

A Hybrid Algorithm for Detecting Motor Imagery of Left and Right Hands Using Only Two Channels of EEG

F. Ghomi, A. Mahnam^{2*}, M. Yazdchi²

¹MS.c Student, Department of Biomedical Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

² Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Receipt in the Online Submission System: 4 July 2018, Received in Revised Form: 15 August 2018, Accepted: 9 October 2018

Abstract

Over the past few decades, the brain-computer interfaces (BCI) based on motor imagery has been widely developed to help people with motor disability. The advantage of this type of BCI as an endogenous system is, no need for external stimulation, and natural control. One of the major challenges to make these systems practical is to reduce the number of recording electrodes. In this study, only two EEG channels (C3 and C4) were used for detecting the imagery of left and right-hand movements. The features used were band powers (BP), some time domain parameters (TDP) and an adaptive autoregressive model (AAR). For classification, linear discriminant analysis (LDA), a well-known and simple classifier was used. The data was taken from the third BCI Competition. Our results confirm that BP features provide the most robust and effective features for accurate recognition. It was shown that combining the BP with TDP and AAR features can improve the accuracy of classification. However, implementing BP and TDP features is proposed for online classification where short computational cost is important. A maximum steepness of the mutual information (STMI) of 0.2582 was achieved in this study that could win the second place in the BCI Competition III. Left and right motor imagery (MI) tasks can be discriminated with an average classification accuracy of 85% and Kappa of 70%.

Keywords: *Brain Computer Interface, Motor Imagery, Frequency Band Power, Time Domain Parameters, Adaptive Autoregressive Model, Linear Discriminant Analysis*

*Corresponding Author

Address: Department of Biomedical Engineering, University of Isfahan, P. O. Box: 14395-587, Isfahan, Iran

Tel: +98-31-37934083

Fax: +98-31-37932771

E-mail: mahnam@eng.ui.ac.ir

ارائه‌ی یک الگوریتم ترکیبی برای تشخیص تصور حرکت دست چپ و راست با استفاده از تنها دو کانال سیگنال الکتریکی مغز

فاطمه قمی^۱، امین مهنام^{۲*}، محمدرضا یزدچی^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فنی مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان
^۲ دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فنی مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۷/۴/۱۳، بازنگری: ۱۳۹۷/۵/۲۴، پذیرش قطعی: ۱۳۹۷/۷/۱۷

چکیده

در چند دهه‌ی اخیر، رابط مغز-رایانه‌ی مبتنی بر تصور حرکت به صورت گسترده برای کمک به افراد مبتلا به اختلال حرکتی، مورد توجه قرار گرفته است. مزیت این نوع رابط، به عنوان سیستمی درون‌زاد، عدم نیاز به تحریک خارجی و کنترل طبیعی می‌باشد. یکی از مشکلات اصلی در کاربردی کردن این سیستم، نیاز به نصب تعداد زیادی الکتروود روی سر است که سبب افزایش هزینه‌ی تجهیزات، افزایش حجم محاسبات و هم‌چنین دشوارتر شدن استفاده از آن برای کاربر، به دلیل زمان‌بر بودن نصب الکتروودها، می‌شود. تحقیقات اخیر، در جهت کاهش تعداد الکتروودهای مورد نیاز با حفظ کارایی سیستم بوده است. هدف از این پژوهش، بررسی ویژگی‌ها و انتخاب ترکیبی مناسب برای تشخیص تصور حرکت با استفاده از تنها دو کانال (C3 و C4) برای ثبت سیگنال مغز بوده است. به این منظور، از روش توان باند، پارامترهای حوزه‌ی زمان و مدل خودبازگشتی تطبیقی، به عنوان ویژگی و از روش شناخته شده و ساده‌ی آنالیز افتراقی خطی جهت طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج نشان داد که ویژگی‌های توان باند، بیش‌ترین سازگاری و اثربخشی را برای تفکیک دقیق وظایف تصور حرکتی چپ و راست دارند. هم‌چنین، الگوریتم پیشنهادی به صورت ترکیب ویژگی توان باند با پارامترهای حوزه‌ی زمان و مدل خودبازگشتی تطبیقی، سبب بهبود عمل‌کرد طبقه‌بندی گردید. نتایج روی داده‌های سوئمن دوره‌ی مسابقات رابط مغز-رایانه توانست جایگاه دوم را بین رقابت‌کنندگان اصلی مسابقه، با بیشینه‌ی STMI برابر ۰/۲۵۸۲ به دست آورد. در پردازش نابرخط، وظایف تصور حرکتی دست چپ و راست با صحت متوسط برابر با ۸۵ درصد و کاپای ۷۰ درصد تشخیص داده شد، هم‌چنین نتایج بیان‌گر انتقال اطلاعات خروجی گسسته‌ی ۰/۳۹ و پیوسته‌ی ۰/۴۵ و سطح زیرمنحنی عملیاتی دریافت‌کننده‌ی ۰/۹۱ بود. نتایج این مقاله نشان می‌دهد که ویژگی‌های جدید، به طور برجسته در هنگام استفاده از ترکیب هر سه دسته‌ی ویژگی، به بهبود عمل‌کرد طبقه‌بندی سیستم واسط مغز-رایانه‌ی دو کاناله منجر می‌شود و در ضمن، الگوریتم پیشنهادی برای افراد جدید نیز کارایی قابل مقایسه‌ای را ارائه کرده است.

