

Foot movement onset detection in self-paced BCIs using sparse representation based classifier

R. Mohammadi ¹, A. Mahloojifar ^{2*}

¹PhD student of Biomedical Engineering, Electrical and Computer Eng. College, Tarbiat Modares University, raheleh.mohammadi@modares.ac.ir.

²Associate Professor, Biomedical Engineering department, Electrical and Computer Eng. College, Tarbiat Modares University.

Abstract

Self-paced BCI systems are more natural for real-life applications since these systems allow the user to control the system when desired. Detection of event periods in continuous EEG signal is one of the most important challenges in designing self-paced BCIs. In this paper, the Event related synchronization (ERS) is extracted from idle EEG signal using fractal dimensions in frequency range from 6 to 36 Hz and sparse representation based classifier. Our proposed method applied on EEG signal recorded during executing foot movement in 7 subjects. The average true positive rate and false positive rate equal to 90% and 5% were achieved.

Key words: Self-paced Brain Computer Interface, Electroencephalogram signal, Sparse signal representation.

*Corresponding author

Address: Faculty of Biomedical Engineering, Electrical & Computer Engineering College - Tarbiat Modares University, P.O.Box: 14115-194, Tehran, I.R. Iran.
Tel: +982182883304
Fax: +982182884325
E-mail: mahlooji@modares.ac.ir

آشکارسازی حرکت پا در سیستم واسط مغز-رایانه کاربرفرما با استفاده از روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک سیگنال

راحله محمدی^۱، علی محلوچی فر^{۲*}

^۱دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
raheleh.mohammadi@modares.ac.ir

^۲دانشیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

چکیده

سیستم‌های *BCI* کاربرفرما در مقایسه با سیستم‌های *BCI* سنکرون، ارتباط طبیعی‌تر کاربر را با فضای خارج امکان‌پذیر می‌کنند. آشکارسازی بازه‌های وقوع حرکت در سیگنال پیوسته *EEG* مسأله‌ای کلیدی در طراحی سیستم‌های *BCI* کاربرفرما مبتنی بر حرکت است. در این مقاله با استفاده از ویژگی بعد فرکتالی در باند فرکانسی ۶ تا ۳۶ هرتز و طراحی طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک سیگنال، پدیده نورولوژیک همزمانی وابسته به رخداد (*ERS*) - که بلافاصله پس از وقوع حرکت پا در سیگنال *EEG* اتفاق می‌افتد - با دقت قابل قبولی از سیگنال پس‌زمینه تشخیص داده شد. روش پیشنهادی این مقاله، بر سیگنال *EEG* تک کانال ثبت شده از ۷ کاربر حین انجام حرکت پا اعمال شد و متوسط $TPR_{avr} = 90\%$ و $FPR_{avr} = 5\%$ برای همه افراد بدست آمد.

کلیدواژگان: سیستم واسط مغز-رایانه کاربرفرما، سیگنال الکتروانسفالوگرام، نمایش تنک سیگنال

*عهده‌دار مکاتبات

نشانی: تهران، بزرگراه جلال آل‌احمد، پل نصر، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، صندوق پستی: ۱۹۴-۱۴۱۱۵
تلفن: ۰۲۱-۸۲۸۸۳۳۰۴، دورنگار: ۰۲۱-۸۲۸۸۴۳۲۵، پیام نگار: mahlooji@modares.ac.ir

۱- مقدمه

فعالیت ذهنی که تاکنون در طراحی سیستمهای کاربرفرما

بدان بیشتر توجه شده، انجام یا تصور انجام حرکت اندامی خاص است [۸،۷]. ناهمزمانی وابسته به رخداد^۶ (ERD) قبل و حین انجام حرکت و همچنین همزمانی وابسته به رخداد^۷ (ERS) پس از انجام حرکت، تغییرات شناخته شده‌ای هستند که در محدوده باندهای فرکانسی میو و بتا در سیگنال EEG^۸ شخص ظاهر می‌شوند [۹]. پدیده ERS بدون نیاز به آموزش کاربر، بصورت پایدار و قوی در باند فرکانسی خاصی (وابسته به کاربر) بلافاصله پس از وقوع حرکت بصورت افزایش توان در سیگنال EEG ظاهر می‌شود؛ بنابر این الگوی مغزی مناسبی برای آشکارسازی لحظه شروع حرکت در سیگنال EEG پیوسته و در نتیجه طراحی سیستم کاربرفرما است [۱۰]. در هر دو حالت حرکت و تصور حرکت، ساختارهای مغزی مشابهی فعال می‌شوند و تغییرات مشابهی در سیگنال EEG ظاهر می‌شود؛ بنابراین به منظور تعیین دقیق‌تر برچسب‌های بازه کنترل، معمولاً از دادگان ثبت شده حین اجرای حرکت برای طراحی چنین سیستمهایی استفاده می‌شود [۱۱].

از آنجایی که سیگنالهای EEG، نویزی هستند؛ ویژگی غیرایستانی دارند و همچنین شامل فعالیت‌های فیزیولوژیک نامطلوب مانند EMG^۹، نویز برق شهر و نویز حسگرهای موجود در سیستم ثبت هستند. استفاده از روشهای پردازش سیگنال قوی و طبقه‌بندهای کارآمد نقشی اساسی در عملکرد این سیستمها دارد. طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک سیگنال یکی از روشهای جدید و کارآمد است که اخیراً در حوزه بازشناسایی الگو بدن بسیار توجه شده است [۱۲]. مسأله نمایش تنک به معنی یافتن فشرده‌ترین و تنکترین نمایش از سیگنال بصورت ترکیب خطی از ستونهای ماتریس دیکشنری فوق کامل است [۱۳]. نمایش تنک می‌تواند با ارائه توصیف فشرده و تنک از سیگنال آزمون بصورت ترکیب خطی مجموعه‌ای از سیگنالهای آموزشی برای طبقه‌بندی سیگنال استفاده می‌شود. به این روش بطور گسترده‌ای در کاربردهای مختلف از جمله بازشناسایی چهره و سیگنال

سیستم واسط مغز-رایانه (BCI)^۱ برقراری ارتباط را برای کاربر با محیط اطراف تنها از طریق فعالیت‌های مغزی فراهم می‌کند [۱]. از جمله کاربردهای متداول که زمینه‌ساز تحقیقات در عرصه سیستمهای BCI شده است، احساس نیاز افرادی است که به نوعی در سیستم عادی ارتباطشان دچار نقص یا اختلالی شده‌اند؛ مانند بیماران فلج کامل، قطع نخاعی، ALS^۲ و سایر افراد با ناتوانی‌های حرکتی مختلف. اما کاربردهای این سیستم تنها به کمک‌رسانی به افراد معلول محدود نمی‌شود، بلکه می‌تواند به فضای زندگی افراد سالم اجتماع نیز وارد شود. امروزه گروههای مختلف به طراحی BCI برای کنترل بازی‌های رایانه‌ای [۲]، شناسایی افراد از طریق تشخیص الگوی مغزی منحصر به فرد آنها [۳] و کاربردهای بسیار متنوع دیگر می‌پردازند [۴].

