

Vol. 14/ No. 54/Winter 2025

Research Article

Imagined Movement Recognition in People with Disabilities Using Common Sparse Spatio Spectral Pattern (CSSSP) and Sequential Features Selection (SFS)

Alireza Pirasteh, PhD Student¹  | Manouchehr Shamseini Ghiyasvand, Assistant Professor^{2*}  | Majid Pouladian, Associate Professor³ 

¹Department of Biomedical Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
st_ar_pirasteh@azad.ac.ir

²Department of Biomedical Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
M_ghiyasvand@azad.ac.ir

³Department of Biomedical Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
pouladian@srbiau.ac.ir

Correspondence

Manouchehr Shamseini Ghiyasvand, Assistant Professor of Biomedical Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
M_ghiyasvand@azad.ac.ir

Received: 7 March 2023

Revised: 1 May 2023

Accepted: 8 June 2023

Abstract

Motor Imagery is a mental process that includes preparation for movement. The brain interface system intends to prepare direct connectivity between the brain and the computer to be aware of the requests of an individual and use them as a control signal for external devices. Motion imaging events occur in the three main frequency bands: beta, mu, and gamma. After preprocessing the EEG data, the next step is to apply various types of filters in order to reduce any residual noise present in the signal. Numerous functional imaging studies showed that motion-imaging results from the specific activation of neural circuits involved in the early stages of motor control. Studies have shown that the CSP algorithm performs better than other algorithms. Due to the lack of a suitable frequency band, the results of the frequency-dependent CSP method are not satisfactory, so the CSSP is similar to the FIR filter, but since this filter does not have all the coefficients of an FIR filter, the presence of noise in the EEG signal can lead to suboptimal definition of the frequency filter. The CSSSP algorithm was used to solve this problem. With using sequential feature selection for feature extraction, it was revealed that CSSSP performance has been better compared to the CSP and CSSP in most cases and the average accuracy was 92.55%.

Keywords: EEG Signal Processing, CSP, CSSP, CSSSP, SFS, Features Extraction, Motor Imagery.

Highlights

- Use a new method based on CSP, but with the aim of decrease drawbacks, so the CSSSP method was used.
- CSSSP performs both spatial optimization and frequency optimization.
- CSSSP simultaneously optimizes a flexible FIR filter with CSP analysis.

Citation: A. Pirasteh, M. Shamseini Ghiyasvand, and M. Pouladian “Imagined Movement Recognition in People with Disabilities Using Common Sparse Spatio Spectral Pattern (CSSSP) and Sequential Features Selection (SFS),” *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 14, no. 54, pp. 83–92, 2025, doi: 10.30495/jce.2023.1981368.1196, [in Persian].

مقاله پژوهشی

بازشناخت تصور حرکتی در افراد دارای معلولیت با استفاده از الگوی طیفی فضای پراکنده مشترک (CSSSP) و انتخاب ویژگی‌های متوالی (SFS)

علیرضا پیراسته^۱ | منوچهر شمسینی غیاثوند*^۲ | مجید پولادیان^۳

چکیده:

تصور حرکتی یک فرآیند ذهنی به منظور آمادگی جهت حرکت است. سیستم رابط مغزی، ارتباط مستقیم بین مغز و رایانه را برای آگاهی از درخواست های یک فرد و استفاده از آنها به عنوان سیگنال کنترلی برای دستگاه های خارجی آماده مینماید. پیش پردازش، استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی سیگنال ها مراحل اصلی مطالعه هستند. رویدادهای تصور حرکتی در سه باند فرکانسی بتا، مو و گاما رخ می‌دهند. پس از پیش پردازش داده های EEG (Electroencephalogram) مرحله بعدی اعمال فیلترهایی به منظور کاهش نویز موجود در سیگنال است. در ادامه روش های مختلف استخراج ویژگی و طبقه بندی تصور حرکتی بر روی داده ها پیاده سازی می شود. مطالعات تصویربرداری عملکردی نشان داده است که تصور حرکتی از فعال شدن مدارهای عصبی درگیر در مراحل اولیه کنترل حرکتی ناشی می‌شود. مطالعات نشان داده است که الگوریتم CSP (Common Spatial Pattern) بهتر از سایر الگوریتم ها در تصور ذهنی حرکتی عمل می کند. به دلیل عدم وجود باند فرکانسی مناسب، نتایج روش CSP وابسته به فرکانس رضایت بخش نیست، بنابراین CSSP (Common Spatio-Spectral Pattern) مشابه فیلتر FIR (Finite Impulse Response) است، اما از آنجایی که این فیلتر تمام ضرایب یک فیلتر FIR را ندارد، وجود نویز در سیگنال EEG می تواند به تعریف نابهینه فیلتر فرکانس منجر شود. برای حل این مشکل از روش CSSSP (Common CSSSP) (Sparse Spatio Spectral Pattern) استفاده شده است. با بکارگیری روش پیشنهادی CSSSP با استفاده از انتخاب متوالی ویژگی برای استخراج ویژگی SFS (Sequential Feature Selection) عملکرد CSSSP در بیشتر موارد در مقایسه با CSP و CSSP بهتر بوده و میانگین دقت ۹۲/۵۵ درصد بوده است.

کلید واژه‌ها: پردازش سیگنال EEG, Motor Imagery, CSP, CSSP, CSSSP

۱ گروه مهندسی پزشکی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران st_ar_pirasteh@azad.ac.ir

۲ گروه مهندسی پزشکی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران M_ghiyasvand@azad.ac.ir

۳ گروه مهندسی پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران pouladian@srbiau.ac.ir

نویسنده مسئول

*منوچهر شمسینی غیاثوند، استاد یار، گروه مهندسی پزشکی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران M_ghiyasvand@azad.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۶ اسفند ۱۴۰۱

تاریخ بازنگری: ۱۱ اردیبهشت ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۸ خرداد ۱۴۰۲

<https://doi.org/10.30495/jce.2023.1981368.1196>

۱-مقدمه

کمک به افراد دارای معلولیت، در همه گیری کروناویروس (کووید-۱۹) به طور فزاینده ای نیاز به فناوری های نوظهور را برجسته می کند. همانطور که می دانیم، سیستم های BCI^۱ برای حل چالش های مهم بر روی کیفیت زندگی افراد دارای معلولیت و