کلیدواژه‌ها: واسط مغز-رایانه، تصور حرکت، توان باندهای فرکانسی، پارامترهای حوزه‌ی زمان، مدل خودبازگشتی تطبیقی، آنالیز افتراقی خطی

*نویسنده مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فنی مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران، کد پستی: ۵۸۷-۱۴۳۹۵

تلفن: +۹۸ (۳۱) ۳۷۹۳۴۰۸۳

دورنگار: +۹۸ (۳۱) ۳۷۹۳۲۷۷۱

پست الکترونیکی: mahnam@eng.ui.ac.ir

۱- مقدمه

مغز انسان از میلیون‌ها سلول تشکیل شده است که هر کدام وظیفه‌ی خاصی را بر عهده دارند و عمل متفاوتی را انجام می‌دهند. مغز از طریق سیستم عصبی عضلانی قادر به ایجاد ارتباط و اعمال کنترل به محیط خارج است [۱].

ممکن است بیماری‌های مختلفی موجب صدمه دیدن سیستم عصبی عضلانی شوند. بیماری‌هایی از قبیل آسیب‌های مغزی-نخاعی، فلج مغزی و فلج چندگانه که مسیر عصبی کنترل عضلات در آن‌ها آسیب می‌بیند [۲].

این افراد نیازمند یک کانال ارتباطی هستند که وابسته به کنترل ماهیچه‌ها نباشد. در واقع، این کانال ارتباطی برای بیان خواسته‌های افراد معلول نباید وابسته به مسیرهای خروجی معمول مغز، مانند ماهیچه‌ها و اعصاب جانبی باشد. یکی از روش‌های نوین جهت بازآفرینی عمل کرد طبیعی بیماران در غیاب روش‌های جبران فیزیولوژیکی آسیب‌های وارده و برقراری ارتباط با محیط خارج، فراهم آوردن مسیر ارتباطی جدید و غیرماهیچه‌ای برای مغز می‌باشد که مغز از طریق آن بتواند مستقیماً پیام‌ها و دستورالعمل‌های کنترلی را به محیط خارج ارسال نماید [۳].

واسط مغز-رایانه^۱، روش ارتباطی پیشرفته‌ای است که به افراد معلول در به دست گرفتن کنترل محیطی کمک می‌کند [۴].

توسعه‌ی سیستم‌های واسط مغز-رایانه‌ی کارآمد یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مطرح در دهه‌ی اخیر بوده است. گروهی از این سیستم‌ها، بر مبنای سیگنال‌های الکتریکی مغزی (سیگنال الکتروانسفالوگرام^۲) عمل می‌کنند. مبنای عمل کرد این سیستم‌ها، تشخیص بر پایه‌ی تغییرات سیگنال‌های مغزی هنگام انجام فعالیت‌های ذهنی است که به روش‌های متفاوتی قابل ثبت می‌باشد.

در واسط مغز-رایانه‌ی مبتنی بر تصور حرکت، از شخص خواسته می‌شود تا تصور کند بخشی از بدن خود را

حرکت می‌دهد [۵]. به عنوان مثال، می‌توان به سیستم واسط مغز-رایانه‌ی تشخیصی بین حرکت دست راست و چپ با توجه به سیگنال‌های مغزی اشاره کرد که طی آن فرد مورد نظر تنها تصور حرکت را در ذهن دارد و با استفاده از آن می‌توان مکان‌نمای کامپیوتر را در فضای دو یا سه بعدی حرکت داد [۶] [۷]، یا یک ربات متحرک را کنترل کرد [۸] [۹] و یا ویلچیر را هدایت نمود [۱۰] [۱۱].