در طراحی سیستمهای BCI، تاکنون عمده تحقیقات بر طبقه‌بندی انواع فعالیت‌های ذهنی متمرکز بوده است. در این سیستمها کاربر باید منطبق بر الگوی زمان‌بندی شده‌ای به انجام فعالیت‌های ذهنی معینی بپردازد. سپس بازه‌هایی از سیگنال مغزی حین انجام فعالیت ذهنی پردازش و نوع فعالیت مشخص می‌شود. اینگونه سیستمها، سنکرون^۳ نامیده می‌شوند [۵]. در سیستمهای سنکرون، فرمان انجام فعالیت ذهنی از طرف سیستم به کاربر داده می‌شود. استفاده از سیستمهای سنکرون محدودیت بزرگی در آزادی ارتباط فرد با محیط ایجاد می‌کند؛ زیرا تنها در بازه‌های زمانی تعیین شده از طرف سیستم کاربر اجازه کنترل و صدور فرمان دارد. معنی ارتباط طبیعی و واقعی با محیط، آن است که کاربر در هر زمانی بتواند سیستم را کنترل کند. به منظور برقراری ارتباط طبیعی کاربر با محیط، لازم است سیستم قابلیت تشخیص بازه‌های وقوع فعالیت ذهنی را از سیگنال خودبخودی^۴ مغز داشته باشد. چنین سیستمی را سیستم BCI کاربر فرما^۵ می‌نامند [۶]. مسأله تشخیص رخداد فعالیت ذهنی و جداسازی آن از سیگنال خودبخودی مغز مهمترین چالش در طراحی سیستمهای کاربر فرما است.

^۱Brain Computer Interface^۲Amyotrophic Lateral Sclerosis^۳Self-Paced^۴Event-Related Desynchronization^۵Electromyogram^۶Synchronous^۷Event-Related Synchronization^۸Idle state^۹Electroencephalogram

۲- توصیف دادگان

مجموعه دادگان - که آزمایشگاه BCI دانشگاه گراتز^{۱۶} اتریش در اختیار ما قرار داد- از ۷ فرد سالم (۵ مرد و ۲ زن با میانگین سنی ۴۱.۶±۲۴) طی انجام حرکت پا ثبت شده است [۱۸]. برای ثبت دادگان کاربر روی صندلی دسته‌دار راحتی، به فاصله ۱/۲ متر از صفحه نمایش کامپیوتر مقابل آن می‌نشست. از کاربر خواسته می‌شد که در هر تک ثبت با دیدن یک پیکان با جهت رو به پایین در صفحه نمایش، هر دو پای خود را از ناحیه مچ با خم کردن به سمت عقب و جلو به مدت یک ثانیه حرکت دهد. در ابتدای هر اجرا صفحه سیاهی دیده می‌شد. در زمان $t=0$ یا ابتدای هر تک ثبت^{۱۷}، علامت "+" با رنگ سبز در صفحه نمایش ظاهر می‌شد. در ثانیه دوم، $t=2s$ صدایی توجه کاربر را جلب می‌کرد و در همان لحظه علامت فلش به سمت پایین ظاهر می‌شد. این علامت به معنای حرکت هر دو پا حداقل به مدت یک ثانیه است. علامت پیکان در زمان $t=3.25s$ و علامت "+" در زمان $t=6s$ ناپدید می‌شدند. زمان $t=7.5$ ثانیه پایان هر تک ثبت بود. پس از آن بطور میانگین ۱ ثانیه تا شروع تک ثبت بعدی فاصله بود. [قسمت (ب) شکل (۱)] بدین ترتیب برای هر شخص سه اجرای جداگانه ثبت می‌شد و هر اجرا متشکل از ۳۰ تک ثبت ۷/۵ ثانیه‌ای انجام حرکت پا بود. ۱۶ الکتروود تک قطبی - که نواحی حسی حرکتی قشر مغز را می‌پوشاندند- برای ثبت سیگنال EEG استفاده شده بودند. [قسمت (الف) شکل (۱)] با استفاده از این ۱۶ کانال، تغییر مرجع به روش لاپلاسیس برای کانال Cz انجام شده است. به این ترتیب که مطابق رابطه (۱) متوسط سیگنالهای کناری کانال Cz محاسبه و از آن سیگنال کم شده است:

$$V_{Cz}^{Lap} = V_{Cz} - \frac{1}{4} \sum_{k \in S_j} V_k \quad (1)$$

V_{Cz} در رابطه (۱) پتانسیل سطحی EEG در کانال Cz است و S_j مجموعه ۴ الکتروودی است که بصورت متعامد در همسایگی Cz قرار دارند. لازم است ذکر شود که تنها سیگنال

صحبت، به دلیل عملکرد موفق و ارائه دقت طبقه‌بندی زیاد توجه شده است [۱۴]. از روشهای مرتبط با نمایش تنک سیگنال تاکنون در حوزه پردازش سیگنالهای EEG و BCI به طور مختصر استفاده شده است. در منبع [۱۵] از نمایش تنک بعنوان وسیله‌ای برای جداسازی منابع در مرحله پیش‌پردازش استفاده شده است تا با حذف نویز استخراج ویژگی را بهبود دهند. در منبع [۱۶] اروانه^{۱۰} و همکارانش تلاش کردند شرط تنک بودن را در انتخاب ضرایب فیلتر مکانی با اضافه کردن مؤلفه تنظیم تنک در مسأله بهینه‌سازی CSP^{۱۱} اعمال کنند و نشان دادند با اضافه کردن این شرط دقت طبقه‌بندی بهبود می‌یابد. یو^{۱۲} و همکارانش در منبع [۱۷] از روش نمایش تنک مبتنی بر الگوریتم نرم^{۱۳} یک استفاده کردند تا حالت هوشیاری کاربر را تشخیص دهند. در حوزه سیستمهای سنکرون مبتنی بر تصور حرکت نیز، به منظور جداسازی سیگنالهای مربوط به تصور حرکت دست راست و چپ از یکدیگر از روش نمایش تنک سیگنالها استفاده شده است و در نهایت نشان داده شده که این روش می‌تواند در مقایسه با طبقه‌بند موفق LDA^{۱۴} در حوزه سیستمهای سنکرون عملکرد بهتری داشته باشد [۱۳].

در این مقاله عملکرد روش طبقه‌بندی بر مبنای نمایش تنک سیگنال را برای اولین بار در سیستمهای کاربرفرما در آشکارسازی بازه‌های وقوع حرکت پا از سیگنال پیوسته EEG بررسی می‌کنیم. بعلاوه ویژگیهای بعد فرکتال^{۱۵} را در باندهای فرکانسی مختلف در محدوده میو و بتا برای آشکارسازی موفق‌تر پدیده ERS استخراج می‌کنیم.

در ادامه این مقاله، در بخش دوم به طور خلاصه به معرفی مجموعه دادگان می‌پردازیم، در بخش سوم ابتدا روش پیش‌پردازش و استخراج ویژگی، و سپس روش پیشنهادی برای طراحی طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک ارائه می‌شود. در بخش چهارم نتایج استفاده از روش پیشنهادی در طراحی سوئیچ مغزی گزارش و در نهایت نتیجه‌گیری مقاله در بخش پنجم ارائه می‌شود.

