

## Original Article

# An Improvement to Emotion Detection in EEG Signals Using Deep Artificial Neural Networks

Seyed Mohammad Reza Mousavinasr<sup>1</sup> , Ali Pourmohammad<sup>\*2</sup> 

<sup>1</sup> Department of Information and Telecommunications, Malek-Ashtar University of Technology, Tehran, Iran.

<sup>2</sup> Department of Electrical Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

\*Corresponding author; E-mail: pourmohammad@aut.ac.ir

Received: 15 October 2016      Accepted: 15 January 2017      First Published online: 13 December 2018  
Med J Tabriz Uni Med Sciences Health Services. 2018 December - 2019 January; 40(5):91-101

## Abstract

**Background:** One of the research areas that in recent years several studies have been performed on it is emotion recognition in the EEG signals. In this study, a 4-layered approach has been provided to improve the emotion detection in EEG signals.

**Methods:** In this study, we used DEAP data set. We provided a 4-layered approach as follows: 1- Preprocessing 2- Feature Extraction 3-Dimensionality Reduction 4- Emotion detection. To select optimal choices in some stages of these layers, we've done some other experiments.

**Results:** The three different experiments have been done. First, finding the right window in the feature extraction. The results shows that Hamming window was the suitable one. Second, selecting the most appropriate number of filter banks in the feature extraction. The results of this experiment showed that 26 numbers was the most appropriate choice. The third experiment was to detect emotions through the proposed method. The results showed 81.58 percent accuracy for arousal, 79.87 percent accuracy for the valence, 80.35 percent accuracy for the dominance dimensions in 2-classes experiment. For 3-classes experiment the results was 68.54 percent accuracy for arousal 66.31 percent accuracy for the valence, 66.92 percent accuracy for the dominance dimensions.

**Conclusion:** The 7.38 percent accuracy improvement in 2-class experiment and 3.38 accuracy improvement in 3-class experiment. This improvement in valence dimension was 7.54 and 5.21, respectively. It seems that using the proposed method can improve emotion detection in EEG signals.

**Keywords:** Deep Neural Networks, Electroencephalography (EEG), Emotion Detection, ICA

**How to cite this article:** Mousavinasr S. M R, Pourmohammad A. [An Improvement to Emotion Detection in EEG Signals Using Deep Artificial Neural Networks]. Med J Tabriz Uni Med Sciences Health Services. 2018 December - 2019 January;40(5):91-101. Persian.

## مقاله پژوهشی

# بهبود تشخیص احساسات افراد در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق

سید محمدرضا موسوی نصر<sup>۱</sup>، علی پورمحمد<sup>۲\*</sup> ID

<sup>۱</sup> گروه هوش مصنوعی، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران.  
<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.  
\* نویسنده مسئول: ایمیل pourmohammad@aut.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۵/۷/۲۴ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۰/۲۶ انتشار برخط: ۱۳۹۷/۹/۲۲  
مجله پزشکی دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی - درمانی تبریز. ۱۳۹۷ آذر و دی، ۴۰(۵):۹۱-۱۰۱

## چکیده

زمینه: از زمینه‌های تحقیقاتی که در سال‌های اخیر پژوهش‌های مختلفی بر روی آن صورت گرفته، تشخیص احساسات در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی است. در این پژوهش با ارائه روشی ۴ لایه اقدام به بهبود تشخیص احساسات افراد از طریق این سیگنال‌ها خواهیم نمود. روش کار: این پژوهش، از مجموعه دادگان DEAP استفاده کرده و روشی ۴ لایه ارائه داده که عبارتند از: ۱- پیش‌پردازش ۲- استخراج ویژگی ۳- کاهش بعد ۴- تشخیص و تخمین احساسات. برای یافتن انتخاب‌های بهینه در برخی مراحل از این لایه‌ها نیز آزمایش‌های متفاوتی صورت گرفته است. یافته‌ها: در این پژوهش، ۳ آزمایش متفاوت صورت گرفته است. اول، یافتن مناسب‌ترین پنجره در بخش استخراج ویژگی که نتیجه آن برتری پنجره Hamming نسبت به سایر پنجره‌ها بود. دوم، انتخاب مناسب‌ترین تعداد فیلتربانک که مناسب‌ترین نتیجه آن تعداد ۲۶ بود. سومین آزمایش نیز تشخیص احساسات بود که دقتی معادل ۸۱.۵۸ برای بعد برانگیختگی، ۷۹.۸۷ برای بعد ظرفیت و ۸۰.۳۵ برای بعد احاطه در آزمایش ۲ کلاسه و ۶۸.۵۴ برای بعد برانگیختگی، ۶۶.۳۱ برای بعد ظرفیت و ۶۶.۹۲ برای بعد احاطه در آزمایش ۳ کلاسه را به همراه داشت. نتیجه‌گیری: نتایج حاصله از این روش بهبود ۷.۳۸ درصدی در سطح ۲ کلاسه و ۳.۳۸ درصدی در سطح ۳ کلاسه در بعد برانگیختگی را نشان داد. این بهبود در بعد ظرفیت به ترتیب برابر ۷.۵۴ و ۵.۲۱ بوده است. نتایج به‌دست‌آمده حاکی از آن است که روش پیشنهادی می‌تواند منجر به بهبود دقت تشخیص احساسات گردد.

کلید واژه‌ها: آنالیز اجزاء مستقل، الکتروانسفالوگرافی، تشخیص احساسات، شبکه عصبی عمیق

نحوه استناد به این مقاله: موسوی نصر س. م. ر، پورمحمد ع. بهبود تشخیص احساسات افراد در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق. مجله پزشکی دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی - درمانی تبریز. ۱۳۹۷؛ ۴۰(۵):۹۱-۱۰۱

حق تألیف برای مؤلفان محفوظ است.

این مقاله با دسترسی آزاد توسط دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی - درمانی تبریز تحت مجوز کرییتیو کامنز (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>) منتشر شده که طبق مفاد آن هرگونه استفاده تنها در صورتی مجاز است که به اثر اصلی به نحو مقتضی استناد و ارجاع داده شده باشد.

## مقدمه

در دنیای امروز که امواج و سیگنال‌های مختلفی انسان را احاطه کرده‌اند استفاده از این سیگنال‌ها و امواج در موارد مختلف یک امر اجتناب‌ناپذیر و در بسیاری از موارد در زمینه‌های مختلف راه گشای مسائل مختلف بوده‌اند. انسان نیز بر اثر فعالیت‌ها، تفکرات، تصورات و احساساتی که از خود بروز می‌دهد، سیگنال‌هایی را در مغز خود تولید می‌کند که با استفاده از این سیگنال‌ها می‌توان تحلیل‌های متفاوتی انجام داده و استفاده‌های مختلفی از آن داشت. سیگنال‌های مغزی انسان انواع متفاوتی دارند که پرکاربردترین آن‌ها سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی (Electroencephalography, EEG) است. این سیگنال یک سیگنال الکتریکی است که بر اثر فعالیت مغز تولید می‌شود. همچنین این سیگنال حاوی اطلاعات مختلفی است که می‌توان از آن در زمینه‌های متفاوتی بهره برد. از جمله این زمینه‌ها، تشخیص احساسات افراد در مقابل محرک‌های حسی مختلفی است که معمولاً از طریق مشاهده و گاهی از طریق گوش و از طریق شنوایی انسان به او القا می‌شوند. در طی این تحریک‌ها، احساسات مختلف افراد از آن‌ها بروز می‌یابند که این احساسات در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی آن‌ها نیز نمایان می‌شوند. در طی سالیان گذشته تحقیقات و پیشرفت‌های مناسبی در این زمینه انجام شده است که متأسفانه می‌توان گفت دقت تشخیص این کارها در آزمایش‌های متفاوت، رضایت‌بخش نبوده است. در این پژوهش، عمده مقالات ارائه‌شده در این زمینه در طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۵ میلادی مرور و بازبینی شده است. این مقالات در زمینه تشخیص احساسات افراد از طریق سیگنال‌های مغزی آن‌ها با استفاده از روش‌های مختلف است. بسیاری از این مقالات برای کار خود از مدل ۲ بعدی برانگیختگی-ظرفیت (Arousal-Valence) که توسط Russel و همکاران (۱) در سال ۱۹۸۰ و یا مدل ۳ بعدی برانگیختگی-ظرفیت-احاطه (Arousal-Valence-Dominance) که یک بعد بیشتر از مدل ۲ بعدی به نام احاطه دارد و مربوط به کنترل احساسات است، استفاده کرده‌اند. در این پژوهش با نگاهی به کارهای قبلی انجام شده در این زمینه، روشی جهت بهبود دقت تشخیص احساسات در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی به وسیله روش‌ها و الگوریتم‌های موجود در زمینه یادگیری ماشین ارائه شده که بر پایه یادگیری عمیق به وسیله شبکه عصبی عمیق است. در این راه با توجه به پژوهش‌های پیشین انجام‌شده در دانشگاه صنعتی مالک اشتر، برای افزایش دقت تشخیص در کاربردهای متفاوت از طریق سیگنال‌های مغزی، نیاز به حذف نویز از این سیگنال‌ها وجود دارد. با توجه به پژوهش صورت گرفته در مقاله Imani و همکاران (۲) با عنوان " بررسی الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل (ICA) جهت تشخیص و تفکیک دو گروه مفهومی کلمات خطر و اطلاع رسانی با استفاده از علائم

