/jims.v42.i796.1123*

Journal of Isfahan Medical School **Vol. 42, No. 796, 4th Week, February 2025**

Received: 09.07.2024 Accepted: 14.10.2024 Published: 18.02.2025

Application of Deep Learning Models in the Detection Depression Using Time-Frequency Transformation of Electroencephalogram Signals

Mohsen Sadat Shahabi[1], Ahmad Shalbaf[2]

Original Article

Abstract

Background: Major Depressive Disorder (MDD) is a prevalent mental disorder worldwide, and timely diagnosis is necessary for efficient treatment. In the present study, an electroencephalogram (EEG) signal was utilized to automatically and precisely detect MDD using deep learning models.

Methods: Thirty MDD and twenty-eight healthy subjects participated, and their psychological evaluation was conducted by a specialist psychiatrist using the standard Beck questionnaire. 19-channel EEG signals were acquired from all participants in a resting state with eyes closed. Short-Time Fourier Transform (STFT) was applied to the sequential segments of the EEG signals and resulted two-dimensional matrix fed to the deep learning models. DeepEEGNet model was developed based on the EEGNet model utilized for the MDD classification and Healthy subjects. A holdout data was used to test the final model.

Findings: The DeepEEGNet model proposed in this study classified MDD and healthy participants with 84.1% accuracy, 86% sensitivity, and 82.7% specificity.

Conclusion: The deep learning model proposed in this study could accurately classify Healthy subjects and MDD patients using EEG signals and can be utilized as a helpful tool by psychiatrists.

Keywords: Major depressive disorder; Deep learning; Electroencephalography; Artificial intelligence

Citation: Shahabi MS, Shalbaf A. **Application of Deep Learning Models in the Detection Depression Using Time-Frequency Transformation of Electroencephalogram Signals.** J Isfahan Med Sch 2025; 42(796): 1123-28.

1- PhD, Department of Physics and Biomedical Engineering, School of Medicine, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

2- Associate Professor, Department of Physics and Biomedical Engineering, School of Medicine, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Corresponding Author: Ahmad Shalbaf, Associate Professor, Department of Physics and Biomedical Engineering, School of Medicine, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran; Email: Shalbaf@sbmu.ac.ir