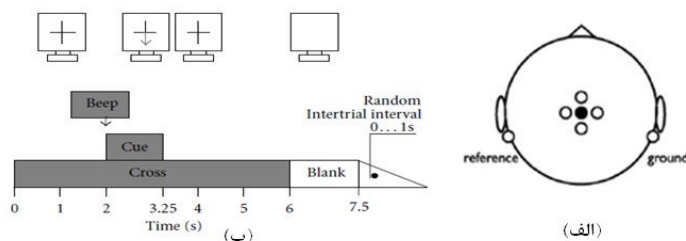
^{۱۰}Arvaneh^{۱۴}Linear Discriminant Analysis^{۱۱}Common spatial pattern^{۱۵}Fractal Dimension^{۱۲}Yu^{۱۶}Graz University^{۱۳}Norm Minimization^{۱۷}trial

آموزش و بازآموزی این طبقه‌بند بسیار ساده است؛ زیرا در فاز آموزش نیاز به تعیین پارامتر خاصی نیست و تنها ویژگیهای استخراج شده از نمونه‌های آموزشی در یک دیکشنری قرار داده می‌شوند. البته اگر روش استخراج ویژگی خوبی انتخاب نشده باشد، عملکرد طبقه‌بند تحت تأثیر قرار می‌گیرد. به عبارت دیگر در استفاده از این طبقه‌بند روش استخراج ویژگی نقش بسیار مهمی دارد. پس از تشکیل ماتریس دیکشنری با استفاده از دادگان آموزش، در فاز آزمون ویژگیهای بعد فرکتال از بازه‌های یک ثانیه‌ای سیگنال آزمون استخراج شد. سپس با استفاده از یکی از الگوریتمهای نمایش تنک، تنکترین نمایش بردار ویژگی مربوط به نمونه آزمون را بر اساس اجزای ماتریس دیکشنری بدست آمد. در نهایت با استفاده از روشهایی که به تفصیل در ادامه بیان می‌شوند بردار ضرایب بدست آمده به دو دسته کنترل و غیر کنترل طبقه‌بندی شدند.

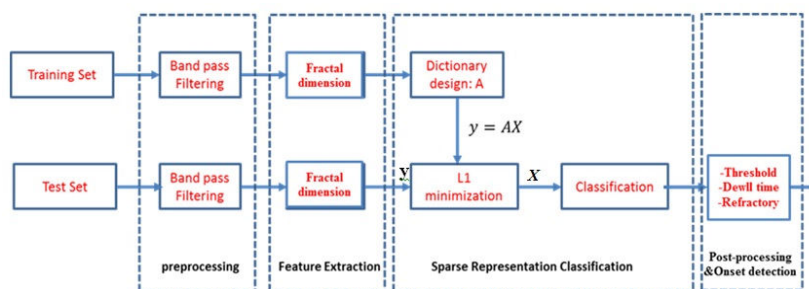
از V_{Cz} از سوی دانشگاه گراتز در اختیار ما قرار داده شده بود که از ۰/۵ تا ۵۰ هرتز فیلتر و با آهنگ ۲۵۰ هرتز نمونه‌برداری شد.

۳- روش

در این بخش روش پیشنهادی مقاله حاضر به منظور آشکارسازی بازه‌های حرکت پا را از سیگنال پیوسته EEG توضیح می‌دهیم. روندنمای سیستم طراحی شده با استفاده از طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک سیگنال در شکل (۲) نمایش داده شده است. در مرحله پیش‌پردازش، سیگنال EEG از فیلترهای میان‌گذر با ضریب کیفیت ثابت عبور داده شد [۱۹] و سپس ویژگیهای بعد فرکتالی از سیگنال فیلتر و در باندهای فرکانسی مختلف استخراج شد. در این تحقیق از ویژگیهای بعد فرکتالی دادگان آموزشی برای ساختن هر یک از ستونهای ماتریس دیکشنری استفاده شد. مهمترین بخش در طراحی طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک طراحی دیکشنری مناسب است و این دیکشنری نیز کاملاً به نحوه استخراج ویژگی و انتخاب دادگان مناسب در فاز

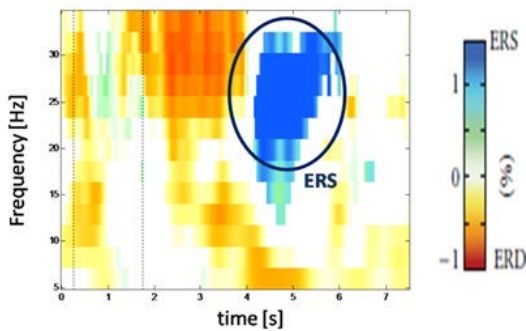


شکل (۱) - موقعیت الکترودها (الف) و الگوی ثبت دادگان گراتز (ب) که زمانبندی تک ثبت را نشان می‌دهد [۱۹].



شکل (۲) - روندنمای سیستم BCI پیشنهادی مبتنی بر نمایش تنک سیگنال. دیکشنری A با استفاده از ویژگیهای بعد فرکتالی فرکانسی مختلف استخراج شده از دادگان آموزشی طراحی شد. از روش مینیمم نرم یک به منظور یافتن بردار ضرایب X ، برای سیگنال آزمون y استفاده شد.

فرکانسی الگوهای تغییرات انرژی سیگنال در یک تک ثبت برای هر کاربر، تصاویر الگوهای *ERD/S* با استفاده از نرم افزار *BioSig* [۲۰] - که بر اساس الگوریتم ارائه شده در منبع [۲۱] اجرا شده است - رسم می شود. شکل (۳) نقشه *ERD/S* کاربر *S4* را در باند فرکانسی ۰-۳۵ هرتز و در محدوده زمانی یک تک ثبت نشان می دهد. با توجه به نتایج ارائه شده در منبع [۱۸]، از آنجایی که سیستم کاربرفرمای مبتنی بر استخراج پدیده *ERS* عملکرد موفق تری در مقایسه با سیستم مبتنی بر *ERD* دارد؛ در این مقاله برچسب گذاری دادگان آموزشی را بر اساس استخراج الگوی *ERS* انجام داریم. به این ترتیب در فاز آموزش، بازه زمانی $t=4.5-5.5s$ در هر تک ثبت را طبقه ۱ (طبقه رخداد) و بقیه زمانها را طبقه صفر (طبقه غیر رخداد) برچسب زدیم. برای هر شخص ۲ اجرا در فاز آموزش استفاده شد و اجرای سوم بعنوان سیگنال آزمون بصورت پیوسته و آسنکرون^{۱۹} تحلیل شد. در فاز آزمون به منظور شبیه سازی سیستم برخط، ویژگیهای بعد فرکتال را با اعمال پنجره لغزان ۱ ثانیه ای با طول گام ۱ نمونه از سیگنال اجرای سوم استخراج کردیم. عبارت دقیقتر به هر یک از نمونه های اجرای سوم برچسبی تعلق گرفت تا لحظه وقوع حرکت را تشخیص داده شود و به این ترتیب سیستم کاربرفرما را شبیه سازی شود.



شکل (۳) - نقشه زمان-فرکانس پدیده *ERD/S* مربوط به کاربر ۸۴

۳-۱-۱- بعد فرکتال

رفتار آشوبگونه سیستم های غیرخطی از میزان بی نظمی مسیرهای هندسی که در فضای حالت طی می کنند تعیین می شود؛ بعد فرکتالی یکی از ابزارهای غیرخطی است که به منظور کمی سازی

در ادامه ابتدا پیش پردازش و استخراج ویژگی را توضیح می دهیم و سپس نحوه طراحی طبقه بند مبتنی بر نمایش تنک را به طور کامل شرح می دهیم. روش پس پردازش و نحوه ارزیابی عملکرد سیستم نیز در انتهای این بخش ارائه می شود.