راهنمایی و رانندگی " که روش الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل (Independent Component analysis, ICA) را به عنوان یکی از مناسب‌ترین روش‌ها جهت حذف نویز از سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی مطرح نمودند و همچنین استفاده از این روش در مقاله Bagheri و همکاران (۳) با عنوان " بررسی عملکرد تفکیک کننده‌ها و ویژگی‌های استخراجی جهت تفکیک الگوهای مغزی مربوط به فعالیت‌های ذهنی وابسته به چهار جهت اصلی " که نتایج مناسب و قابل قبولی نیز نسبت به پژوهش‌های صورت گرفته قبلی ارائه دادند، بر آن شدیم تا از این روش در پژوهش فعلی نیز بهره‌مند شویم. هدف اصلی این تحقیق تشخیص و بهبود شناسایی احساسات افراد از طریق سیگنال‌های مغزی برانگیخته شده آن‌ها با استفاده از یادگیری عمیق است که یکی از روش‌های تشخیص و دسته‌بندی به شمار می‌رود. در سال ۱۹۴۹ شیوهی الکتروود گذاری ۱۰-۲۰ به‌عنوان استاندارد بین‌المللی شناخته شد که امکان پوشش تقریبی تمام نواحی سر توسط الکتروودها را فراهم می‌کند. انتخاب الکتروودها بر اساس نقاط ویژه استخوان جمجمه انجام می‌پذیرد. الکتروودها در نواحی تلافی سطوح استخوان جمجمه قرار می‌گیرند و سایر الکتروودهای میانی بر اساس ۱۰ و ۲۰ درصد کل فاصله چیده می‌شوند. نام هر منطقه بر اساس لوبی است که در آن قرار گرفته است که شامل Frontal (F)، Parietal (P)، Central (C)، Temporal (T) و Occipital (O) می‌باشند. (۲). تشخیص احساسات می‌تواند در زمینه‌های مختلفی و از راه‌های مختلفی صورت گیرد. یکی از روش‌ها، استفاده از سیگنال‌های مغزی افراد برای تشخیص احساسات پس از ضبط و ثبت سیگنال‌های مغزی افراد است. با توجه به اینکه تمامی فعالیت‌ها و اتفاقاتی که در بدن می‌افتد در مغز پردازش می‌شوند می‌توان از سیگنال‌های الکتریکی مغز که بر اثر فعالیت سلول‌های عصبی مغز بر اثر اتفاقاتی به وجود می‌آیند، استفاده کرده و اقدام به تشخیص احساسات نمود. در تشخیص احساسات با وجود کارهای متفاوت و بسیاری که انجام شده است هنوز هم چالش‌های اساسی وجود دارد. از جمله چالش‌های موجود، نحوه حذف نویزهای ناخواسته در سیگنال‌های ضبط شده است. برای حذف نویزهای ناخواسته روش‌های غیرترکیبی متفاوتی در کارهای مختلف استفاده شده است اما ثابت شده است که روش‌های ترکیبی همچون ترکیب دو روش تبدیل موجک (Wavelet Decomposition) و تحلیل اجزاء مستقل (Independent Component Analysis) که در سال ۲۰۰۶ توسط کاستلانوس و همکاران (۲) ارائه گشت، نسبت به روش غیر ترکیبی موجک و یا تحلیل اجزاء مستقل به صورت جداگانه برتری عملکرد داشته است. همچنین در کار سورنو که در سال ۲۰۱۳ ارائه گشت (۲) ثابت شد که ترکیب دو روش تجزیه حالت عملی

صداهای جشنواره فیلم اسکار تهیه گشتند. لازم به ذکر است که منظور از PSD30 همان Power Spectral Density است که از ۳۰ الکتروود جاسازی شده بر روی سطح سر، DAMS12، Differential Asymmetry Spectral Power of Hemispheric، RAMS12 (C3-C4) در آن کانال C4 از C3 کم شده است. Rational Asymmetry Spectral Power of Hemispheric PSD30 در آن کانال C3 بر کانال C4 تقسیم شده و PSD24 نیز همان PSD30 است با این تفاوت که در آن کانالهای Fz، FCz، Cz، CPz، Pz و Oz وجود ندارند. Koelstra و همکاران (۹) همچنین در مقاله‌ای دیگر با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده به وسیله روش‌های بزرگی اطلاعات متقابل و تخمین مربع انسجام و با به کارگیری دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان اقدام به تشخیص احساس در ۲ بعد ظرفیت و برانگیختگی کردند. آن‌ها با استفاده از این دسته‌بند به میانگین دقت ۷۵ درصدی در بعد برانگیختگی و در بعد ظرفیت به دقت میانگین ۸۱ درصدی رسیدند. دادگان این آزمایش از ۲۶ نفر و به وسیله دادگان مرجع IAPS تهیه شدند. همچنین Hosseini و همکاران (۱۰) در سال ۲۰۱۱ اقدام به تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های مغزی ۱۵ شرکت‌کننده به وسیله ویژگی‌های بُعد کیفیت، آنتروپی تقریبی و آنتروپی موجک با دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان و هسته تابع شعاعی گاوسی کردند که در نهایت دقتی معادل ۷۳.۲۵ به دست آوردند. برای این کار از دادگان مرجع IAPS استفاده شد. Nie و همکاران (۱۱) در سال ۲۰۱۱ اقدام به شناسایی احساسات مبتنی بر سیگنال‌های مغزی در طی مشاهده فیلم نمودند. آن‌ها با استفاده از انرژی Log Band تبدیل فوریه برای هر نمونه و دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان با هسته خطی، شناسایی احساسات را انجام دادند که در نهایت نتیجه‌ای معادل ۸۷.۵۳ با استفاده از تمامی ویژگی‌ها و با کاهش بعد رسیدند. برای این کار، این گروه از تکه‌فیلم‌های ۴ دقیقه‌ای تهیه شده از جشنواره فیلم اسکار استفاده کردند. Liu و همکاران (۱۴) در سال ۲۰۱۳ به بررسی پایگاه داده‌های مختلف تشخیص احساسات به منظور ارائه یک مجموعه داده از طریق ۲ مجموعه داده استاندارد جهت تحریک احساسات با استفاده از صوت و تصویر پرداختند. آن‌ها در این آزمایش با استفاده از ویژگی‌های فراکتال بُعدی، تقاطع مرتبه بالا و ۶ ویژگی آماری و از طریق دسته‌بند مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان اقدام به تشخیص احساسات از پایگاه داده‌های IAPS، IADS و DEAP پرداختند. آن‌ها در این آزمایش بهترین دقت را برای تشخیص ۸ احساس با ۴ الکتروود ۵۳.۷ و در تشخیص ۲ احساس از طریق ۴ الکتروود ۸۷.۰۲ بر روی پایگاه داده DEAP اعلام کردند. در پژوهشی دیگر Zheng و همکاران (۱۵) اقدام به تشخیص احساسات با استفاده از شبکه باور عمیق کردند. آن‌ها در این پژوهش دسته‌بندهای مختلفی را با استفاده از ویژگی آنتروپی تفضلی که از هر ۵ باند آلفا، بتا، گاما، دلتا و تتا به دست آمده بود