تصور حرکت در بخش‌های اولیه‌ی حسی-حرکتی مغز باعث به وجود آمدن تغییرات نورونی می‌شود که بسیار شبیه به سیگنال‌های مشاهده شده در زمان اجرای آن حرکت است. اساس کار سیستم‌های واسط مغز-رایانه‌ی مبتنی بر تصور حرکت، همین تغییرات نورونی و به دنبال آن تغییرات سیگنال مغزی در هنگام انجام فعالیت‌های ذهنی می‌باشد.

در سیگنال‌های مغزی که مرتبط با تصورات یا عملیات ذهنی متفاوت هستند، تفاوت‌های قابل اندازه‌گیری وجود دارد. به طور نمونه، طی تصور حرکتی، ریت‌های خاصی مانند باند فرکانسی میو (μ) و بتا (β) در برخی کانال‌های EEG کاهش یافته (ERD^۳) و بعد از تصور حرکتی دوباره به وجود می‌آیند (ERS^۴) [۱۲] [۱۳].

هدف سیستم واسط مغز-رایانه‌ی مبتنی بر تصور حرکت، این است که این رخدادها را استخراج کند و بر اساس آن نوع تصور را تشخیص دهد و در نهایت به دستوراتی قابل فهم برای یک وسیله‌ی خارجی تبدیل نماید [۱۴].

در سال ۱۹۳۰، کاهش فعالیت‌های امواج آلفا با باز کردن چشم، توسط برگر کشف شد. پس از آن در سال ۱۹۷۰ اصطلاح ERD توسط گرت فرتچلر معرفی شد [۱۵] و در سال ۱۹۷۴ گری والتر اولین نمونه‌ی BCI مبتنی بر تصور که هدف آن خاموش و روشن کردن یک سویچ بود را ارائه کرد [۵]. مک‌فارلند و ولپا در سال ۱۹۹۴ از دامنه‌ی موج میو برای کنترل موقعیت مکان‌نما برای ایجاد یک سیستم BCI استفاده کردند [۱۶]. در سال ۱۹۹۶، گرت فرتچلر و هم‌کارانش

^۱ Event Related Desynchronization^۲ Event Related Synchronization^۱ Brain Computer Interface (BCI)^۲ Electroencephalogram (EEG)

در سال ۲۰۱۷، حمید میروزی و هم‌کارانش توانستند با استفاده از شبکه‌ی عصبی پیش‌خور روی مجموعه‌ی داده‌ی IIIb به STMI برابر با $0/3372$ دست یابند [۲۷].

در سال ۲۰۱۸، حمیدرضا عباسپور و هم‌کارانش توانستند با استفاده از ترکیب روش استخراج ویژگی تبدیل موجک گسسته و تحلیل مولفه‌های اصلی و با استفاده از روش طبقه‌بندی شبکه‌های عصبی بازگشتی المان، به صحت میانگین $85/8$ درصد دست یابند [۲۸].

همان‌طور که در مقالات ذکر شده مشاهده شد، یکی از مشکلات اصلی در کاربردی کردن اکثر سیستم‌های واسط مغز-رایانه، نیاز به کلاه الکتروود و یا نصب تعداد زیادی الکتروود روی سر جهت ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام می‌باشد، که سبب افزایش هزینه‌ی تجهیزات، افزایش حجم محاسبات و کاهش سرعت سیستم شده و هم‌چنین استفاده از آن برای کاربر دشوار می‌باشد. در همین راستا، تحقیقات اخیر در جهت کاهش تعداد الکتروودهای مورد نیاز می‌باشد [۲۹]. هدف این پژوهش، بررسی ویژگی‌های مختلف و ارائه‌ی ترکیب مناسبی از آن‌ها جهت تشخیص تصور حرکت دست راست و چپ، تنها با استفاده از دو الکتروود C3 و C4 با کارایی قابل قبول بوده است.

۲- روش‌ها

۲-۱- شرح مجموعه‌ی داده

در این پژوهش جهت قابل استناد بودن نتایج به دست آمده و مقایسه‌ی نتایج با دیگر روش‌های محققان این حوزه، از مجموعه‌ی داده‌ی IIIb بخش III مسابقات واسط مغز-رایانه استفاده شده است [۳۰].

