

بازشناسی هیجانات القاشده توسط تحریک شنوایی از سیگنال EEG مبتنی بر طبقه‌بندی بر پایه‌ی نمایش تنک

محمد عبداللہی^۱، کارشناس ارشد؛ توحید یوسفی رضایی^۲، استادیار؛ سبحان شیخی‌وند^۳، دانشجوی دکتری

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - mohammad_92132@yahoo.com

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - yousefi@tabrizu.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - s.sheykhiwand@gmail.com

چکیده: هیجانات، برای تفسیر درست اقدامات و همچنین ارتباطات بین انسان‌ها مهم هستند. شناخت هیجانات از طریق سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG)، امکان تشخیص حالات هیجانی را بدون روش‌های سنتی از جمله پرسشنامه، میسر می‌گرداند و می‌تواند بدون معاینات و ویزیت‌های بالینی، هیجان مورد نظر در فرد را بازگو نماید که نقش بسیار مهمی در تکمیل کردن پازل تعامل بین مغز و کامپیوتر (BCI) ایفا می‌کند. از جمله چالش‌های عمده‌ای که در این زمینه وجود دارد، نخست انتخاب و استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال الکتروانسفالوگرام است، به نحوی که تمیز قابل قبولی را بین حالات هیجانی مختلف ایجاد نماید. چالش دیگر انتخاب یک الگوریتم طبقه‌بندی مناسب، برای تفکیک و برچسب‌گذاری صحیح سیگنال‌های مربوط به هر هیجان است. این مقاله، با ارائه‌ی روشی مستقیم از چالش‌های ذکر شده، گذر کرده و نتایج عملکرد طبقه‌بندی کننده بر اساس نمایش تنک سیگنال (SRC) و بازسازی آن توسط دیکشنری آموزش دیده شده، گزارش شده است. روش پیشنهادی این مقاله بر روی دو پایگاه داده آزمایش شده است که پایگاه اول حاصل طراحی سناریو و ثبت سیگنال آزمایشگاهی همین مقاله با تحریک شنوایی بوده است و پایگاه دوم مربوط به ثبت داده‌ی دانشگاه شانگهای چین است. نتایج روش پیشنهادی صحت بالای ۸۰٪ را برای بازشناسی دو هیجان مثبت و منفی فراهم می‌کند و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی درصد موفقیت بالاتری در طبقه‌بندی هیجانات نسبت به پژوهش‌های پیشین دارد.

واژه‌های کلیدی: بازشناسی هیجانات، EEG، طبقه‌بندی بر اساس بیان تنک، یادگیری دیکشنری.

Recognition of Emotions Provoked by Auditory Stimuli using EEG Signal Based on Sparse Representation-Based Classification

Mohammad Abdolahi, MSc¹; Tohid Yousefi Rezaii², Assistant Professor²; Sobhan Sheykhiwand, Ph.D Student³

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, yousefi@tabrizu.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, mohammad_92132@yahoo.com

3- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, s.sheykhiwand@gmail.com

Abstract: Excitements are important for the proper interpretation of actions as well as relationships among human. Recognizing emotions through Electroencephalogram (EEG) allows the ability to recognize emotional states without traditional methods, including filling in the questionnaire. Automatic emotion recognition reflects the excitement of the individual without clinical examinations or need to visits, which plays a very important role in completing the Brain-Computer Interface (BCI) puzzle. One of the major challenges in this regard is first to select and extract the proper characteristics/features of the EEG signal, in order to create an acceptable distinction between different emotional states. Another challenge is to select an appropriate classification algorithm to distinguish and correctly label the signals associated with each emotional state. In this paper, we proposed to use Sparse Representation-based Classification (SRC) which addresses both of the mentioned challenges by directly utilizing the EEG signal samples (no need to involve with feature extraction/selection) and then classifying the emotional classes based on class dictionaries which are learned to represent the sparse model of the data of each emotional state. The proposed method is tested on two databases, the first of which is experimentally recorded in our biomedical signal processing lab and the subjects were excited by auditory stimuli, and the second database is taken from Shanghai University, China, in which the subjects were excited by visual stimuli. The results of the proposed method provides more than 80% accuracy for the recognition of two positive and negative emotions and suggest that the proposed method has higher degree of success in the classification of emotions while it avoids the complexity of feature selection/extraction.

Keywords: Emotions Recognition, EEG, Sparse Representation-based Classification, Dictionary Learning.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۵/۰۹

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۷/۱۰/۰۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۰/۲۹

نام نویسنده مسئول: توحید یوسفی رضایی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تبریز - بلوار ۲۹ بهمن - دانشگاه تبریز - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

۱- مقدمه

هیجان‌ها^۱ نقش مهمی در زندگی انسان ایفا می‌کنند. علی‌رغم تاریخچه‌ی طولانی تحقیق در زمینه‌ی ماهیت هیجانات، تاکنون توافق عامی راجع به این که هیجانات چیست و چگونه می‌توان آن را نشان داد حاصل نشده است. پُل کلینجینا^۲ تعریف نسبتاً جامعی را برای هیجانات ارائه کرده است. او هیجان را حاصل تعامل عوامل ذهنی، محیطی و فرآیندهای عصبی و هورمونی بدن می‌داند. هیجان یک حالت فیزیولوژیکی ذهنی و مرتبط با مغز است که با طیف گسترده‌ای از احساسات، رفتار و افکار مرتبط است. پس در واقع می‌توان گفت احساس به نوعی زیرمجموعه‌ای از هیجان محسوب می‌شود و در این پژوهش بازشناسی هیجانات مدنظر است [۱]. هیجانات به‌نوعی در میان مسائلی مانند تجارب روزانه‌ی هر انسان، ادراک و انجام وظایف روزانه مانند آموزش، ارتباطات و حتی تصمیم‌گیری‌های روزانه شکل می‌گیرد. بازشناسی هیجانات نقش مهمی در زندگی بشری داشته است و اکثر تحقیقات سنتی و قدیمی در این زمینه از پارامترهای فیزیکی مثل حالت‌های صورت و حرکات بدن استفاده کرده‌اند. با گذشت زمان و پیشرفت علم و تکنولوژی، شرایط برای اخذ اطلاعات به‌صورت مستقیم از مغز مهیا شده است. برای گرفتن اطلاعات از مغز گزینه‌های متعددی از جمله: تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی^۳ (fMRI)، الکتروانسفالوگرافی^۴ (EEG) و طیف‌سنجی مادون‌قرمز نزدیک^۵ (NIRS) وجود دارد. در این میان استفاده از سیگنال EEG به‌دلیل مزایایی که نسبت به سایر روش‌های اخذ سیگنال دارد، متداول‌تر است. EEG دارای سه مزیت عمده‌ی: غیرتهاجمی بودن، رزولوشن زمانی بالا و قابل حمل و کم‌هزینه بودن ابعاد تجهیزات اندازه‌گیری است [۲]. شناخت هیجانات از طریق سیگنال EEG، امکان تشخیص حالات هیجانی را بدون روش‌های سنتی ازجمله پر کردن پرسشنامه میسر می‌کند و می‌تواند بدون معاینات و ویژگی‌های بالینی، هیجان مورد نظر در فرد را بازگو نماید که نقش بسیار مهمی در تکمیل کردن پازل تعامل بین مغز و کامپیوتر^۶ (BCI) ایفا می‌کند [۲]. روش‌های متفاوتی برای القای هیجانات در انسان وجود دارد. تماشای فیلم‌های احساسی، تماشای تصاویر احساسی، تصویرسازی‌های ذهنی و موسیقی‌های احساسی برخی از روش‌های القای هیجانات می‌باشند [۳].