(Empirical Mode Decomposition) و تحلیل همبستگی کانونی (Canonical Correlation Analysis) برای حذف نویزها عملکرد بهتری نسبت به روش تحلیل همبستگی کانونی به صورت جداگانه و ترکیب دو روش تجزیه حالت عملی و تحلیل اجزاء مستقل عملکرد بهتری در حذف نویز نسبت به روش تحلیل اجزاء مستقل دارد. چالش اصلی که در این سیستم‌ها وجود دارد، بهبود عملکرد یعنی دقت تشخیص احساسات است. این امر وابسته به مقوله‌های متفاوتی است و نمی‌توان تنها یک عامل را در بهبود عملکرد تشخیص احساسات در سیگنال‌های مغزی مؤثر دانست. از جمله عواملی که در این بهبود مؤثرند، انتخاب ویژگی یا ویژگی‌های بهینه از سیگنال‌های مغزی و همچنین انتخاب دسته‌بند مناسب برای انجام دسته‌بندی احساسات یافت شده از سیگنال‌های مغزی است. این دو عامل به نوعی به یکدیگر وابسته‌اند و انتخاب بهینه و مناسب ویژگی‌ها موجب بهبود عملکرد دسته‌بند می‌شود. Soleymani و همکاران (۵) در سال ۲۰۱۲ اقدام به تولید یک مجموعه داده چندوجهی کردند و در آن با استفاده از ویژگی چگالی توان طیفی (Power Spectral Density) و دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان اقدام به تشخیص احساسات نمودند. حاصل کار آن‌ها دقت ۵۷.۷ درصدی در بعد ظرفیت و ۵۲.۴ درصدی در بعد برانگیختگی را به همراه داشت. در کاری دیگر که توسط Liu و همکاران (۶) انجام شد با استفاده از همین ویژگی یعنی چگالی توان طیفی و اضافه کردن ویژگی هسته فیشر و با استفاده از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان با هسته Quasiconformal نامتوازن (IQK-SVM) اقدام به تشخیص احساسات نمودند که نتیجه‌ای با دقت ۸۲.۶۸ درصدی در بعد ظرفیت و ۸۴.۷۹ در بعد برانگیختگی به دست آوردند. عامل دیگری که در دقت نتایج تأثیرگذار است انتخاب تعداد سطوح در مدل برانگیختگی - ظرفیت احساسات است. در ادامه مهم‌ترین و پرکاربردترین دسته‌بندهای مورد استفاده در پژوهش‌های مورد مطالعه و مقالات استفاده کننده از آن‌ها تشریح خواهند شد. Petrantonakis و همکاران (۷) با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) اقدام به جداسازی و دسته‌بندی احساسات کردند. آن‌ها با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر تقاطع مرتبه بالا و دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان توانستند به دقتی ۸۳.۳ درصدی در آزمایش خود که بر روی ۱۶ فرد و برای تشخیص ۶ احساس انجام شده بود دست یابند. این دقت در حالی که به دست آمد که ویژگی‌ها به صورت ترکیب شده به دسته‌بند داده شدند. همچنین Yuan و همکاران (۸) نیز با استفاده از ۴ نوع ویژگی PSD30، DAMS12، RAMS12 و PSD24 و با استفاده از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان اقدام به تشخیص ۴ حالت احساسی از روی موزیک پرداختند که در نهایت به دقت ۸۲.۲۹ درصدی با بازه خطای ۳.۰۶ درصدی بر روی DAMS12 دست یافتند. این دادگان از ۱۶ قطعه موسیقی از

به دسته بندی احساسات کردند که به دقت میانگین معادل ۵۵.۰۷ و دقت بیشینه ۶۷.۰ در بعد برانگیختگی و در بعد ظرفیت به دقت میانگین ۵۸.۸ و بیشینه ۷۶ درصد رسیدند.

#### شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network - ANN)

تشخیص احساسات مبتنی بر سیگنال‌های مغزی EEG با استفاده از شبکه‌های عمیق با تغییر انتقال همگام مبتنی بر مؤلفه‌های اصلی. این عنوان مطالعه‌ای است از سوویچا Jirayucharoensak و همکاران (۲۱) در سال ۲۰۱۴ که در مجله جهان علم در انتشارات هیندوای منتشر گردید. این مطالعه از یادگیری با شبکه‌های عمیق جهت کش ارتباط ویژگی‌های ناشناخته بین سیگنال‌های ورودی که برای وظایف یادگیری حیاتی هستند را پیشنهاد می‌دهد. یادگیری شبکه عمیق به وسیله یک اتوانکدر پشته‌ای با استفاده از رویکرد یادگیری ویژگی به صورت سلسله مراتبی انجام شده است. ویژگی‌های شبکه تراکم توانی طیفی ۳۲ کاناله سیگنال‌های EEG از ۳۲ موضوع (هدف) است. جهت کاهش بیش آموز از PCA به منظور استخراج مهم‌ترین مؤلفه‌های ویژگی‌های ورودی اولیه استفاده شده است. علاوه بر آن، تغییر انتقال (انطباق) همگام مؤلفه‌های اصلی نیز برای حداقل کردن تأثیرات متغیر سیگنال‌های مختل ظرفیت و برانگیختگی به ترتیب با دقت ۴۹.۵۲٪ و ۴۶.۸۹٪ است. تغییر انطباق همگام مبتنی بر مؤلفه‌های اصلی دقت دسته‌بندی مربوطه را ۵.۵۵ درصد و ۶.۵۳ درصد افزایش می‌دهد. علاوه بر آن شبکه عصبی عمیق عملکرد بهتری را در مقایسه با دسته‌بندی‌های SVM و Naïve Bays ارائه می‌کند.

#### آنالیز جداساز خطی (Linear Discriminant Analysis-LDA)

Park و همکاران (۲۲) اقدام به تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی در طی مشاهده فیلم نمودند. آن‌ها به وسیله استفاده از فرکانس باندهای سیگنال الکتروانسفالوگرافی، عدم تقارن مغزی و وابستگی و همچنین با استفاده از روش آنالیز جداساز خطی تشخیص احساسات را انجام دادند. آن‌ها توانستند به دقت میانگینی معادل ۵۷.۹ با استفاده از ویژگی فرکانس باندها، به دقت میانگین ۳۸.۸ با استفاده از ویژگی عدم تقارن مغزی و به دقت میانگین ۵۵.۳ با استفاده از ویژگی وابستگی دست یابند. برای این کار از ۱۱۰ شرکت‌کننده و تکه فیلم‌های خود ساخته و یا تهیه شده از فیلم‌ها استفاده کردند جهت ثبت سیگنال نمودند. در پژوهشی دیگر Hatamikia و همکاران (۴) در سال ۲۰۱۴ اقدام به بررسی عملکرد ویژگی‌های AR در دسته‌بندی حالات احساسی در ۲ و ۳ سطح نمودند. آن‌ها با استفاده از ویژگی رگرسیون خودکار و استفاده از الگوریتم (Sequential Forward Selection, SFS) و Davies-Bouldin index جهت کاهش پیچیدگی محاسبات و افزونگی ویژگی و همچنین با استفاده از تحلیل جداساز خطی جهت دسته‌بندی حالات، اقدام به شناسایی احساسات از سیگنال‌های مغزی نمودند.

