Advances in Cognitive Sciences
Vol 24, No. 4, Winter 2023
Research Article
Pages 102-114

Recognition of emotional states using fuzzy convolutional neural network based on electroencephalography in different bands

Mahdi Bolouri[1], **Elham Askari**[2*]

1. Master Student of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran
2. Assistant Professor of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran

Recieved: 27 Aug. 2022
Revised: 29 Nov. 2022
Accepted: 28 Dec. 2022

Keywords
Emotion
Electroencephalography
Convolutional neural network
Fuzzy logic

Corresponding author
Elham Askari, Assistant Professor of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran

Email: Askary.elham@gmail.com

doi.org/10.30514/icss.24.4.102

Abstract

Introduction: Emotions are time-varying phenomena created as a stimuli response. In order to continuously detect emotions, the response of brain signals and facial expressions to the video stimulus can be used. In this way, a series of stimulating videos are shown to viewers, and at the same time, their brain signals and facial expressions are continuously recorded, and their capacity level (negative to positive emotions) is recorded.

Methods: The present study aimed to understand human emotions by analyzing electroencephalography (EEG) signals. In this article, it was presented to recognize emotions using the fuzzy convolutional neural network (CNN) that selects the optimal and practical features from the EEG signal to recognize and recognize the emotional states of different people. In the proposed method, the EEG signal will first be decomposed into different alpha, beta, and gamma bands, and then intelligent diagnosis will be performed.

Results: The experimental results revealed that the alpha band's relaxation and boring states were better recognized with 94.2% and 78.8% accuracy, respectively. In the gamma band, happiness was recognized better with 92.2% accuracy; finally, in the beta band, fear was recognized with 92.3% accuracy. Furthermore, the use of fuzzy logic in the proposed method has increased the recognition accuracy in all bands.

Conclusion: The current study concluded that the proposed model using CNN has high accuracy in emotion recognition; in addition, the use of fuzzy classification has significantly increased the model's accuracy.

Citation: Bolouri M, Askari E. Recognition of emotional states using fuzzy convolutional neural network based on electroencephalography in different bands. Advances in Cognitive Sciences. 2023;24(4):102-114.

Extended Abstract

Introduction

Emotion is a psychological experience characterized by intense mental activity that includes coordinated features such as knowledge, expression, response, inclination, and action. Two types of physiological changes related to emotions: the first is related to the peripheral (external) nervous system, and the other is related to the central nervous system. Facial expressions, speech, body posture, and physiological activities can recognize emotions.

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

These techniques are based on externally expressed emotions, which may not be affected by internal emotions, while brain signals reveal these hidden studies and provide emotional patterns (1).

In recent years, emotion classification has been the focus of many researchers. Emotions play an essential role in human life. Currently, thanks to emotion recognition systems, doctors and psychologists are able to diagnose and treat people's mental disorders such as depression, autism, and the like. Therefore, emotions play an essential role in daily life and contribute to physical and mental health. Emotional states can be detected by EEG. Retrieving efficient information from EEG sensors is a complex and challenging task. Therefore, deep learning methods for EEG signal analysis, which have shown promising efficiency, have attracted more and more attention. Many researchers also emphasize learning automatic features as a motivation for using deep learning approaches (1, 2).

EEG is the non-invasive way of recording the brain's electrical activity by installing surface electrodes on the head. In general, in an EEG system, the electrical effect of brain neuron activity is transmitted to the device through electrodes installed on the head, and after amplification and noise removal, it is recorded and displayed as a time signal. The recorded signal can be analyzed directly or after computer processing by a doctor or neuroscientist. With the help of EEG, it is possible to determine the amount of brain activity and identify the areas involved in the brain. As a result, checking and analyzing the recorded signal through EEG has an influential role in a wide range of diagnostic and research applications (3).

Long-term EEG signal analysis in emotion recognition is very time-consuming and tiring, and it may lead to wrong key point recognition, so various algorithms based on feature extraction have been presented for emotion recognition. The extracted features can explain the complexity and non-linearity of EEG signals (1). By carefully observing the EEG signals, it is possible to recognize the differences in people's emotional states. In addition, analyzing these signals in different situations can help diagnose people's mental abnormalities.

Methods

This study used an optimal method based on a fuzzy convolutional neural network (CNN) that extracts the optimal features to detect and recognize the emotional states of different people in different bands, including alpha, beta, and gamma. The implementation of the proposed method includes three main phases: 1) Data selection and pre-processing, 2) Convolutional-fuzzy neural network design, and 3) Results analysis and emotion recognition.

The CNN generally consists of three parts: the convolutional layer, the integration layer, and the fully connected layer. In the proposed model, a fuzzy layer was used in order to improve the accuracy of the extracted features between the integration layer and the fully connected layer. In general, considering that the recognition of boundaries between classes in classifications still faces insufficient uncertainty, using a fuzzy layer should improve classification accuracy. Unlike classical classification, fuzzy classification means neighboring classes have a continuous border with overlapping regions. The classified object is characterized by its degree of belonging to different classes. The purpose of combining CNN and fuzzy logic is that the proposed method can act more like humans with cognitive uncertainties and have the possibility of processing uncertain information.

Results

Data were selected from the GAMEEMO database and recorded with a 14-channel Emotive Epoch device (15). Data sets of signals were recorded in five states of hap-

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

piness, fear, relaxation, and satisfaction. This study conducted experiments on four states of happiness, fear, relaxation, and boredom. The proposed model was evaluated based on accuracy criteria, precision, and recall. In order to validate the proposed method, k-fold and k=11 were used, which gave the best results. This type of partitioning, divided the data into k-1 training sets and one testing set. In this type of validation, the data were divided into K subsets. From these K subsets, each time, one was used for validation, and another K-1 was used for training. This procedure is repeated K times, and all data were used precisely once for training and once for validation (16-18).

The experimental results revealed that relaxation is better identified than other emotions in the alpha band. In the alpha band, relaxation is better identified, so the result of the proposed method was also in this direction. In the beta band, a boring state and then fear were recognized well than other emotions. The beta band was activated when someone paid particular attention to an activity. In the gamma band, happiness and then fear were recognized better than other emotions. The beta band was activated when someone was engaged in a brain attention activity, so the result of the proposed method is also acceptable.

