

Emotion recognition based on electroencephalogram signal analysis

Fatemeh Adli¹, Msc, Hamid Reza Hosseinzadeh^{2*}, Assistant Professor, Mohammad Mahdi Moradi³, Assistant Professor

¹ Department of Electrical and Computer Engineering, North Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Fatemehadli5537@gmail.com

² Department of Electrical and Computer Engineering, North Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

hr.hosseinzadeh@iau-tnb.ac.ir

³ Faculty of Engineering, Shahid Chamran University, Kerman, Kerman, Iran.

moradi.m.mahdi@gmail.com

Received: 17 May 2024

Revised: 30 June 2024

Accepted: 06 July 2024

Abstract:

In this research, a comprehensive system is introduced for emotion detection and classification based on nonlinear analysis of electroencephalogram (EEG) signals. For this purpose, data from the DEAP database was used, which includes signals recorded from 32 participants while watching music videos. The duration of each video was 120 minutes, and the individual's emotions were labeled separately for each minute. This labeling was performed by a psychologist through video analysis of the participants' facial expressions. In the next step, the EEG signals were subjected to noise removal and filtration processes. This process involved two stages of filtering: one in the frequency domain and the other in the time-frequency domain. A time-frequency domain filter with default coefficients suitable for removing noise from unknown sources was employed. After signal preparation, temporal, frequency, and trend-free nonlinear features were extracted. Finally, emotion classification was performed using a hybrid "Adaboost" classifier. The results showed that this method has a high capability in differentiating various emotions, achieving an accuracy of 97%, a sensitivity of 90%, and a specificity of 99%. This high performance confirms the superiority of the proposed method compared to similar articles. Overall, the use of hybrid classifiers significantly increases classification accuracy due to their ability to combine different features.

Keywords: Emotion recognition based on electroencephalogram signal analysis.

Corresponding Author: Hamid Reza Hosseinzadeh

Corresponding Author Address: Department of Electrical and Computer Engineering, North Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

تشخیص احساسات بر اساس آنالیز سیگنال الکتروانسفالوگرام

فاطمه عدلی^۱، دانشجوی کارشناسی ارشد، حمید رضا حسین زاده^۲، استادیار، محمد مهدی مرادی^۳، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

Fatemehadli5537@gmail.com

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

hr.hosseinzadeh@iau-tnb.ac.ir

۳- دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فنی مهندسی، شهید چمران، کرمان، ایران.

Moradi.m.mahdi@gmail.com

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۴/۱۶

تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۳/۰۴/۱۰

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۳/۰۲/۲۸

چکیده: در این پژوهش، یک سیستم جامع برای تشخیص و طبقه‌بندی احساسات بر پایه تحلیل غیرخطی سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG) معرفی شده است. به این منظور، ابتدا از داده‌های پایگاه داده DEAP استفاده شد که شامل سیگنال‌های ثبت‌شده از ۳۲ شرکت‌کننده در حین تماشای موزیک ویدیو است. مدت‌زمان هر ویدیو ۱۲۰ دقیقه بود و احساسات فرد برای هر دقیقه به صورت جداگانه برچسب‌گذاری شد. این برچسب‌گذاری با تحلیل ویدیویی چهره شرکت‌کنندگان توسط یک روانشناس انجام گرفت. در مرحله بعدی، سیگنال‌های EEG تحت فرآیندهای حذف نویز و فیلتراسیون قرار گرفتند. این فرآیند شامل دو مرحله فیلتر بود: یکی در حوزه فرکانس و دیگری در حوزه فرکانس-زمان. فیلتر دامنه فرکانس-زمان با ضرایب پیش‌فرض مناسب برای حذف نویز از منابع ناشناخته به کار گرفته شد پس از آماده‌سازی سیگنال، ویژگی‌های زمانی، فرکانسی و تحلیل‌های غیرخطی بی‌روند استخراج شدند. در نهایت، با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده ترکیبی Adaboost، عمل طبقه‌بندی احساسات صورت گرفت. نتایج به دست آمده نشان داد که این روش توانایی بالایی در تفکیک احساسات مختلف دارد و به دقت ۹۷٪، حساسیت ۹۰٪ و شاخص ویژگی ۹۹٪ دست یافته است. این عملکرد بالا، برتری روش پیشنهادی را نسبت به مقالات مشابه تأیید می‌کند. به طور کلی، استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های ترکیبی به دلیل توانایی آن‌ها در ترکیب ویژگی‌های مختلف، دقت طبقه‌بندی را به طور چشمگیری افزایش می‌دهد.

کلمات کلیدی: احساسات، سیگنال مغزی (EEG)، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی.