مورد بررسی قرار دادند. در این بررسی دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان توانست دقتی برابر ۸۴.۰۸ به دست آورد. دادگان این آزمایش از طریق نمایش قطعه‌هایی از فیلم‌های معروف به ۳ زن و ۳ مرد و از ۶۲ کانال به دست آمده بود. Lan و همکاران (۱۶) در سال ۲۰۱۵ یک الگوریتم وابسته به سوژه برخط با ویژگی‌های مناسب جهت بهبود دقت دسته‌بندی در تشخیص احساسات ارائه کردند. آن‌ها در این کار با استفاده از ویژگی‌های فراکتال بُعدی (Fractal Dimension)، توان، تقاطع مرتبه بالا و ضریب همبستگی درون کلاسی و ۶ ویژگی آماری و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان با هسته چندجمله‌ای اقدام به تشخیص احساسات کردند که در نهایت برای تشخیص ۴ احساس به دقتی معادل ۴۹.۶۳ و برای ۲ احساس به دقت ۷۱.۷۵ و تنها برای تشخیص ۴ مثبت و منفی بودن احساسات به دقت ۷۳.۱۰ رسیدند. برای انجام این آزمایش، آن‌ها از مجموعه دادگان IADS استفاده کردند. همچنین در پژوهش Mehmood و همکاران (۱۷) که اقدام به شناسایی احساسات از طریق سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و پارامترهای Hjorth یعنی فعالیت، تحرک و پیچیدگی برای هر ۵ باند از ۵ لب مغز کردند که در نهایت به دقتی معادل ۷۰ درصد تشخیص در ۲ احساس و به دقتی معادل ۳۰ درصد برای ۵ احساس رسیدند. آن‌ها برای به دست آوردن داده‌های موردنیاز خود از مجموعه دادگان IAPS استفاده کردند.

#### روش K نزدیک‌ترین همسایه (K-Nearest Neighbor)

Petrantonakis و همکاران (۱۸) در سال ۲۰۱۰ اقدام به تشخیص ۶ حالت احساسی با استفاده از سیگنال‌های مغز و تصاویر محرک نمودند. آن‌ها با استفاده از ویژگی‌های تقاطع مرتبه بالا و K نزدیک‌ترین همسایه اقدام به این کار نمودند که در نهایت به میانگین دقت ۷۳.۹۴ دست یافتند. Khosrowabadi و همکاران (۱۹) در سال ۲۰۱۰ نیز اقدام به تشخیص احساسات با استفاده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی از طریق قابلیت اتصال تابعی از ناحیه‌ای از مغز نمودند. آن‌ها با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از روش‌های بزرگی اطلاعات متقابل (Magnitude Mutual Information) و تخمین مربع انسجام (Squared Coherence Estimate) و دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه به تشخیص ۴ احساس پرداختند و به دقتی در حدود ۷۹ در بعد برانگیختگی و ۸۲ درصد در بعد ظرفیت در بهترین حالت دست یافتند. برای این کار از دادگان IAPS و تکه موزیک‌های خاص از برنارد بوچارد از ۲۶ شرکت‌کننده استفاده کردند. در پژوهشی دیگر باز هم Khosrowabadi و همکاران (۲۰) در سال ۲۰۱۰ اقدام به دسته‌بندی همبستگی بر روی احساسات با استفاده از ویژگی‌های طیفی سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی پرداختند. آن‌ها با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده به وسیله مدل ترکیبی گوسی طیف‌های الکتروانسفالوگرافی و دسته K نزدیک‌ترین همسایه اقدام



در این پژوهش آن‌ها به دقتی معادل ۶۳.۲۲ در بعد ظرفیت و ۶۵.۵۴ در بعد برانگیختگی برای دسته‌بندی ۲ کلاسه و به دقتی معادل ۵۱.۲۰ در بعد ظرفیت و ۵۲.۳۶ در بعد برانگیختگی برای دسته‌بندی ۳ کلاسه دست یافتند. آن‌ها همچنین برای انجام این کار از مجموعه دادگان DEAP بهره بردند.

#### تحلیل جداساز درجه دوم (Quadratic Discriminant Analysis)

Petrantonakis و همکاران (۱۸) در سال ۲۰۱۰ با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر تقاطع مرتبه بالا و تحلیل جداساز درجه دوم اقدام به تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های مغزی نمودند که به دقتی معادل ۶۲.۰۳ دست یافتند. این داده‌ها را از ۱۶ نفر و از طریق ۴ کانال به دست آوردند. Huang و همکاران (۱۲) در سال ۲۰۱۲ با استفاده از دسته‌بند Naïve Bays و ویژگی‌های استخراج شده از مرحله استخراج ویژگی با IIR یعنی ویژگی‌های CSP، ASP و AF اقدام به ارائه یک تکنیک الگوی مکانی نامتقارن برای استخراج ویژگی‌ها برای الگوریتم‌های تشخیص احساسات مبتنی بر سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی نمودند. برای کاهش بعد نیز از جداساز خطی فیشر (Fisher Linear Discriminant) استفاده نمودند. آن‌ها در این پژوهش توانستند به دقتی معادل ۶۶.۲۴ برای بعد برانگیختگی و ۸۳.۱۰ برای بعد ظرفیت دست یابند. داده‌های این پژوهش نیز از دادگان Ila و Iib از مجموعه دادگان BCI Competition IV استفاده کردند. در پژوهشی دیگر Joong و همکاران (۲۳) در سال ۲۰۱۳ اقدام به تشخیص احساسات در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی کردند. آن‌ها در این آزمایش از آنالیز تبدیل فوریه سریع برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی استفاده کرده و برای انتخاب ویژگی نیز بر مبنای ضرایب همبستگی پیرسون عمل کردند. در این راه، جهت دسته‌بندی نیز از دسته‌بند Bayes بهره بردند. این گروه در دسته‌بندی ۲ کلاسه در ابعاد ظرفیت و برانگیختگی به ترتیب به دقتی معادل ۷۰.۹ درصد و ۷۰.۱ درصد دست یافتند. همچنین برای دسته‌بندی ۳ کلاسه این دقت به ترتیب برابر ۵۵.۴ درصد و ۵۵.۲ درصد بود.

### مواد و روش‌ها

برای انجام این پژوهش، با توجه به تحقیقات صورت گرفته و بهره‌گیری از کارهای مرتبط مناسب انجام شده در زمینه تشخیص احساسات و نیز بهره‌گیری از روش مناسب یادگیری عمیق در پژوهش‌های متفاوت در زمینه تشخیص صوت، روندی ۴ مرحله‌ای را برای انجام این پژوهش که سعی در بهبود تشخیص احساسات در سیگنال‌های مغزی دارد، ارائه دادیم. این چهار مرحله عبارتند از:

۱. پیش‌پردازش
۲. استخراج ویژگی

۳. کاهش بعد

۴. شناسایی و تخمین احساسات

برای افزایش دقت تشخیص احساسات نیاز است تا هرکدام از این مراحل و زیر مرحله‌های آن‌ها نیز به نحوی انجام شوند که حتی الامکان بالاترین دقت را به همراه داشته باشند. بدین جهت در برخی از این مراحل و یا زیر مراحل پیشنهادی نیز آزمایش‌هایی جهت یافتن مناسب‌ترین مقادیر و انتخاب نیز صورت می‌گیرد.