Conclusion

In this study, an optimal method based on the neural-fuzzy network that extracts the optimal features was presented to detect and recognize the emotional states of different people in different bands, including alpha, beta, and gamma. In the proposed model, a CNN was used, and a fuzzy layer was added in order to improve the classification accuracy between the integration layer and the fully connected layer. The results of the proposed method showed that the relaxation mode performed better in the alpha band with an accuracy of 94.2%. In the gamma band, happiness was recognized with 92.2% accuracy, and finally, in the beta band, fear was recognized with 92.4% accuracy, and boring state with 95.5% accuracy. It was also observed that fuzzy logic in the proposed method had increased the recognition accuracy in all bands.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

This article is taken from the master's thesis of the first author. Presenting the report or announcing the research results implies observing the material, spiritual rights, and ethical principles of the relevant elements (the subject, the researcher, the research, and the relevant organization). The research was conducted on the database of standard signals that were already recorded, so doing it did not cause any physical or psychological harm to the subjects.

Authors' contributions

Mahdi Bolouri: This article was extracted from the master's thesis of the first author, responsible for project implementation, sample collection, holding analysis sessions and review of the results, and initial writing of the article. Elham Askari: Corresponding author and mentor of the implementation stages of the research, and she was also in charge of revising the article.

Funding

The first author funded this study.

Acknowledgments

The authors are grateful for the material and spiritual support of the Islamic Azad University, Fouman, and Shaft Branch in conducting this research with Code 162416439.

Conflict of interest

The author declares no conflict of interest.

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

مجله تازه‌های علوم شناختی
دوره ۲۴، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۱
صفحات ۱۱۴-۱۰۲
مقاله پژوهشی

بازشناسی حالات هیجانی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال فازی مبتنی بر الکتروانسفالوگرافی در باندهای مختلف

مهدی بلوری[۱]، الهام عسکری[۲*]

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران
۲. استادیار گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران

دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۰۵
اصلاح نهایی: ۱۴۰۱/۰۹/۰۸
پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۰۷

واژه‌های کلیدی
تشخیص احساسات
الکتروانسفالوگرافی
استخراج ویژگی
شبکه عصبی مصنوعی

نویسنده مسئول
الهام عسکری، استادیار گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران

ایمیل: Askary.elham@gmail.com

doi.org/10.30514/icss.24.4.102

چکیده

مقدمه: احساسات پدیده‌های متغیر با زمانی هستند که به عنوان پاسخی به محرک‌ها ایجاد می‌شوند. در راستای تشخیص احساس به صورت پیوسته می‌توان از پاسخ سیگنال‌های مغزی و حالت‌های چهره به محرک ویدیویی استفاده کرد. به این صورت که مجموعه‌ای از فیلم‌های محرک برای بینندگان به نمایش گذاشته می‌شود و همزمان سیگنال‌های مغزی و حالت‌های چهره آنها به طور پیوسته ضبط می‌گردد و سطح ظرفیت آنها (احساسات منفی تا مثبت) ثبت می‌شود.

روش کار: هدف از این پژوهش، شناخت احساسات انسانی با استفاده از تحلیل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی بود. در این مطالعه، برای تشخیص احساسات با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال فازی که ویژگی‌های بهینه و موثر را خود از سیگنال الکتروانسفالوگرافی انتخاب می‌کند جهت تشخیص و بازشناسی حالات هیجانی افراد مختلف ارائه می‌شود. در روش پیشنهادی ابتدا سیگنال الکتروانسفالوگرافی به باندهای مختلف آلفا، بتا و گاما تجزیه شده و سپس عمل تشخیص هوشمند انجام خواهد شد.

یافته‌ها: نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که حالت آرامش و خستگی در باند آلفا بهتر و به ترتیب با دقت ۹۴/۲ درصد و ۷۸/۸ درصد بازشناسی می‌شود. در باند گاما شادی بهتر و با دقت ۹۲/۲ درصد شناسایی می‌شود و در نهایت در باند بتا، ترس با دقت ۹۲/۳ درصد بازشناسی خواهد شد.

نتیجه‌گیری: دیده می‌شود که مدل پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال از دقت بالایی در بازشناسی احساسات برخوردار است همچنین استفاده از منطق فازی در روش پیشنهادی دقت بازشناسی را در کلیه باندها بالا برده است.

مقدمه

احساسات یک تجربه روان‌شناختی است که با فعالیت‌های شدید ذهنی مشخص می‌شود که شامل ویژگی‌های هماهنگ شده از جمله دانش، بیان، پاسخ، تمایلات و عمل است. دو نوع تغییرات فیزیولوژیکی مربوط به احساسات وجود دارد که اولی مربوط به سیستم عصبی محیطی (خارجی) و دیگری مربوط به سیستم عصبی مرکزی است. احساسات را می‌توان با حالت‌های صورت، گفتار، وضعیت بدن، فعالیت‌های فیزیولوژیکی تشخیص داد. این روش‌ها مبتنی بر احساسات بیان شده بیرونی هستند که ممکن است احساسات درونی در آنها تاثیر نداشته باشد در حالی که سیگنال‌های مغزی از این مطالعات مخفی پرده‌برداری می‌کنند و الگوهای عاطفی ارائه می‌دهند (۱).

در سال‌های اخیر، طبقه‌بندی احساسات، مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. احساسات نقش اساسی در زندگی

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

انسان‌ها دارند. اکنون به لطف سیستم‌های تشخیص احساسات، پزشکان و روان‌شناسان قادر به تشخیص و درمان اختلالات روانی افراد مانند افسردگی، اوتیسم و... هستند. بنابراین احساسات نقش مهمی در زندگی روزمره دارند و به سلامت جسمی و روانی کمک می‌کنند. حالات عاطفی را می‌توان با الکتروانسفالوگرافی ((EEG) Electroencephalography) تشخیص داد. بازیابی اطلاعات کارآمد از حسگرهای EEG یک کار پیچیده و چالش‌برانگیز است بنابراین، روش‌های یادگیری عمیق برای تجزیه و تحلیل سیگنال EEG که راندمان خوبی را نشان داده است توجه بیشتر و بیشتری را به خود جلب کرده است. بسیاری از پژوهشگران نیز بر یادگیری ویژگی‌های خودکار به عنوان انگیزه استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق تاکید دارند (۱، ۲).