^۱ Brain Computer Interface

بهبود مستقل افراد معلول در انجام فعالیت های روزانه به کار گرفته شده اند [۱]. مشکلاتی که پس از عوارض طناب نخاعی ایجاد می شود منجر به محدودیت حرکتی در افراد حتی تا پایان عمر بیمار می شود. پیشرفت های صورت گرفته در ارتباط بین مغز انسان و کامپیوتر، طبقه بندی فعالیت های مغز و تبدیل آن به فرمان کنترلی برای کامپیوتر یا وسیله ای خاص مانند ویلچر یا بازوی مکترونیک را ممکن می سازد. هدف استفاده از سیستم BCI به طور کلی ایجاد توانایی از دست رفته در فرد با کمک ساختارهای مکترونیک و هوش مصنوعی است. هنگام استفاده از سیستم BCI به طور کلی ایجاد توانایی از دست رفته در فرد با کمک تجزیه و تحلیل کرد و رفتارهای مختلف را در بازه های زمانی یا فرکانس های مختلف بررسی کرد. سیگنال های نوسانی دریافتی از مغز یک بعدی هستند و با گذشت زمان تغییر می کنند. زمانی که فرد در حالت عادی قرار دارد و درگیر فعالیت خاصی نیست، سیگنال های مغزی را می توان به طور مداوم و یکنواخت دریافت کرد. فرکانس نوسانات سیگنال دریافتی متناسب با سطح هوشیاری و میزان تمرکز فرد و وضعیت روحی و روانی او، در شش محدوده فرکانسی مختلف است. رابط های مغز و رایانه که از سیگنال های مغزی استفاده می کنند باید بتوانند حالات ذهنی را از فعالیت مغز آنلاین تشخیص دهند. در سال ۲۰۰۶، Guido Dornhege یک رویکرد جدید را معرفی کرد که امکان بهینه سازی غیرخطی همزمان فیلتر فضایی و طیفی را فراهم می کند که نرخ تمایز کانال های EEG تک آزمایشی را بهبود می بخشد [۲]. فنگ یک روش بهینه پیش نویس کانال را بر اساس الگوریتم CSP برای سیستم BCI مبتنی بر تصور حرکتی معرفی کرد. با توجه به اطلاعات اضافی در سیگنال های چند کاناله، دقت سیستم های BCI ممکن است بسیار بدتر شده باشد. روش های انتخاب کانال می توانند این سیگنال های مستقل از وظیفه را حذف کنند و کارایی سیستم BCI را بهبود بخشند. با این وجود، در باندهای فرکانسی مختلف، مناطق مغز مرتبط با تصور ذهنی حرکتی یکسان نیستند، که منجر به ناتوانی رویکردهای رایج انتخاب کانال برای استخراج ویژگی های موثر EEG می شود. برای مقابله با مشکل فوق، او روش جدیدی را بر اساس الگوی فضایی رایج یا CSP و انتخاب رتبه کانال برای باند EEG چند فرکانس پیشنهاد می کند. از ترکیبی از فیلتر تجزیه و تحلیل سیگنال و روش انتخاب کانال CSP برای انتخاب کانال های معنی دار استفاده می کند و سپس از LDA برای طبقه بندی استفاده می کند. دقت این روش بسیار بهتر از CSP [۳] است. جاواریا راهی برای طبقه بندی سیگنال های EEG چند کلاسه از تصور حرکتی با الگوهای فضایی زیر باند ارائه کرد. هدف او بهبود دقت طبقه بندی چند طبقه برای تصور ذهنی حرکتی با استفاده از یک الگوی فضایی زیر باند مشترک با انتخاب ویژگی های متوالی (SBCSP-SBFS) است. فیلترهای بانکی که دارای فیلترهای میانی با فرکانس های قطع همپوشانی مختلف هستند، برای جداسازی سیگنال های نویز از سیگنال EEG استفاده می شوند. خروجی این فیلترها برای اعمال ویژگی ها با اعمال الگوریتم های CSP و LDA استفاده می شود. سپس از سه روش SVM^۱، NBPW^۱ و KNN برای طبقه بندی استفاده شد، در این حالت دقت ۸۶.۵ درصد برای این پروژه به دست آمد [۴]. در مطالعه ای در سال ۲۰۱۹، آقای کورهان سیگنال های EEG از تصور حرکتی را با استفاده از CSP و شبکه های عصبی کانولوشن طبقه بندی کرد. نتایج این روش بسیار جالب بود و در حالی که روش CNN به تنهایی دارای دقت ۴۳/۱۲ درصد بود، CNN و CSP روی هم به دقت ۹۳/۷۵ درصد دست یافتند [۵]. در یک مطالعه در سال ۲۰۱۹ توسط Zhang و همکاران، از ویژگی های شبکه مغز برای افزایش دقت طبقه بندی در سیستم های BCI استفاده شد. بر اساس این مقاله، CSP برای استخراج ویژگی ها در اکثر مطالعات استفاده شده است. از آنجایی که CSP ها بیشتر از ویژگی های برنامه نویسی مرتبط با رویداد (ERD) مشتق شده اند، در حالی که ویژگی های ایجاد شده توسط تصاویر موتور بیشتر از آن است، آنها یک شبکه مغزی مبتنی بر وظیفه و انسجام بین کانال ها ایجاد می کنند. سیگنال های EEG مورد پردازش قرار گرفت و با تجزیه و تحلیل مبتنی بر نمودار نشان داد که درجه گره ها و ضرایب خوشه بندی بین درک ذهنی حرکات چپ و راست دست متفاوت است. نتایج نشان داد که این ویژگی ها بهتر از CSP انجام می شوند و ادغام ویژگی های شبکه مغز و CSP به دقت بالاتری دست می یابد [۶]. در مطالعه ۲۰۲۰ توسط Yau Guo و همکاران، از روش FCCP و طبقه بندی LDA با دقت متوسط ۸۲٪ استفاده شد [۷]. در مطالعه ای در سال ۲۰۲۱ توسط Jun Yang، او یک الگوی فضای مشترک چند زمانه و باند فرکانس (MTF-CSP) مبتنی بر رویکرد EEG ارائه می کند. آموزش MTF-CSP ویژگی های موثر از یک EEG ضعیف، ویژگی های زمان و فرکانس را استخراج می کند و الگوهای تصویری موتور را تشخیص می دهد. در نتیجه، میانگین دقت ۷۸/۷ درصد