نام نویسنده‌ی مسئول: حمیدرضا حسین زاده

نشانی نویسنده‌ی مسئول: تهران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

۱- مقدمه

احساسات جایگاه مهمی در زندگی روزمره و کار دارند. تشخیص درست احساسات در بسیاری از زمینه ها مهم است بطوری که بخش زیادی از تصمیم گیری، از احساسات تأثیر می پذیرد. احساس به عنوان واکنش یا آگاهی نسبت به محرک های خارجی تعریف می شود. نقش مهمی در زندگی روزمره ایفا می کند زیرا بر روال زندگی افراد تأثیر می گذارد. عواطف اساسی مانند شادی، خشم و غم و اندوه، به طور داوطلبانه یا غیرارادی توسط افراد منعکس می شود و این امر به طور قابل توجهی بر موقعیت افراد در جامعه تأثیر می گذارد. توانایی تشخیص احساسات می تواند در ساخت سیستم های هوشمند برای رفع مشکلات عاطفی و سایر بیمار های وابسته بسیار کار آمد است [۱]. با توجه به وجود احساسات در همه انسان ها اما تعریف مشخصی برای احساسات وجود ندارد. مهمترین تعریف از احساس عبارت واکنش رفتاری و بروز حالت های مختلف می باشد. اندازه گیری حالات با استفاده از عکس العمل پاسخ بدن می باشد. به دلیل احتمال مخفی کاری و عدم فهم کافی آن از سیگنالهای فیزیولوژیکی مانند سیگنال الکتروکاردیوگرام، سیگنال الکتروانسفالوگرام و سایر سیگنال های زیتی با توجه به نیاز استفاده میشود که بسیار کاربردی می باشد. با توجه به این که سیستم عصبی احساسی، مجموعه پیچیده ای از رشته های عصبی است و عامل احساسی در انسان است، تغییر در احساسات تأثیر قابل توجهی بر روی سیگنال های زیستی دارد، که بهترین آنها سیگنال مغزی می باشد. همچنین سیگنال EEG یکی از سیگنال هایی می باشد که در سال های اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته است، و در تحلیل احساسات از طریق سیگنال EEG بسیار مورد استفاده قرار گرفته است. با استفاده از سیگنال مغزی می توان حالت های احساسی واقعی را تشخیص داد که یکی از مهم ترین کاربردهای آن در دروغ سنجی است. همچنین می توان از آن برای کمک به بیمارانی که قادر به درک احساسات بوده اما از ابراز آن در ناتوانند استفاده کرد و استفاده نمود [۲].

ارزیابی احساسات بسیار چالش برانگیز است؛ افراد دائماً قادر به تعریف احساسات خود نیستند. مهمترین نظریه که روند عواطف را بیان می کند، نظریه ارزیابی است. با توجه به این نظریه، شناسایی وضعیت یک عامل کلیدی در ابراز احساسات است [۳]. الکتروانسفالوگرام ثبت فعالیت الکتریکی مغز از پوست سر است. شکل موج های ثبت شده منعکس کننده فعالیت الکتریکی قشر مغز است. مغز به عنوان مهم ترین عضو و بافت بدن انسان، نقش کلیدی در ثبات سیستم عصبی مرکزی ایفا می کند [۴]، که می تواند عملکردهای پیشرفته بدن مانند یادگیری، ارتباط و ... را کنترل و تنظیم کند. فکر کردن. در تشخیص احساسات EEG، برای تشخیص صحیح عملکرد بخش های اصلی مغز اهمیت ویژه ای دارد. مغز عمدتاً به سه قسمت تقسیم می شود که عبارتند از: هسته مغز، حاشیه مغز و قشر مغز. پوست مغز نیز کاربردی ترین و پیشرفته ترین قسمت مغز است. در میان سیگنال های فیزیولوژیکی مختلف، سیگنال های EEG خود به خود هستند و به سختی قابل استتار هستند و می توانند تعامل بین مغز و سایر قسمت ها را منعکس کنند. آنها همچنین می توانند وضعیت خاص مغز را نشان دهند. EEG نقش مهمی در تحقیقات شناسایی عاطفی ایفا می کند [۵].