۳-۱-۲- پیش پردازش و استخراج ویژگی

در فاز آموزش، هر تک ثبت با استفاده از پنجره های زمانی ۱ ثانیه ای و با همپوشانی ۵۰۰ میلی ثانیه از زمان $t=1s$ تا $t=9s$ (اگر لحظه شروع حرکت را $t=0s$ در نظر بگیریم) تحلیل می شود. برای سیگنال در هر یک از این پنجره های زمانی ۱ ثانیه ای، ویژگی بعد فرکتالی به روش کتز^{۱۸} (در ۱-۳-۱ شرح داده می شود) استخراج می شود. به منظور ارائه توصیف کامل سیگنال *EEG* در محدوده فرکانسی میو و بتا، سیگنالهای مربوط به هر پنجره ۱ ثانیه ای ابتدا در باندهای فرکانسی با طول متغیر در ۱۴ فرکانس مرکزی در بازه ۶ تا ۳۶ هرتز، با استفاده از فیلترهای با ضریب کیفیت ثابت $Q=2$ و $Q=3$ فیلتر می شوند [۱۹]. سپس بردار ویژگی، شامل ۲۸ ویژگی بعد فرکتالی در باندهای فرکانسی مختلف تولید می شود. مهمترین هدف در مرحله پیش پردازش و استخراج ویژگی، استخراج پدیده های نوروفیزیولوژیک *ERD* و *ERS* مربوط به اجرا و تصور اجرای حرکت پا در سیگنال *EEG* است. ناهمزمانی وابسته به رخداد (*ERD*) همان کاهش انرژی در ریتمهای مغزی است که بدلیل فعال شدن همبسته شبکه های عصبی در نواحی خاصی از قشر مغز، قبل از انجام حرکت و گاهی حین انجام حرکت دیده می شود. همزمانی وابسته به رخداد (*ERS*) افزایش انرژی ریتمهای مغزی میو و بتا است که بدلیل غیرفعال شدن دوباره و برگشت به حالت طبیعی و آرامش شبکه های عصبی در نواحی معینی از مغز پس از انجام حرکت بوجود می آید. حین انجام فعالیت وابسته به حرکت، اول *ERD* و بدنبال آن *ERS* رخ می دهد. شایان ذکر است که این الگوها برای هر شخص در باند فرکانسی منحصر به فردی اتفاق می افتد و میزان بروز آنها نیز از شخصی به شخص دیگر متفاوت است. به منظور به دست آوردن دانش اولیه و شناسایی توزیع زمان-

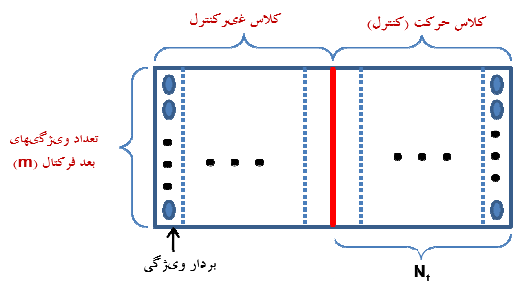
¹⁸Katz

¹⁹Asynchronous

الگوریتم مبتنی بر مینیمم نرم یک یا BP^2 را بیان می‌کنیم و در نهایت نحوه طبقه‌بندی دادگان آزمون و جزئیات مربوط به چگونگی استفاده از مدل نمایش تنک را در تشخیص بازه‌های رخداد حرکت پا از سیگنال پس زمینه مغزی به تفصیل ارائه می‌کنیم.

۳-۲-۱- طراحی دیکشنری فوق کامل

بر اساس مدل ارائه شده در منابع [۱۲] و [۲۳]، طراحی دیکشنری با استفاده از ویژگیهای استخراج شده از دادگان آموزشی انجام می‌شود. این طبقه‌بند به تعیین پارامترهای مختلف در فاز آموزش نیاز ندارد و تنها استفاده‌ای که از دادگان آموزش می‌شود تهیه دیکشنری فوق کامل است که در فاز آزمون برای ارائه نمایش تنک سیگنال آزمون استفاده می‌شود. در اینجا یک ماتریس دیکشنری را بر اساس ویژگیهای بعد فرکتال سیگنال EEG در باندهای فرکانسی میو و بتا طراحی می‌کنیم. ویژگیهای بعد فرکتال را از بخش‌های یک ثانیه‌ای سیگنال در m باند فرکانسی مختلف استخراج می‌کنیم و سپس با توجه به برچسب هر بخش، این بردار ویژگی m بعدی را بعنوان یک ستون در قسمتی از ماتریس دیکشنری - که مربوط به طبقه رخداد حرکت (کنترل) و یا غیر رخداد (غیر کنترل) است - قرار می‌دهیم.



شکل (۴) - نحوه طراحی دیکشنری: هر ستون یک بردار ویژگی بعد فرکتالی است که از یک بخش یک ثانیه‌ای از دادگان آموزش مربوط به طبقه‌های کنترل و غیر کنترل استخراج شده و در قسمت مربوط به طبقه مورد نظر در دیکشنری قرار داده شده است.

شکل (۴) - نحوه طراحی این دیکشنری را نشان می‌دهد. فرض کنید N_t تعداد کل داده‌های آموزشی مربوط به طبقه i است $[i=C]$ برای دادگان طبقه حرکت پا (کنترل) و $i=NC$

میزان بی‌نظمی استفاده می‌شود. از آنجایی که بعد فرکتالی تغییرات نوسانی یا میزان بی‌نظمی سیگنال را اندازه‌گیری می‌کند، می‌تواند انتخاب مناسبی برای استخراج تغییرات انرژی سیگنال ناشی از پدیده ERD/S در نورونهای کورتکس حرکتی باشد که در سیگنال EEG ظاهر می‌شوند. در این مقاله از سه روش هایوچی، کتز و سوسیک برای محاسبه بعد فرکتال استفاده شده که روش کتز به دلیل داشتن نتایج پایدارتر و همچنین سادگی محاسبه ترجیح داده شد. بعد فرکتال به روش کتز برای سیگنالی به طول N به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$FD = \frac{\log(N-1)}{\log(N-1) + \log\left(\frac{d}{L}\right)} \quad (2)$$

که در آن L طول پوش سیگنال (مجموع فواصل اقلیدسی میان نمونه‌های متوالی) و d قطر سیگنال (فاصله اقلیدسی میان اولین نمونه و نمونه‌ای که بیشترین فاصله را از نمونه اول دارد) است. مقدار بعد فرکتال برای هر سیگنال نوعی بین ۱ و ۲ متغیر است. مقدار ۱ بیانگر نظم کامل و یا انرژی کمینه و مقدار ۲ بیانگر بیشترین بی‌نظمی یا انرژی بیشینه در نوسانات دینامیک است [۲۲].