¹ Support Vector Machine² Naive Bayesian Parzen Window

بود [۸]. در مطالعه دیگری در ژوئن ۲۰۲۲، Xiaozhong Geng ارائه کرد که سیگنال های EEG سیگنال های غیر خطی و ضعیف هستند. روش CSP روشی موثر و خوب برای استخراج ویژگی های مناسب است. نتایج این روش نشان می دهد که سیگنال های EEG پردازش شده در این روش عملکرد بهینه ای در شناسایی و حذف درست نما^۱ EOG و ECG دارند. این روش پیشنهادی از دقت بالاتری نسبت به سایر روش ها برخوردار است [۹]. در تحقیق دیگری که توسط علیرضا پیراسته در بهمن ماه ۱۳۹۱ انجام شد، از روش CSSP و الگوریتم ویژگی های SFS استفاده کردیم. روش او در مقایسه با روش CSP از دقت بالایی برخوردار است [۱۰].

بخش مقدمه به نمایی کلی از اهمیت تصور ذهنی حرکتی در برنامه های رابط مغز و رایانه و چالش های مرتبط با استفاده از سیگنال های EEG پرداخته است. بخش مواد و روش ممکن است جزئیات بخش آزمایشی، از جمله بکارگیری شرکت کننده ها، ثبت EEG و پیش پردازش، و روش کارهای تصور ذهنی حرکتی را شرح دهد. در بخش استخراج ویژگی، الگوریتم CSSSP و اجرای آن را برای استخراج ویژگی های متمایز از سیگنال های EEG مورد بررسی قرار میگیرد. بخش نتایج تجربی، از جمله عملکرد ویژگی های CSSSP در طبقه بندی وظایف مختلف تصور حرکتی و مقایسه با سایر روش های استخراج ویژگی را ارائه دهد. بخش بحث یک تجزیه و تحلیل انتقادی از نتایج ارائه دهد، نقاط قوت و محدودیت های روش CSSSP را برجسته کرده و مسیریابی را برای تحقیقات آینده پیشنهاد کند. در نهایت، بخش نتیجه گیری ممکن است یافته های اصلی مطالعه و پیامدهای آنها برای کاربردهای BCI را خلاصه کند.

۲- مواد و روش ها

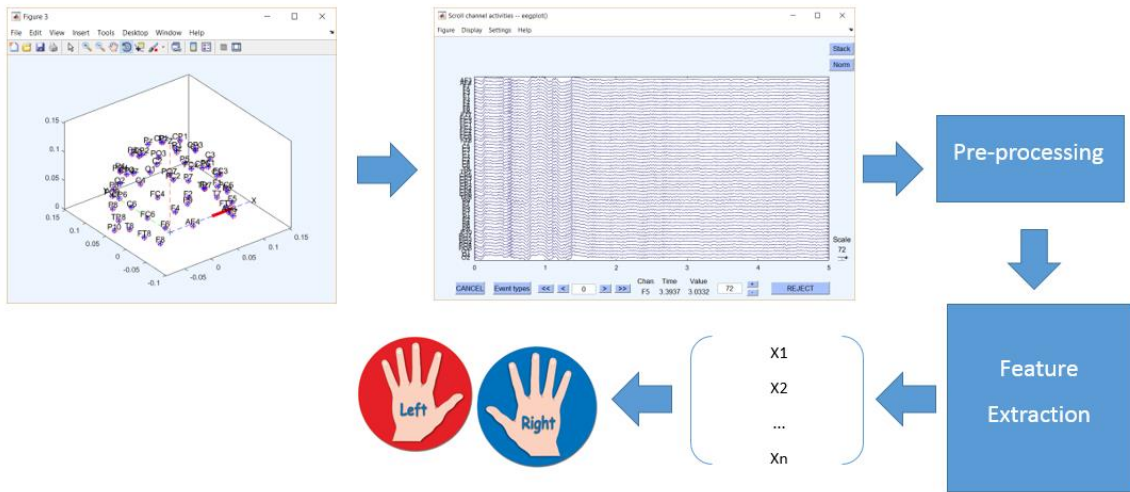
در سیستم BCI مبتنی بر تصور حرکتی، از فرد خواسته می شود حرکت عضوی از بدن را تصور کند. از این رو تصور حرکتی، سیستم عصبی را فعال می کند، در نتیجه رویدادهایی در مغز رخ می دهد. وظیفه سیستم BCI استخراج این رویدادها از سیگنال های EEG نمونه برداری شده و تشخیص نوع حرکت بر اساس آنها است. مرحله پیش پردازش به دو دلیل انجام می شود. دلیل اول این است که از آنجایی که سیگنال EEG تصور حرکتی در باندهای بتا و میو است، ابتدا لازم است سیگنال EEG فیلتر شود تا فقط اطلاعات باند مربوط به تصور حرکتی در سیگنال EEG باقی بماند. برای این کار از فیلتر Butter worth استفاده می کنیم. پس از اعمال فیلترها، سیگنال EEG بازسازی شده حاوی اطلاعاتی در مورد باند ۸ تا ۳۰ هرتز (باند مو و بتا) خواهد بود. دلیل دوم فیلتر کردن سیگنال EEG با استفاده از فیلترهای فضایی، افزایش خاصیت محلی سازی الکترودها یا Source Localization است. از آنجایی که هر الکترودهنگام ضبط تحت تأثیر سایر بخش های مغز قرار می گیرد، اطلاعاتی که الکتروده ثبت می کند مختص یک ناحیه از مغز نیست، بنابراین عملکرد مدل ما در تجزیه و تحلیل کاهش می یابد. برای رفع این مشکل از یک سری فیلترهای فضایی مانند CAR^۲، لاپلاس بزرگ و کوچک استفاده می شود. سپس CSP، CSSP و CSSSP برای استخراج خصوصیات بر روی داده ها اعمال شد و نتایج مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است، ساختار کلی سیستم مورد بررسی ما به شرح زیر است.