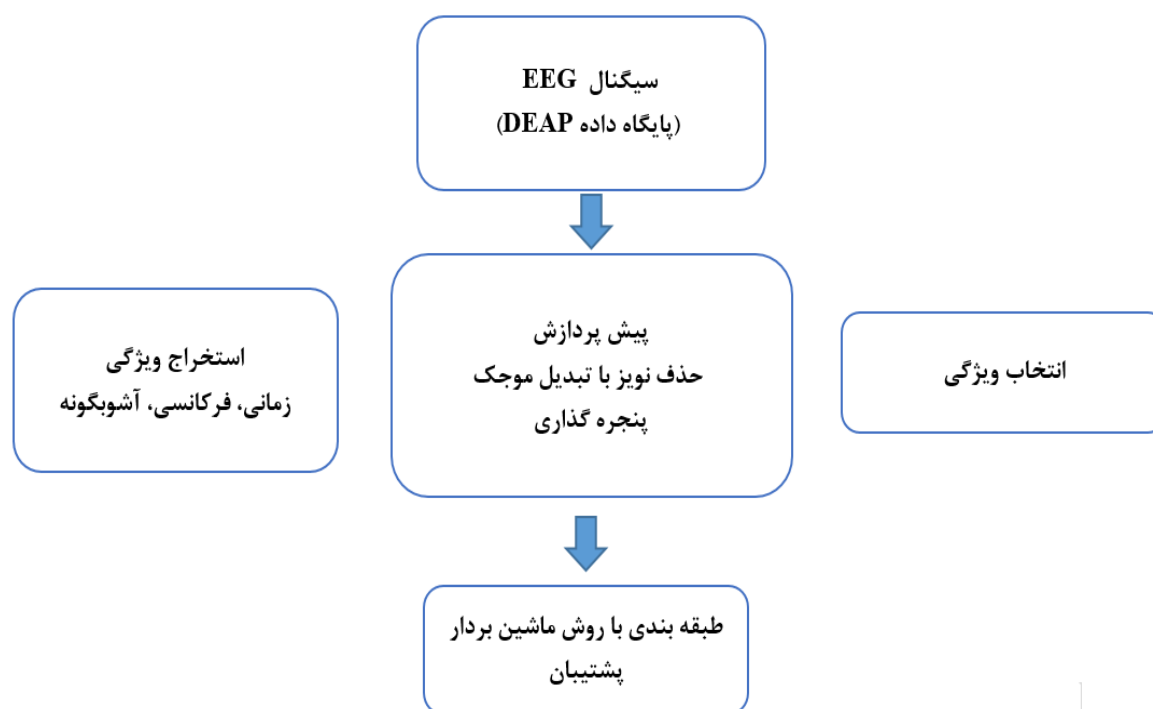
روش های تشخیص احساسات مبتنی بر EEG عمدتاً از دو جنبه توسعه یافته اند: یادگیری ماشین سنتی و یادگیری عمیق. در روش های تشخیص احساسات مبتنی بر یادگیری ماشین سنتی، ویژگی ها به صورت دستی استخراج می شوند تا ورودی به Naive Bayes (NB)، پشتیبان ماشین بردار (SVM) و دیگر طبقه بندی کننده ها برای طبقه بندی و تشخیص داده شود. روش های تشخیص احساسات مبتنی بر یادگیری عمیق به طور خودکار ویژگی های عمیق را می آموزد و احساسات را از طریق مدل هایی مانند حافظه کوتاه مدت (LSTM) و شبکه عصبی مکرر (RNN) تشخیص می دهد، بنابراین فرآیند استخراج ویژگی را به طور موثر ساده می کند. فرآیند کلی روش یادگیری ماشین سنتی را برای تشخیص احساسات EEG، از جمله تحریک احساسات، کسب سیگنال، استخراج ویژگی، و تشخیص طبقه بندی و غیره معرفی کرد. در همان زمان، مشکل روش های یادگیری ماشین سنتی آشکار شد که جهت آینده در تشخیص احساسات EEG را روشن کرد. از آنجایی که سیگنال های EEG دارای ویژگی های غیر خطی و با ابعاد بالا هستند، تشخیص سیگنال های EEG با یک الگوریتم خطی آسان نیست [۶].

یادگیری عمیق می تواند نقشه برداری سرتاسری را که برای حل مسائل غیر خطی مفید است، تحقق بخشد. تشخیص احساسات در دهه گذشته توجه قابل توجهی را به خود جلب کرده است، زیرا به طور مستقیم با روانشناسی، فیزیولوژی، مطالعات یادگیری، بازاریابی و درمان مرتبط است. مطالعات قبلی یا از مدل های توصیفی مکان یابی هیجان یا VAD استفاده