۳-۲-۲- طبقه‌بندی بر مبنای نمایش تنک سیگنال

روش طبقه‌بندی ارائه شده در این مقاله، بر اساس یافتن تنک‌ترین نمایش سیگنال در دیکشنری خاصی طراحی شده است. نمایش تنک سیگنال به مفهوم یافتن تنک‌ترین و فشرده‌ترین نمایش از یک سیگنال بصورت ترکیب خطی از ستونهای یک دیکشنری فوق کامل است. نمایش تنک می‌تواند با ارائه یک توصیف فشرده و تنک از سیگنال آزمون بصورت ترکیب خطی مجموعه‌ای از سیگنالهای آموزشی برای طبقه‌بندی سیگنال استفاده می‌شود. در این روش، طراحی دیکشنری بسیار مهم است؛ زیرا در صورت انتخاب نامناسب اجزای دیکشنری، عملکرد طبقه‌بند بسیار ضعیف خواهد بود. در این بخش ابتدا روش طراحی دیکشنری را با استفاده از ویژگیهای بعد فرکتالی به تفصیل توضیح می‌دهیم. سپس مدل خطی نمایش تنک و

اجزای ماتریس دیکشنری را تشکیل می‌دهند). بنابراین یک سیگنال آزمون به بردار $y \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ تبدیل می‌شود. سیگنال آزمون می‌تواند بصورت ترکیب خطی از ستونهای ماتریس A بصورت تنک نمایش داده شود:

$$y = \sum_{i=C,NC} x_{i,1} a_{i,1} + x_{i,2} a_{i,2} + \dots + x_{i,N_t} a_{i,N_t} \quad (4)$$

$x_{i,j} \in \mathbb{R}$ و $j=1,2,\dots, N_t$ ضرایب اسکالر هستند. نمایش جبری ماتریسی این مسأله بصورت رابطه (۵) است:

$$y = AX \quad (5)$$

$X = [x_{NC,1}, x_{NC,2}, \dots, x_{NC,N_t}, x_{C,1}, x_{C,2}, \dots, x_{C,N_t}]^T \in \mathbb{R}^{2 \times N_t}$ در این مطالعه فرض آن است که مدل بدون نویزی برای نمایش تنک در معادله (۵) وجود دارد. در شکل (۵)، سیگنال آزمون مربوط به طبقه C یا کنترل می‌تواند بصورت ترکیب خطی از سیگنالهای آموزشی طبقه کنترل نمایش داده شود:

$$y_C = Ax_C \in \mathbb{R}^{m \times 1} \quad (6)$$

$X_C = [0, 0, \dots, 0, a_{C,1}, a_{C,2}, \dots, a_{C,N_t}]^T \in \mathbb{R}^{2 \times N_t}$ بردار ضرایب است که بجز اجزایی که مربوط به سیگنالهای آموزشی طبقه کنترل یا C هستند، بیشتر اجزای آن برابر صفر است. این نمایش سیگنال y در صورتی تنک اتلاق می‌شود که تعداد اجزا و ضرایب غیر صفر آن بسیار کمتر از N_t باشند.

۳-۲-۳- نمایش تنک با استفاده از مینیمم نرم

از آنجایی که تعداد دادگان آموزشی، یعنی $2N_t$ ، بسیار بیشتر از طول بردار ویژگی استخراج شده برای هر بخش از سیگنال است؛ لذا معادله خطی (۵) معادله‌ای نامعین^{۲۴} است ($m < 2N_t$). این مسأله با استفاده از روش مینیمم نرم صفر قابل حل است:

$$\min \|X\|_0 \quad \text{subject to } y = AX \quad (7)$$

نرم صفر بردار X معادل تعداد مؤلفه‌های غیر صفر بردار X است. مسأله فوق، یک مسأله جستجوی ترکیبی است که حل آن بسیار زمان‌بر است و پاسخ واحدی ندارد. اخیراً در مطالعات تئوری ثابت شده که بازسازی سیگنال با استفاده از روش مینیمم نرم یک امکان‌پذیر است. مینیمم نرم یک، روشی نیمه بهینه برای حل مسأله مینیمم نرم صفر است و با استفاده از این روش

دادگان طبقه غیرکنترل]. برای هر طبقه i بخشی از ماتریس دیکشنری را بصورت $A_i = [a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,N_t}]$ تعریف می‌کنیم که هر ستون از بردار $a_{i,j} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ ($j=1,2,\dots, N_t$) m =طول بردار ویژگی) تشکیل شده است. رابطه فوق برای هر دو طبقه کنترل (حرکت) و غیر کنترل (غیر حرکتی) تکرار می‌شود و در نهایت با کنار هم قرار دادن این دو ماتریس یک دیکشنری بصورت $A_{m \times (2N_t)} = [A_C; A_{NC}]$ ، مانند شکل (۴) تولید می‌شود. مسأله مهم آن است که دیکشنری باید ناهمدوس^{۲۱} باشد، یا عبارتی ستونهای مربوط به طبقه‌های مختلف باید ناهمبسته^{۲۲} باشند. وقتی که دیکشنری ناهمدوس است، یک سیگنال آزمون از یک طبقه خاص می‌تواند بوسیله ستونهای همان طبقه خاص (بطور غالب) نشان داده شود. اصل عدم قطعیت در تئوری نمایش تنک ایجاب می‌کند که یک سیگنال نتواند در هر دو طبقه بصورت همزمان نمایش تنکی داشته باشد. این پدیده با افزایش درجه ناهمدوسی دیکشنری شدت می‌یابد. معیار همدوسی^{۲۳} بین دو مؤلفه دیکشنری بصورتی که در زیر تعریف شده؛ اندازه‌گیری می‌شود:

$$M(A_C, A_{NC}) \triangleq \max\{|\langle a_{C,j}, a_{NC,k} \rangle| \mid j, k = 1, 2, \dots, N_t\} \quad (3)$$

بردار $a_{C,j}$ ستون j ام از ماتریس A_C و $a_{NC,k}$ ستون k ام از ماتریس A_{NC} است. علامت $\langle a_{C,j}, a_{NC,k} \rangle$ نشان‌دهنده ضرب داخلی دو بردار است. M معیار همبستگی دو مؤلفه دیکشنری است. زمانی دیکشنری ناهمدوس است که مقدار M کوچک باشد. یک دیکشنری ناهمدوس، نمایش تنک سیگنال آزمون را تحت الگوریتم مینیمم نرم یک، بهبود می‌بخشد.

۳-۲-۳- مدل خطی نمایش تنک

در این بخش مدل نمایش تنک را بر اساس سیگنالهای EEG آموزش و آزمون معرفی می‌کنیم. شکل (۵) مدل نمایش تنک سیگنال را نشان می‌دهد. ابتدا بردار ویژگی نمونه آزمون را بصورت بردار y استخراج می‌کنیم (بعد فرکتال در ۲۸ باند فرکانسی مختلف همانند بردارهای ویژگی دادگان آموزشی که

²¹incoherence

²²uncorrelated

²³Coherence

²⁴underdetermined

می‌تواند در صورت در اختیار داشتن نمونه‌های کافی، تنک‌ترین نمایش سیگنال را بصورت دقیق ارائه کند:

$$\min \|X\|_1 \text{ subject to } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{X} \quad (۸)$$

الگوریتمهای بسیاری تاکنون برای حل مسأله مینیمم نرم یک ارائه شده‌اند. در این پژوهش از روش برنامه‌ریزی خطی استاندارد به نام *Basis Pursuit* استفاده شد که در نرم افزار *Sparselab* - که دانشگاه استنفورد آنرا ارائه کرده - موجود است

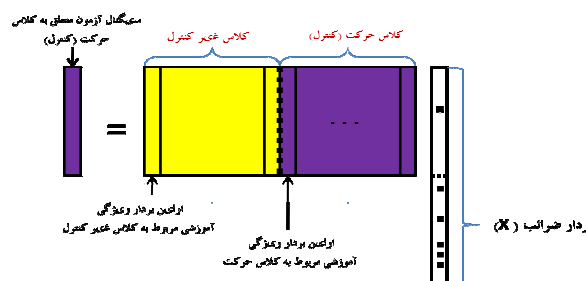
[۲۴].

$$r_C(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\delta_C(\mathbf{X})\|_2 \quad (۱۰)$$

بصورت مشابه $r_{NC}(\mathbf{y})$ را نیز برای طبقه غیرکنترلی سیگنال آزمون \mathbf{y} محاسبه می‌کنیم. در نهایت خروجی طبقه‌بند را بصورت اختلاف نرم باقیمانده‌های طبقه‌های غیررخداد و رخداد محاسبه می‌کنیم.