در شناخت هیجانات از طریق EEG، عموماً بر مناسب بودن ویژگی‌ها موافقت زیادی وجود ندارد و در پژوهش‌های اندکی تعداد کمی ویژگی‌های مختلف با هم مقایسه شده است. به‌طور مثال در مطالعات انجام‌شده در این زمینه، در [۴] پنج نفر با القای تحریک‌های هیجانی از طریق تصویر مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. تصاویر هر کدام به مدت ۶ ثانیه از فاصله‌ی ۵ متری برای افراد تحت آزمایش توسط یک نمایشگر نشان داده شده است. با احتساب ۱۵ ثانیه زمان بین القای حالات هیجانی و ۲ ثانیه زمان بین پخش تصاویر، در مجموع مدت ثبت سیگنال ۲۰ دقیقه بوده است و سه هیجان خوش‌آیندی^۷،

حالت خنثی^۸ و ناخوشایندی^۹ در آن‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین در این پژوهش، دو دسته ویژگی با یکدیگر مقایسه شده است که با تبدیل فوریه سریع^{۱۰} و استخراج یک سری ویژگی‌های آماری با به‌کارگیری ماشین بردار پشتیبان^{۱۱} (SVM) به‌عنوان طبقه‌بند برای هر دو حالت، نرخ بازشناسی صحیح ۶۶٪ گزارش شده است. در [۵]، دو کلاس هیجانی آرامش^{۱۲} در حالتی آرام و با چشمانی باز مورد آزمایش قرار گرفته است. در این پژوهش از بخش‌بندی داده و رگرسیون خطی^{۱۳} برای استخراج ویژگی استفاده شده است. این آزمایش بر روی ۴۳ نفر صورت پذیرفته است، سپس با استفاده از عملیات نرمال‌سازی سیگنال و استفاده از خوشه‌بندی‌های فازی^{۱۴} در باندهای فرکانسی مختلف، نتایج کمی به دست آمده است. در [۶]، استخراج ویژگی‌ها برای شناخت هیجانات از طریق سیگنال EEG ۶۴ کاناله با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته است و با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین به انتخاب ویژگی‌های مهم در حوزه‌ی شناخت پرداخته شده است. در این مقاله ویژگی‌هایی در هر یک از سه حوزه زمان، فرکانس و زمان-فرکانس بر روی داده‌هایی متشکل از ۷ زن و ۹ مرد استخراج شده است. داده‌ها شامل ۵ بار هیجانی (شادی، کنجکاو، عصبانیت، ناراحتی و آرامش) بوده‌اند و به کمک تصاویر IAPS^{۱۵} در ۸ قسمت ۳۰ ثانیه‌ای برای هر کلاس هیجانی مورد استفاده قرار گرفته‌اند و با دو بعد آزمون خود ارزیابی آدمک^{۱۶} (SAM)، صحت القایشان با محک مدل سه‌بعدی هیجانات اعتبار سنجی شده‌اند. در مرحله‌ی پردازش سیگنال، داده‌ی مربوط به ۵ شرکت‌کننده به علت کیفیت پایین سیگنال ضبط‌شده کنار گذاشته شده و میانگین ۱۱ فرد با ۶ استخراج ویژگی مختلف و استفاده از QDA^{۱۷} به‌عنوان طبقه‌بند صحت‌بازایی هیجانات بین ۳۴٪ تا ۳۶٪ گزارش شده است. در [۷]، از شبکه یادگیری عمیق DLN^{۱۸} در بازشناسی هیجانات از طریق سیگنال EEG بهره گرفته شده است. در این پژوهش از ۳۲ نفر ثبت سیگنال با ۳۲ کانال انجام گرفته است. همچنین برای استخراج ویژگی‌های مهم، الگوریتم PCA^{۱۹} اعمال شده است. نکته‌ی قابل توجه در این پژوهش استخراج ویژگی و طبقه‌بندی به‌صورت جداگانه برای هر کدام از ابعاد انگیزشی و ظرفیت است. نتایج حاصل با اعمال طبقه‌بند SVM و طبقه‌بند Bayes مورد ارزیابی قرار گرفته است. طبق گزارش‌ها پس از طبقه‌بندی مشخص شده است که شبکه DLN بهتر از SVM عمل کرده است. در این پژوهش بخش استخراج ویژگی به‌صورت ثابت در نظر گرفته شده است و در بخش طبقه‌بندی چهار الگوریتم مختلف و ترکیبی استفاده شده است. برای این‌که میزان کارایی روش پیشنهادی مشخص شود از ۳ معیار کمی و معمول استفاده شده است. به همین منظور برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، معیارهای شاخص حساسیت، صحت و اختصاصیت محاسبه شده است. زمانی که بتوان داده‌ها را به دو گروه مثبت و منفی تقسیم کرد، حساسیت به معنی نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش آن‌ها را به درستی به‌عنوان مثبت علامت‌گذاری می‌کند. اختصاصیت به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آن‌ها را به درستی به‌عنوان منفی علامت‌گذاری می‌کند و صحت به

بدهند که هرکدام از داده‌های آموزش در ستون‌های این ماتریس قرار گرفته‌اند و این ماتریس نیز به ترتیب کلاس‌ها در کنار هم قرار گرفته باشد و همچنین بردار نمونه آزمون نیز به صورت $Y \in \mathbb{R}^{m \times n}$ باشد، آنگاه مسئله دسته‌بندی مبتنی بر نمایش تنک به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_1 \quad s.t. \quad y = Y\alpha \quad (5)$$

که در رابطه فوق $a \in \mathbb{R}^n$ برداری تنک بوده و فقط شامل درایه‌های غیر صفر مرتبط با دسته‌ی نمونه آزمون است. با محاسبه مانده‌های^{۲۲} هر کلاس به ازای نمونه آزمون و به دست آوردن کمترین مانده‌ها می‌توان کلاس داده آزمون را به صورت زیر دست آورد.

$$\arg \min_{i=1,\dots,c} r_i(y) = \|y - Y \delta_i\|_2 \quad (6)$$

که اندیس i نشان دهنده تعداد کلاس‌ها و δ_i در رابطه فوق تابع انتخاب‌کننده^{۲۳} برای کلاس i ام است.

$$\delta_i(\alpha_j) = \begin{cases} \alpha_j \\ 0 \end{cases} \quad (7)$$

اما در بسیاری از مسائل عملی، داده‌ی آزمون با نویزی با انرژی محدود همراه بوده و مسئله SRC به صورت زیر تبدیل می‌شود:

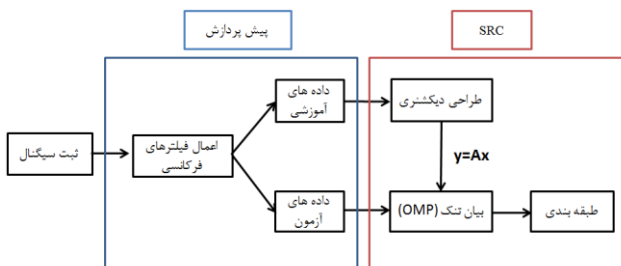
$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_1 \quad s.t. \quad \|y - Y\alpha\|_2 \leq \varepsilon \quad (8)$$

که ε عددی مثبت و کوچک متناسب با انرژی نویز است.

همچنین در مطالعات پیشین از SRC در کاربردهای تشخیص بیماری صرع و تشخیص تصورات حرکتی استفاده شده است که در این مقاله از این روش، به منظور تشخیص دوکلاس هیجانی مثبت و منفی بهره گرفته شده است [۱۰].

۳- بیان الگوریتم پیشنهادی

در این بخش به معرفی روش پیشنهادی برای بازشناسی دو کلاس هیجانی پرداخته شده است. در این راستا، بلوک دیاگرام روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی دو کلاس هیجانی در شکل ۱ نمایش داده شده است. تنوع و پیچیدگی ویژگی‌های استخراجی از سیگنال زمانی که با تنوع روش‌های طبقه‌بندی ادغام می‌شود، حالت‌های متنوع و زیادی را به وجود می‌آورد. چالش اصلی موجود در روش‌های پیشین، عمدتاً پیرامون انتخاب و استخراج ویژگی برای متمایز ساختن کلاس‌های هیجانی از یکدیگر است. در روش پیشنهادی، با بهره‌گیری از SRC، روشی مستقیم و بدون قیدوبندی در استخراج ویژگی برای بازشناسی هیجانات ارائه شده است.