مرحله اول یعنی مرحله پیش پردازش، شامل ۴ زیر مرحله است این مراحل عبارتند از:

۱. کاهش نویز
  ۲. انتخاب سیگنال‌های مناسب
  ۳. فیلتر کردن جهت استخراج ۵ باند اصلی سیگنال الکتروانسفالوگرافی
  ۴. انتخاب باندهای مناسب جهت تشخیص احساسات
- مرحله دوم یعنی استخراج ویژگی نیز شامل چند زیر مرحله جهت استخراج ویژگی موردنظر یعنی ویژگی LFCC (Linear Frequency Cepstral Coefficients) است. این مراحل نیز عبارتند از:

۱. قاب‌بندی
۲. پنجره گذاری
۳. تبدیل فوریه سریع
۴. اعمال فیلتر بانک
۵. لگاریتم‌گیری
۶. DCT

پس از این مرحله وارد مرحله سوم یعنی کاهش بعد به وسیله الگوریتم (Kernel Fisher Discriminant Analysis, KFDA) خواهیم شد و در نهایت نیز در مرحله چهارم یعنی تشخیص و تخمین احساسات، پس از انتخاب یک روش شناسایی مبتنی بر یادگیری عمیق، اقدام به تخمین و تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی کرده و پس از آن با استفاده از روش میانگین مربعات خطا دقت تشخیص را به دست می‌آوریم. لازم به ذکر است که این پژوهش در ۲ سطح ۲ کلاسه و ۳ کلاسه از مدل مرجع Russel (۱) برای احساسات انجام شده است.

#### مجموعه دادگان DEAP

این مجموعه داده که توسط Koelstra و همکاران (۹) با همکاری ۴ دانشگاه EPFL، Twente، Genève، و Queens Marry به وجود آمده، مخفف کلمات Dataset for Emotion Analysis using EEG, Physiological and Video Signals است. این دادگان شامل ویدئو کلیپ‌هایی جهت تحریک احساسات و سیگنال‌های مغزی ثبت شده از افراد مورد آزمون در این آزمایش جهت تشخیص احساسات است. این دادگان از ۳۲ شرکت‌کننده

می‌شود تا بدین ترتیب در هر بار کاهش بعد داده‌هایی وابسته به یک بعد به دست آیند. در مرحله تخمین نیز از ۳ شبکه عصبی عمیق استفاده شد تا هرکدام از آن‌ها یک بعد را تخمین زده و تا حد امکان نتایج مناسبی را به همراه آورد. برای انتخاب داده‌ها جهت تخمین نیز از روش Cross-Validation استفاده شد. بدین ترتیب که ۲۵ درصد از داده‌ها برای آزمون، ۲۵ درصد دیگر برای اعتبارسنجی و ۵۰ درصد باقیمانده برای آموزش تخصیص داده شدند. روند انتخاب داده‌ها نیز به صورت تصادفی انجام گرفت. پس از اعمال این تنظیمات شبکه‌های عصبی آموزش داده شده و در ادامه مورد آزمون قرار می‌گرفتند. در نهایت نتایج آن‌ها یعنی نتایج به‌دست‌آمده بر اساس پنجره‌های مختلف با یکدیگر مقایسه شدند. این مقایسه هم به صورت فردبه‌فرد و هم به صورت میانگین کل افراد انجام شد. دقت نتایج نیز با استفاده از روش میانگین مربعات خطا یا همان (Mean Squared Error, MSE) محاسبه گردید. پس‌ازآن با توجه به این مقایسه‌ها و نتایج به‌دست‌آمده مناسب‌ترین پنجره برای تخمین احساسات انتخاب شد. لازم به ذکر است که آزمایش این بخش به صورت ۲ کلاسه انجام شده است. نتایج میانگین این آزمایش بر روی ۴ پنجره مورد آزمون برابر است با:

جدول ۱: نتایج پنجره‌های آزمون شده در آزمون مناسب‌ترین پنجره

	میانگین دقت آزمون مناسب‌ترین پنجره			
	Hamming	Hanning	Black Man	Rectangle
برآنگیختگی	۹۲.۷۹	۸۹.۷۳۲	۸۸.۲۹	۷۰.۷۱
ظرفیت	۹۱.۰۲	۹۰.۰۰۶	۸۵.۱۱	۷۰.۰۲
احاطه	۹۲.۶۶	۸۸.۴۵	۸۵.۲۵	۷۱.۴۵

در آزمایش تعداد فیلتر بانک‌ها با توجه به پژوهش‌های قبلی در زمینه استفاده از فیلتر بانک، چه استفاده از MFCC و چه از سایر روش‌ها همچون LFCC بازه‌ای ۱۰ عددی برای انجام این آزمایش از تعداد فیلتر بانک‌های پراستفاده جهت انتخاب مناسب‌ترین عدد برای انجام پژوهش تشخیص و تخمین احساسات انتخاب گردیده شد. این بازه از عدد ۲۰ تا ۲۹ است. روند انجام آزمایش مناسب‌ترین تعداد فیلتر بانک برای استخراج ویژگی به منظور شناسایی احساسات در سیگنال‌های مغزی نیز همانند روند انجام آزمایش مناسب‌ترین پنجره است با این تفاوت که در این آزمایش، پنجره را پنجره Hamming در نظر گرفته و به ترتیب برای تمامی آزمایش‌های افراد در مجموعه دادگان DEAP فیلتر بانک موجود در جدول ۲ را آزمایش می‌کنیم؛ یعنی هر بار پس از فریم بندی و اعمال پنجره Hamming بر روی داده و گرفتن FFT، تعداد متفاوتی از فیلتربانک را بر روی داده‌ها اعمال کرده و سپس از آن‌ها لگاریتم و DCT می‌گیریم. آزمایش تعداد فیلتر بانک بدین صورت انجام گرفت: آزمایش شماره ۱ تعداد ۲۰ فیلتربانک، آزمایش شماره ۲ تعداد ۲۱ فیلتر بانک، آزمایش شماره ۳ تعداد ۲۲ فیلتر بانک و

در طی تماشای ۴۰ دقیقه‌ای تهیه گشته شده است. همچنین برای ۲۲ نفر از ۳۲ شرکت‌کننده ویدئوی صورت آن‌ها نیز ضبط شده است. این مجموعه داده به صورت عمومی از طریق تارنمای اختصاصی این مجموعه داده در دانشگاه Queens Marry در دسترس است.

#### آزمایش مناسب‌ترین پنجره جهت استخراج ویژگی LFCC

در بخش استخراج ویژگی از مجموعه دادگان DEAP، یعنی استخراج ویژگی LFCC در الگوریتم ارائه شده در این پژوهش، مرحله‌ای به نام پنجره‌گذاری وجود دارد. در این قسمت برای یافتن مناسب‌ترین پنجره ۴ پنجره معروف و پر استفاده در این زمینه مورد آزمایش قرار گرفتند. این ۴ پنجره عبارتند از:

۱. Hamming
۲. Hanning
۳. Black-Man
۴. Rectangle

روند انجام آزمایش مناسب‌ترین پنجره نیز بدین صورت است که برای هر پنجره، برای تمامی افراد و آزمایش‌های انجام شده در مجموعه دادگان DEAP، استخراج ویژگی LFCC مبتنی بر آن پنجره انجام می‌شد و در ادامه تخمین مقادیر ۳ بعد احساسات یعنی برآنگیختگی، ظرفیت و احاطه صورت می‌گرفت؛ یعنی دادگان ورودی ابتدا در مرحله پیش‌پردازش قرار می‌گرفتند تا نویز آن‌ها گرفته شود. سپس ۳۲ کانال EEG انتخاب شده و بر روی آن‌ها فیلتر میان‌گذر اعمال شده تا ۵ باند اصلی EEG استخراج شوند. پس از آن ۲ باند مناسب برای تشخیص احساسات با توجه به منبع (۸) انتخاب شدند. پس از این مرحله به قسمت استخراج ویژگی وارد می‌شویم. در این مرحله دادگان به فریم‌های یک ثانیه‌ای تقسیم شده و بر روی هر فریم، هر بار یک پنجره از ۴ پنجره ذکر شده را اعمال می‌کردیم. اندازه پنجره‌ها نیز با توجه به پژوهش Imani و همکاران در (۲) برابر ۵۱۲ در نظر گرفته شد. پس از آن، از نتیجه به دست آمده FFT گرفته می‌شد و بر روی آن فیلتر بانک ۲۱ تایی با روی هم افتادگی ۵۰ درصدی اعمال می‌گردید. در این آزمایش تعداد فیلتر بانک ثابت و معادل ۲۱ در نظر گرفته شده تا محاسبات ساده‌تر و آزمایش‌های مختلف در فضایی یکسان انجام شوند. در اینجا با توجه به بازه ۸ تا ۳۰ هرتز که مربوط به ۲ باند آلفا و بتا است، با اعمال فیلترهای مثلثی با اندازه ۲ و روی هم افتادگی ۵۰ درصدی، دقیقاً ۲۱ فیلتر در این بازه جا می‌شوند. پس از استخراج داده‌های این مرحله، در نهایت از آن‌ها لگاریتم و سپس DCT گرفته می‌شود. پس از این مرحله، با توجه به مقاله (۶) با استفاده از روش KFDD با هسته گوسی کاهش بعد صورت گرفته و به مرحله تخمین یا تشخیص احساسات برای ۳ بعد برآنگیختگی، ظرفیت و احاطه وارد می‌شوند. لازم به ذکر است برای به دست آوردن ویژگی‌های بهتر با وابستگی کمتر به ۲ بعد دیگر احساسات، کاهش بعد ۳ بار انجام

اساس پنجره Kaiser با پارامترهای پنجره Hamming و تعداد ۲۶ فیلتر بانک به دست آمده، پس از کاهش بعد به وسیله الگوریتم KFDA با هسته گوسی، به شبکه عصبی عمیق با ساختار زیر وارد شده تا تخمین و تشخیص احساسات صورت گیرد: این شبکه از ۵ لایه که شامل یک لایه ورودی با ۳۲ نرون، ۳ لایه مخفی که به ترتیب ۷۰، ۷۰ و ۲۰۰ نرون و یک لایه خروجی با یک نرون تشکیل شده است. این شبکه از نوع fitnet بوده و تابع یادگیرنده آن نیز از نوع trainscg انتخاب شده است. برای به دست آوردن نتایج متناسب با هر بعد احساسات هر بار ویژگی‌های به دست آمده LFCC مبتنی بر آن بعد به وسیله این شبکه آموزش، اعتبارسنجی و در نهایت آزمون می‌شوند تا بتوان بدین ترتیب دقت بهتری را برای هر بعد به دست آورد. تقسیم داده‌های ورودی یا همان ویژگی‌های LFCC استخراج شده از داده‌ها در این آزمایش نیز به وسیله روش Cross-Validation صورت می‌گیرد. با استفاده از این روش ۵۰ درصد ویژگی‌های LFCC استخراجی به عنوان داده آموزش، ۲۵ درصد از آن به عنوان داده اعتبارسنجی و ۲۵ درصد از آن به عنوان داده آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. در نهایت پس از دریافت خروجی‌های شبکه عصبی عمیق ذکر شده، با استفاده از روش میانگین مربعات خطا دقت این تشخیص اندازه‌گیری شد.

### یافته‌ها

نتایج حاصله از این آزمایش به شرح زیر است:

نتایج آزمون تشخیص احساسات به وسیله شبکه عصبی عمیق با توجه توضیحات داده شده در بخش‌های قبل، نتایج اجرای آزمایش تشخیص احساسات سطح ۲ کلاسه در مدل Russel به روش ارائه شده به وسیله تخمین گر شبکه عصبی عمیق به شرح ذیل است:

• برانگیختگی: ۸۱.۵۸۳۹

• ظرفیت: ۷۹.۸۷۵

• احاطه: ۸۰.۳۵۹۵

همچنین نتایج اجرای آزمایش تشخیص احساسات سطح ۳ کلاسه به روش ارائه شده به وسیله تخمین گر شبکه عصبی عمیق به شرح ذیل است:

• برانگیختگی: ۶۸.۵۴

• ظرفیت: ۶۶.۳۱

• احاطه: ۶۶.۹۲

در نهایت نیز دقت تشخیص به دست آمده از آزمایش‌های انجام شده با روش ارائه شده در مقایسه با مهم‌ترین پژوهش‌هایی که از همین مجموعه دادگان استفاده کرده‌اند آورده شده است.

به همین ترتیب تا آزمایش آخر یعنی آزمایش شماره ۱۰ تعداد ۲۹ فیلتر بانک مورد آزمون قرار گرفتند. در ادامه نیز همانند آزمایش مناسب‌ترین پنجره، کاهش بعد را به وسیله الگوریتم KFDA با هسته گوسی و برای هر ۳ بعد یعنی ۳ بار انجام داده و از سه شبکه عصبی عمیق جهت تخمین و تشخیص احساسات بهره می‌بریم. ساختار شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این آزمایش نیز همانند آزمایش مناسب‌ترین پنجره به صورت تصویر ۵ بوده است. در نهایت نیز دقت نتایج حاصله به وسیله روش میانگین مربعات خطا محاسبه شده و نتایج هر فیلتر بانک با سایر نتایج مقایسه می‌گردند. لازم به ذکر است که آزمایش این بخش نیز به صورت ۲ کلاسه انجام شده است. با توجه به آزمایش‌های انجام شده برای افراد مختلف، جهت تصمیم‌گیری برای انتخاب مناسب‌ترین تعداد فیلتر بانک برای اجرای بهتر و دقیق‌تر تشخیص احساسات در سیگنال‌های مغزی، نیازمند میانگین دقت تشخیص به وسیله فیلتر بانک‌های مختلف هستیم. نتایج میانگین دقت تشخیص بر اساس تعداد فیلتر بانک مختلف از آزمایش‌های انجام شده، شرح ذیل است:

جدول ۲: میانگین دقت تشخیص بر اساس تعداد فیلتر بانک مختلف

برانگیختگی	ظرفیت	احاطه	ابعاد احساسات
۹۱.۹۷۵	۹۰.۳۴۷	۹۱.۵۱	۲۰
۹۲.۲۱۲	۹۱.۷۶۷	۹۲.۵۹۶	۲۱
۹۱.۸۳	۹۰.۸۴۴	۹۲.۳۳۴	۲۲
۹۱.۵۱۴	۹۱.۶۹۵	۹۱.۱۴۷	۲۳
۹۱.۵۲۲	۹۱.۹۶۷	۹۱.۴۶۹	۲۴
۹۲.۹۷۴	۹۱.۳۹۹	۹۲.۳۶۹	۲۵
۹۳.۹۲۵	۹۲.۶۴۴	۹۳.۱۴۲	۲۶
۹۲.۰۸۹	۹۱.۹۲۶	۹۲.۲۸۴	۲۷
۹۲.۵۶۶	۹۰.۸۰۲	۹۱.۰۲	۲۸
۹۲.۱۲۵	۹۱.۶۴۱	۹۰.۷۵۳	۲۹

تعداد فیلتر بانک مورد استفاده

### آزمایش تخمین احساسات در سیگنال مغزی

در این مرحله پس تنظیم مراحل قبلی تخمین احساسات با توجه به آزمایش‌های انجام شده، یعنی آزمون‌های مناسب‌ترین پنجره و مناسب‌ترین تعداد فیلتر بانک که نتایج آن‌ها به ترتیب Kaiser با پارامترهای پنجره Hamming و تعداد ۲۶ فیلتر بانک بود، شبکه عصبی عمیق، برای تشخیص احساسات مورد آزمون قرار گرفت. این آزمون در دو سطح، ۲ کلاسه و ۳ کلاسه که به ترتیب ۲ سطح از مدل مرجع Russel و ۳ سطح از مدل مرجع Russel را پوشش می‌دادند، انجام شد. روند و نتایج آزمون تشخیص یا تخمین احساسات به وسیله این شبکه در ۲ سطح ذکر شده، به شرح ذیل است. در آزمایش انجام شده با شبکه عصبی عمیق ویژگی‌های LFCC استخراجی از الگوریتم پیشنهادی که بر