این مجموعه‌ی داده توسط بخش انفورماتیک پزشکی، موسسه‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه تکنولوژی Graz ثبت و ارائه شده است. روش استفاده شده برای ثبت این مجموعه‌ی داده به شرح زیر است. در مرحله‌ی اول، هشدار صوتی و علامت بصری که نشان‌گر چپ یا راست است، رخ می‌دهد. پس از آن فرد حرکت دست مربوطه را برای مدت زمان مشخص تصور می‌کند. هر بازه‌ی آزمایش توسط چند ثانیه از هم مجزا می‌شود و سپس به صورت تصادفی علامت بصری چپ یا راست نمایش داده می‌شود و آزمایش تکرار می‌گردد.

اولین نمونه‌ی BCI مبتنی بر ERD را ارائه دادند. این سیستم فقط دو الکتروود، C3 و C4 و توان را در باندهای فرکانس ۸-۱۰، ۱۰-۱۲، ۱۶-۲۰، ۲۰-۲۴ هرتز محاسبه می‌کند [۱۷]. اسلوگل

و هم‌کارانش در سال ۲۰۰۵ از روش مدل خودبازگشتی تطبیقی استفاده کردند. داده‌ی EEG توسط ۶۰ کانال و از پنج نفر ثبت شد. هدف این پژوهش تشخیص چهار وظیفه‌ی تصور حرکتی بود که با استفاده از طبقه‌بند آنالیز افتراقی خطی به صحت $54/46$ و کاپای $0/3924 \pm 0/055$ دست یافتند [۱۸]. در سال ۲۰۰۵، کارمن ویدور و هم‌کارانش توانستند با استفاده از دو کانال C3 و C4 به صحت $75/05$ درصد برای روش توان باند و صحت $67/73$ برای روش خودبازگشتی تطبیقی دست یابند [۱۹].

در سال ۲۰۰۹، کارمن ویدور روش پارامترهای حوزه‌ی زمان را معرفی کرد و به صحت $68/95$ درصد با ۳ کانال دست یافت [۲۰]. در سال ۲۰۱۰، آلیسون و هم‌کارانش برای طبقه‌بندی دو تصور حرکت (دست چپ و راست) با استفاده از روش توان باند با استفاده از پنج کانال (دو کانال برای تصور حرکت و سه کانال برای پتانسیل برانگیخته‌ی بینایی) به صحت 81 درصد دست یافتند [۲۱]. در سال ۲۰۱۳، یین و هم‌کارانش به صحت $86/7$ درصد با استفاده از روش توان باند (باترورث) و 10 الکتروود دست یافتند [۲۲]. در سال ۲۰۱۵، جیانگ و هم‌کارانش به صحت $89/4$ و کاپای برابر $0/88 \pm 0/06$ با استفاده از 17 الکتروود دست یافتند [۲۳].

مقالاتی که نتایج آن‌ها روی مجموعه‌ی داده‌ی IIIb سومین دوره‌ی مسابقات رابط مغز-رایانه گزارش شده است بدین شرح می‌باشد:

در سال ۲۰۰۹، کی‌چو و هم‌کارانش از روش ماشین بردار پشتیبانی فازی با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر موجک استفاده کردند و توانستند به STMI برابر با $0/2764$ دست یابند [۲۴].

در سال ۲۰۱۴، مینیوچنا و هم‌کارانش توانستند با استفاده از ویژگی فضای فاز (PS) و روش تحلیل دامنه-فرکانس (AFA) روی مجموعه‌ی داده‌ی IIIb به STMI برابر با $0/2952$ دست یابند [۲۵]. هم‌چنین توانستند با استفاده از مدل خودبازگشتی (AR) و روش AFA و ترکیب آن با روش قبل AFAPS به STM برابر با $0/3393$ دست یابند [۲۶].

و کم‌تر از ۷ هرتز را به این دلیل که حاوی هیچ اطلاعات ارزشمند ERD/ERS نیستند، نیاز نداریم.

۳-۲- استخراج ویژگی

در این پژوهش سه مجموعه‌ی ویژگی توان باند^۱، پارامترهای دامنه‌ی زمانی^۲ و ضرایب مدل خودبازگشتی تطبیقی^۳ مورد آزمایش قرار گرفته، نتایج آن بررسی شده و بهترین روش انتخاب گردیده است. پس از آن، ترکیب دوبه‌دو و سه‌تایی مجموعه‌ی ویژگی‌ها مورد بررسی قرار گرفت و بهترین روش جهت استخراج ویژگی انتخاب گردید.