معنی تعداد تشخیص‌های درست دو کلاس نسبت به تمام تشخیص‌های درست و نادرست دو کلاس است. نتایج طبقه‌بندی این پژوهش در تشخیص صحیح بعد ظرفیت $53/42\%$ با انحراف معیار $6/64\%$ و تشخیص صحیح بعد انگیزتگی 52% با انحراف معیار $7/5\%$ گزارش شده است. در [۸]، سه دسته ویژگی در بازشناسی هیجانات با یکدیگر مقایسه شده‌اند. سپس ماتریس ویژگی حاصل، توسط SVM طبقه‌بندی شده است. همچنین فرکانس نمونه‌برداری در این پژوهش 100 هرتز بوده است. نتایج نهایی این مقاله با توجه به تنوع ویژگی‌های استفاده‌شده و اعمال یک مرحله هموارسازی ویژگی برای 6 فرد با صحت 87% گزارش شده است.

الگوریتم پیشنهادی با ارائه‌ی روشی مستقیم بر مبنای تئوری حسگری فشرده^{۲۰} (CS) است و نتایج عملکرد طبقه‌بند بر اساس نمایش تنک سیگنال^{۲۱} (SRC) و بازسازی آن توسط دیکشنری آموزش دیده شده خواهد بود.

ادامه مقاله به صورت زیر تدوین شده است؛ در بخش ۲ مروری کوتاه بر تئوری حسگری فشرده و دسته‌بندی مبتنی بر نمایش تنک شرح داده می‌شود. در بخش ۳ الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۴ پایگاه داده‌های ثبت‌شده و مورد استفاده شرح داده می‌شود و در بخش ۵ نتایج مربوط به شبیه سازی مورد بررسی قرار می‌گیرد. همچنین بخش ۶ مربوط به نتیجه‌گیری است.

۲- دسته‌بندی مبتنی بر نمایش تنک (SRC)

از نظر ریاضی سیگنالی مانند $x \in \mathbb{R}^M$ را تنک از مرتبه‌ی k می‌نامیم هرگاه k تا از نمونه‌های سیگنال غیر صفر و بقیه صفر باشند. از آنجایی که اکثر سیگنال‌های موجود از جمله سیگنال‌های EEG خاصیت تنک بودن را ندارند لازم است که یک ماتریس پایه مانند $\Phi \in \mathbb{R}^{N \times M}$ تعریف شود تا به وسیله‌ی آن بتوان نمایش تنک سیگنال را به دست آورد. در این حالت، اگر بتوان سیگنالی مانند y را در حوزه Φ به صورت $y = \Phi x$ نمایش داد که در آن $x \in \mathbb{R}^M$ و $\|x\|_0 \leq k$ تعداد درایه‌های غیر صفر بردار x را شمارش می‌کند) باشد، می‌گوییم y در پایه‌ی Φ تنک از مرتبه‌ی k است.

مدل نمایش تنک برای نمونه‌های چند الکتروود EEG به صورت زیر است:

$$Y = \Phi X \quad (1)$$

که در آن $Y = (y_1, y_2, \dots, y_s) \in \mathbb{R}^{N \times S}$ ماتریسی شامل S سیگنال EEG است و هر ستون از ماتریس X نشان‌دهنده‌ی یک الکتروود هست. همان ماتریس پایه است و $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M) \in \mathbb{R}^{N \times M}$ نمایش تنک هرکدام از سیگنال‌های مغزی است به گونه‌ای که x_j نمایش تنک مربوط به الکتروود j است.

دسته‌بندی مبتنی بر نمایش تنک به دنبال آن است که نمونه آزمون را به صورت ترکیب خطی نمونه‌های آموزش یک کلاس بیان کند [۹]. اگر مجموعه نمونه‌های آموزش تشکیل ماتریس $Y \in \mathbb{R}^{m \times n}$ را

شکل ۱: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی برای بازشناسی دو کلاس هیجانی مثبت و منفی

۳ پیش پردازش

در ابتدا در قسمت پیش پردازش داده‌ها از دو فیلتر فرکانسی استفاده شده است. یک فیلتر نقطه‌ای در فرکانس ۵۰ هرتز برای حذف نویز برق شهری و یک فیلتر میان گذر برای ثبت فرکانس‌های ۰/۵ تا ۷۰ هرتز بر روی داده‌های ثبت شده اعمال شد، چرا که معمولاً اطلاعات مفید ما در سیگنال EEG عمدتاً در این محدوده‌ی فرکانسی قرار دارند.

۳-۴ طراحی دیکشنری مبتنی بر همبستگی داده‌ها با کمک حداقل مربعات بازگشتی وزن دار^{۲۴} (CBW-RLS)

در حالت کلی دیکشنری به مجموعه‌ای از اتم‌ها (ستون‌های ماتریس) گفته می‌شود که بتوان هر داده مرتبط با آن دیکشنری را به صورت ترکیب خطی از اتم‌های آن دیکشنری نمایش داد. در مرحله به‌روزرسانی دیکشنری، الگوریتم‌ها به دو صورت از داده‌های تعلیمی استفاده می‌کنند. در روش‌های دسته‌ای^{۲۵} در هر تکرار از الگوریتم، تمام داده‌های تعلیمی برای به‌روزرسانی دیکشنری استفاده می‌شوند که معمولاً باعث افزایش پیچیدگی‌های محاسباتی شده و نیازمند حافظه برای نگهداری داده‌های تعلیمی است. در روش‌های یادگیری برخط^{۲۶} در هر تکرار، فقط از داده‌های تعلیمی جدید برای به‌روزرسانی دیکشنری استفاده می‌شود، بدون این‌که داده‌های تعلیمی پیشین در نظر گرفته شود. از مزایای این روش می‌توان به کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی نسبت به روش دسته‌ای اشاره کرد ولی در عوض به دلیل نداشتن حافظه نمی‌تواند از داده‌های پیشین در به‌روزرسانی دیکشنری استفاده کند. روش پیشنهادی CBW-RL برای رفع محدودیت‌های روش‌های پیشین با هدف کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی ارائه می‌شود. در روش پیشنهادی به جای ضرب فراموشی، از همبستگی داده‌ی جدید با داده‌های پیشین استفاده می‌شود و از داده‌هایی که با داده‌ی جدید همبستگی داشته باشند، در به‌روزرسانی اتم‌های دیکشنری و همچنین برای داده‌ی جدید از ضرب تصحیحی که در [۱۱] معرفی شده است، استفاده می‌شود. اگر $Y \in \mathbb{R}^{m \times L}$ سیگنال EEG، $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ماتریس دیکشنری و $X \in \mathbb{R}^{n \times L}$ ضرایب تنک مرتبط با سیگنال باشد. برای مشخص کردن داده‌های همبسته با داده‌ی جدید از روش پیشنهادی در [۱۱] استفاده کرده و $D(y_i)$ و $Y(y_i) \in \mathbb{R}^{m \times o}$ به دست می‌آید، به طوری که $L \geq o$ بوده و $Y(y_i)$ ماتریس کاهش ابعاد یافته‌ی ماتریس Y است که ستون‌های آن ستون‌هایی از ماتریس اصلی Y هست که با بردار y_i همبستگی دارد.

با فرض D_0 به عنوان دیکشنری اولیه و C_0 به عنوان مقدار اولیه ماتریس C اولیه که مانند روش RLS، ماتریس همانی در نظر گرفته شده است، مراحل گام به گام روش پیشنهادی CBW-RLS در شکل ۲ آورده شده است.