کرده‌اند. آنها همچنین روش‌های مختلف استخراج ویژگی و انواع ویژگی‌های متفاوت از حوزه زمانی، دامنه فرکانس، ویژگی‌های آماری و ویژگی‌های فرکانس زمانی را امتحان کرده‌اند [۷]. بسیاری از روش‌های ارائه شده در ادبیات برای طبقه‌بندی احساسات بر اساس استخراج و طبقه‌بندی ویژگی‌ها هستند. ویژگی‌های حوزه فرکانس، هیگچی و الگوریتم‌های شمارش جعبه، الگوریتم‌های یادگیری ماشین و چگالی طیفی توان (PSD) به عنوان ویژگی‌هایی برای پشتیبانی از ماشین برداری (SVM) برای طبقه‌بندی احساسات استفاده می‌شوند. فیلتر لاپلاسین سطحی و تبدیل موجک به عنوان ترکیبی به عنوان طبقه‌بندی‌کننده k نزدیک‌ترین همسایه (KNN) مورد بررسی قرار گرفته است [۸]. ویژگی‌ها با استفاده از انسجام مجذور بزرگی استخراج شدند، از یک نقشه خودسازماندهی برای شناسایی مرزهای بین مناطق قابل تفکیک طبقه‌بندی‌کننده KNN استفاده شد [۹]. علاوه بر این، نویسندگان داده‌های خام EEG را به طور جداگانه در CNN (چهار لایه پیچیدگی دو بعدی؛ ویژگی‌های فضایی) و LSTM (چهار لایه؛ ویژگی‌های زمانی) وارد می‌کنند تا به ترتیب به دقت ۹۰.۱۲ و ۶۷.۴۷ درصد دست یابند و همچنین استفاده از CNN-LSTM را برای داده‌های خام EEG با ساختار اصلی لایه‌های کانولوشنال ۱۰-۱ بعدی به علاوه ۳ لایه LSTM پیشنهاد کرد که به میانگین دقت طبقه‌بندی تشخیص ۹۷.۴۲ درصد با دو طبقه تشخیص احساس دست یافتند [۱۰]. روش‌های سنتی برای استخراج ویژگی‌ها از یک گروه ثابت از کانال‌های EEG یکسان برای همه افراد استفاده می‌شود. با این حال، رفتار مغز پیچیده است و از فردی به فرد دیگر و از یک حالت عاطفی به حالت دیگر تغییر می‌کند. علاوه بر این، ویژگی‌های استخراج‌شده یا از کل نمونه سیگنال EEG، که حاوی اطلاعات نامربوط است، محاسبه می‌شوند، یا از قسمتی از نمونه که به طور دلخواه انتخاب شده است و نه لزوماً بخشی از سیگنال که با لحظه تحریک هیجانی مطابقت دارد، محاسبه می‌شوند [۱۱]. نیاز روزافزونی به مراحل اضافی وجود دارد، مانند شناسایی دوره‌ها، که در آن لحظه‌هایی که برانگیختگی در طول هیجان حداکثر است، و انتخاب الکترودهایی که تغییرات قابل توجهی در فعالیت مغز در طول حالت‌های هیجانی نشان می‌دهند، برای تشخیص دقیق حالات هیجانی وجود دارد. آزمایش‌ها نشان می‌دهد که افزودن این مراحل به شدت کیفیت ویژگی‌ها را بهبود می‌بخشد.

۱- روش کار

روش پیشنهادی شامل استخراج داده، پیش پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی می‌باشد. در شکل ۱ فلوچارت روش پیشنهادی نشان داده شده است.



شکل (۱): فلوچارت روش پیشنهادی

۲-۱- پایگاه داده

در این تحقیق از پایگاه داده DEAP استفاده شده است. DEAP یک مجموعه داده چندوجهی برای تجزیه و تحلیل حالات عاطفی انسان می باشد. الکتروانسفالوگرام و سیگنال های فیزیولوژیکی محیطی ۳۲ شرکت کننده با تماشای ۴۰ قطعه یک دقیقه ای از موزیک ویدیوها ثبت شده است. شرکت کنندگان هر ویدیو را از نظر سطوح برانگیختگی، ظرفیت، پسندیدن/نپسندیدن، تسلط و آشنایی رتبه بندی کردند. برای ۲۲ نفر از ۳۲ شرکت کننده، ویدیوی صورت از جلو نیز ضبط شد. یک روش جدید برای انتخاب محرک استفاده شد، با استفاده از بازبازی توسط برچسب های عاطفی از وب سایت last.fm، تشخیص برجسته ویدیو و یک ابزار ارزیابی آنلاین می باشد. مجموعه داده به صورت عمومی در دسترس است.

۲-۲- پنجره گذاری

پنجره هایی با طول ۵ ثانیه به صورت تجربی انتخاب شد و بر روی سیگنال EEG قرار گرفت و در هر پنجره برچسب احساس مشخص شده است. برچسب براساس ماکزیمم تعداد باری که در پنجره اتفاق افتاده مشخص شده است. در واقع از نظر آماری مقدار مد محاسبه می شود تا مقدار بدست آمده به عنوان برچسب غالب انتخاب شود. از بازه های مورد نظر ویژگی استخراج و سپس طبقه بندی کلاس احساس انجام شد.