۳-۳-۱- توان باند

چندین روش برای استخراج ویژگی‌های توان باند از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام وجود دارد [۳۱]. که در این پژوهش از روش زیر استفاده می‌شود. اول، سیگنال با استفاده از یک فیلتر میان‌گذر که برای یک باند فرکانس مشخص طراحی شده است، فیلتر می‌شود. فیلتر میان‌گذر مورد استفاده، یک فیلتر باترورث پاسخ ضربه‌ی نامحدود مرتبه‌ی چهارم (IIR) می‌باشد. سپس، هر نمونه از سیگنال حاصل $x[t]$ که تنها شامل اجزای فرکانس مورد نیاز است، برای به دست آوردن توان دوره‌ی زمانی به توان دو می‌رسد:

$$p[t] = x^2[t] \quad (۱)$$

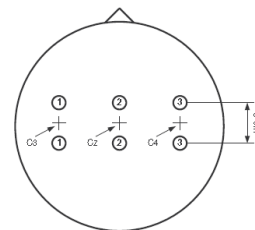
با توجه به اندازه‌ی پنجره‌ی هموارسازی w ، عمل هموارسازی به سیگنال به دست آمده از مرحله‌ی قبل اضافه می‌شود:

$$\bar{p}[n] = \frac{1}{w} \sum_{k=0}^w p[n-k] \quad (۲)$$

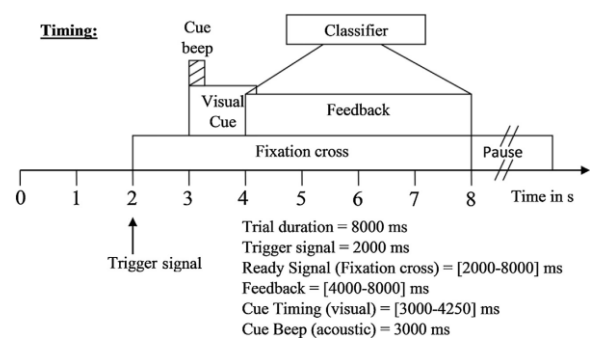
این به معنی آن است که توان باند برای نمونه‌ی n برابر با توان متوسط w نمونه‌ی قبلی است. مقادیر ویژگی نهایی برابر با $\ln(p[n])$ است. از لگاریتم به این دلیل که عمل کرد طبقه‌بندی خطی را بهبود می‌دهد، استفاده می‌شود [۲۰].

این مجموعه‌ی داده، مربوط به تصور حرکت دو کلاس دست راست و چپ می‌باشد. در این مجموعه‌ی داده از سه فرد (X11، S4 و O3) استفاده شده و با استفاده از بازخورد، ثبت انجام شده است. آزمایش شامل ۳ جلسه برای هر فرد و هر جلسه شامل ۴ تا ۹ اجرا می‌باشد.

داده‌ها با تقویت‌کننده‌ی EEG دو قطبی با نرخ نمونه‌برداری ۱۲۵ هرتز، ثبت و بین ۰/۵ تا ۳۰ هرتز و با فیلتر شکافی، فیلتر شده است. ثبت شامل دو کانال C3 و C4 می‌باشد و نحوه‌ی قرارگیری الکترودها در شکل (۱) قابل مشاهده است. فاصله‌ی هر قطب مثبت و منفی از نقطه‌ی C3 و C4 برابر با ۲/۵ سانتی‌متر است. زمان‌بندی ثبت نیز در شکل (۲) قابل مشاهده است. همان‌طور که در تصویر نیز مشخص شده، در ثانیه‌ی سوم از شروع بازه‌ی آزمایش، علامت بصری و هشدار صوتی رخ می‌دهد و از ثانیه‌ی ۴ به شخص فیدبک داده می‌شود و کل بازه‌ی آزمایش نیز ۸ ثانیه طول می‌کشد.