الگوریتم (CBW-RLS)

- ۱: مقداردهی اولیه برای C_0 و D_0
- ۲: شروع حلقه ۱ ($i=1:L$)
- ۳: دریافت داده‌ی جدید y_i
- ۴: محاسبه‌ی x_i تنک کدینگ داده‌ی جدید با کمک روش OMP^{۲۷}
- ۵: مشخص کردن $\{d_i\}$ مجموعه اتم‌هایی از D که در نمایش y_i نقش دارند
- ۶: مشخص کردن $Y(y_i) \in \mathbb{R}^{m \times o}$ ، داده‌های همبسته با اتم‌های انتخاب شده در (۵)
- ۷: مشخص کردن $D(y_i)$ ، اتم‌های مورد نیاز برای نمایش داده‌های انتخاب شده
- ۸: شروع حلقه ۲ ($j=1:o$)
- ۹: محاسبه‌ی بردار $u_i(y_i) = C_{i-1}^{-1}(y_i)x_i(y_i)$ ، $x_i(y_i)$: ستون i ام از ماتریس تشکیل شده تنک از ستون i ام ماتریس y
- ۱۰: محاسبه‌ی خطای نمایش تنک
- $r_j(y_i) = y_i(y_i) - D_{j-1}(y_i)x_j(y_i)$: ستون j ام از ماتریس تشکیل شده توسط ستون i ام ماتریس اصلی
- ۱۱: محاسبه‌ی ضرب تصحیح $W_j(y_i)$
- ۱۲: محاسبه‌ی ضرب گام $\alpha_j = \frac{W_j(y_i)}{1 + W_j(y_i)x_j^T(y_i)u_j(y_i)}$
- ۱۳: به‌روزرسانی دیکشنری $D_j(y_i) = D_{j-1}(y_i) + \alpha_j r_j(y_i) u_j^T(y_i)$
- ۱۴: به‌روزرسانی ماتریس C برای تکرار بعدی $C_j^{-1}(y_i) = C_{j-1}^{-1}(y_i) - \alpha_j u_j(y_i) u_j^T(y_i)$
- ۱۵: نرمالیزه کردن اتم‌های دیکشنری $D_j(y_i)$
- ۱۶: پایان حلقه ۲
- ۱۷: جایگذاری اتم‌های به‌روزرسانی شده در دیکشنری D
- ۱۸: به‌روزرسانی ضرب نمایش تنک سیگنال استفاده شده در مرحله ۳
- ۱۹: پایان حلقه ۱

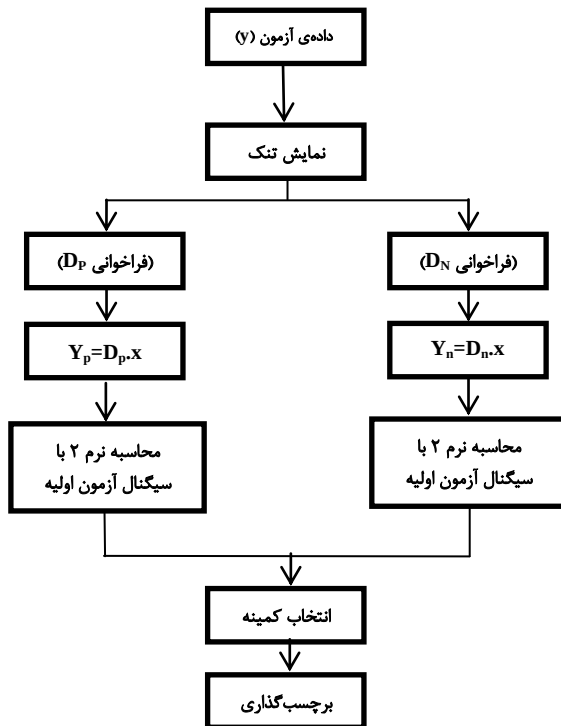
شکل ۲: شبه کد مربوط به الگوریتم پیشنهادی (CBW-RLS)

۳-۴ الگوریتم تعقیب تطبیقی متعامد (OMP)

در مرحله‌ی یافتن نمایش تنک سیگنال، برای هر دو دسته داده‌ی هیجانی آموزش و آزمون از الگوریتم معروف و کاربردی OMP استفاده شده است. OMP یک الگوریتم بازگشتی حریص است. در این روش با توجه به مفروض‌های $y \in \mathbb{R}^m$ و دیکشنری $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ، هدف یافتن $\hat{y}$ به عنوان تقریب تنک سیگنال داده شده y ، بر روی دیکشنری D است. در هر مرحله اتم‌هایی از دیکشنری که دارای بزرگ‌ترین تصویر بر روی سیگنال باقی‌مانده $r = y - \hat{y}$ باشند، انتخاب شده و سپس ضرایب نمایش تنک با کمک این اتم‌ها و روش حداقل مربعات محاسبه می‌شود. در این روش ابتدا $r_0 = y$ و $k = 1$ قرار داده شده و سپس مراحل زیر به ترتیب اجرا می‌شود:

- ۱- یک اتم جدید از دیکشنری با توجه به $\arg \max_{d_w} |r_{k-1}, d_w|$ انتخاب می‌شود.

آموزش و آزمون ۴۰ انتخاب شد. در تشکیل هر ماتریس دیکشنری برای هر هیجان، از ۶۰٪ داده‌ها (۳ داده‌ی آموزشی) استفاده شد. یعنی دیکشنری سه بار به‌روز رسانی شد. برای هم‌گرایی بیشتر این ماتریس دیکشنری و افزایش احتمالی صحت بازشناسی، تکرار الگوریتم ۱۰ بار انتخاب شد، تا در کل دیکشنری به دست آمده برای هر هیجان پس از استفاده از ۳۰ دیکشنری قبلی (به عنوان فرض اولیه) حاصل شود. همچنین با توجه به ابعاد دیکشنری، میزان تنک‌سازی داده‌های آموزش و آزمون، ۴۰ انتخاب شد.



شکل ۳: بلوک دیاگرام مربوط به بخش طبقه‌بندی دو کلاس هیجانی مثبت (D_p) و منفی (D_n)

۴-۴ پایگاه داده‌ی آزمایشگاهی

برای بازشناسی هیجانات از روی سیگنال EEG اقدام به ایجاد یک پایگاه برای دو هیجان مثبت و منفی شده است. برای ارزیابی دو هیجان مثبت و منفی از آزمون ارزیابی SAM در نسخه‌ی کاغذی و ۹ درجه‌ای در فرآیند آزمایش استفاده شد. در این آزمون نمره‌ی پایین‌تر از ۳ پایین محسوب شده و نمره‌ی بالاتر از ۶ بالا محسوب می‌شود [۶]. پیش از ثبت سیگنال از تمام شرکت کنندگان خواسته شد تا فرم رضایت‌نامه (عدم سابقه‌ی بیماری روحی و روانی، عدم داشتن بیماری صرع، عدم استفاده از داروهای روان‌پزشکی، داشتن خواب کافی قبل از آزمون، عدم مصرف غذاهای چرب و مواد کافئین قبل از آزمایش و شست‌وشوی موها قبل از آزمون) را مطالعه کرده و در صورت تمایل به شرکت در آزمون آن را امضا کنند. سپس از شرکت‌کنندگان خواسته شد تا پرسشنامه‌ی خلق‌آنی افسردگی بک^{۲۸} را تکمیل نمایند. پس از تکمیل پرسشنامه، طبق استانداردهای روان‌شناسی آن دسته از

۲ - اتم انتخاب‌شده به $D_k = [d_1, d_2, \dots, d_k]$ مجموعه بردارهای مورد استفاده برای نمایش تنک y اضافه می‌شود.

۳ - تقریب y_k با توجه به D_k جدید به‌روزرسانی شده و ضرایب نمایش تنک با استفاده از روش حداقل مربعات محاسبه می‌شود.

۴ - سیگنال باقی‌مانده $\hat{y} = y - \hat{y}$ به‌روزرسانی می‌شود. شرط توقف الگوریتم می‌تواند بر اساس انتخاب تعداد مشخصی از اتم‌ها، نرم سیگنال باقیمانده و یا بر اساس ماکزیمم ضرب داخلی که در مرحله‌ی ۱ الگوریتم انجام می‌شود، تعیین گردد. روش OMP از نظر پیاده‌سازی روشی ساده بوده و می‌تواند به نحوی برنامه‌ریزی شود تا نمایشی تنک از سیگنال با تعداد عناصر غیرصفر از پیش تعیین شده ارائه دهد که این یک ویژگی مطلوب در تعلیم دیکشنری است [۱۲].