۲-۳- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی مهمترین قسمت در مراحل تشخیص می باشد زیرا هرچه ویژگی ها به صورت دقیق تر و بهتر استخراج شده باشند، در قسمت تفکیک و طبقه بندی موفق تر خواهیم بود. مقالات مختلفی برای استخراج ویژگی از سیگنال EEG بیان شده است که هر کدام دارای مزایا و معایبی می باشند. روش های اصلی برای تحلیل خطی سیگنال های یک بعدی در حوزه فرکانس یا زمان-فرکانس استفاده شد. روش های مختلف مورد علاقه مورد مقایسه قرار گرفت و مزایا و معایب کلی این روش ها مورد بحث قرار گرفت.

۲-۳-۱- ویژگی های فرکانسی

روش تبدیل فوریه سریع (FFT) این روش از ابزار یا ابزارهای ریاضی برای تجزیه و تحلیل داده های EEG استفاده می کند. ویژگی های سیگنال EEG به دست آمده برای تجزیه و تحلیل توسط تخمین چگالی طیفی توان (PSD) به منظور نمایش انتخابی سیگنال نمونه های EEG محاسبه می شود. با این حال، چهار باند فرکانسی حاوی شکل موج های مشخصه اصلی طیف EEG هستند. PSD با تبدیل فوریه متوالی خودهمبستگی تخمینی که با روش های ناپارامتریک پیدا می شود محاسبه می شود. یکی از این روش ها روش ولش است. توالی داده برای پنجره سازی داده ها اعمال می شود و پرودوگرام های اصلاح شده را تولید می کند.

۲-۳-۲- ویژگی های زمان - فرکانس

ویژگی های زمان فرکانس اطلاعات مفید تری از سیگنال های زیستی در اختیار ما قرار می دهد. یکی از پرکاربردتری روش برای استخراج ویژگی های زمان - فرکانس تبدیل موجک یا ویولت می باشد که ما نیز از همین روش برای استخراج ویژگی استفاده شده است.

۲-۳-۳- ویژگی های غیر خطی

آنالیز نوسان دترند شده، میزان همبستگی داخل سیگنال را اندازه گیری می کند، که نه تنها درمقابل غیرایستایی مقاومت دارد، بلکه همچنین می تواند به صورت سیستماتیک انحرافات مرتبه مختلف برانگیخته شده توسط نویز سری های زمانی را حذف کند.

ایده اصلی برای محاسبه جذر میانگین مربع نوسان سری‌های زمانی است. این همبستگی برای مقیاس‌های زمانی متفاوت به صورت رابطه ۱ استخراج می‌شود:

$$Y(k) = \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}), \quad k = 1, \dots, N \quad (1)$$

که در آن $\bar{X}$ ، میانگین نمونه‌های زمانی را نشان می‌دهد. سپس، سری جمع بسته شده به بخش‌هایی با طول مساوی n تقسیم می‌شود. در هر بخش، داده‌ها با خطی با حداقل مربعات خطا تخمین زده می‌شوند که ترند در آن پنجره را نشان می‌دهد. $Y_n(k)$ این خطوط رگرسیون را نشان می‌دهد. سپس، سری جمع بسته شده $Y(k)$ در هر پنجره دترند می‌شود. بدین صورت که نوسان جذر میانگین مربع شده تفاضل این سری جمع شده و $Y_n(k)$ ، محاسبه می‌شود. این محاسبه، بر روی همه مقیاس‌های زمانی (اندازه پنجره‌ها) تکرار می‌شود تا ارتباط بین $F(n)$ و اندازه پنجره n بدست بیاید. $F(n)$ با اندازه پنجره افزایش می‌یابد. و تر رابطه ۲ محاسبه می‌شود.

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - y_n(k))^2} \quad (2)$$

نوسان در پنجره‌های کوچک مربوط به نوساناتی می‌شود که می‌توانند توسط فاکتور خودهمبندی بیان شوند و α که نمای اسکالینگ نامیده می‌شود، شیب خط مربوط به $\log F(n)$ نسبت به $\log(n)$ است. در این پژوهش از سیگنال EEG ویژگی‌های متعدد زمانی، فرکانسی، زمان-فرکانسی، غیرخطی و آشوبگونه استخراج شده است که در مجموع ۶۳۱۱ ویژگی بودند که وارد مرحله انتخاب ویژگی خواهند شد.

۲-۴- انتخاب ویژگی

انتخاب ویژگی نقش مهمی در کاهش پیچیدگی سیستم‌ها و کاهش بار محاسبات دارد و در نتیجه باعث می‌شود سیستم به سمت پردازش زمان حقیقی رود که این امر نیز در این تحقیق مورد توجه قرار گرفته است. در این تحقیق از روش PCA برای کاهش بعد یا کاهش ویژگی‌ها و انتخاب ویژگی‌های عمیق استفاده شده است.