هدف الگوریتم CSP پیدا کردن فیلترهای مکانی است که وقتی بر سیگنال اعمال می شوند، واریانس آن را در یک جهت ماکزیمم و در جهت دیگر مینیمم بکنند. یعنی اگر سیگنال EEG کلاس یک باشد، واریانس آن در جهت X ماکزیمم شود و به طور همزمان در جهت Y مینیمم شود. و اگر سیگنال EEG کلاس ۲ باشد، واریانس آن در جهت X مینیمم شده و در جهت Y ماکزیمم شود. جهت X و Y توسط فیلترهای مکانی بدست آمده توسط CSP مشخص می شود. متغیر X و Y جهت سادگی توضیحات استفاده شده است. الگوریتم CSP یک روش خطی است و فیلترهای مکانی بدست آمده داده را به فضای خطی نگاشت میدهد، به عبارتی کانالهای بدست آمده بعد از اعمال CSP، از ترکیب خطی کانالهای سیگنال EEG بدست می آیند. با اعمال الگوریتم CSP روی سیگنال، روند استخراج ویژگی ساده می شود و میتوان در ادامه واریانس کانالها را به عنوان ویژگی استخراج کرد. الگوریتم CSP برای مسائل دو کلاسه طراحی شده است، و اگر بخواهیم برای چندکلاسه استفاده کنیم، لازم است از تکنیکهای یکی در مقابل همه و یا یکی در مقابل یکی کمک بگیریم و برای مسائل چندکلاسه تعمیم دهیم [۱۱]. پس از اعمال

¹ Artifact

² common average reference

الگوریتم CSP بر روی داده ها، تعداد کانال ها به دو کانال کاهش می یابد و واریانس از هر کانال به عنوان ویژگی استخراج می شود و در نهایت در بخش های طبقه بندی پروژه ها برای شناسایی هر کلاس استفاده می شود.



شکل ۱: ساختار کلی سیستم BCI، A. Pirasteh et al 2022.

Figure 1. General structure of BCI system, A. Pirasteh et al 2022

پس از استخراج ویژگی های داده در فضای دو بعدی، در رابطه یک به نظر می رسد:

$$w = \operatorname{argmax}_w \frac{(\|wX_1\|^2)}{(\|wX_2\|^2)} \quad (1)$$

و با محاسبه ماتریس کوواریانس داریم:

$$R_1 = \frac{(X_1 X_1^T)}{t_1} \quad (2)$$

$$R_2 = \frac{(X_2 X_2^T)}{t_2} \quad (3)$$

ما تابع هزینه به وزن را از این تابع استخراج می کنیم و الگوی فضایی مشترک را محاسبه می کنیم. پس از اعمال الگوریتم CSP بر روی داده ها، تعداد کانال ها به دو کانال کاهش می یابد و واریانس داده ها به عنوان ویژگی استخراج می شود. این امر به دلیل استفاده از روش های مبتنی بر CSP یعنی CSSP و CSSSP رخ می دهد و دلیل آن نیز وجود تابع هزینه است. پس از اعمال الگوریتم های مبتنی بر CSP بر روی داده ها، تعداد کانال ها به دو کانال کاهش می یابد و واریانس داده ها از هر کانال به عنوان یک ویژگی استخراج می شود و برای شناسایی کلاس داده به الگوریتم باند کلاس ارائه می شود. انتخاب محدوده فرکانس مناسب نقش مهمی در نتایج روش CSP دارد [۱۲]. برای رفع این مشکل S. Lemm روش CSSP را بر اساس فیلترهای FIR پیشنهاد کرد. اساس این فیلترها بر اساس مقدار ثابتی از جابجایی زمانی داده ها است. فیلترهای فضایی همزمان با فیلترهای فرکانس به دست می آیند. از آنجایی که در تصور حرکتی، بیشتر دو باند فرکانسی میو و بتا مطرح می شود و اختلالات دیگری در باندهای دیگر رخ می دهد، بهتر است باندهای فرکانسی محدود شود. از طرف دیگر، از آنجایی که تمرکز بر روی باندهای فرکانسی متفاوت است، می توانیم با تغییر پارامتر τ بهترین فیلتر را برای هر فرد انتخاب کنیم.

در CSP، تبدیل زیر به عنوان رابطه ۴ در نظر گرفته می شود:

$$s(t) = W_T e \quad \text{یا} \quad s = W_T E \quad (4)$$

اما در روش CSSP در رابطه های ۵ و ۶ در نظر گرفته شده است:

$$S = W^T E + W_\tau^T E_\tau = \hat{W}^T \begin{pmatrix} E \\ E_\tau \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$S(t) = W^T e(t) + W_\tau^T e(t + \tau) = \hat{W}^T \begin{pmatrix} e(t) \\ e(t + \tau) \end{pmatrix} \quad (6)$$

جایی که E سیگنال تاخیر τ است. و

$$\hat{W}^T = [W^T, W_\tau^T] \quad (7)$$

ماتریس CSSP است.

روش ۱ فیلتر الگوی طیفی فضای پراکنده مشترک (CSSSP) در واقع توسط CSSP توسعه یافته است. CSSSP FIR به شرح زیر است:

$$f(t|b) = b_0 e(t) + b_1 e(t + \tau) + b_2 e(t + 2\tau) + \dots + b_T e(t + T\tau) \quad (8)$$

b فیلتر طیفی پراکنده است و سیگنال نهایی به صورت زیر است:

$$s(t) = W^T f(t|b) = \sum b_k W^T e(t + k\tau) \quad (9)$$

معیار در نظر گرفته شده برای CSSSP این است:

$$\max_b \max_w W^T [Exp_1 \{f(t|b)f(t|b)^\tau\}] W - \frac{C}{T} \|b\|_1 \quad (10)$$

$$W^T [Exp_1 \{f(t|b)f(t|b)^\tau\} + Exp_2 \{f(t|b)f(t|b)^\tau\}] W = 1 \quad (11)$$