۴-۴ فرآیند طبقه‌بندی

پس از پیش‌پردازش‌های گفته شده و یافتن دیکشنری برای هر کلاس هیجانی، برای هر داده‌ی آزمون از طریق الگوریتم OMP که در بخش ۳-۳ معرفی شد، یک نمایش تنک به ازای هریک از دیکشنری‌های آموزش داده شده در مرحله‌ی قبل به دست آمده و سپس از روی این سیگنال تنک و ۲ دیکشنری مربوط به ۲ کلاس هیجانی (D_n و D_p)، ۲ بازسازی صورت گرفته و سپس تشابه این دو سیگنال با سیگنال آزمون اولیه، طبق تفاضل نرم ۲ (فراپینیوس) محاسبه شده و فرآیند برچسب‌گذاری انجام می‌شود. فرآیند این طبقه‌بندی به صورت یک بلوک دیاگرام در شکل ۳ نشان داده شده است.

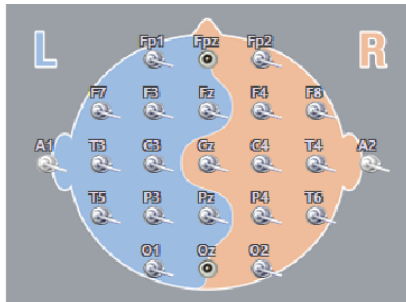
۴-۴ پایگاه داده‌ها

مجموعه‌ی داده‌های مورد استفاده برای ارزیابی در این مقاله شامل دو مورد از مجموعه‌ی داده‌های EEG است. این مجموعه‌ی داده‌ها عبارت‌اند از: پایگاه داده ثبت‌شده از آزمایشگاه علائم حیاتی گروه مهندسی پزشکی دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه تبریز و پایگاه داده دانشگاه شانگهای چین که در مقالات اخیر به عنوان پایگاه داده‌ی مرجع برای ارزیابی نتایج مورد استفاده قرار گرفته است [۸].

۴-۴ پارامترهای مربوط به الگوریتم پیشنهادی

در الگوریتم پیشنهادی طول هر سگمنت پس از سعی و خطا برابر با داده‌ی انتخابی (۱۰۰۰ نمونه) انتخاب شد. بر این اساس ابعاد دیکشنری پیشنهادی 1500×1000 نیز تعیین شد. در فرآیند آموزش و آزمون، ۶۰٪ از داده‌ها برای آموزش و ۴۰٪ از داده‌ها برای ارزیابی مجموعه (با توجه به وجود ۲ کلاس هیجانی در هر فرد ۶ دسته داده برای آموزش و ۴ دسته داده برای داده‌ی آزمون) مورد استفاده قرار گرفته‌اند. همچنین برای نشان دادن مقاومت روش پیشنهادی در مقابل نویزی بودن سیگنال، نویز سفید گوسی با سطح سیگنال به نویز ۳۰ دسی‌بل به صورت دستی به داده‌ها اعمال شد. میزان تنک‌سازی سیگنال با توجه به ابعاد دیکشنری (1500×1000)، برای داده‌های

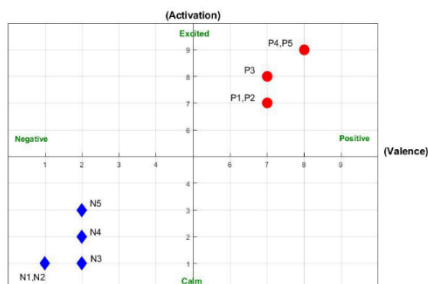
برای تحریک هیجان مثبت و منفی در افراد از تحریک موسیقایی استفاده شد. هر قطعه موسیقی به مدت یک دقیقه پخش شده و بین هر دو قطعه پانزده ثانیه سکوت برای جلوگیری از انتقال جانب دارانه‌ی هیجان، در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است برای القای بهتر از پخش با بلندگو اجتناب شده و از هدفون با توجه به نویز کمتر برای پخش موسیقی استفاده شده است. برای جلوگیری از بروز نویزهای حرکتی، هر سوژه پس از گوش دادن به محرک موسیقایی، بلافاصله مجدداً با همان ترتیب شروع به گوش دادن و پر کردن پرسشنامه کرده و طبق مطالب فوق، ارزش‌گذاری و برچسب زده شده است.



شکل ۴: تصویر شماتیک ۲۳ الکترود بر روی سر



شکل ۵: تصویر یکی از افراد در حین فرآیند ثبت سیگنال EEG



شکل ۶: نتیجه اعتبارسنجی SAM پیرامون میزان القای مؤثر محرک هیجانی (۱۰ قطعه موسیقی) برای سوژه اول

شرکت‌کنندگانی که نمره‌ی بالاتر از ۲۱ در این آزمون به دست آورده‌اند از فرآیند پردازش و نتیجه‌گیری کنار گذاشته شده‌اند. برای ثبت سیگنال از ۱۶ نفر (۶ زن و ۱۰ مرد) در بازه‌ی سنی ۲۰ تا ۲۸ سال دعوت به همکاری شد. سیگنال EEG افراد در حال گوش دادن به موسیقی ثبت شد. کلیه ثبت‌های انجام‌شده در نور و دمای کنترل‌شده محیط (۲۴ درجه‌ی سانتی‌گراد) در ساعات ۹ صبح الی ۱۴ ظهر انجام پذیرفته است تا افراد احساس خستگی نداشته باشند. یک صندلی راحتی برای نشستن افراد به‌منظور القا بهتر و جلوگیری از نویزهای حرکتی تهیه شد. همچنین برای جلوگیری از نویز EOG^۲ از تمامی افراد خواسته شد تا در فرآیند ثبت سیگنال، چشمانشان را بسته نگاه‌دارند. برای ثبت سیگنال از دستگاه ۲۱ کاناله Encephalan شرکت مدیکام (Medicom) استفاده شده است. در مورد آرایش الکترودها بر روی سر، از سیستم استاندارد بین‌المللی ۱۰-۲۰ استفاده شده است. فرکانس نمونه‌برداری در هنگام ثبت ۲۵۰ هرتز با تطبیق امپدانس ۱۰ کیلو اهم بوده است. تعداد الکترودهای دستگاه ثبت سیگنال آزمایشگاه ۲۱ الکترود بود که در مرحله پردازش توسط نرم‌افزار متلب طبق استاندارد، عملاً ۱۹ کانال در اختیار قرار گرفته است. به دلیل راحتی و تنظیم صحیح الکترودها بر روی سر، از کلاه مخصوص آن استفاده شده است. برای ثبت سیگنال، از مونتاژ استاندارد بیس مونوپولار استفاده شده است. در این مونتاژ، تفاضل الکترودهای نیم‌کره‌ی سمت راست مغز با الکترود مجاور گوش سمت راست (A2) و تفاضل سیگنال‌های نیم‌کره‌ی سمت چپ مغز با الکترود مجاور گوش سمت چپ (A1) محاسبه می‌شود. مکان الکترودها در شکل ۴ نشان داده شده است. همچنین در شکل ۵ نمایی از ثبت سیگنال یکی از شرکت‌کنندگان نشان داده شده است. شرح نتایج آزمون افسردگی بک و خود ارزیابی مانکن، در جدول ۱ نمایش داده شده است. به عنوان مثال طبق جدول ۱، فرد شماره ۳ به دلیل عدم تطابق پاسخ به سؤال کنترلی در آزمون SAM (میانگین بعد انگیزندگی القایی بالاتر از ۳ است) از روند پردازش کنار گذاشته شده است. جزئیات نتیجه‌ی اعتبارسنجی القای هیجان توسط آزمون خود ارزیابی مانکن، برای فرد شماره ۱ در شکل ۶ نمایش داده شده است. همانطور که در شکل ۶ و جدول ۱ نشان داده شده است، فرد شماره ۱ با میانگین بعد ظرفیت القایی هیجان مثبت ۹ (بزرگ‌تر از ۶) و میانگین بعد انگیزندگی القایی هیجان منفی (کوچک‌تر از ۳) و نمره افسردگی بک ۱۶ ($21 > 16$) وارد روند پردازش شده است.