شکل (۱) - نحوه‌ی قرارگیری الکترودها در ثبت [۳۰]



شکل (۲) - فرایند ثبت داده [۳۰]

۳-۲- پیش‌پردازش

در مرحله‌ی پیش‌پردازش، فیلتر بالاگذر ۴ هرتز برای حذف سیگنال‌های مزاحم چشم مورد نیاز بود، اما در این‌جا از فیلتر میان‌گذر ۷ تا ۳۰ هرتز به جای فیلتر بالاگذر استفاده شده است، زیرا فرکانس‌های بالاتر از ۳۰

^۱ Adaptive Autoregressive Model

^۱ Band Power

^۲ Time Domain Parameters

۲-۳-۲- پارامترهای حوزه‌ی زمان

تعریف اصلی پارامترهای حوزه‌ی زمانی (TDP) توسط کارمن ویدور ارائه شد [۲۰]. این روش، واریانس k مشتقات سیگنال را با استفاده از معادله‌ی زیر محاسبه می‌کند.

$$p_i(t) = \text{var} \left(\frac{d^i x(t)}{dt^i} \right); i = 0, 1, \dots, k \quad (3)$$

سپس مقادیر به دست آمده با استفاده از یک پنجره‌ی متوسط‌گیری متحرک نمایی، هموار می‌شود که با استفاده از فیلتر (IIR) پیاده شده است.

$$y[n] = u \cdot p_i[n] - (1 - u) \cdot y[n - 1] \quad (4)$$

که p_i سیگنال ورودی بوده (مشتق مرتبه‌ی i و y نتیجه‌ی فیلتر است).

مقدار u به عنوان یک پارامتر برای محاسبه‌ی پارامترهای دامنه‌ی زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. هرچه مقدار u کوچک‌تر باشد، اندازه‌ی پنجره‌ی متوسط‌گیری متحرک، بزرگ‌تر می‌شود. مقادیر ویژگی نهایی برابر با $\ln(y[n])$ است.

۲-۳-۳- مدل خودبازگشتی تطبیقی

برای توصیف EEG می‌توان از یک مدل خودبازگشتی استفاده کرد. اما برای در نظر گرفتن ناپایداری بودن سیگنال مغز، می‌توان در مدل خودبازگشتی تطبیقی پارامترهای مدل AR را با زمان تغییر داد. مدل AAR با معادله‌ی زیر توصیف می‌شود.

$$y_k = a_{1,k} y_{k-1} + a_{2,k} y_{k-2} + \dots + a_{p,k} y_{k-p} + v_k \quad (5)$$

v_k یک فرایند نویز گوسی میانگین صفر با واریانس $\sigma_v^2(k)$ است. شاخص k معمولاً یک عدد صحیح بوده و نقاط زمان گسسته‌ی هم‌سطح را توصیف می‌کند، y_{k-i} ($i=1, \dots, p$) مقادیر p نمونه‌ی قبلی است. p مرتبه‌ی مدل AAR، a_{ik} پارامترهای متغیر با زمان متغیر مدل AAR هستند. تفاوت مدل AAR با مدل AR معمولی

این است که پارامترها مجاز به تغییر در زمان هستند. این امر باعث می‌شود که مدل AAR بتواند داده‌های ناپایستای سیگنال مغز را توصیف کند [۳۲].

۲-۴- روش طبقه‌بندی مورد استفاده

در این مطالعه از روش آنالیز افتراقی خطی^۱ برای طبقه‌بندی استفاده شده است. زیرا از طرفی یکی از روش‌های موفق در پژوهش‌های انجام گرفته روی واسط مغز-رایانه در حوزه‌ی تصور حرکت بوده [۳۳][۳۱] [۳۴]، و از طرف دیگر به دلیل سادگی پیاده‌سازی، حجم کم محاسبات و سرعت بالای آن در طبقه‌بندی مورد توجه می‌باشد.

۲-۵- معیارهای ارزیابی

۲-۵-۱- صحت

معیار ارزیابی صحت طبقه‌بندی (ACC)، بیش‌ترین میزان مورد استفاده را در پژوهش‌های مربوط به واسط مغز-رایانه دارد. یکی از دلایل محبوبیت احتمالی آن این است که می‌توان آن را به سادگی محاسبه و تفسیر کرد [۳۵].