Exp_1 و Exp_2 انتظاراتی برای کلاس ۱ و کلاس ۲ هستند

به طور کلی، مطالعات نشان داده اند که الگوریتم CSP بهتر از سایر الگوریتم ها در پردازش EEG مربوط به وظایف حرکتی و تصور ذهنی حرکتی عمل می کند. اما الگوریتم CSP ایراداتی هم دارد که سعی بر این است تا این الگوریتم بهینه گردد. اولین عیب این الگوریتم این است که معمولاً فقط یک باند فرکانسی در محدوده فرکانسی بین ۳۰-۸ هرتز انتخاب می شود. الگوریتم FBCSP^۱ این مشکل را حل می کند. عیب دوم این است که تابع هزینه CSP فقط از نظر مکانی این مشکل را بهینه می کند که توسط الگوریتم CSSP حل می شود. با توجه به اینکه باند فرکانسی ۸ تا ۳۰ هرتز لزوماً باند فرکانسی بهینه برای همه موجودیت ها نیست، باید روی بهینه سازی فرکانس کار کنیم. یعنی علاوه بر بهینه سازی فضایی، بهینه سازی فرکانس هم داریم. علاوه بر بهینه سازی فضایی، الگوریتم CSSP بهینه سازی فرکانس را نیز انجام می دهد و اولین و دومین نقطه ضعف را حل می کند.

با توجه به فیلترهای FIR، تفاوت با IIR این است که IIR صفر و قطب دارد، اما FIR فقط صفر دارد. به عنوان مثال، یک فیلتر FIR درجه ۳ به شرح زیر است:

$$Y(n) = b_0 x(n) + b_1 x(n-1) + b_2 x(n-2) + b_3 x(n-3) \quad (12)$$

در این فیلتر می توان از ضرایب برای تعیین نوع گذرا، بالاگذر، پایین گذر و یا متوسط استفاده کرد. این FIR یک فیلتر فرکانس است که محتوای فرکانس را هدف قرار می دهد و می خواهد بخشی از اطلاعات فرکانس را در سیگنال نگه دارد و بخشی را حذف کند.

$$CSSP: \hat{X} = \begin{pmatrix} x(n) \\ \vdots \\ x(n-\tau) \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$\hat{W} = \begin{pmatrix} w \\ \vdots \\ w_\tau \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\hat{Z} = \hat{W}^T \cdot \hat{X} = [W \quad W_\tau] \begin{bmatrix} x \\ x_\tau \end{bmatrix} \quad (15)$$

^۱ Filter Bank Common Spatial Pattern

$$\hat{Z} = WX + W_{\tau} X_{\tau} = WX(n) + W_{\tau} X(n-\tau) \quad (16)$$

$$\hat{Z} = b.X(n) + b_{\tau} X(n-\tau) \quad (17)$$

ما یک فیلتر FIR اعمال کردیم، زیرا رابطه شماره ۱۷ بسیار شبیه ساختار یک فیلتر FIR است. یعنی فیلتر فرکانس را روی سیگنال اعمال می کنیم و در نتیجه، یک بهینه سازی فرکانس رخ می دهد. برعکس، ضرب این وزن ها موقعیت مکانی را تغییر می دهد، در نتیجه استفاده از فیلتر FIR نیاز به استفاده از فیلتر فضایی برای پردازش سیگنال دارد. در نتیجه سیگنالی تولید می شود که هم از نظر مکانی و هم از نظر فرکانس بهینه شده است. سومین نقطه ضعف الگوریتم CSP این است که بسیار حساس به نویز است. وقتی تعداد آزمایش ها کم باشد یا آزمایش ها نویز داشته باشند، احتمال اینکه پاسخ نامناسب باشد، بسیار افزایش می یابد. الگوریتم CSSP معرفی شد تا علاوه بر بهینه سازی مکانی، بهینه سازی فرکانس نیز انجام شود. با این حال، آزادی کافی برای حل این مشکل وجود ندارد. رابطه CSSP بسیار شبیه به فیلتر FIR است، اما مجموعه ای از ضرایب در این بین نداریم. به عنوان مثال، فرض کنید τ برابر با ۳ باشد:

$$\hat{Z} = WX + W_{\tau} X_{\tau} = WX(n) + W_{\tau} X(n-\tau) \quad (18)$$

$$\hat{Z} = WX(n) + W_{\tau} X(n-3) \quad (19)$$

جایی که w_{τ} برابر b_3 و مقدار w برابر b_0 است. در این حالت در این بین مجموعه ای از ضرایب مانند b_1 و b_2 نداریم یعنی این ضرایب برابر با صفر هستند. بعد از چهار ضریب فقط دو ضریب داریم و این باعث می شود فیلتر فرکانس بهینه تعریف نشود و محدود شود. این فیلتر درست است، شبیه فیلتر FIR است، اما فیلتر FIR بهینه نیست و اگر قرار باشد بهینه باشد و باید تمام ضرایب b_0, b_1, b_2, b_3 داشته باشد. برای حل این مشکل از الگوریتم CSSSP استفاده شده است.

داده های مورد استفاده، داده های استاندارد است که توسط Brunner و همکاران ثبت شده است. سیگنال EEG در مجموع از ۹ نفر با تصور حرکتی ۴ کلاسه، تصور حرکتی دست راست و چپ، حرکت هر دو پا و تصور حرکت زبان ثبت می شود و به عنوان یک داده استاندارد در زمینه پردازش سیگنال حاصل از موتور استفاده می شود. این داده ها با فرکانس نمونه برداری ۱۰۰۰ هرتز از ۲۲ ناحیه پوست سر با استفاده از الکترودهای Ag/AgCl جمع آوری شد. فرکانس قطع پایین ۰.۱ هرتز و فرکانس بالا ۲۵۰ هرتز بود. امپدانس الکترودهای EEG کمتر از ۲۰ کیلو وات است [۱۳].