جدول ۱: اعتبارسنجی افراد شرکت‌کننده در فرآیند ثبت سیگنال EEG به منظور بازشناسی هیجانات مثبت و منفی

شماره سوژه	جنسیت	سن	نمره افسردگی بک	میانگین بعد ظرفیت القایی هیجان مثبت	میانگین بعد انگیزندگی القایی هیجان مثبت	میانگین بعد ظرفیت القایی هیجان منفی	میانگین بعد انگیزندگی القایی هیجان منفی	نتیجه اعتبارسنجی	علت حذف سوژه از مرحله‌ی پردازش
۱	پسر	۲۵	۱۶	۹	۹	۱/۸	۱	✓	-
۲	پسر	۲۴	۲۲	۶/۸	۶/۲	۳/۶	۲	*	افسردگی بک ($22 > 21$)
۳	دختر	۲۷	۱۹	۶/۲	۷/۴	۴/۲	۴/۶	*	عدم تطابق پاسخ به سؤال کنترلی در آزمون SAM
۴	پسر	۲۴	۴	۷/۴	۷/۶	۲/۴	۲/۶	✓	-

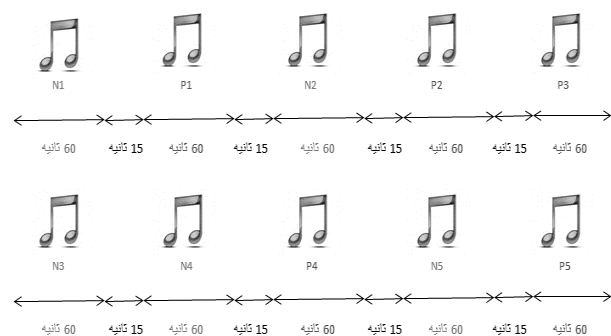
۵	پسر	۲۴	۰	۵/۸	۵	۴/۴	۵/۶	*	عدم تطابق پاسخ به سؤال کنترلی در آزمون SAM
۶	پسر	۲۸	۱۰	۵/۶	۵/۴	۲	۱/۶	*	عدم القای مورد نظر در کلاس هیجانی مثبت
۷	پسر	۲۸	۱۳	۷/۲	۷/۴	۳/۸	۳/۸	*	عدم القای مورد نظر در کلاس هیجانی منفی
۸	پسر	۲۰	۱۹	۷/۸	۷/۴	۲/۸	۳	✓	-
۹	پسر	۲۶	۹	۷/۴	۷	۳/۴	۵/۴	*	عدم القای مورد نظر در کلاس هیجانی منفی
۱۰	دختر	۲۳	۹	۶/۸	۶/۶	۳/۸	۳/۲	*	عدم القای مورد نظر در کلاس هیجانی منفی
۱۱	دختر	۲۵	۲۲	۷/۸	۸	۴/۵	۳	*	افسردگی بک (۲۲>۲۱)
۱۲	دختر	۲۷	۱	۸/۶	۸/۶	۲	۱/۲	✓	-
۱۳	دختر	۲۹	۹	۶	۶	۲	۱/۲	✓	-
۱۴	پسر	۲۶	۸	۸	۸	۱/۸	۱/۶	✓	-
۱۵	دختر	۲۵	۱۲	-	-	-	-	-	نویز حرکتی و نویز EOG
۱۶	پسر	۲۷	۰	۷/۴	۸	۱/۸	۲	✓	-

P2	القای هیجان مثبت	شش و هشت آذری
P3	القای هیجان مثبت	شش و هشت بندری
N3	القای هیجان منفی	قطعه افشاری
		اثر سهراب پورناظری
N4	القای هیجان منفی	پیش‌درآمد اصفهان
		اثر محمدرضا لطفی
P4	القای هیجان مثبت	شش و هشت فارسی
N5	القای هیجان منفی	پیش‌درآمد دشتی
		اثر حسین علیزاده
		و کیهان کلهر
P5	القای هیجان مثبت	شش و هشت بندری

تم و حالت موسیقی یک تأثیر عمومی و فیزیولوژیک داشته و هر فردی با مکانیسم ذهنی و عاطفی مختلف را تحت تأثیر قرار می‌دهد. اما اندازه و شدت این تأثیر بستگی به وضعیت سلول‌های عصبی، سابقه‌ی ذهنی و عادت شنونده دارد. برای تحریک موسیقایی در افراد مورد آزمایش برای دو هیجان مثبت و منفی، طبق [۱۲] تم حزین برای القای هیجان منفی و تم هیجانی (هیستیریکال) برای القای هیجان مثبت استفاده شد. جدول ۲ جزئیات موسیقی‌های انتخابی برای هر تم و شکل ۷ ترتیب نحوه‌ی پخش محرک موسیقایی برای افراد شرکت‌کننده را نشان می‌دهد. به‌دلیل اعتباردهی بهتر، انتخاب داده‌ها برای آموزش و آزمون به‌صورت تصادفی انتخاب شده است و ترتیب مشخص و استاتیکی نداشته است.

۴-۳- پایگاه داده مربوط به دانشگاه شانگهای چین

ثبت سیگنال با تحریک بینایی از ۶ فرد (۳ مرد و ۳ زن) در بازه‌ی سنی ۱۸ الی ۲۵ سال با میانگین سنی ۲۲/۱ انجام شده است. دستگاه مورد استفاده برای ثبت دارای ۱۲۸ کانال (Neuro Scan .ESI-128) با تطبیق امپدانس ۵ کیلو اهم بوده است که طبق استاندارد بین‌المللی ۱۰-۲۰، ۵۶ کانال آن مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین نرخ فرکانس نمونه‌برداری ثبت داده‌ها ۱۰۰۰ هرتز بوده است که با کاهش نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. محرک‌های مثبت و منفی به‌صورت فیلم (۱۲ فیلم شاد و احساسی) با بازه زمانی ۴۵ ثانیه‌ای از هر محرک در طول فرآیند ثبت سیگنال به افراد نشان داده شده است. پس از پخش ۴۵ ثانیه‌ای از هر فیلم ۱۵ ثانیه به‌منظور بازنشانی هیجان با نمایش یک صفحه‌ی خالی برای افراد شرکت‌کننده در نظر گرفته شده است.



شکل ۷: فرآیند تحریک موسیقایی برای بازشناسی هیجانات

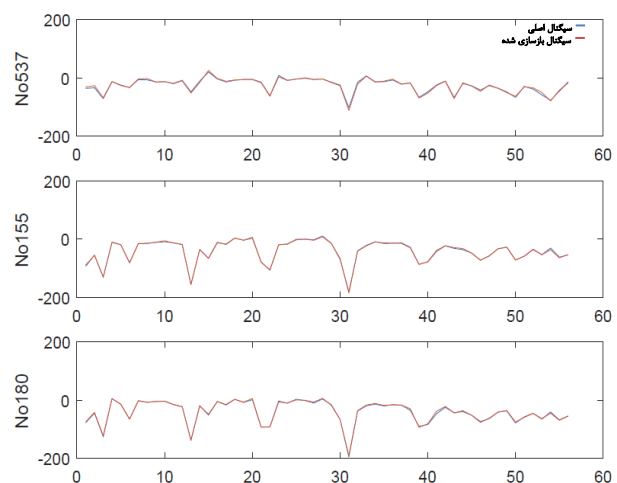
جدول ۲: ترتیب و نوع موسیقی استفاده‌شده برای تحریک هیجانی مثبت (P1) و تحریک هیجانی منفی (N1)

آهنگ استفاده‌شده	معنی	علامت اختصاری
پیش‌درآمد اصفهان اثر محمدرضا لطفی	القای هیجان منفی	N1
شش و هشت آذری	القای هیجان مثبت	P1
پیش‌درآمد همایون اثر فرامرز پایور	القای هیجان منفی	N2