۲-۵-۲- ضریب کاپا

ضریب کاپا^۲ یکی از پارامترها برای ارزیابی و مقایسه‌ی واسط‌های مغز-رایانه می‌باشد. اولین مقاله‌ای که کاپا را به عنوان روشی جدید معرفی کرد توسط جیکوب کوهن در مجله‌ی *سنجش آموزشی و روان‌شناسی* در ۱۹۶۰ منتشر شد [۳۶]. مقدار صفر بیان‌گر طبقه‌بندی تصادفی می‌باشد و کلاس‌های پیش‌بینی شده هیچ ارتباطی با کلاس‌های واقعی ندارد. مقدار یک، برای طبقه‌بندی کامل که همیشه به درستی طبقه‌بندی می‌کند، استفاده می‌شود. کاپای بیش از ۰/۷۵ عالی، ۰/۴ تا ۰/۷۵ خوب، و کم‌تر از ۰/۴ ضعیف محسوب می‌شود [۳۵].

۲-۵-۳- اطلاعات متقابل خروجی گسسته

یکی از اهداف نهایی سیستم واسط مغز-رایانه، ارائه‌ی کانال ارتباط جدیدی از مغز افراد به محیط آن‌ها می‌باشد. بنابراین،

^۱Kkappa

^۱ Linear Discriminant Analysis (LDA)

آموزش و تست تقسیم می‌شوند، مراحل تعیین ضرایب مدل روی داده‌ی آموزش و ارزیابی مدل به دست آمده روی داده‌ی تست انجام می‌شود. در این‌جا از روش اعتبارسنجی 8-Fold استفاده شده است. پس از آن، نتایج روش‌های انتخابی برای افراد مختلف مجموعه‌ی داده با روش اعتبارسنجی یکی بیرون، گزارش می‌شود و نتایج آن با نتایج مسابقه، مقایسه خواهد شد.

۳-۱- پارامترهای مورد نیاز

۳-۱-۱- پارامترهای توان باند

در این بخش پارامترهای مورد نیاز برای استخراج ویژگی‌های توان باند، به صورتی که در طبقه‌بندی بهترین عمل‌کرد را داشته باشند، انتخاب می‌شوند.

در این مرحله اثری که تقسیم سیگنال یادگیری روی صحت طبقه‌بندی می‌گذارد، مورد بررسی قرار می‌گیرد. در ابتدا باند فرکانسی ۸-۱۲ و ۱۴-۳۰ هرتز و اندازه‌ی پنجره‌ی هموارسازی برابر با ۲ در نظر گرفته شده تا در مراحل بعد مقدار بهینه‌ی باند فرکانسی و اندازه‌ی پنجره‌ی هموارسازی تعیین شود.

بهترین نتایج در حالی که سیگنال به محدوده‌ی زمانی ۶-۸ ثانیه محدود شود، به دست آمده و بدترین حالت هنگامی رخ داده که سیگنال به ۱/۵ تا ۴ ثانیه کاهش یافته است. پس به نظر می‌رسد که با از بین بردن اطلاعات غیر ضروری (حذف بازه‌ی ۰ تا ۳ ثانیه) از بازه‌ی آزمایش، نمونه‌هایی که حاوی اطلاعات ارزشمندی نیستند حذف شده و طبقه‌بندی بهبود پیدا خواهد کرد. از سوی دیگر، از بین بردن اطلاعات بیش از حد نیز نامطلوب است. این نتیجه، حاصل از این واقعیت است که هر فرد قوی‌ترین اثر ERD خود را در لحظه‌ای متفاوت از زمان در بازه‌ی آزمایش نشان می‌دهد، زیرا هر فرد می‌تواند شروع یا پایان تصور حرکت را در زمان‌های متفاوتی داشته باشد. در آزمایش‌های بعدی، بخش ۶-۸ ثانیه از بازه‌ی آزمایش‌ها جهت تعیین سایر پارامترها انتخاب می‌شود. زیرا به دلیل کاهش حجم اطلاعات، پردازش اطلاعات سریع تر شده و سبب نتیجه‌گیری بهتر در انتخاب سایر پارامترها می‌گردد.

پارامتر بعدی، پارامتر هموارسازی است که طول پنجره‌ی هموارسازی را نشان می‌دهد و در آن توان باند

تئوری ارتباطات شانون^۱ و ویبور^۲ (۱۹۴۹) می‌تواند به طور مستقیم برای اندازه‌گیری انتقال اطلاعات استفاده شود.