نوار مغزی که یک روش غیرتهاجمی است الکترودهای آن به صورت سطحی روی سر نصب می‌شوند. به وسیله دستگاه ثبت نوار مغزی، اثر الکتریکی فعالیت سلول‌های نورون مغزی ثبت می‌شود و پس از حذف نویز و تقویت این سیگنال می‌توان یافته‌های علمی خوبی را از آن استخراج نمود. این سیگنال‌ها به طور مستقیم و غیرمستقیم توسط روان‌پزشک و پزشکان علوم اعصاب مورد بررسی قرار خواهند گرفت. بر اساس این سیگنال‌ها می‌توان نواحی درگیر بیماری را نیز شناسایی نمود (۳).

تجزیه و تحلیل سیگنال EEG طولانی مدت در تشخیص احساسات بسیار وقت‌گیر و خسته‌کننده است هم چنین ممکن است منجر به تشخیص نکات کلیدی نادرست شود بنابراین الگوریتم‌های مختلفی مبتنی بر استخراج ویژگی برای تشخیص احساسات ارائه شده است. ویژگی‌های استخراج شده می‌توانند پیچیدگی و غیرخطی بودن سیگنال‌های EEG را بیان کنند (۱). با رصد دقیق سیگنال‌های EEG، می‌توان تفاوت‌های حالات هیجانی افراد را تشخیص داد. همچنین تحلیل این سیگنال‌ها در حالات مختلف می‌تواند به تشخیص ناهنجاری‌های روحی افراد کمک کند.

بیگی و همکاران یک روش توسط سیگنال EEG ارائه داد که در این روش با کاهش تعداد الکترود عمل طبقه‌بندی را انجام می‌دهد. طبقه‌بندی آنها از نوع AdaBoost می‌باشد. در این آزمایش، احساسات از لحاظ مثبت و منفی بودن از هم جدا شده‌اند. آنها در این روش موفق به بازشناسی احساسات با صحت بالا شدند (۴).

Hu و همکاران در سال ۲۰۲۱ با ارائه لایه مقیاس‌بندی و یک لایه کانولوشنال جدید برای استخراج ویژگی‌های طیف‌گرا از سیگنال‌های خام بر روی داده‌های EEG، برای طبقه‌بندی احساسات کار کردند. آنان از هسته‌های کانولوشنال پویا تولید شده با مقیاس‌گذاری از یک الگوی داده محور استفاده نمودند. روش پیشنهادی آنها به طور خودکار نقشه‌های ویژگی‌های طیف‌گرای مبتنی بر داده‌های قوی را می‌توانست استخراج کند و کاستی‌های روش‌های قبلی را برطرف کند (۵).

برخی از پژوهشگران وضعیت دستگاه‌های ثبت EEG و درجه محبوبیت آنها را بررسی نمودند و همچنین دستگاه‌های کم‌هزینه را برای تشخیص احساسات در پنج سال گذشته معرفی نمودند (۶).

Subasi و همکاران در سال ۲۰۲۱ یک چارچوب تشخیص احساسات مبتنی بر طبقه‌بندی‌کننده مجموعه rotation forest و TQWT novel را با استفاده از سیگنال‌های EEG ارائه دادند. در این مطالعه فقط احساسات مثبت، منفی و خنثی را طبقه‌بندی کردند و چارچوب پیشنهادی شامل حذف نویز مبتنی بر MSPCA، استخراج ویژگی مبتنی بر TQWT، کاهش ابعاد با مقادیر آماری و طبقه‌بندی با استفاده از هشت طبقه‌بندی‌کننده معمولی بود. آنها بر اساس چارچوب پیشنهادی مبتنی بر TQWT با استفاده از طبقه‌بندی گروه RFE و SVM به دقت طبقه‌بندی ۹۳/۱ درصد دست یافتند (۷).

Dora و همکاران در سال ۲۰۲۱ با روش ارائه شده به حل مشکل اعمال مجموعه کانال‌های EEG کاهش‌یافته و بهینه برای تشخیص احساسات انسانی توسط شبکه عصبی کانولوشنال ((CNN) Convolutional Neural Network) پرداختند. آنان در انتخاب الکترود از الگوریتم RCA استفاده نمودند. آزمایشات آنها نشان داد که استفاده از تنها ۱۱ الکترود به جای ۳۲ الکترود به عنوان ورودی برای شبکه عصبی کانولوشن، طبقه‌بندی احساسات را بهبود می‌بخشد. برای هر دو حالت عاطفی، برانگیختگی و ظرفیت، زمان یادگیری به طور قابل توجهی کاهش یافت. علاوه بر این، دقت بیشتری برای طبقه‌بندی برانگیختگی وجود داشت و دقت کمتری برای ظرفیت به دست آمد. بنابراین آنها توصیه کردند که استفاده از انتخاب الکترودها به عنوان یک راهبرد پیش‌پردازش برای یادگیری عمیق در طبقه‌بندی احساسات مفید است (۸).

Rahman و همکاران در سال ۲۰۲۱ با ارائه روشی برروی احساسات انسان با استفاده از سیگنال‌های EEG چند کانالی عمل بازشناسی را مبتنی بر اسپکتوگرام انجام دادند. برای طبقه‌بندی احساسات، از CNN استفاده شد و افزایش قابل توجهی در دقت طبقه‌بندی به دست آمد (۹).

در پژوهشی دیگر، سیگنال‌های EEG احساسی چند کاناله را با استفاده از RPSD به تصاویر توموگرافی دو بعدی نگاشت دادند. این تصاویر اطلاعات فرکانس و حوزه فضایی سیگنال‌های EEG را ترکیب کردند. آنها برای استخراج و طبقه‌بندی ویژگی، از CNN استفاده نمودند. روش پیشنهادی آنها از دقت طبقه‌بندی بالایی برخوردار بود (۹).