جدول ۳: مقایسه نتایج به‌دست‌آمده در سطح ۲ کلاسه و ۳ کلاسه با پژوهش‌های پیشین

ابعاد	سطح	Jirayucharoensak (۲۱)	Koelstra (۹)	Joong (۲۳)	Hatamikia (۴)	روش پیشنهادی (Me-DNN)
برانگیختگی	۲ کلاسه	-----	-----	۷۰.۱	۷۴.۲	۸۱.۵۸
	۳ کلاسه	۵۲.۰۳	۶۲	۵۵.۲	۶۵.۱۶	۶۸.۵۴
ظرفیت	۲ کلاسه	-----	-----	۷۰.۹	۷۲.۳۳	۷۹.۸۷
	۳ کلاسه	۵۳.۴۲	۵۷.۶	۵۵.۴	۶۱.۱	۶۶.۳۱
ابعاد دیگر	۲ کلاسه	-----	-----	-----	-----	۸۰.۳۵
	۳ کلاسه	-----	۵۵.۴	-----	-----	۶۶.۹۲
جزئیات		۹.۷۴±	علاقه	-----	-----	احاطه

## بحث

هدف از انجام این پژوهش بهبود تشخیص احساسات در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی به‌وسیله یادگیری عمیق بود. در این راستا همان‌گونه که پیش‌تر بیان شد روشی ۴ مرحله‌ای پیشنهاد گردید. در این ۴ مرحله، مراحل اولیه بودند که نیاز به بررسی بیشتر جهت انتخاب دقیق‌تر به‌منظور بهبود نهایی در تشخیص احساسات داشتند، از جمله این مراحل، مرحله استخراج ویژگی بود. در این مرحله ویژگی LFCC استخراج می‌گردید. یکی از زیر مراحل این روش پنجره گذاری است. با توجه به آزمایش‌های انجام‌شده جهت استخراج مناسب‌ترین پنجره، از بین ۴ پنجره Hamming, Hanning, Black-Man و Rectangle، مناسب‌ترین پنجره را برای این قسمت می‌توان Hamming دانست. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از این بررسی‌ها، پنجره Hamming دقت بهتری را در آزمایش مناسب‌ترین پنجره دو کلاسه در مدل مرجع احساسات Russel به دست آورد. میانگین دقت به‌دست‌آمده از این پنجره در بعد برانگیختگی ۹۲.۷۹، در بعد ظرفیت ۹۱.۰۲ و در بعد احاطه ۹۲.۶۶ بود. به همین ترتیب برای پنجره Hanning این مقادیر برابر بودند با ۸۹.۷۳، ۹۰.۰۰۶ و ۸۸.۴۵ همچنین برای پنجره Black-Man، مقادیر بیان‌شده برابر ۸۸.۲۹ برای بعد برانگیختگی، ۸۵.۱۱ برای بعد ظرفیت و برای بعد احاطه ۸۵.۲۵ بودند. در نهایت برای پنجره چهارم یعنی Rectangle در بعد برانگیختگی میانگین دقت ۷۰.۷۱، برای بعد ظرفیت ۷۰.۰۲ و برای بعد احاطه نیز مقدار دقت ۷۱.۴۵ به دست آمد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، بر مبنای نتایج حاصله از این آزمایش مناسب‌ترین پنجره برای انجام این آزمایش را می‌توان پنجره Hamming در نظر گرفت. پس از این پنجره می‌توان پنجره Hanning را به عنوان دومین مناسب‌ترین پنجره جهت انجام این آزمایش معرفی کرد. در بخش دیگری از مرحله استخراج ویژگی نیاز بود تا معین گردد چه تعداد فیلتر بانکی برای انجام آزمایش تشخیص احساسات در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی نیاز است. بدین جهت، آزمایشی طراحی گردید که مقادیر مختلف فیلتر بانک را مورد بررسی قرار داد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از این آزمایش که شرح و جزئیات در بخش‌های پیشین آورده شد، مناسب‌ترین تعداد فیلتر بانک در روش LFCC جهت استخراج ویژگی برابر ۲۶ بود. میانگین

نتایج حاصله از این تعداد فیلتر بانک در آزمایش انجام‌شده ۲ کلاسه، برای ۳ بعد برانگیختگی، ظرفیت و احاطه به ترتیب برابر است با ۹۳.۹۲، ۹۲.۶۴ و ۹۳.۱۴. پس از این مقدار، تعداد ۲۵ عدد فیلتر بانک را می‌توان دومین مناسب‌ترین انتخاب در نظر گرفت. میانگین دقت به‌دست‌آمده برای این تعداد در بعد برانگیختگی برابر ۹۲.۹۷، در بعد ظرفیت ۹۱.۳۹ و در بعد احاطه برابر ۹۲.۳۶ بوده است. همچنین سومین انتخاب را نیز می‌توان عدد ۲۷ در نظر گرفت که دقت‌های میانگین ۹۲.۰۸، ۹۱.۹۲ و ۹۲.۲۸ برای ابعاد برانگیختگی، ظرفیت و احاطه به همراه داشت. برای انجام این آزمایش با توجه به نتایج آزمایش قبل، یعنی مناسب‌ترین پنجره، پنجره مورد استفاده در این آزمایش در بخش LFCC، پنجره Hamming در نظر گرفته شده بود. در نهایت برای انجام آزمایش نهایی، یعنی تشخیص احساسات در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی به‌وسیله یادگیری عمیق و بهبود آن از روش دسته‌بندی بوسیله شبکه عصبی عمیق با ساختاری ۵ لایه استفاده گردید. نتایج حاصله از آزمایش تشخیص احساسات به‌وسیله روش شبکه عصبی عمیق برای ۳ بعد برانگیختگی، ظرفیت و احاطه میانگین دقت ۸۱.۸۵، ۷۹.۸۷ و ۸۰.۳۵ در آزمایش ۲ کلاسه را به همراه داشت. این دقت‌ها در آزمایش ۳ کلاسه از مدل Russel برای ابعاد برانگیختگی، ظرفیت و احاطه به ترتیب برابر بودند با: ۶۸.۵۴، ۶۶.۳۱ و ۶۶.۹۲.

## نتیجه‌گیری

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، نتایج حاصله از این روش در مقایسه با کارهای پیشین انجام شده، هم در سطح ۲ کلاسه و هم در سطح ۳ کلاسه دقت بهتری را نشان می‌دهد. این نتایج نشان می‌دهند که روش ارائه شده می‌تواند این مسئله یعنی تشخیص احساسات در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی را بهتر حل کرده و دقت بالاتری را کسب نماید. در روش پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی عمیق دقت حاصله نسبت به بهترین دقت به‌دست‌آمده تاکنون یعنی پژوهش Hatamikia و همکاران (۴) در سطح ۲ کلاسه ۷.۳۸ درصد و در سطح ۳ کلاسه ۳.۳۸ درصد بهبود دقت در بعد برانگیختگی را به همراه داشت است. این بهبود

صمیمانه ایشان و هم چنین از تمامی افراد شرکت کننده در این طرح سپاس‌گزاری می‌نمایند.

### ملاحظات اخلاقی

ملاحظات اخلاقی شامل نمی‌شود.

### منابع مالی

منابع مالی ندارد.

### منافع متقابل

مؤلف اظهار می‌دارد که منافع متقابلی از تالیف یا انتشار این مقاله ندارد.