۳- نتایج و بحث

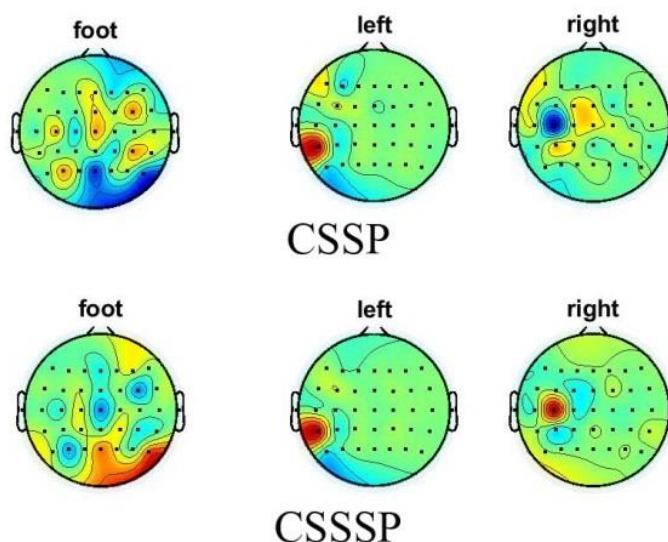
در این مطالعه می خواهیم الگوهای فضایی رایج تصحیح شده مانند CSP، CSSP و CSSSP را با هم مقایسه کنیم و با حذف ویژگی ها یا نویزهای نامرتبط، کارایی محاسباتی را بهبود بخشیده و خطای روش را کاهش دهیم. برای انتخاب ویژگی ها از انتخاب ویژگی های متوالی (SFS) استفاده می کنیم. در نهایت، مشخص شد که از روش پیشنهادی CSSSP. با استفاده از ترتیب با انتخاب ویژگی ها برای استخراج ویژگی، مشخص شد که عملکرد CSSSP در بیشتر موارد در مقایسه با CSP و CSSP بهتر بوده و میانگین دقت ۹۲/۵۵ درصد بوده است. در مجموع، در حالی که در روش CSP دقت ۸۷/۵ درصد بود، در روش CSSSP به ۹۳/۶ درصد رسید و در روش CSSSP بین ۸۷ و ۹۴/۸ برای موضوعات مختلف مطابق جدول ۱ است.

نقشه توپوگرافی مغز یک نمایش گرافیکی از توزیع فضایی فعالیت الکتریکی در مغز است و به ما کمک می کند تا بدانیم کدام مناطق مغز در یک بیماری یا در انجام یک کار فعال تر هستند. برای ترسیم نقشه توپوگرافی مغز بر اساس محدوده ولتاژ، به این صورت عمل می کنند که در هر لحظه مقدار ثبت شده در هر کانال (الکتروود) را انتخاب می کنند و سپس بر اساس این مقدار، رنگی را به آن اختصاص می دهند. الکتروود مطابق نقشه رنگی یعنی با این رویکرد می توان هر لحظه یک نقشه رنگی نمایش داد. برای داشتن یک نقشه پیوسته می توانیم از درون یابی استفاده کنیم. ما پتانسیل الکتروودها را در هر لحظه داریم و می توانیم مقادیر نقاط بین الکتروودها را با درون یابی از دامنه الکتروودها تخمین بزنیم. در این نقشه به بیشترین فعالیت قرمز تیره، کمترین فعالیت آبی تیره و بقیه یک رنگ بین این دو رنگ اختصاص داده شده است. همانطور که در شکل های ۲ و ۳ مشاهده می کنید، فعالیت ها مربوط به یک کار حرکتی است که بیشترین تغییرات را در ناحیه قشر حرکتی خواهیم داشت و همانطور که در تصاویر زیر مشاهده می کنیم، بیشترین تغییرات را در ناحیه قشر حرکتی خواهیم داشت. نواحی مرکزی مغز که قشر حرکتی است.

جدول ۱: دقت طبقه بندی (%) برای تصاویر موتور توسط CSSSP
Table 1. Classification accuracies (%) for motor imagery by CSSSP

| باند فرکانسی | m | τ | T | C | مورد ۱ | مورد ۲ | مورد ۳ | میانگین |
|--------------|----|--------|---|-----|--------|--------|--------|---------|
| ۵-۳۵ | ۱ | ۵ | ۳ | ۰/۱ | ۷۸ | ۹۶ | ۸۹ | ۸۷ |
| ۵-۳۵ | ۱۰ | ۵ | ۳ | ۰/۱ | ۸۹/۶ | ۹۶/۸ | ۹۴/۶ | ۹۳/۶ |
| ۵-۳۵ | ۱ | ۱۰ | ۳ | ۰/۱ | ۹۸/۱ | ۹۴/۸ | ۸۹/۶ | ۹۴/۱۶ |
| ۵-۳۵ | ۱۰ | ۱۰ | ۳ | ۰/۱ | ۹۸/۲ | ۹۰/۱ | ۸۶/۲ | ۹۱/۵ |
| ۷-۳۰ | ۱ | | | | ۹۸/۸ | ۹۳/۲ | ۹۰ | ۹۴ |
| ۷-۳۰ | ۱۰ | | | | ۹۸/۷ | ۹۶/۱ | ۸۹/۸ | ۹۴/۸ |
| میانگین | | | | | ۹۲/۶۴ | ۹۴/۰۲ | ۹۰/۶ | ۹۲/۵۵ |

C یک ثابت منظم سازی است که برای ارزیابی تأثیر ثابت منظم سازی بر نتایج بکار گرفته میشود.
T ثابتی است که برای جلوگیری از تطبیق بیش از حد استفاده میگردد و τ نشان دهنده سیگنال تاخیری است

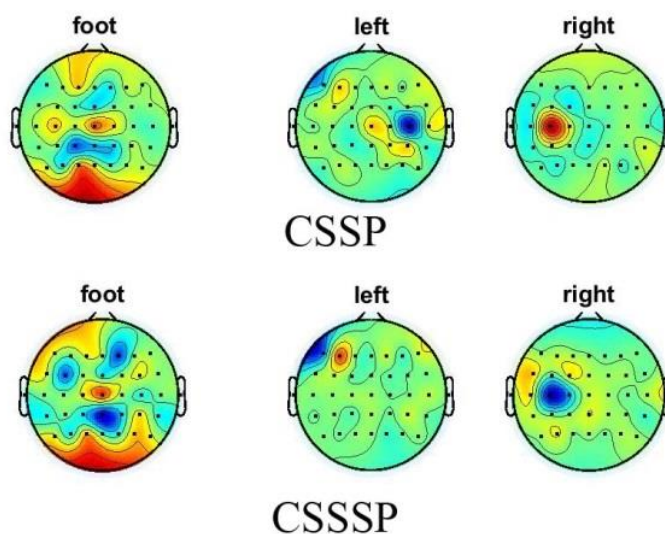


شکل ۲: توپوگرافی EEG برای پا، چپ و دست راست با استفاده از روش CSSP و CSSSP برای موضوع شماره ۱
Figure 2. EEG Topography for foot, left, and right hand using CSSP and CSSSP method for subject no.1