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

همان‌طور که در بالا اشاره شد بازشناسی صحیح احساسات در افراد بیمار نقش مهمی در تشخیص و درمان بسیاری از بیماری‌های روانی و ذهنی ایفا می‌کند. همچنین استفاده از سیگنال‌های EEG، جهت تشخیص بیماری از آن جهت که به فرد آسیبی نمی‌رساند مورد توجه پزشکان می‌باشد. بر اساس موارد ذکر شده و با توجه به این که روش‌های هوشمند جدید مانند شبکه‌های عصبی کانولوشن می‌تواند در تشخیص دقیق احساسات تاثیر بسزایی داشته باشد در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است. به علاوه استفاده از منطق فازی با درجه تعلق احساس تشخیص داده شده به طبقات مختلف سبب بالابردن دقت راندمان روش پیشنهادی خواهد شد. از آنجایی که پزشکان بر اساس باندهای مختلف سیگنال EEG، به تشخیص حالات و ناهنجاری‌ها می‌پردازند و تاکنون به این مورد پرداخته نشده است لذا در این مقاله به تشخیص حالات هیجانی افراد در چهار حالت مختلف بر اساس سیگنال EEG، در باندهای مختلف پرداخته شده است. در این پژوهش یک روش بهینه مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنال فازی که ویژگی‌های بهینه را خود شبکه استخراج می‌کند ارائه خواهد شد. این روش مناسب جهت بازشناسی حالات هیجانی افراد گوناگون در باندهای مختلف از جمله آلفا، بتا و گاما می‌باشد. ساختار این مقاله بدین صورت است که در بخش دوم، روش پیشنهادی تشریح می‌گردد. بخش سوم نتایج آزمایشات گزارش داده می‌شود و در بخش چهارم نتیجه‌گیری بیان خواهد شد.

روش کار

احساسات نقش اساسی در زندگی انسان‌ها بازی می‌کنند. امروزه سیستم‌های تشخیص احساسات جهت درمان اختلالات روانی افراد مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. حالات عاطفی را می‌توان با الکترونسفالوگرافی تشخیص داد. بازیابی اطلاعات کارآمد و تشخیص احساسات از سیگنال EEG یک کار پیچیده و چالش‌برانگیز است (۳-۱). در جهت تشخیص احساس می‌توان از پاسخ سیگنال‌های EEG به محرک ویدیویی استفاده کرد. به این صورت که در هنگام حالت هیجانی همزمان سیگنال‌های مغزی آنها به طور پیوسته ضبط می‌گردد و سطح ظرفیت آنها (احساسات منفی تا مثبت) ثبت می‌شود. در این قسمت، روش پیشنهادی که مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنال فازی است و برای تشخیص انواع حالات هیجانی و احساس مورد استفاده قرار خواهد گرفت به تشریح بیان می‌شود.

روش پیشنهادی

روش پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنال و منطق فازی است که به منظور تشخیص احساسات در افراد مختلف و در حالات گوناگون استفاده خواهد شد. اجرای روش پیشنهادی شامل ۳ فاز اصلی است. ۱) انتخاب داده‌ها و پیش‌پردازش آنها، ۲) طراحی شبکه عصبی کانولوشنال_فازی، ۳) تحلیل نتایج و بازشناسی احساسات. در فاز اول ابتدا بر روی داده‌های انتخاب شده عمل فیلترینگ انجام می‌شود و سپس نرمال‌سازی داده انجام خواهد شد. در فاز دوم داده‌های پیش‌پردازش شده به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده خواهد شد. شبکه عصبی کانولوشن خود ویژگی‌های موثر را استخراج می‌کند. در فاز نهایی به صورت فازی عمل تشخیص احساسات انجام می‌شود. شکل ۱ فلوچارت روش پیشنهادی را نشان می‌دهد که در ادامه کلیه قسمت‌های آن به تفصیل بیان می‌شود.

شکل ۱. روش پیشنهادی

پایگاه داده

پایگاه داده استفاده شده در این پژوهش، پایگاه داده GAMEEMO است که بر اساس محرک‌های بینایی ثبت شده است. افراد این پایگاه داده فیلم‌های ترسناک، آرام، شاد و رضایت‌بخشی را مشاهده نمودند و در همان حالت از آنها ثبت سیگنال توسط دستگاه Emotive Epoch در ۱۴ کانال انجام شده است. گروه‌ها شامل زن و مرد است و رده سنی خاصی در نظر گرفته نشده است (۱۰). افراد مورد مطالعه، دارای سابقه بیماری روانی و اختلالات یادگیری نبوده‌اند و با رضایت کامل خود در

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

این مطالعه شرکت نموده‌اند. برای ثبت سیگنال پایگاه داده از دستگاه ۱۴ کاناله Epoch Emotive استفاده شده است.

پیش‌پردازش سیگنال‌های EEG ثبت شده

قسمت‌های مناسب سیگنال‌های پایگاه داده که نویز حرکتی زیادی ندارد انتخاب می‌شود سپس برروی این سیگنال‌ها عمل فیلترینگ انجام می‌شود. برای حذف نویز و آرتیفکت از دادگان، یک فیلتر میان‌گذر با پهنای باند ۳ هرتز تا ۳۰ هرتز به سیگنال اضافه شد. این فیلتر، ۳ نویز عمده از EEG را حذف می‌کند (۱۱).

۱. پلک زدن: فرکانس پایین و نزدیک به DC

۲. نویز برق شهر: ۵۰ هرتز و هارمونیک‌های آن

۳. نویز الکترومایوگرام (EMG): بیش از ۳۰ هرتز

از آنجا که محل قرارگیری الکترودها از چشم‌ها فاصله دارد، نویز EOG اثر قابل‌توجهی روی آن ندارد.

فیلتر کردن باندهای مختلف

برای تجزیه سیگنال الکتروانسفالوگرافی از تبدیل ویولت استفاده شده است. پس از تبدیل ویولت بر اساس تجزیه‌های انجام شده باندهای آلفا، بتا و گاما استخراج خواهد شد. در تبدیل ویولت گسسته فیلترهایی با فرکانس قطع‌های مختلف برای تحلیل سیگنال در مقیاس‌های متفاوت به کار برده می‌شود. پس از این که سیگنال از فیلترهای بالا گذر و پایین گذر عبور می‌کند عمل تحلیل فرکانس‌های مختلف آن انجام می‌شود. رزولیشن سیگنال در حالت گسسته با عملکردهای فیلترها با مقیاس نمونه‌برداری بالا و پایین کنترل می‌شود و تغییر می‌نماید. تبدیل ویولت گسسته این گونه پردازش را آغاز می‌کند که ابتدا سیگنال از یک فیلتر دیجیتال پایین‌گذر نیم باند h[n] عبور می‌کند و خروجی فیلتر پس از کانالوشن ورودی و پاسخ ضربه فیلتر به دست می‌آید. پس از این اعمال، تمام مولفه‌های فرکانسی که از نصف بزرگترین فرکانس موجود در سیگنال بیشتر باشند حذف خواهند شد.

الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر Fuzzy-CNN

در این پژوهش یک روش بهینه مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنال فازی که خود ویژگی‌های بهینه را استخراج می‌کند استفاده خواهد شد تا تشخیص و بازشناسی حالات هیجانی افراد مختلف در باندهای مختلف از جمله آلفا، بتا و گاما را انجام دهد. شبکه عصبی استفاده شده در ادامه به صورت کامل توضیح داده خواهد شد.

در حالت کلی شبکه عصبی کانولوشنی از سه بخش لایه کانولوشنی، لایه ادغام و لایه کاملا همبند تشکیل شده است. در مدل پیشنهادی از یک لایه فازی به منظور بهبود دقت ویژگی‌های استخراج شده بین لایه ادغام و لایه کاملا همبند استفاده شده است. به طور کلی، با توجه به این موضوع که تشخیص مرزهای بین کلاس‌ها در طبقه‌بندی‌ها هنوز با عدم قطعیت ناکافی مواجه هستند می‌بایست استفاده از لایه فازی باعث بهبود دقت دسته‌بندی شود زیرا برخلاف طبقه‌بندی کلاسیک، طبقه‌بندی فازی بدین معناست که کلاس‌های همجوار دارای مرز پیوسته با مناطق همپوشان هستند و شی طبقه‌بندی شده با درجه تعلق آن به طبقات مختلف مشخص می‌شود. هدف از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی این است که روش پیشنهادی بتواند با عدم قطعیت‌های شناختی بیشتر شبیه به انسان عمل کند و امکان پردازش اطلاعات نامشخص را داشته باشد. مدل پیشنهادی دارای سه لایه ۱) لایه کانولوشنی، ۲) لایه ادغام، ۳) لایه فازی و دسته‌بندی است که توضیحات آن در ادامه آمده است. جزئیات مدل پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است.

شکل ۲. ساختار کلی روش پیشنهادی

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

الف) لایه کانولوشنی

مهم‌ترین لایه از شبکه‌های کانولوشن استفاده از عملگر کانولوشن و اصطلاح فیلتر است. برای بررسی این لایه ابتدا عملگر کانولوشن بیان خواهد شد. سپس استفاده از این عملگر بررسی می‌شود (۱۰، ۱۱).

کانولوشن در ریاضیات یا به طور دقیق‌تر آنالیز تابعی، یک عملگر ریاضی است که بر روی دو تابع f و g عمل کرده و تابع سومی را تولید می‌کند که می‌توان به عنوان نسخه تصحیح‌شده یکی از دو تابع اصلی نگریسته شود. کانولوشن مشابه تابع همبستگی است. کاربردهایی از کانولوشن در زمینه تحلیل عددی، جبر خطی عددی و در طراحی و اجرای فیلترهای پاسخ ضربه محدود در پردازش سیگنال‌ها می‌توان اشاره کرد. عملگر کانولوشن را می‌توان برای سیگنال‌های دو بعدی نیز تعریف کرد. همچنین کانولوشن گسسته نیز از همان رابطه کانولوشن پیوسته استفاده می‌کند. با توجه به این که تصویر دیجیتال یک سیگنال دو بعدی گسسته است می‌توان دو تصویر را با هم کانولوشن کرد.

ب) لایه ادغام

اصولا یک لایه ادغام (Pooling) بین چندین لایه کانولوشنی پشت سر هم در یک شبکه کانولوشن امری رایج است. کارکرد این لایه کاهش اندازه مکانی (عرض و ارتفاع) ورودی به جهت کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در داخل شبکه و بنابراین کنترل بیش‌برازش (Over fitting) است. لایه ادغام به صورت مستقل بر روی هر برش عمقی از توده ورودی عمل کرده و آن را با استفاده از عملیات بیشینه‌گیری از لحاظ مکانی تغییر اندازه می‌دهد.

ج)لایه فازی و دسته‌بندی

در شبکه‌های کانولوشنی ویژگی‌های استخراج شده از لایه کانولوشنی و ادغام به لایه کاملا همبند به منظور کلاس‌بندی داده می‌شوند، در مدل پیشنهادی بین لایه ادغام و لایه کاملا همبند یک لایه فازی تعبیه شده است که از آن به عنوان یک پیش‌پردازنده استفاده می‌شود. در اینجا شبکه عصبی کانولوشنی سیگنال الکتروانسفالوگرافی را به عنوان ورودی دریافت کرده و عملیات مختلفی روی آن انجام داده و ویژگی‌های مفید را استخراج می‌کند. ویژگی‌های استخراج شده به یک لایه فازی داده می‌شوند. لایه فازی یک توزیع داده ورودی اولیه را در تعداد خوشه‌های از پیش تعیین شده دسته‌بندی می‌کند. این خوشه‌ها معادل کلاس‌های خروجی نیستند و تعداد خوشه‌ها و کلاس‌های هدف ممکن است متفاوت باشد. خروجی لایه فازی نشان دهنده ارزش‌های توابع عضویت برای خوشه‌های فازی داده‌ها است. این مقادیر میزان متعلق بودن نقاط داده به هر خوشه را نشان می‌دهد. مقادیر به دست آمده به عنوان ورودی به کلاس‌بند داده شده و کلاس خروجی مشخص می‌شود.

اگر فرض شود تعداد سلول‌های عصبی لایه فازی همان تعداد خوشه‌ها باشد نورون‌های توابع فعال‌سازی لایه فازی توابع پایه شعاعی هستند. معادله (۱) عضویت بردار ورودی x را در هر یک از خوشه‌های L را نشان می‌دهد. در اینجا پارامتر m مرکز یک خوشه است و پارامتر σ محو شدن سطح مرزهای خوشه را نشان می‌دهد که هر دو مقادیر حقیقی هستند (۱۳-۱۱).

$$f(x)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (۱)$$

در واقع اگر بردار $X=[x_1,x_2,x_3,\dots x_n]$ به عنوان ورودی به یک شبکه داده شود، لایه فازی یک بردار که نشان‌دهنده میزان تعلق X به یک خوشه مشخص است را ایجاد می‌کند $[\mu_1(X),\mu_2(X),\mu_3(X),\dots\mu_n(X)]$. در اینجا $\mu(X)$ به کمک رابطه (۲) محاسبه می‌شود. نرمال‌سازی بر اساس رابطه (۳)

$$\mu l\left(X^{(k)}\right)=f(s)=f\left(\sum_{j=1}^{n}x_j^{(k)}\right) \quad (۲)$$

$$\sum_{l=1}^{L}\mu l\left(X^{(k)}\right)=1 \quad (۳)$$

برای هر نمونه آموزشی برآورده می‌شود. در اینجا k نشان دهنده تعداد بردارهای نمونه آموزشی است و خروجی لایه فازی به عنوان ورودی لایه کاملا همبند که کلاس‌بندی را انجام می‌دهد، مورد استفاده قرار می‌گیرد (۱۴).