۳-۳- پس پردازش

به منظور بهبود عملکرد سیستمهای کاربرفرما، مرحله پس پردازش بر خروجی طبقه‌بند $(r_C(\mathbf{y}) - r_{NC}(\mathbf{y}))$ مربوط به نمونه‌های دادگان آزمون، اعمال می‌شود. این مرحله با استفاده از اعمال آستانه و همچنین با استفاده از دو پارامتر زمان سکون و زمان بازگشت موجب بهبود عملکرد طبقه‌بند و کاهش تعداد تشخیص‌های نادرست می‌شود [۲۵]. زمان سکون، مدت زمانی است که باید خروجی طبقه‌بند بیشتر از حد آستانه باقی بماند تا تشخیص رخداد، معتبر قلمداد شود. زمان بازگشت نیز به مدت زمانی گفته می‌شود که پس از وقوع یک تشخیص رخداد معتبر، به خروجی طبقه‌بند توجهی نمی‌شود. مجموع مدت زمان سکون و زمان بازگشت، اولاً نباید از فاصله زمانی بین دو رخداد متوالی بیشتر انتخاب شود؛ بعلاوه انتخاب مقدار بزرگ برای هر یک از این دو پارامتر منجر به کاهش آهنگ انتقال اطلاعات می‌شود و یا عبارتی زمان پاسخ‌دهی سیستم کند می‌شود. در این مطالعه زمان سکون = ۱۰۰ نمونه و زمان بازگشت = ۷۵۰ نمونه در نظر گرفته شد؛ که در مجموع مدت زمان ۳/۴ ثانیه بود. با این انتخاب فرض شد که شخص حداقل تا ۳/۴ ثانیه پس از کنترل



شکل (۵) - مثالی از مدل نمایش تنک سیگنال آزمون متعلق به طبقه

حرکت

۳-۲-۴- طبقه‌بندی بر اساس نمایش تنک

در بهترین حالت با حل معادله (۵) با استفاده از مینیمم نرم یک، در صورتی که سیگنال آزمون متعلق به طبقه حرکت (کنترل) باشد، تنها نیمه پایینی بردار ضرایب X_C ، متناظر با ستونهایی از دیکشنری مربوط به طبقه کنترل C ، باید شامل ضرایب غیرصفر باشد. اما از آنجایی که سیگنال *EEG* بسیار نویزی و غیر ایستاد است؛ ضرایب غیر صفر ممکن است در نیمه بالایی بردار X_C نیز ظاهر شوند. به منظور استفاده از نتایج نمایش تنک سیگنال در طبقه‌بندی سیگنال آزمون باید قانونی برای طبقه‌بندی تعریف کنیم. ساده‌ترین روش شمارش تعداد ضرایب غیر صفر نیمه بالایی و پایینی بردار X_C است. روش دیگر محاسبه انرژی ضرایب بصورت رابطه (۹) است:

$$\text{Class}(\mathbf{y}) = \arg_{i=C,NC} \max \|x_i\|_2 \quad (۹)$$

قانون مؤثر دیگر برای طبقه‌بندی، آن است که از باقی‌مانده‌ها استفاده کنیم. به منظور توضیح این روش ابتدا تابعی را تعریف

۴- نتایج و بحث در نتایج

از آنجایی که برای هر کاربر سه سیگنال مربوط به سه اجرا در اختیار داشتیم، دو اجرا از سه اجرای موجود برای هر کاربر بعنوان دادگان آموزش و اجرای سوم بعنوان دادگان آزمون استفاده شد. در مجموع برای هر کاربر در سه حالت مختلف به نحوی که هر اجرا حتماً یک بار بعنوان دادگان آزمون در نظر گرفته شود، عملکرد سیستم ارزیابی شد. مقادیر TPR و FPR بدست آمده مربوط به آزمون در سه حالت مختلف برای هر شخص بصورت متوسط \pm انحراف معیار در جدول (۱) ارائه شده است. در فاز آموزش ویژگیهای بعد فرکتالی بازه‌های ۱ ثانیه‌ای از سیگنال آموزش در ۱۴ فرکانس مرکزی مختلف در بازه ۶ تا ۳۶ هرتز با مقادیر ثابت $Q=2$ و $Q=3$ محاسبه شد. بر اساس برچسبهای نمونه‌های آموزشی، بردارهای ویژگی مربوط به دادگان طبقه رخداد و غیر رخداد در دو ماتریس جداگانه قرار گرفتند و در نهایت ماتریس دیکشنری با کنارهم قرار دادن این دو ماتریس تشکیل شد. در فاز آزمون به منظور شبیه‌سازی شرایط سیستم کاربرفرمای روی خط^{۲۸}، ویژگی بعد فرکتال با اعمال پنجره لغزان ۱ ثانیه‌ای با طول گام ۱ نمونه بر سیگنال EEG اجرای آزمون استخراج شد. بعبارت دقیقتر هدف ما آن بود که به تک تک نمونه‌های اجرای آزمون برچسبی تعلق گیرد تا لحظه وقوع حرکت با دقت قابل قبولی تشخیص داده شود.

پس از تشکیل ماتریس دیکشنری و استخراج ویژگی از نمونه‌های آزمون، با استفاده از الگوریتم مینیمم نرم یک یا BP ، تنک‌ترین نمایش بردارهای ویژگی استخراج شده از نمونه‌های آزمون بر اساس بردارهای پایه ماتریس دیکشنری بدست می‌آمد. الگوریتمهای متنوعی به منظور یافتن تنک‌ترین نمایش سیگنال در مباحث پردازش سیگنال ارائه شده‌اند که در این تحقیق از بین آنها روش مینیمم نرم یک موجود در نرم افزار *Sparselab* استفاده شد. طبقه‌بندی بر مبنای بردار ضرابی انجام شد که با این الگوریتم برای نمایش بردار ویژگی نمونه آزمون در

(روشن کردن) سیستم، مجدداً قصد کنترل آن را نخواهد داشت. البته این فرض در بسیاری از کاربردهای کنترلی، کاملاً عملی است.

۳-۴- ارزیابی عملکرد

از آنجایی که پدیده ERS ممکن است پس از وقوع حرکت تا چند ثانیه وجود داشته باشد، بازه کنترل و رخداد را به بازه $t=3-5.5s$ در هر تک ثبت گسترش دادیم. در این قسمت از روش ارزیابی رخداد به رخداد مطابق با روابط (۱۱) و (۱۲) برای محاسبه TPR ^{۲۵} و FPR ^{۲۶} استفاده شد:

$$TPR = \frac{TPIC}{N_{TPIC}} \quad (11)$$

$$FPR = \frac{FPIC}{N_{FPIC}} \quad (12)$$

در رابطه (۱۱)، $TPIC$ رخداد کنترلی مثبت است که به هر تشخیص در بازه کنترلی ۳ تا ۵/۵ ثانیه گفته می‌شود و در رابطه (۱۲) $FPIC$ رخداد کنترلی نادرست مثبت است که مبین تشخیص در بازه‌های خارج از بازه فوق است. در این روابط N_{TPIC} نیز تعداد بازه‌های رخداد در طول کل سیگنال و N_{FPIC} تعداد کل نمونه‌ها تقسیم بر مجموع زمان بازگشت و زمان سکون است. در این مقاله تعداد بازه‌های رخداد برابر ۳۰ (در هر اجرا ۳۰ تک ثبت و هر تک ثبت شامل یک بازه رخداد حرکتی است) و N_{FPIC} تقریباً به طور میانگین برابر ۱۲۰ است.