۳- نتایج

در این بخش یافته‌های تحقیق در طبقه‌بندی احساسات با استفاده از استخراج ویژگی‌های فرکانسی و غیر خطی و زمان - فرکانسی (تبدیل موجک) گزارش شده است. جهت طبقه‌بندی از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و مابقی برای تست انتخاب شد. برای اینکه تعداد مساوی از هر نوع داده انتخاب شود از دستور Hold Out استفاده گردید. ابتدا داده‌ها با دستور Shuffle به هم ریخته شدند که پشت سر هم قرار نگیرند. دقت، حساسیت و اختصاصی بودن در آمار، سه شاخص برای ارزیابی نتیجه یک دسته‌بندی دوحالته یا دودویی هستند. زمانی که بتوان داده‌ها را به دو گروه مثبت و منفی تقسیم کرد، دقت نتایج یک آزمایش که اطلاعات را به این دو دسته تقسیم می‌کند با استفاده از شاخص‌های حساسیت و ویژگی قابل اندازه‌گیری و توصیف است. حساسیت به معنی نسبتی از موارد مثبت که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان مثبت علامت‌گذاری کرده است. تشخیص به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان منفی علامت‌گذاری کرده است. دقت حاصل تقسیم موارد حاصل جمع مثبت واقعی به منفی واقعی بر موارد حاصل جمع مثبت واقعی، موارد منفی کاذب، موارد منفی واقعی و مثبت کاذب است.

(۳)

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

حساسیت حاصل تقسیم موارد مثبت واقعی به حاصل جمع موارد مثبت واقعی و موارد منفی کاذب است.

(۴)

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

اختصاصی بودن حاصل تقسیم موارد منفی واقعی به حاصل جمع موارد منفی واقعی و مثبت کاذب است.

(۵)

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{(TN + FP)}$$

دقت، حساسیت و اختصاصی بودن در یک آزمایش تنها به ماهیت آزمایش و نمونه‌ای که آزمایش در آن استفاده می‌شود مربوط است. با این حال، فقط با استفاده از حساسیت و ویژگی نمی‌توان نتیجه یک آزمایش را بیان کرد. به عنوان مثال، اگر نتیجه آزمایش خون یک بیمار حاکی از ابتلای وی به یک بیماری باشد و این آزمایش حساسیت ۹۰ درصد و ویژگی ۹۶ درصد داشته باشد، پزشک نمی‌تواند فقط با داشتن این دو مشخص کند که چند درصد احتمال دارد که بیمار واقعاً به آن بیماری مبتلا باشد یا خیر. برای این کار، باید ارزش اخباری مثبت یا ارزش اخباری منفی در صورت منفی بودن نتیجه آزمایش را مدنظر قرارداد. ارزش اخباری یک آزمایش، علاوه بر ماهیت آزمایش و نمونه، به شیوع دیده‌ی مورد آزمایش در جامعه آماری هم بستگی دارد [۱۲].

۳-۱- طبقه بندی

در گام پنجم طبقه بندی دو سطح برانگیختگی و ظرفیت با آنالیز سیگنال EEG با روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان انجام شد. در این پژوهش از طبقه بند SVM با کرنل چند جمله ای درجه ۵ استفاده گردید. به طور کلی قبل از انجام طبقه بندی داده ها به هم ریخته شدند تا پشت سر هم قرار نگیرند و به صورت تصادفی انتخاب مجموعه آموزش و تست انجام گردید به صورتی که ۷۰ درصد داده ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای تست انتخاب شد. همچنین به تعداد برابر از هر کلاس انتخاب گردید. به طور کلی در سیستم‌های تشخیص احساسات، همجوشی را می‌توان در سه سطح داده‌های ورودی، ویژگی‌های استخراج شده یا واحدهای طبقه بندی اعمال کرد. همجوشی در سطح واحد طبقه‌بندی اهمیت بیشتری دارد، زیرا دارای مزایای موثرتری از جمله امکان استفاده از ویژگی‌های موثرتر سیگنال‌ها به طور مستقل، بهبود در دقت سیستم و افزایش نرخ پاسخگویی سیستم را دارد. که این امر در ساده‌سازی سیستم و کاهش تعداد مدالیت‌ها می‌تواند مؤثر باشد. نتایج حاصل از میانگین گیری صحت، قدرت تشخیص و حساسیت برای طبقه بند به صورت جدول ۱-۴ است. نتایج صحت و حساسیت و شاخص اختصاصیت به ترتیب ۹۷٪ و ۹۰٪ و ۹۹٪ بدست آمد.