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

مراحل مدل پیشنهادی در سه مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول، سیگنال به عنوان ورودی به لایه کانولوشنی وارد شده و سپس فیلترهای مختلف روی ماتریس ورودی ویژگی‌ها به دست می‌آید. در نهایت لایه فازی توزیع اولیه داده‌های وارد شده را به صورت خوشه‌های فازی انجام می‌دهد. آخرین لایه‌های کاملاً متصل شده عمل طبقه‌بندی را انجام می‌دهند و برچسب کلاس نتیجه را به هر کدام از گروه‌ها اختصاص داده می‌شود.

یافته‌ها

کلیه آزمایشات انجام شده برای شبیه‌سازی روش پیشنهادی با نرم‌افزار متلب ۲۰۲۱ پیاده‌سازی شده است. داده‌های استفاده شده از پایگاه داده GAMEEMO که با دستگاه Emotive Epoch ۱۴ کاناله ثبت شده انتخاب شده است (۱۵). مجموعه داده سیگنال‌های ثبت شده در پنج حالت شادی، ترس، آرامش، خستگی و رضایت است که در این مقاله بر روی چهار حالت شادی، ترس، آرامش و خستگی آزمایشات انجام شده است.

معیار ارزیابی

در این قسمت مدل پیشنهادی بر اساس معیارهای ارزیابی دقت، صحت و فراخوانی مورد ارزیابی واقع می‌شود و مطابق رابطه (۷)، (۸) و (۹) به ترتیب محاسبه می‌شوند:

$$Accuracy = (TP+TN)/N \quad (۷)$$

$$precision = TP/(TP+FP) \quad (۸)$$

$$recall = TP/(TP+FN) \quad (۹)$$

در روابط بالا TP و TN نمونه‌های مثبت و منفی به ترتیب هستند که صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. FP و FN به ترتیب نمونه‌های مثبت و منفی هستند که ناصحیح طبقه‌بندی شده‌اند و N نیز برابر تعداد کل نمونه‌هاست. جهت اعتبارسنجی روش پیشنهاد شده از k-fold و k=11 که بهترین نتیجه از آن حاصل شده استفاده شده است. در هنگام اجرا ابتدا داده‌ها به k-1 قسمت که به آن دسته آموزشی گفته می‌شود و ۱ دسته که آزمایش نام دارد تقسیم خواهد شد. در هر بار اجرا این نوع تقسیم انجام می‌شود و همه دسته‌ها این چرخه را می‌پیمایند (۱۸-۱۶).

ارزیابی در باند آلفا

در این قسمت به تشخیص انواع حالات که شامل شادی، آرامش، ترس و خستگی است بر اساس سه معیار ارزیابی بیان شده پرداخته می‌شود. جدول ۱ ارزیابی‌های انجام شده را نشان می‌دهد.

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود در باند آلفا، آرامش با اختلاف از بقیه احساسات بهتر شناسایی می‌شود. خستگی نیز در رده بعدی مورد شناسایی قرار گرفته است. تشخیص دو حالت خستگی و آرامش در باند آلفا نشان‌دهنده این است که در این حالت این باند قوت می‌گیرد. در پژوهش‌های انجام شده در باند آلفا، آرامش بهتر شناسایی می‌شود که دیده می‌شود که نتیجه روش پیشنهادی نیز در این راستاست.

جدول ۱. ارزیابی انواع حالات در باند آلفا

حالات	فراخوانی	صحت	دقت
شادی	۶۳/۳	۶۱/۹	۶۲/۲
آرامش	۹۲/۴	۹۱/۲	۹۴/۲
ترس	۶۴/۱	۵۷/۳	۶۴/۷
خستگی	۷۸/۳	۷۵/۷	۷۸/۸

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

ارزیابی در باند بتا

در این قسمت به ارزیابی باند بنا در حالات مختلف پرداخته می‌شود. انواع حالات مورد ارزیابی شامل شادی، آرامش، ترس و خستگی است و عملکرد آن در هر باند براساس سه معیار ارزیابی بیان شده انجام می‌شود. جدول ۲ ارزیابی‌های انجام شده را بیان می‌کند.

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود در باند بتا، خستگی و سپس ترس بهتر از بقیه احساسات بازشناسایی می‌شود. باند بتا، زمانی فعال می‌شود که فرد توجه خاصی به یک فعالیت داشته باشد و دیده می‌شود که نتیجه روش پیشنهادی نیز در این راستاست.

جدول ۲. ارزیابی انواع حالات در باند بتا

حالات	فراخوانی	صحت	دقت
شادی	۶۶/۳	۶۸/۹	۷۸/۷
آرامش	۶۰/۵	۵۷/۳	۵۸/۹
ترس	۹۲/۴	۹۱/۹	۹۲/۳
خستگی	۹۴/۸	۹۵/۴	۹۵/۵

ارزیابی در باند گاما

در این قسمت به بازشناسی انواع حالات که شامل شادی، آرامش، ترس و خستگی است در باند گاما بر اساس سه معیار ارزیابی دقت، صحت و فراخوانی پرداخته می‌شود. جدول ۳ ارزیابی‌های محاسبه شده را نشان می‌دهد.

همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود در باند گاما، شادی و سپس ترس بهتر از بقیه احساسات بازشناسایی می‌شود. باند بتا، زمانی فعال می‌شود که فرد در حال یک فعالیت توجه مغزی باشد و مشاهده می‌شود که نتیجه روش پیشنهادی نیز در این راستا و قابل قبول است.