۵- نتایج شبیه‌سازی

۵-۱- نتایج حاصل از ارزیابی و بازسازی سیگنال

در کورولیشن مکانی با انتخاب طول‌های متفاوت و تکرار الگوریتم، مشاهده شد که با افزایش طول سگمنت، دقت بازسازی سیگنال و سرعت اجرای الگوریتم، هر دو بهبود می‌یابد، بنابراین هر سگمنت برابر با داده‌ی انتخابی یعنی ۱۰۰۰ درایه (۴ ثانیه از یک قطعه‌ی ۶۰ ثانیه‌ای از وسط سیگنال: با فرض القای بهتر) انتخاب شد. همچنین در روش پیشنهادی کل سیگنال مورد نیاز نبوده و آموزش دیکشنری در سگمنت‌های هم اندازه کافی می‌باشد. طول ۴ ثانیه نیز به‌صورت آزمون و خطا به دست آمده است (در صورت افزایش طول از چهار ثانیه، عملکرد تغییر چندانی نمی‌کند، کاهش طول نیز منجر به بدتر شدن عملکرد می‌شود). در شکل ۸ بازسازی یک سیگنال نمونه مربوط به هیجان مثبت برای پایگاه دوم نشان داده شده است. از شکل ۸ مشاهده می‌شود که سیگنال اصلی و سیگنال بازسازی شده کاملاً برهم منطبق هستند که این امر عملکرد بسیار خوب یادگیری دیکشنری ارائه شده را نشان می‌دهد. در طول آزمایش مشاهده شد با افزایش طول سگمنت، سیگنال اصلی و سیگنال بازسازی شده بر یک‌دیگر، تطابق بیشتری پیدا می‌کنند. همچنین به منظور یکسان سازی تنظیمات الگوریتم پیشنهادی بر روی دو پایگاه داده، تعداد نمونه‌های اخذ شده برابر انتخاب شده است که منجر به دیکشنری‌های با طول یکسان شده است.



شکل ۸: نمونه‌ای از بازسازی سیگنال در سه لحظه‌ی مختلف با ۵۶ کانال مربوط به هیجان مثبت سوزی اول (سیگنال با رنگ آبی بیان گر سیگنال اصلی و سیگنال با رنگ قرمز نشان‌دهنده سیگنال بازسازی شده است)

۵-۲- نتایج حاصل از طبقه‌بندی

نتایج روش پیشنهادی با آزمودن بر روی پایگاه داده‌ی اول (۷ فرد مورد پذیرش قرار گرفته) و پایگاه داده‌ی دوم (۶ فرد) با بیان سه معیار کمی حساسیت^{۲۸}، اختصاصیت^{۲۹} و صحت^{۳۰} در جدول‌های ۳ و ۴ نمایش

داده شده است. توجه به نتایج جدول‌های ۳ و ۴ مشاهده می‌شود درصد صحت الگوریتم برای پایگاه داده‌ی اول و دوم به ترتیب ۸۰/۹۵٪ و ۸۴/۷۲٪ است. در مورد دلیل پایین بودن درصد صحت پایگاه داده اول نسبت به پایگاه داده‌ی دوم، می‌توان به متفاوت بودن در تحریک هیجان و کم‌بودن تعداد کانال‌های پایگاه اول اشاره داشت. همچنین طبق جدول‌های ۳ و ۴ مشاهده می‌شود حساسیت روش پیشنهادی برای پایگاه داده‌ی اول و دوم به ترتیب ۷۶/۱۸٪ و ۸۶/۱۰٪ است. همچنین تأیید صحت نتایج روش پیشنهادی با الگوریتم leave one out بر روی پایگاه داده‌ی اول و دوم در جدول ۵ و ۶ نشان داده شده است که نشان‌دهنده عملکرد مشابهی در مقایسه با جدول‌های ۳ و ۴ است.

زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برای آموزش هر دیکشنری ۱۸ دقیقه است، یعنی برای آموزش دو دیکشنری (برای دو کلاس هیجانی) در مجموع ۳۶ دقیقه زمان صرف و پس از آموزش دیکشنری‌ها توسط داده‌های آموزشی تنها ۶ ثانیه زمان برای طبقه‌بندی کل داده‌های آزمون صرف شده است.

جدول ۳: نتایج صحت، دقت و حساسیت روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی اول

شماره سوزی	ACC	TPR	TNR
۱	۷۵	۶۶/۶۶	۸۳/۳۳
۴	۷۵	۶۶/۶۶	۱۰۰
۸	۹۱/۶۶	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳
۱۲	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳
۱۳	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳
۱۴	۷۵	۶۶/۶۶	۸۳/۳۳
۱۶	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳
میانگین	۸۰/۹۵	۷۶/۱۸	۸۵/۷۱

جدول ۴: نتایج صحت، دقت و حساسیت روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی دوم

شماره سوزی	ACC	TPR	TNR
۱	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳	۱۰۰
۲	۱۰۰	۱۰۰	۸۳/۳۳
۳	۷۵	۸۳/۳۳	۶۶/۶۶
۴	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳	۸۳/۳۳
۵	۹۱/۶۶	۱۰۰	۸۳/۳۳
۶	۷۵	۶۶/۶۶	۸۳/۳۳
میانگین	۸۴/۷۲	۸۶/۱۰	۸۳/۳۳

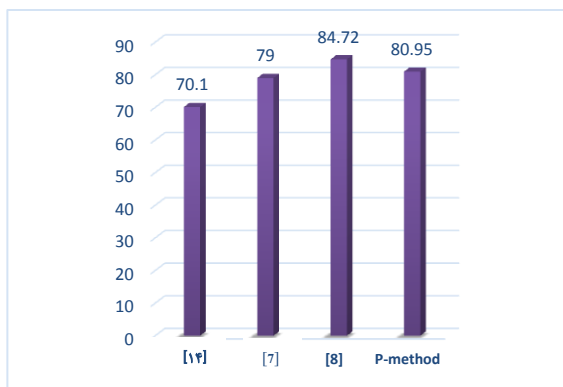
جدول ۵: نتایج الگوریتم leave one out بر روی پایگاه داده‌ی اول

شماره سوزی	ACC	TPR	TNR
------------	-----	-----	-----

داده‌های ثبت‌شده و همچنین داده‌های ثبت‌شده توسط [۸]، نشان داده شده است که با توجه به این موضوع که تعداد کانال‌های ثبت EEG در داده‌های ثبت شده با محرک صوتی به مراتب کمتر است، اما نتایج به دست آمده از عملکرد طبقه‌بند قابل مقایسه با نتایج حاصل از محرک ویدیویی به دست آمده با تعداد کانال‌های بیشتر است. با توجه به نزدیک بودن صحت الگوریتم نسبت به هر دو پایگاه داده، می‌توان از الگوریتم پیشنهادی برای هر نوع پایگاه داده‌ای برای تفکیک دو کلاس هیجانی مثبت و منفی با هدف استفاده در سیستم‌های BCI استفاده کرد.

جدول ۷: مقایسه روش پیشنهادی با پژوهش‌های پیشین

روش	تعداد کلاس‌های هیجانی	نوع محرک	صحت (%)
مرجع [۱۳]	۲	موزیک ویدیو	۷۰/۱۰
مرجع [۷]	۲	فیلم	۷۹
مرجع [۸]	۲	فیلم	۸۴/۷۲
روش پیشنهادی	۲	موسیقی	۸۰/۹۵



شکل ۹: مقایسه صحت روش پیشنهادی با مطالعات پیشین (محور عمودی بیانگر درصد صحت الگوریتم‌ها و محور عمودی بیانگر شماره مرجع مطالعات پیشین با روش پیشنهادی است)

۶ نتیجه‌گیری

همان‌طور که در بخش اول به آن اشاره شد، چالش عمده در بازشناسی هیجانات انتخاب ویژگی متمایزکننده هیجانات از یکدیگر بود، که ادغام آن با روش‌های مختلف طبقه‌بندی منجر به پدید آمدن نتایج مختلف و متفاوت شده بود. روش پیشنهادی این مقاله بدون استفاده از روش‌های عمدتاً پیچیده طبقه‌بندی، منجر به حذف بلوک انتخاب ویژگی شده و بدون استخراج ویژگی‌های متداول، مستقیماً از روی خود سیگنال EEG موفق به بازشناسی دو کلاس هیجانی مثبت و منفی با صحت بالای ۸۰٪ شده است. در روش پیشنهادی با در نظر گرفتن همبستگی، به‌روزرسانی اتم‌ها با کمک داده‌های مرتبط با آن‌ها صورت گرفته و داده‌های غیر همبسته تأثیری در به‌روزرسانی اتم‌ها