### مشارکت مؤلفان

س م و ع پ طراحی، اجرا و تحلیل نتایج مطالعه را بر عهده داشت. ع پ همچنین مقاله را تالیف نموده و نسخه نهایی آن را خوانده و تایید کرده است.

## References

- Russel J A. "A circumplex model of affect.," *J Pers Soc Psychol* 1980; **39**(6): 1161-1178. doi: 10.1037/h0077714
- Imani E, Pourmohammad A. "Studying the Independent Component Analysis (ICA) Algorithm for Detection and Separation of Two Conceptual Categories of the Words". *Arak Medical University Journal* 2015; **18**(100): 1-16.
- Bagheri M, Pourmohammad A, Imani E. "A Study on the Performance of Classifiers and Extracted Features in Discriminating EEG Patterns of Mental Activities Related to Four Main," vol. 18, no. 105, pp. 11-23, 2016. doi: 10.1159/000416422
- Hatamikia S, Maghooli K, Nasrabadi A M. "The Emotion Recognition System Based on Autoregressive Model and Sequential Forward Feature Selection of Electroencephalogram Signals". *J Med Signals Sensors* 2014; **4**(3). doi: 10.1109/icbme.2014.7043911
- Soleymani M, Lichtenauer J, Pun T, Pantic M. "A multimodal database for affect recognition and implicit tagging". *IEEE Trans Affect Comput* 2012; **3**(1): 42-55. doi: 10.1109/t-affc.2011.25
- Liu Y-H, Wu C-T, Cheng W-T, Hsiao Y-T, Chen P-M, and Teng J-T. "Emotion Recognition from Single-Trial EEG Based on Kernel Fisher's Emotion Pattern and Imbalanced Quasiconformal Kernel Support Vector Machine". *Sensors* 2014; **14**(8): 13361-13388. doi: 10.3390/s140813361
- Petrantonakis P C, Hadjileontiadis L J. "A novel emotion elicitation index using frontal brain asymmetry

در بعد ظرفیت به ترتیب برابر ۷.۵۴ و ۵.۲۱ بوده است. به طور کلی این بهبود دقت حاصله را می‌توان نتیجه تغییر ۳ قسمت مختلف اعمال‌شده در این آزمایش نسبت به آزمایش‌های پیشین انجام‌شده در نظر داشت: ۱- استفاده از تمامی سیگنال‌ها بدون Down Sampling و حذف نویز که هرچند زمان محاسبات را افزایش می‌داد اما به همان ترتیب در دقت نیز تأثیرگذار بوده و آن را افزایش می‌دهد. ۲- تعیین مناسب‌ترین انتخاب‌ها در قسمت استخراج ویژگی که منجر به افزایش دقت نسبت به سایر انتخاب‌ها می‌شد. ۳- انتخاب دسته‌بندی که در بخش شناسایی صوت نتایج بسیار مناسبی را به همراه داشته است.

## قدردانی

مقاله حاضر برگرفته از پژوهش صورت گرفته در دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران با عنوان "تشخیص احساسات افراد در سیگنال‌های مغزی الکتروانسفالوگرافی با استفاده از یادگیری عمیق" است. امکانات مورد نیاز پژوهش حاضر در دانشکده برق و الکترونیک دانشگاه صنعتی مالک اشتر توسط جناب آقای دکتر علی پورمحمد فراهم گردید. از این رو، نویسندگان از همکاری

- for enhanced EEG-based emotion recognition". *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed* 2011; **15**(5): 737-746. doi: 10.1109/titb.2011.2157933
- Lin Y P, Wang C H, Jung T P, Wu T L, Jeng Sh K, Duann J R, Chen J H "EEG-based Emotion Recognition The Influence of Visual and Auditory Stimuli," Jul. doi: 10.1109/tbme.2010.2048568
  - Koelstra S. "Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals," *Affect Comput* 2012; **3**(1): 18-31. doi: 10.1109/t-affc.2011.15
  - Hosseini S A, Naghibi-Sistani M B. "Emotion recognition method using entropy analysis of EEG signals". *I.J. Image Graph Signal Process* 2011; **5**: 30-36. 10.5815/ijjgsp.2011.05.05
  - D. Nie, X. W. Wang, L. C. Shi, and B. L. Lu, "EEG-based emotion recognition during watching movies," *2011 5th Int. IEEE/EMBS Conf. Neural Eng. NER 2011*, pp. 667-670, 2011. <http://dx.doi.org/10.1109/ner.2011.5910636>
  - D. Huang, C. Guan, K. K. Ang, H. Zhang, and Y. Pan, "Asymmetric Spatial Pattern for EEG-based emotion detection," *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, pp. 10-15, 2012. <http://dx.doi.org/10.1109/ijcnn.2012.6252390>
  - A. T. Sohaib, S. Qureshi, J. Hagelbäck, O. Hilborn, and P. Jerčić, "Evaluating classifiers for emotion recognition using EEG," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 8027, pp. 492-501, 2013. [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-39454-6\\_53](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-39454-6_53)

14. Y. Liu and O. Sourina, "EEG databases for emotion recognition," *Proc. - 2013 Int. Conf. Cyberworlds, CW 2013*, pp. 302–309, 2013. <http://dx.doi.org/10.1109/cw.2013.52>
15. W.-L. Zheng, J.-Y. Zhu, Y. Peng, and B.-L. Lu, "EEG-based emotion classification using deep belief networks," in *2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 2014, pp. 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/icme.2014.6890166>
16. Z. Lan, O. Sourina, L. Wang, and Y. Liu, "Real-time EEG-based emotion monitoring using stable features," *Vis. Comput.*, 2015. <http://dx.doi.org/10.1007/s00371-015-1183-y>
17. [17] R. M. Mehmood and H. J. Lee, "EEG based emotion recognition from human brain using Hjorth parameters and SVM," *Int. J. Bio-Science Bio-Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 23–32, Jun. 2015. <http://dx.doi.org/10.14257/ijbsbt.2015.7.3.03>
18. Petrantonakis P. C, Hadjileontiadis L. J. "Emotion Recognition From EEG Using Higher Order Crossings," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 14, no. 2, pp. 186–197, Mar. 2010. <http://dx.doi.org/10.1109/titb.2009.2034649>
19. Khosrowabadi R, Heijnen M, Wahab A, Quek H. C. "The Dynamic Emotion Recognition System Based on Functional Connectivity of Brain Regions," *Emotion*, vol. 639798, pp. 377–381, 2010. <http://dx.doi.org/10.1109/ivs.2010.5548102>
20. Khosrowabadi R, Rahman A. W. B. A. "Classification of EEG correlates on emotion using features from Gaussian mixtures of EEG spectrogram," *Proceeding 3rd Int. Conf. Inf. Commun. Technol. Moslem World 2010*, pp. E102–E107, 2010. <http://dx.doi.org/10.1109/ict4m.2010.5971942>
21. S. Jirayucharoensak, S. Pan-Ngum, and P. Israsena, "EEG-based emotion recognition using deep learning network with principal component based covariate shift adaptation," *ScientificWorldJournal.*, vol. 2014, p. 627892, 2014. <http://dx.doi.org/10.1155/2014/627892>
22. M.-S. Park, H.-S. Oh, H. Jeong, and J.-H. Sohn, "Eeg-based emotion recognition during emotionally evocative films," in *2013 International Winter Workshop on Brain-Computer Interface (BCI)*, 2013, pp. 56–57. <http://dx.doi.org/10.1109/iww-bci.2013.6506629>
23. H. Joong and S. Youb, "EEG-based emotion estimation using Bayesian weighted-log-posterior function and perceptron convergence algorithm," *Comput. Biol. Med.*, vol. 43, no. 12, pp. 2230–2237, 2013. <http://dx.doi.org/10.1016/j.combiomed.2013.10.017>