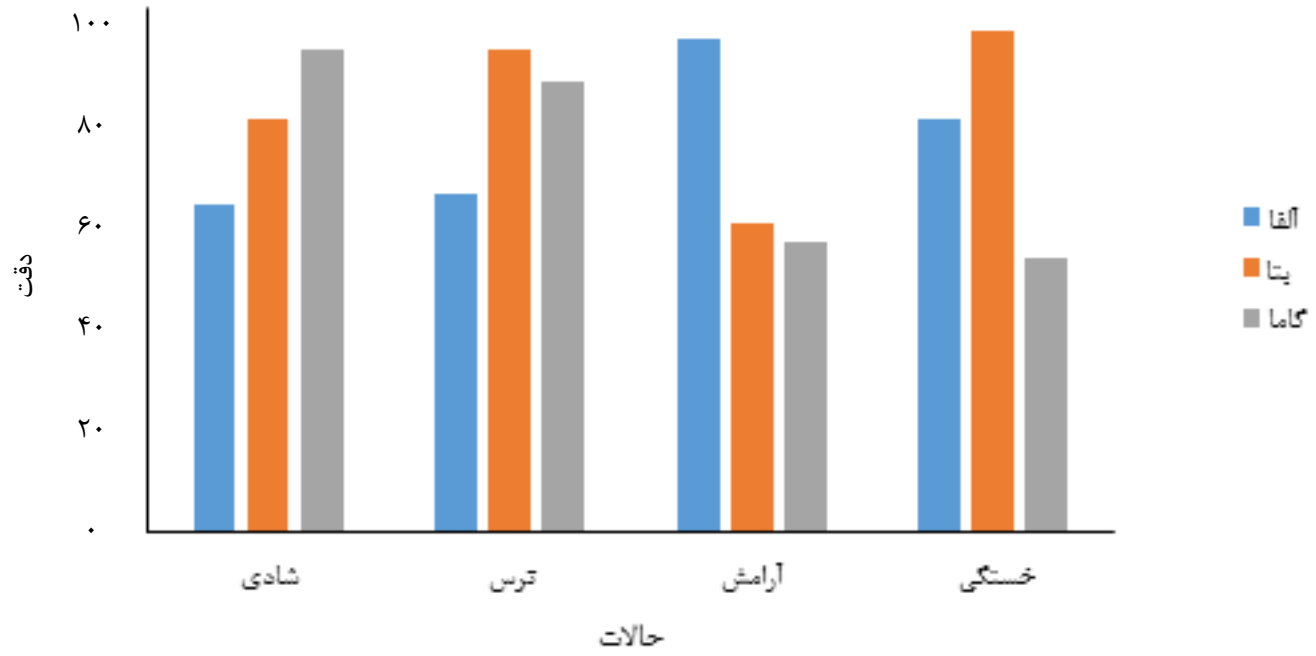
جدول ۳. ارزیابی انواع حالات در باند بتا

حالات	فراخوانی	صحت	دقت
شادی	۹۲	۹۱/۲	۹۲/۲
آرامش	۵۷/۷	۵۲/۳	۵۵/۱
ترس	۸۴/۵	۸۱/۳	۸۵/۸
خستگی	۵۴/۲	۵۷/۳	۵۲/۲

ارزیابی کلیه باندها

در نمودارهای زیر میزان دقت در هر حالت در هر یک از سه باند مقایسه شده است. نمودار شکل ۳ نشان می‌دهد که در هر باند چه حالتی بهتر بازشناسی می‌شود.

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



شکل ۳. دقت بازشناسی حالات مختلف در سه باند

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود شادی در باند گاما بهتر بازشناسی شده و نمود دارد همچنین مشاهده می‌شود که ترس در باند بتا بهتر بازشناسی می‌شود و از دقت بهتری برخوردار است. در باند آلفا آرامش از دقت بیشتری برخوردار است و خستگی در باند بتا و سپس در باند آلفا بهتر بازشناسی می‌شود. کلیه نتایج در راستای نتایج دیگر پژوهشگران است و قابل استناد می‌باشد.

ارزیابی میزان تاثیر منطق فازی در روش پیشنهادی

در جدول ۴ میانگین دقت بازیابی در حالات مختلف با و بدون استفاده از منطق فازی در کلیه باندها بررسی خواهد شد. در واقع دقت بازشناسی در Fuzzy-CNN در مقابل CNN در کلیه باندها بررسی می‌شود.

جدول ۴. میانگین دقت بازشناسی در Fuzzy-CNN در مقابل CNN در باند آلفا

حالات	CNN			Fuzzy-CNN		
	گاما	بتا	آلفا	گاما	بتا	آلفا
شادی	۹۰/۱	۷۰/۲	۶۰/۱	۹۲/۲	۷۸/۷	۶۲/۲
آرامش	۵۵	۵۵/۳	۹۴	۵۵/۱	۵۸/۹	۹۴/۷
ترس	۸۲/۳	۹۱/۲	۶۰/۲	۸۵/۸	۹۲/۳	۶۴/۷
خستگی	۵۰	۹۴/۳	۷۲/۲	۵۲/۲	۹۵/۵	۷۸/۸

همان‌طور که در جداول بالا مشاهده می‌شود میانگین دقت روش پیشنهادی که Fuzzy-CNN است در مقابل روش CNN عملکرد بهتری از خود نشان داده است و در همه حالات هیجانی با دقت بالاتری قادر به بازشناسی هیجان بوده است بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که منطق فازی و ترکیب آن با CNN، دقت بازشناسی را به طور قابل توجهی بهبود می‌بخشد.

بحث

در این مقاله یک روش بهینه مبتنی بر شبکه عصبی_فازی که خود ویژگی‌های بهینه را استخراج می‌کند ارائه شد تا تشخیص و بازشناسی حالات هیجانی افراد مختلف در باندهای گوناگون از جمله آلفا، بتا و گاما را انجام دهد. در مدل پیشنهادی از شبکه عصبی کانولوشنالی استفاده شد که یک لایه فازی به منظور بهبود دقت دسته‌بندی بین

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

لایه ادغام و لایه کاملا همبند اضافه شده بود.