۱	۷۰	۶۰	۸۰
۴	۷۰	۶۰	۸۰
۸	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۲	۸۰	۶۰	۱۰۰
۱۳	۹۰	۱۰۰	۸۰
۱۴	۷۰	۶۰	۸۰
۱۶	۹۰	۱۰۰	۸۰
میانگین	۸۱/۴۲	۷۷/۱۴	۸۵/۷۱

جدول ۶: نتایج الگوریتم leave one out بر روی پایگاه داده‌ی دوم

شماره سوژه	ACC	TPR	TNR
۱	۸۰	۱۰۰	۶۰
۲	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۳	۷۰	۸۰	۶۰
۴	۹۰	۱۰۰	۸۰
۵	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۶	۷۰	۸۰	۶۰
میانگین	۸۵	۹۳/۳۳	۷۶/۶۶

۵-۴ مقایسه با پژوهش‌های پیشین

از سه معیار ارزیابی شده (اختصاصیت، حساسیت و صحت) فقط معیار کمی صحت در مطالعات پیشین مورد بررسی قرار گرفته است، بنابراین شاخص مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی با مقالات مرتبط در زمینه‌ی بازشناسی هیجانات دو کلاسه، همان معیار کمی صحت است. نتایج مقایسه‌ی روش پیشنهادی با نتایج سه مطالعه‌ی پیشین در جدول ۷ و شکل ۹ نشان داده شده است. همان‌طور که در جدول ۷ و شکل ۹ مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی و روش [۸] صحت بالای ۸۰٪ را برای جداسازی دو کلاس هیجانی مثبت و منفی ارائه می‌دهند. مزیت روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها در بلوک استخراج ویژگی است. در مطالعات پیشین از روش‌های متداول مثل تبدیل موجک، تجزیه حالت تجربی و... برای استخراج ویژگی از سیگنال استفاده شده است که انتخاب موجک مادر، تعداد سطوح تجزیه، اختلاط مودها و کاهش سرعت الگوریتم از جمله مشکلات رایج در آن‌ها است. روش پیشنهادی با هدف کاهش پیچیدگی محاسباتی و بدون استفاده از روش‌های معمول طبقه‌بندی، منجر به حذف بلوک انتخاب ویژگی می‌شود و بدون استفاده از الگوریتم‌های استخراج ویژگی متداول، مستقیماً از روی خود سیگنال EEG موفق به بازشناسی دو کلاس هیجانی مثبت و منفی با صحت ۸۰/۹۵٪ برای پایگاه داده‌ی اول و ۸۴/۷۲٪ برای پایگاه داده‌ی دوم خواهد شد. همچنین یکی از اهداف اصلی این پژوهش استفاده از محرک صوتی برای القای هیجانات به علت راحتی و سرعت عمل بیشتر و مقایسه عملکرد محرک صوتی با محرک بینایی بوده است. لذا با شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی

مراجع

- [1] S. Sanei and J. A. Chambers, *EEG signal processing*, John Wiley & Sons, 2013.
 - [2] S. Sanei, *Adaptive processing of brain signals*, John Wiley & Sons, 2013.
 - [3] K. R. Scherer, "What are emotions? And how can they be measured?," *Social science information*, vol. 44, no. 4, pp. 695-729, 2005.
 - [4] K. Schaaff and T. Schultz, "Towards emotion recognition from electroencephalographic signals," in *Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops, Amsterdam, Netherlands, IEEE 3rd International Conference on ACII2009*, pp. 1-6, 2009.
 - [5] M. Murugappan, M. Rizon, R. Nagarajan, S. Yaacob, I. Zunaide, and D. Hazry, "EEG feature extraction for classifying emotions using FCM and FKM," *International journal of Computers and Communications*, vol. 1, no. 2, pp. 21-25, 2007.
 - [6] R. Jenke, A. Peer, and M. Buss, "Feature extraction and selection for emotion recognition from EEG," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 5, no. 3, pp. 327-339, 2014.
 - [7] S. Jirayucharoensak, S. Pan-Ngum, and P. Israsena, "EEG-based emotion recognition using deep learning network with principal component based covariate shift adaptation," *The Scientific World Journal*, vol. 4, no. 3, pp. 213-232, 2014.
 - [8] X. W. Wang, D. Nie, and B. L. Lu, "Emotional state classification from EEG data using machine learning approach," *Neurocomputing*, vol. 129, pp. 94-106, 2014.
 - [9] A. Y. Yang, J. Wright, Y. Ma, and S. S. Sastry, "Feature selection in face recognition: A sparse representation perspective," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 4, no. 3, pp. 212-232, 2007.
 - [10] Y. Shin, S. Lee, J. Lee and H. N. Lee, "Sparse representation-based classification scheme for motor imagery-based brain-computer interface systems," *Journal of Neural Engineering*, vol. 9, no. 5, 2012.
 - [11] F. J. Herrmann, M. P. Friedlander, and O. Yilmaz, "Fighting the curse of dimensionality: Compressive sensing in exploration seismology," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 29, no. 3, pp. 88-100, 2012.
 - [12] S. Mallat and Z. Zhang, "Matching pursuit with time-frequency dictionaries," *Courant Institute of Mathematical Sciences New York United States*, vol. 1, no. 2, pp. 81-90, 1993.
- ۱۳/ علی محمدی زاده، «کاربردهای موسیقی درمانی در زمینه‌های روان‌پزشکی، پزشکی و روانشناختی به انضمام موسیقی و عرفان، طبقه‌بندی تم‌های موسیقی، موسیقی درمانی و وحدت جهانی»، تهران: اسرار دانش، ۱۳۸۰.
- [14] T. F. Bastos Filho, A. Ferreira, A. C. Atencio, S. Arjunan, and D. Kumar, "Evaluation of feature extraction techniques in emotional state recognition," *IEEE 4th international conference on Intelligent*

نمی‌گذارند. با این ایده در واقع برای داده‌های همبسته با داده، ضریب فراموشی یک و برای داده‌های ناهمبسته ضریب فراموشی صفر در نظر گرفته شده است که باعث می‌شود برای نگهداری داده‌های قبلی نیاز به حافظه‌ی کمتری باشد و با کاهش تعداد داده‌ها، سرعت اجرای برنامه نیز افزایش می‌یابد. در روش پیشنهادی با اضافه کردن ضریب تصحیح، تابع هزینه بهبود داده شد تا به این ترتیب مطابقت داده‌ها با دیکشنری برای به‌روزرسانی آن در نظر گرفته شده و داده‌ها تأثیر متناسب و درستی در به‌روزرسانی دیکشنری داشته باشند.

سپاسگزاری

این پژوهش به موجب قرارداد با کد پیگیری ۳۶۰۱ توسط ستاد توسعه علوم و فناوری‌های شناختی ایران مورد حمایت قرار گرفته است.

India, pp. 1-6, 2012

Human Computer Interaction (IHCI), Kharagpur,

زیر نویس ها

- ¹ Emotions
- ² Pol Colingina
- ³ Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)
- ⁴ Electroencephalography (EEG)
- ⁵ Near-Infrared Spectroscopy (NIRS)
- ⁶ Brain-Computer Interface (BCI)
- ⁷ Pleasant
- ⁸ Neutral
- ⁹ Unpleasantness
- ¹⁰ Fast Fourier Transform (FFT)
- ¹¹ Support Vector Machine (SVM)
- ¹² Relaxation
- ¹³ Linear Regression
- ¹⁴ Fuzzy Clustering
- ¹⁵ International Affective Picture system (IAPS)
- ¹⁶ Self-Assessment Manikin (SAM)
- ¹⁷ Quadratic Discriminant Analysis (QDA)
- ¹⁸ Deep Learning Network (DLN)
- ¹⁹ Principal Component Analysis (PCA)
- ²⁰ Compressed Sensing
- ²¹ Sparse Representation-Based Classification
- ²² Residue
- ²³ Selection Function
- ²⁴ Correlation Based Weighted Recursive Least Squares Dictionary Update (CBW-RLS)
- ²⁵ Batch
- ²⁶ Online
- ²⁷ Orthogonal Matching Pursuit
- ²⁸ Sensitivity
- ²⁹ Specificity
- ³⁰ Accuracy