نتایج پس از ارزیابی نمودارهای ROC ^{۲۷} (TPR برحسب FPR که به ازای مقادیر مختلف آستانه بدست می‌آیند) ارائه می‌شود. به این ترتیب که به ازای مقادیر مختلف آستانه از صفر تا ۱ و با گام ۰/۰۵، مقادیر TPR و FPR محاسبه می‌شوند و سپس مقادیر مربوط به نقطه‌ای از نمودار که اولاً مقدار FPR آن از ۱۰ درصد کمتر است و ثانیاً به خط $y=1-x$ (محور عمودی یا TPR و محور افقی یا FPR) نزدیکتر است؛ برای هر کاربر انتخاب می‌شوند.

²⁵True Positive Rate

²⁶False Positive Rate

²⁷Recursive Operating Curve

²⁸Online

ویژگی بعد فرکتالی و در نهایت استفاده از روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک سیگنال را با نتایج منبع [۱۸] مقایسه کرد. اعمال این الگوریتم منجر به بهبود ۱۵ درصدی متوسط TPR و ۱ درصدی FPR شد. شایان ذکر است در منبع [۱۸] با استفاده از طبقه‌بند SVM ویژگی لگاریتم توان باند استخراج شده از سیگنال پس از تجزیه فرکانسی به کمک فیلترهایی با پهنای باند ثابت طبقه‌بندی شده است تا بازه‌های مربوط به رخداد حرکت پا از سیگنال پس‌زمینه تشخیص داده شود.

جدول (۱) - مقایسه روشهای طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک و SVM در آشکارسازی بازه‌های رخداد حرکت پا

Subjects ID	استفاده از روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک		استفاده از طبقه‌بند SVM	
	TPR (Mean±SD)	FPR (Mean±SD)	TPR (Mean±SD)	FPR (Mean±SD)
S1	۹۸±۴	۲±۲	۹۸±۴	۲±۳
S2	۸۹±۷	۵±۳	۶۵±۴	۹±۲
S3	۹۹±۲	۱±۱	۹۸±۲	۰±۱
S4	۹۶±۳	۳±۱	۹۳±۲	۵±۲
S5	۸۰±۴	۹±۲	۷۶±۵	۶±۳
S6	۸۸±۵	۶±۲	۸۹±۱۱	۹±۲
S7	۸۱±۱۵	۷±۳	۸۰±۱۰	۴±۰
میانگین	۹۰±۴	۵±۲	۸۶±۱۲	۵±۲

روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک به دلیل آنکه فاز آموزشی پیچیده‌ای ندارد و در واقع در فاز آموزش هیچ فرایند یادگیری وجود ندارد، بسیار ساده است؛ اما از آنجایی که دیکشنری از بردارهای ویژگی دادگان آموزش ساخته می‌شود نقش فاز استخراج ویژگی بسیار پررنگ است. به نحوی که اگر ویژگی‌های خوبی از سیگنال استخراج نشوند، نهایتاً نتایج طبقه‌بندی نیز بسیار ضعیف است. در صورتی که دیکشنری بخوبی تعریف شود و همچنین از ابعاد مناسبی برخوردار باشد، این طبقه‌بند عملکرد بسیار خوبی خواهد داشت. البته عوامل

دیکشنری بدست آمده بود. از بین روشهای مختلفی که در بخش ۳-۲-۴ برای طبقه‌بندی معرفی شد، در این مقاله از خطای بازسازی یا مقادیر باقی‌مانده برای طبقه‌بندی استفاده شد. نهایتاً مقادیر باقی‌مانده مربوط به بازسازی سیگنال آزمون توسط هر یک از بخشهای دیکشنری با هم مقایسه و از یکدیگر کم شدند. مقدار این تفاضل، خروجی طبقه‌بند برای هر نمونه آزمون بود که وارد فاز پس‌پردازش شد. جدول (۱) عملکرد این روش طبقه‌بندی را در آشکارسازی بازه‌های وقوع حرکت پا در سیگنال EEG پیوسته مربوط به ۷ کاربر پس از تحلیل نمودارهای ROC و در شرایط زمان پاسخ‌دهی ۳/۴ ثانیه نشان می‌دهد. در دو ستون سمت راست و چپ این جدول نتایج حاصل از کاربر دو روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک و طبقه‌بند SVM ارائه شده است. نتایج حاصل از اعمال روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک و با استفاده از الگوریتم مینیمم نرم یک بطور میانگین $TPR=90\%$ و $FPR=5\%$ است که نشان‌دهنده انتخاب مؤثر ماتریس دیکشنری و روش استخراج ویژگی است. همانطور که دیده می‌شود روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک در مقایسه با طبقه‌بند SVM با کرنل گوسی - که فاز آموزش بسیار پیچیده‌ای به منظور تعیین پارامترهای عرض کرنل و ضریب تنظیم دارد [۱۹] - علاوه بر سادگی اجرا و کاهش زمان یادگیری طبقه‌بند، در بسیاری موارد مشابه و حتی در برخی کاربران عملکرد بهتری دارد. البته لازم است ذکر شود که انتخاب الگوریتم نمایش تنک سیگنال نیز نقش مؤثری در عملکرد این روش دارد. نتایج حاصل از اعمال الگوریتمهای مشهوری مانند جستجوی تطابق^{۲۹} (MP) و جستجوی تطابق متعامد^{۳۰} (OMP) نیز در این تحقیق بررسی شد که بدلیل برتری نتایج مربوط به اعمال BP ، از این روش برای طراحی سیستم کاربرفرمای مبتنی بر حرکت پا استفاده شد. از آنجایی که دادگان مورد استفاده و روش ارزیابی عملکرد سیستم در این مقاله و مرجع [۱۸] یکسان هستند؛ می‌توان نتایج کسب شده با استفاده از روش پیشنهادی این مقاله متشکل از پیش‌پردازش به کمک فیلترهای با ضریب کیفیت ثابت، استخراج

²⁹Matching Pursuit

³⁰Orthogonal Matching Pursuit

می‌توان به روش‌های $K-SVD$ ^{۳۱} و جهت‌های بهینه یا MOD ^{۳۲} اشاره کرد.

سپاسگزاری

از جناب آقای پروفیسور فورتسچلر و آقای دکتر اسکالانتی از دانشگاه گراتز اتریش به دلیل در اختیار قرار دادن دادگان حرکت پا- که در این مقاله مورد از آنها استفاده شد- قدردانی می‌شود.