جدول (۱): نتایج حاصل از تشخیص با طبقه بند

نام طبقه بند	حساسیت	قدرت تشخیص	صحت
همجوشی طبقه بندها	۹۰٪±۰.۰۱	۹۹٪±۰.۰۱۵	۹۷٪±۰.۰۲

جدول (۲): پارامترهای ارزیابی تشخیص احساسات سیگنال EEG با طبقه بند TREE

نام طبقه بند	صحت	حساسیت	قدرت تشخیص
درخت تصمیم گیری	۷۷٪±۰.۰۱	۶۵٪±۰.۰۱	۷۹.۴٪±۰.۰۰۱

جهت تشخیص احساسات، سیگنال EEG افراد به دو سطح ظرفیت و برانگیختگی با طبقه بندی تصمیم گیری طبقه بندی گردید که نتایج صحت، حساسیت، قدرت تشخیص به ترتیب در جدول ۴-۲ آمده است. مطابق با نتایج بدست آمده میتوان گفت که صحت تشخیص احساسات مبتنی بر آنالیز EEG حدود ۷۷٪ و دقت تشخیص ۷۹.۴٪ با طبقه بندی درخت تصمیم گیری بالاتر از صحت و دقت تشخیص احساسات مبتنی بر سطح برانگیختگی است.

Emotion classification confusion

Output Class	Joy	Angry	Sad	Hope	
	99 24.8%	2 0.5%	4 1.0%	2 0.5%	92.5% 7.5%
	1 0.3%	98 24.5%	2 0.5%	0 0.0%	97.0% 3.0%
	0 0.0%	0 0.0%	94 23.5%	1 0.3%	98.9% 1.1%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	97 24.3%	100% 0.0%
Target Class					
Joy	99.0% 1.0%	98.0% 2.0%	94.0% 6.0%	97.0% 3.0%	97.0% 3.0%
Angry					
Sad					
Hope					

شکل (۲): ماتریس کانفیوژن

جدول (۳): مقایسه روش پیشنهادی با تحقیقات پیشین

مرجع	روش / تم	اهداف	ویژگی ها	مزایا و معایب	صحت
[۱۴]	SVM	طراحی یک سیستم تشخیص احساسات	زمانی، تبدیل موزیک	صحت بالا	۹۲.۴۲٪
[۱۵]	SVM	یک سیستم تشخیص احساسات مبتنی تحریک موسیقی	زمان فرکانس با تبدیل STFT هر سیگنال	صحت پایین	۸۵٪ SVM ۸۵٪ NN
[۱۶]	SVM	تشخیص احساسات	HOG	صحت متوسط	۸۸.۹۳٪
[۱۷]	شبکه عصبی	تشخیص احساسات	عمیق	صحت بالا	۹۶.۱۳
[۱۸]	MLP	تشخیص احساسات	زمان فرکانس	صحت بالا	۹۷.۳۲
[۱۹]	SVM	تشخیص احساسات	DTCWT	صحت متوسط	۹۰.۶۱
[۲۰]	طبقه بندی SVM	بازشناسی احساسی	طیف توان	دقت بالا	۹۳.۴۸
روش پیشنهادی	طبقه بندی KNN و SVM	بازشناسی الگو ی احساسی	ویژگی های فرکانسی آنالیز شانون	سرعت و صحت بالای الگوریتم	۹۷٪

۴- بحث و نتیجه گیری

چندین مطالعه یادگیری عمیق را برای تشخیص احساسات به کار برده اند و دقت طبقه بندی احساسات را بهبود بخشیده اند . در اینجا از DL برای طبقه بندی چهار کلاس احساسی استفاده کرد: عصبانی، غمگین، شاد و آرام. محققان از چندین ویژگی از جمله دامنه زمان، دامنه فرکانس و مقادیر آنالیز استفاده کردند ANN. برای سه گروه از ویژگی ها به طور جداگانه اعمال شد و مجموعه داده DEAP شامل تمام ۳۲ الکترود برای استخراج ویژگی استفاده شد. نتایج امیدوارکننده ای از نظر دقت به دست

آمد که شامل ۹۳.۴۸ درصد برای ویژگی‌های حوزه زمان، ۹۲.۴۴ درصد برای ویژگی‌های حوزه فرکانس، و ۹۳.۷۵ درصد برای ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی (یعنی آنتروپی طیفی، آنتروپی شانون و آنتروپی نمونه). در جدول ۳ مقایسه کار انجام شده و تحقیقات پیشین شامل اهداف، روش و مزایا و معایب انجام گردیده است. در شکل ۲ ماتریس کانفیوژن نمایش داده شده است.