چندین پارامتر وجود دارد که باید هنگام استفاده از الگوریتم CSSSP برای تجزیه و تحلیل سیگنال EEG تعیین شوند. این موارد عبارتند از:

- تعداد فیلترهای فضایی: این پارامتر تعداد فیلترهای فضایی را تعیین می کند که برای استخراج الگوهای فضایی فعالیت مغز مرتبط با کار ذهنی خاص استفاده می شود. به طور کلی، تعداد فیلترها بر اساس تعداد کانال های EEG و پیچیدگی کار انتخاب می شود.
- تعداد فیلترهای طیفی: این پارامتر تعداد فیلترهای طیفی را تعیین می کند که برای استخراج باندهای فرکانسی سیگنال های EEG که بیشترین ارتباط را با کار دارند، استفاده می شود. تعداد فیلترهای طیفی را می توان بر اساس دانش قبلی در مورد باندهای فرکانسی مورد علاقه یا با استفاده از تکنیک هایی مانند اعتبار سنجی متقاطع انتخاب کرد.

- پارامتر پراکندگی: این پارامتر میزان پراکندگی را در بردار ویژگی مشخص می کند. پارامتر پراکندگی بالاتر منجر به یک بردار ویژگی پراکنده با ویژگی‌های با ارزش صفر می‌شود. پارامتر پراکندگی را می‌توان با استفاده از تکنیک‌هایی مانند اعتبارسنجی متقابل یا جستجوی شبکه‌ای انتخاب کرد.
- پارامتر منظم‌سازی: این پارامتر تعادل بین دقت طبقه‌بندی و پراکندگی بردار ویژگی را کنترل می‌کند. یک پارامتر منظم‌سازی بالاتر منجر به یک بردار ویژگی پراکنده با دقت طبقه‌بندی بالقوه پایین‌تر می‌شود. پارامتر منظم‌سازی را می‌توان با استفاده از تکنیک‌هایی مانند اعتبارسنجی متقابل یا جستجوی شبکه‌ای انتخاب کرد.
- انتخاب طبقه‌بندی‌کننده: هنگامی که بردارهای ویژگی با استفاده از CSSSP استخراج شدند، یک طبقه‌بند باید برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG در وظایف ذهنی مختلف آموزش داده شود. انتخاب طبقه‌بندی‌کننده می‌تواند تأثیر بسزایی در دقت طبقه‌بندی داشته باشد و باید بر اساس ویژگی‌های داده‌ها و سؤال تحقیق انتخاب شود.



شکل ۳: توپوگرافی EEG برای پا، چپ و دست راست با استفاده از روش CSSP و CSSSP برای موضوع شماره ۲
Figure 3. EEG Topography for foot, left, and right hand using CSSP and CSSSP method for subject no.2

- به طور کلی، انتخاب پارامترها برای CSSSP به نوع تصور حرکتی، ویژگی‌های داده‌های EEG و انتخاب طبقه‌بندی‌کننده بستگی دارد. این پارامترها را می‌توان با استفاده از تکنیک‌هایی مانند اعتبارسنجی متقابل، جستجوی شبکه، یا دانش قبلی در مورد کار و سیگنال EEG انتخاب کرد.
- در الگوریتم CSSSP، انتخاب کانال‌ها برای استخراج ویژگی‌های متمایز از داده‌های EEG مهم است. در اینجا چند نکته برای انتخاب کانال‌های مؤثر در CSSSP آورده شده است:
 - دانش قبلی: اگر اطلاعات قبلی در مورد وظیفه و محل مناطق مغز درگیر در کار وجود داشته باشد، می‌توان از این اطلاعات برای انتخاب کانال‌هایی استفاده کرد که به احتمال زیاد حاوی اطلاعات متمایز هستند. به عنوان مثال، اگر این کار شامل تصور حرکتی باشد، کانال‌های پوشاننده قشر حرکتی احتمالاً حاوی مرتبط‌ترین اطلاعات هستند.
 - فیلترهای فضایی: فیلترهای فضایی مورد استفاده در CSSSP برای ثبت الگوهای فضایی فعالیت مغز مرتبط با کار طراحی شده‌اند. بنابراین، کانال‌هایی که بیشترین وزن را در فیلترهای فضایی دارند، احتمالاً مؤثرترین کانال‌ها برای طبقه‌بندی هستند.
 - اعتبارسنجی متقابل: اعتبارسنجی متقاطع می‌تواند برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی مجموعه‌های مختلف کانال استفاده شود. با آزمایش دقت طبقه‌بندی با استفاده از ترکیب‌های مختلف کانال‌ها، می‌توان مؤثرترین کانال‌ها را برای کار شناسایی کرد.

• اطلاعات متقابل: از اطلاعات متقابل می توان برای اندازه گیری میزان اطلاعاتی که هر کانال در طبقه بندی مشارکت می کند استفاده کرد. کانال هایی با اطلاعات متقابل بالا احتمالاً موثرترین کانال ها برای طبقه بندی هستند. به طور خلاصه، انتخاب کانال های موثر در CSSSP به ترکیبی از دانش قبلی، فیلترهای فضایی، اعتبارسنجی متقابل و اطلاعات متقابل بستگی دارد. با در نظر گرفتن این عوامل، می توان کانال هایی را که حاوی بیشترین اطلاعات متمایزکننده برای کار هستند، شناسایی کرد.

اعتبارسنجی متقاطع k-fold یک تکنیک محبوب در یادگیری ماشینی است که برای ارزیابی عملکرد یک مدل استفاده می شود. ایده پشت اعتبارسنجی متقاطع k-fold این است که مجموعه داده را به k قسمت مساوی یا "fold" تقسیم کنیم و سپس از تاهای k-1 برای آموزش مدل و از تاهای باقی مانده برای آزمایش مدل استفاده کنیم.