نتایج حاصل از روش پیشنهادی نشان داد که حالت آرامش در باند آلفا بهتر و با دقت ۹۴/۲ درصد عمل بازشناسی را انجام داده است. خستگی نیز در رده بعدی مورد شناسایی قرار گرفته است. تشخیص دو حالت خستگی و آرامش در باند آلفا نشان‌دهنده این است که در این حالت این باند قوت می‌گیرد.

در باند گاما شادی با دقت ۹۲/۲ درصد شناسایی شد و در نهایت در باند بتا، ترس با دقت ۹۲/۴ درصد و خستگی با دقت ۹۵/۵ درصد عمل بازشناسی را انجام داد. همچنین مشاهده شد که استفاده از منطق فازی در روش پیشنهادی دقت بازشناسی را در کلیه باندها بالا برده است.

نتیجه‌گیری

می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهاد شده با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی از دقت بالایی در تشخیص هیجانات در باندهای مختلف سیگنال الکتروانسفالوگرافی برخوردار است به علاوه استفاده از منطق فازی در دسته‌بندی دقت مدل را به طور قابل توجهی افزایش داده است. در کارهای آتی نیز می‌توان این موضوع را بررسی کرد که روش پیشنهادی در تشخیص ترکیب احساسات مختلف با یکدیگر چقدر قابل استفاده و کارا است.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق در پژوهش

این مقاله برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول می‌باشد.

نحوه ارائه گزارش یا اعلام نتیجه پژوهش‌ها متضمن رعایت حقوق مادی و معنوی عناصر ذیربط (آزمودنی، پژوهشگر، پژوهش و سازمان مربوطه) می‌باشد. پژوهش انجام شده بر روی پایگاه داده سیگنال‌های استانداردی که از قبل ثبت شده انجام گرفته است بنابراین انجام آن هیچ‌گونه آسیب جسمی و روانی برای آزمودنی‌ها نداشته است.

مشارکت نویسندگان

مهدی بلوری: این مقاله مستخرج از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول بوده که وظیفه اجرای پروژه، جمع‌آوری نمونه، برگزاری جلسات تحلیل و بررسی نتایج و نگارش اولیه مقاله را بر عهده داشته است. الهام عسکری: نویسنده مسئول و استاد راهنمای مراحل اجرایی پژوهش بوده و اصلاح مقاله را نیز بر عهده داشته است.

منابع مالی

کلیه هزینه‌های انجام این پژوهش توسط نویسنده اول صورت گرفته است.

تشکر و قدردانی

بدینوسیله از حمایت مادی و معنوی دانشگاه آزاد اسلامی واحد فومن و شفت در انجام این پژوهش با کد ۱۶۲۷۳۶۸۵۹ کمال تشکر و قدردانی را داریم.

تعارض منافع

نویسندگان مقاله حاضر هیچ‌گونه تعارض منافعی را گزارش نکرده‌اند.

References

1. Yin Z, Wang Y, Liu L, Zhang W, Zhang J. Cross-subject EEG feature selection for emotion recognition using transfer recursive feature elimination. *Frontiers in Neurorobotics*. 2017;11:19.

2. Li X, Qi XY, Sun XQ, Xie JL, Fan MD, Kang JN. An improved multi-scale entropy algorithm in emotion EEG features extraction. *Journal of Medical Imaging & Health Informatics*. 2017;7(2):436-439.

3. Sammler D, Grigutsch M, Fritz T, Koelsch S. Music and emotion: Electrophysiological correlates of the processing of pleasant and unpleasant music. *Psychophysiology*. 2007;44(2):293-304.

4. Ilbeigi E, Yazdchi MR, Mahnam A. Esigning an experiment to improve automatic emotion detection using EEG. *Signal and Data Processing*. 2014;10(2):21-34. (Persian)

5. Hu J, Wang C, Jia Q, Bu Q, Sutcliffe R, Feng J. ScalingNet: Extracting features from raw EEG data for emotion recognition. *Neurocomputing*. 2021;463:177-184.

6. Dadebayev D, Goh WW, XionTan E. EEG-based emotion

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

recognition: Review of commercial EEG devices and machine learning techniques. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. 2022;34(7):4385-4401.

7. Subasi A, Tuncer T, Dogan S, Tanko D, Sakoglu U. EEG-based emotion recognition using tunable Q wavelet transform and rotation forest ensemble classifier. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2021;68:102648.

8. Dura A, Wosiak A. Aleksandra D. EEG channel selection strategy for deep learning in emotion recognition. *Procedia Computer Science*. 2021;192:2789-2796.

9. Rahman MA, Anjum A, Milu MM, Khanam F, Uddin MS, Mollah MN. Emotion recognition from EEG-based relative power spectral topography using convolutional neural network. *Array*. 2021;11:100072.

10. Liu W, Zheng W, Lu B. Multimodal emotion recognition using deep learning architectures. Proceeding of IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision; 2016 March 7-10; Lake Placid, New York, USA;2016.

11. Zheng WL, Zhu JY, Lu BL. Identifying stable patterns over time for emotion recognition from EEG. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2017;10(3):417-429.

12. Alakus TB, Turkoglu I. Emotion recognition with deep learning using GAMEEMO data set. *Electronics Letters*. 2020;56(25):1364-1367.

13. Soroush MZ, Maghooli K, Setarehdan SK, Nasrabadi AM. A review on EEG signals based emotion recognition. *International Clinical Neuroscience Journal*. 2017;4(4):118-129.

14. Mohammadi Z, Frounchi J, Amiri M. Wavelet-based emotion recognition system using EEG signal. *Neural Computing and Applications*. 2017;28:1985-1990.

15. Alakus TB, Gonen M, Turkoglu I. Database for an emotion recognition system based on EEG signals and various computer games–GAMEEMO. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2020;60:101951.

16. Askari E, Setarehdan SK, Sheikhani A, Mohammadi MR, Teshnehlab M. Modeling the connections of brain regions in children with autism using cellular neural networks and electroencephalography analysis. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2018;89:40-50.

17. Shi J, Zheng X, Li Y, Zhang Q, Ying S. Multimodal neuroimaging feature learning with multimodal stacked deep polynomial networks for diagnosis of Alzheimer's disease. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2017;22(1):173-183.

18. Sharma T, Singh V, Sudhakaran S, Verma NK. Fuzzy based pooling in convolutional neural network for image classification. Proceeding of IEEE International Conference on Fuzzy Systems; 2019 June 23-26; New Orleans, Louisiana, USA;2019.

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