References

مراجع

- [1] N. Ahmadzadeh Nobari Azar, N. Cavus, P. Esmaili, and others, "Detecting emotions through EEG signals based on modified convolutional fuzzy neural network," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, pp. 10371, May 2024.
- [2] R. Sharma and H. K. Meena, "EmHM: A novel hybrid model for the emotion recognition based on EEG signals," in *2023 19th IEEE International Colloquium on Signal Processing and Its Applications (CSPA)*, Malaysia, 2023, pp. 75-80.
- [3] K. Singh, M. K. Ahirwal, and M. Pandey, "Quaternary classification of emotions based on electroencephalogram signals using hybrid deep learning model," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 14, no. 1, pp. 2429-2441, 2023.
- [4] M. Moradi, M. Fatehi, H. Masoumi, and M. Taghizadeh, "Transfer learning method for Sleep stages classification using different domain," *Asian J. Adv. Med. Sci.*, vol. 2, no. 3, pp. 21-25, 2020.
- [5] L. Kanchi, C. Narra, G. Mantri, M. Palepogu, and C. Mettu, "Emotion Recognition from Brain EEG Signals," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 12, pp. 2036-2043, 2024.
- [6] M. Moradi, M. Fatehi, H. Masoumi, and M. Taghizadeh, "Deep neural network method for classification of sleep stages using spectrogram of signal based on transfer learning with different domain data," *Scientia Iranica*, vol. 29, no. 4, pp. 1898-1903, 2022.
- [7] J. Zhang, Y. Hao, X. Wen, C. Zhang, H. Deng, J. Zhao, and R. Cao, "Subject-Independent Emotion Recognition Based on EEG Frequency Band Features and Self-Adaptive Graph Construction," *Brain Sci.*, vol. 14, no. 3, pp. 271, Mar. 2024.
- [8] Q. Li, Y. Liu, F. Yan, Q. Zhang, and C. Liu, "Emotion recognition based on multiple physiological signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 85, 2023.
- [9] M. Moradi, M. Fatehi, H. Masoumi, and M. Taghizadeh, "Sleep stages classification based on deep transfer learning method using PPG signal," *Signal Process. Renewable Energy*, vol. 5, no. 2, pp. 53-60, 2020.
- [10] H. Shariatmadar and S. Golnargesi, "Structural Control with Active Tuned Mass Damper Using Type 2 Interval Fuzzy Logic Controller for Seismic Excitation," *Sharif Civil Eng.*, vol. 21, pp. 21-32, 2015.
- [11] M. Moradi, M. Fatehi, H. Masoumi, and M. Taghizadeh, "Adaptive neuro-fuzzy method for sleep stages detection by PPG signal," *J. Adv. Pharm. Educ. Res.*, vol. 10, no. S1, 2020.
- [12] S. Bagherzadeh, A. Shalbaf, A. Shoeibi, M. Jafari, R.-S. Tan, and U. R. Acharya, "Developing an EEG-Based Emotion Recognition Using Ensemble Deep Learning Methods and Fusion of Brain Effective Connectivity Maps," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 50949-50965, 2024.
- [13] M. H. Fatehi, M. Taghizadeh, M. M. Moradi, and P. Ravanbakhsh, "Diagnosis of Covid-19 using optimized convolutional neural network," *J. Artif. Intell. Electr. Eng.*, vol. 11, no. 42, pp. 48-54, 2021.
- [14] F. Amini, A. Mohajeri, and M. Javanbakht, "Semi-active control of isolated and damaged structures using online damage detection," *Smart Mater. Struct.*, 2015.
- [15] M. H. Fatehi, M. Khajooee, N. Adlband, and M. M. Moradi, "Detection of healthy and unhealthy ECG signal using optimized convolutional neural network," *J. Artif. Intell. Electr. Eng.*, vol. 11, no. 43, pp. 61-69, 2023.
- [16] M. Mohebbi, H. Rasooli Dabbagh, and S. Moradpoor, "Seismic Vibration Control of Nonlinear Structures Using Semi-Active Synchronized Mass Damper Mechanism," *Amirkabir J. Civil Eng.*, vol. 46, no. 2, pp. 117-131, 2015.
- [17] A. Preumont, M. Voltan, A. Sangiovanni, B. Mokrani, and D. Alaluf, "Active Tendon Control of Suspension Bridges," *Smart Struct. Syst.*, 2015.
- [18] A. Saeidi and R. Vahdani, "Active vibration control of smart building frames by active tendon," in *10th International Congress of Civil Engineering*, 2015.

- [19] W. Wei, "Targeted generative adversarial network (TWGAN-GP)-based emotion recognition of ECG signals," *E3S Web Conf.*, vol. 522, pp. 01042, 2024.
- [20] F. Y. Cheng, H. Jiang, and K. Lou, *Smart Structures: Innovative Systems for Seismic Response Control*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2008.
- [21] Z. Sun and S. S. Ge, *Switched Linear Systems: Control and Design*. London, UK: Springer, 2005.

زیر نویس‌ها:

1. Principal component analysis (PCA)
2. Fast Fourier Transform (FFT)
3. Long Short-Term Memory (LSTM)
4. Convolutional Neural Network (CNN)
5. Electroencephalogram (EEG)
6. K-Nearest Neighbors (KNN)
7. Power Spectral Density (PSD)
8. Support Vector Machine (SVM)