این فرآیند k بار تکرار می شود و هر تا شده دقیقاً یک بار برای آزمایش و از تاهای دیگر k-1 برای تمرین استفاده می شود. این منجر به k امتیاز عملکرد می شود که می تواند برای ارائه تخمینی از عملکرد مدل به طور میانگین محاسبه شود. اعتبارسنجی متقاطع K-fold برای ارزیابی عملکرد یک مدل مفید است زیرا امکان تخمین دقیق تری از عملکرد مدل را فراهم می کند، زیرا هر نقطه داده هم برای آموزش و هم برای آزمایش استفاده می شود. همچنین به کاهش واریانس تخمین عملکرد کمک می کند و می تواند به جلوگیری از تطبیق بیش از حد مدل به زیر مجموعه خاصی از داده ها کمک کند.

انتخاب k معمولاً به اندازه مجموعه داده و منابع موجود برای محاسبه بستگی دارد. یک انتخاب رایج برای 10 k است که به عنوان اعتبارسنجی متقاطع 10 برابری شناخته می شود. با این حال می توان از مقادیر دیگر k نیز استفاده کرد. به طور کلی، اعتبارسنجی متقاطع K-fold یک تکنیک مهم برای ارزیابی عملکرد یک مدل است و می تواند به اطمینان از قوی بودن مدل و تعمیم خوبی به داده های جدید کمک کند.

در زمینه تکنیک های منظم سازی، یک ثابت منظم سازی غیرمنفی باید انتخاب شود تا تعادل بین برازش داده های آموزشی و اجتناب از برازش بیش از حد برقرار شود. برای تعیین یک مقدار مناسب برای این ثابت، اغلب از اعتبارسنجی متقاطع استفاده می شود. شکل 2 و 3 تاثیر فیلتر زمانی را بر انتخاب فیلتر مکانی نشان می دهد.

۴- نتیجه گیری

نتایج آزمایش ها بر روی افراد مختلف نشان داد که روش CSSSP بهتر از روش های CSP و CSSP است، اما این نتیجه گیری برای همه افراد صدق نمی کند و مواردی وجود داشته است که عملکرد و دقت روش CSSSP کمتر از دقت CSSP و CSP است. در واقع، CSSSP به طور همزمان یک فیلتر FIR منعطف را با تجزیه و تحلیل CSP بهینه می کند و از یک محدودیت پراکندگی برای جلوگیری از خطر بیش از حد برازش استفاده می کند. اما روش CSSSP اشکالاتی دارد. روش CSSP به یک باند فرکانسی مناسب در ابتدای کار نیاز دارد، در حالی که روش CSSSP به یک نقطه شروع بهینه اولیه بستگی دارد.

در روش CSSSP به دلیل هزینه های محاسباتی و انتخاب پارامترهای مختلف، هزینه های محاسباتی افزایش یافته و تنظیم پارامترها مشکل خواهد بود.

۵- قدردانی

این مقاله از پایان نامه تهیه شده توسط علیرضا پیراسته استخراج شده است. نویسندگان از حمایت گروه مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب و معاونت پژوهشی این پژوهش تقدیر و تشکر می کنند.

مراجع

- [1] H. Yadav and S. Maini, "Electroencephalogram based brain-computer interface: Applications, challenges, and opportunities," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 82, no. 30, pp. 1-45, 2023, doi: 10.1007/s11042-023-15653-x.
- [2] G. Dornhege, B. Blankertz, M. Krauledat, F. Losch, G. Curio and K. - Muller, "Combined Optimization of Spatial and Temporal Filters for Improving Brain-Computer Interfacing," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 11, pp. 2274-2281, Nov. 2006, doi: 10.1109/TBME.2006.883649.

- [3] J. K. Feng *et al.*, "An Optimized Channel Selection Method Based on Multifrequency CSP-Rank for Motor Imagery-Based BCI System," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2019, p. 8068357, 2019/05/13 2019, doi: 8068357.
- [4] J. Khan *et al.*, "Multiclass EEG motor-imagery classification with sub-band common spatial patterns," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, Article number: 174, 2019. doi: 10.1186/s13638-019-1497-y.
- [5] N. Korhan, Z. Dokur and T. Olmez, "Motor Imagery Based EEG Classification by Using Common Spatial Patterns and Convolutional Neural Networks," *Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT)*, Istanbul, Turkey, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/EBBT.2019.8741832.
- [6] R. Zhang *et al.*, "Using Brain Network Features to Increase the Classification Accuracy of MI-BCI Inefficiency Subject," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 74490-74499, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2917327.
- [7] Y. Guo, Y. Zhang, Z. Chen, Y. Liu and W. Chen, "EEG classification by filter band component regularized common spatial pattern for motor imagery," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 59, p. 101917, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101917.
- [8] Y. Jun, Ma. Zhengmin and A. Sh. Tao, "Multi-Time and Multi-Band CSP Motor Imagery EEG Features Classification Algorithm," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 21, p. 10294, 2021, doi: 10.3390/app112110294.
- [9] X. Geng, D. Li, H. Chen, P. Yu, H. Yan and M. Yue, "An improved features extraction algorithms of EEG signals based on motor imagery brain-computer interface," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 61, no. 6, pp. 4807-4820, June 2022, doi: 0.1016/j.aej.2021.10.034.
- [10] A. Pirasteh, M. Shamseini-Ghiyasvand and M. Pouladian, "Determination of the Type of The Imagined Movement of Organs in People with Mobility Disabilities Using Corrected Common Spatial Patterns," *Signal Processing and Renewable Energy*, vol. 6, no. 2, pp. 17-19, 2022, Issn: 2588-7327
- [11] C. Park, C. Took, D.P. Mandic, "Augmented Complex Common Spatial Patterns for Classification of Noncircular EEG from Motor Imagery Tasks," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 22, no. 1, pp. 1-10, 2014, doi: 10.1109/TNSRE.2013.2294903.
- [12] M. H. Bhatti *et al.*, "Soft Computing-Based EEG Classification by Optimal Feature Selection and Neural Networks," in *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 10, pp. 5747-5754, Oct. 2019, doi: 10.1109/TII.2019.2925624.
- [13] B. Blankertz *et al.*, "The BCI competition III: validating alternative approaches to actual BCI problems," in *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 153-159, June 2006, doi: 10.1109/TNSRE.2006.875642.

COPYRIGHTS

©2025 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