۶- مراجع

- [1] Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., Pfurtscheller G., Vaughan T.M., Brain computer interfaces for communication and control; Clin. Neurophysiol., 2002; 113: 767-791.
- [2] Muller-Putz J.R., Scherer R., Pfurtscheller G., Game-like training to learn single switch operated neuroprosthetic control; Int. Conf. Adv. Comput. Entertainment Technol. Workshop. BrainPlay'07: playing with your brain (brain-computer interfaces and games), 2007: 49-51.
- [3] Thorpe J., Oorchot P., Somayaji A., Pass-thoughts: authenticating with our minds; Proc new Secur paradigms workshop, 2005.
- [4] Scherer R., Schlogl A., Lee F., Bischof H., Jansa J., Pfurtscheller G., The self-paced Graz brain-computer interface: methods and applications; J. Comput. Intell. Neurosci., 2007; 79825.
- [5] Townsend G., Graimann B., Pfurtscheller G., Continuous EEG Classification During Motor Imagery—Simulation of an Asynchronous BCI; IEEE Trans. Neural, Rehab., 2006; 12: 258-265.
- [6] Mason S.G., Birch G.E., A brain-controlled switch for asynchronous control applications; IEEE Trans. Biomed. Eng., 2000; 47: 1297-1307.
- [7] Fatourech M., Ward R.K., Birch G.E., A self-paced brain-computer interface system with a low false positive rate; J. Neural Eng., 2008; 5: 9-23.
- [8] Bashashati A., Mason S., Ward R.K., Birch G.E., An improved asynchronous brain interface: making use of the temporal history of the LF-ASD feature vectors; J. Neural Eng., 2006; 3: 87-94.
- [9] Pfurtscheller G., Lopes da Silva F.H., Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles; Clin Neurophysiol, 1999; 110: 1842-57.
- [10] Leeb R., Friedman D., Müller-Putz G.R., Scherer R., Slater M., Pfurtscheller G., Self-paced (asynchronous) BCI control of a wheelchair in virtual environments: A case study with a Tetraplegic Computational Intelligence and Neuroscience special issue: Brain-Computer Interfaces; Towards Practical Implementations and Potential Applications, 2007: 1-8.
- [11] Hasan B.A.S, Gan J.Q., Unsupervised movement onset detection from EEG recorded during self-paced

زیادی می‌توانند عملکرد این روش طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار دهند. بعنوان مثال انتخاب ابعاد دیکشنری، نسبت تعداد سطرها به ستونهای مربوط به دیکشنری، تقارن و یا عدم تقارن دیکشنری‌های مربوط به بازه‌های کنترل و غیرکنترل، انتخاب دیکشنری‌های وفقی و همچنین انتخاب الگوریتم مناسب به منظور ارائه نمایش تنک سیگنال می‌توانند عملکرد سیستم را بهبود بخشند.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله با استخراج پدیده *ERS* با استفاده از الگوریتم پیشنهادی متشکل از پیش‌پردازش به کمک فیلترهایی با ضریب کیفیت ثابت، استخراج ویژگی بعد فرکانالی و در نهایت استفاده از روش طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک سیگنال، نتایج بسیار خوبی برای آشکارسازی بازه‌های وقوع رخداد حرکتی از سیگنال پس‌زمینه به دست آمد. سادگی روش و عدم نیاز به تعیین پارامترهای مختلف در فاز آموزش، دادگان ثبت شده از تنها یک کانال *Cz*، ارائه‌کننده نتایج امیدوارکننده‌ای برای استفاده از سیستمهای *BCI* خارج از آزمایشگاه است. در این مقاله ایده استفاده از نمایش تنک سیگنال در حوزه سیستمهای *BCI* کاربرفرما به منظور طبقه‌بندی بازه‌های رخداد حرکت پا مطرح شد. مهمترین مزیت و ویژگی این طبقه‌بند، آن است که تنها با قرار دادن ویژگیهای استخراجی از دادگان آموزشی در ماتریسی به نام دیکشنری و بدون نیاز به تعیین پارامترهای خاص در فاز آموزش، برای فاز آزمون آماده می‌شود. البته این روش نیازمند طراحی دقیق ماتریس دیکشنری است. بعبارت دیگر نقش روش استخراج ویژگی در استفاده از این روش طبقه‌بندی بسیار مهم است. در ادامه پژوهش و به منظور طراحی ماتریسهای دیکشنری کاراتر، مؤثرتر و پایدارتر برای کاربردهای برخط، می‌توان از روشهای مختلف یادگیری دیکشنری برای طراحی دیکشنری‌های فوق کامل وفقی استفاده کرد. از میان روشهای مختلفی که برای یادگیری دیکشنری در حوزه‌های مختلف استفاده می‌شوند،

³¹K-means- Singular Value decomposition

³²Method of optimal Directions

- [18] Solis-Escalante T., Muller-Putz G.R., Pfurtscheller G., Overt foot movement detection in one single Laplacian EEG derivation; *J. Neurosci. Methods*, 2008; 175: 148-153.
- [19] Mohammadi R., Mahlooji A., Coyle D., A Combination of Pre- and Postprocessing Techniques to Enhance Self-Paced BCIs; *Advances in human-computer interaction*, 2012; Article ID 185320.
- [20] Schlogl A., Brunner C., Scherer R., Glatz A., BioSig: an open-source software library for BCI research; In *Towards brain-computer interfacing*, 2007; 20: MIT Press. p. 347-58.
- [21] Graimann B., Huggins J.E., Levine S.P., Pfurtscheller G., Visualization of significant ERD/ERS patterns in multichannel EEG and ECoG data; *Clin. Neurophysiol.*, 2002; 113(1): 43-47.
- [22] Sadeghian E.B., Moradi M.H., fractal dimension for detection of ERD/ERS patterns in asynchronous brain computer interface; *The 2th Int. Conf. Bioinfo. Biomed. Eng.*, May 16-18, 2008.
- [23] Shin Y., Lee S., Lee J., Lee H.N., Sparse representation-based classification scheme for motor imagery-based brain-computer interface systems; *J Neural Eng.*, 2012; no.9:056002.
- [24] Donoho D., Stodden V., Tsai Y., SparseLab: <http://sparselab.stanford.edu/>.
- [25] Townsend G., Graimann B., Pfurtscheller G., Continuous EEG Classification During Motor Imagery—Simulation of an Asynchronous BCI; *IEEE Trans. Neural, Rehab.*, 2006; 12: 258-265.
- real hand movement; *Med. Biol. Eng. Comput.*, 2010; 48: 245-53.
- [12] Wright J., Yang A.Y., Ganesh A., Sastry S.S., Ma Y., Robust face recognition via sparse representation; *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2009; 31: 210-27.
- [13] Chen S., Donoho D., Saunders M., Atomic decomposition by basis pursuit; *SIAM Rev.*, 2001; 43: 129-59.
- [14] Gemmeke J.F., Virtanen T., Hurmalainen A., Exemplar-based sparse representations for noise robust automatic speech recognition; *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.*, 2011; 19: 2067-80.
- [15] Li Y., Guan C., Qin J., Enhancing feature extraction with sparse component analysis for brain-computer interface; *Proc. 27th Annual Int. Conf. of the Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE-EMBS 2005)*, 2005: 5335-5338.
- [16] Arvaneh M., Guan C., Ang K.K., Quek H.C., Spatially sparsed common spatial pattern to improve BCI performance; *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2011)*, 2011: 2412-2415.
- [17] Yu H., Lu H., Ouyang T., Liu H., Lu B.L., Vigilance detection based on sparse representation of EEG; *Proc. 32nd Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2010)*, 2010: 2439-2442.