۲-۵-۴- اطلاعات متقابل خروجی پیوسته

معیارهای ارزیابی برای مقادیر پیوسته مانند کسانی که مکان‌ها را در جهت افقی یا عمودی حرکت می‌دهند نیز مورد نیاز است. محتوای اطلاعاتی چنین خروجی‌های پیوسته‌ای بر آموزش فرد تاثیرگذار خواهد بود. بنابراین، محاسبه‌ی مقدار این اطلاعات از اهمیت حیاتی برخوردار است. نظریه‌ی ارتباطات شانون نیز برای این سیگنال‌های پیوسته قابل استفاده است [۳۵].

۲-۵-۵- منحنی عملیاتی دریافت کننده

منحنی عملیاتی دریافت کننده^۳ یکی دیگر از معیارهایی است که می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. هم‌چنین معیار دیگر AUC می‌باشد که از سطح زیر منحنی ROC به دست می‌آید [۳۵].

۲-۵-۶- زمان پاسخ

بخش‌های قبلی به معیارهای ارزیابی اختصاص داده شده است که جدایی داده را اندازه‌گیری می‌کند (از طریق صحت، اطلاعات متقابل، و غیره). با این حال، چه اتفاقی خواهد افتاد، اگر روش پردازش کامل اطلاعات، توسعه یافته باشد، اما نتیجه یک ساعت پس از این که فرد، به واقع عمل را انجام داد، به دست آید؟ به عبارت دیگر، زمان پاسخ نیز یک پارامتر حیاتی در ارزیابی عمل‌کرد واسط مغز-رایانه است. برای در نظر گرفتن زمان پاسخ، حداکثر STMI^۴ نیز به عنوان معیار ارزیابی در واسط مغز-رایانه مورد استفاده قرار گرفته است. سیستم واسط مغز-رایانه با بیش‌ترین مقدار بیشینه‌ی STMI سریع‌ترین و دقیق‌ترین بازخورد را در خروجی فراهم می‌کند [۳۵].

۳- یافته‌ها و بحث

در ابتدا مرحله‌ی پیش‌پردازش و پس از آن پارامترهای مهم برای استخراج ویژگی و انتخاب بهترین ویژگی برای طبقه‌بندی داده‌ها روی یکی از افراد مسابقه (X11) با طبقه‌بندی کننده‌ی آنالیز افتراقی خطی بررسی می‌شود. برای تعیین تمامی پارامترها از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده شده است. در این روش داده‌ها به دو دسته‌ی

^۱ Receiver-Operator Characteristics (ROC)

^۲ Steepness of the Mutual Information

^۱ Shannon

^۲ Weaver

عدم بهبود عمل کرد طبقه‌بندی، در صورتی که بیش از یک باند فرکانسی استفاده شود، بررسی گردد. بهترین حالت آن، ترکیب با ۲۶-۲۹ بود، به همین ترتیب با ثابت بودن این دو، باند فرکانسی دیگری به این دو اضافه گردید و نتیجه‌ای که به دست آمد نشان داد که باندهای فرکانسی که به صورت تکی حاوی اطلاعات ارزشمندی برای طبقه‌بندی بودند، در ترکیب نیز نتیجه‌ی بهتری داشتند.

۳-۱-۲- پارامترهای حوزه‌ی زمانی

در ابتدا عمل کرد طبقه‌بندی برای محدوده‌های مختلف برش مقایسه شد. دیگر پارامترهای مورد نیاز برای این روش در ابتدا به گونه‌ای در نظر گرفته شد تا در بخش‌های بعد مقدار بهینه به دست آید (مقدار اولیه‌ی پارامترهای تعداد مشتقات و اندازه‌ی پنجره‌ی نمایی به ترتیب برابر با $d=9$ و $u=0/0085$ در نظر گرفته شد). بهترین نتایج همانند ویژگی‌های توان باند، در محدوده‌ی برش ۶-۸ ثانیه به دست آمد.

پس از آن، تاثیری که تعداد مشتقات روی پارامترهای حوزه‌ی زمان می‌گذارد، بررسی شد که بهترین نتیجه برای تعداد ۳ مشتق به دست آمد.

سپس، اثر تغییر اندازه‌ی پنجره‌ی نمایی (u) روی عمل کرد طبقه‌بندی مورد بررسی قرار گرفت. پارامتر u در واقع مسئول اندازه‌ی فیلتر متوسط‌گیری متحرک است که بعد از محاسبه‌ی توان مشتقات اعمال می‌شود. برای $u=1$ نتیجه برابر آن است که هیچ فیلتری اعمال نشده باشد. لازم به ذکر است که با کاهش مقدار u ، اندازه‌ی پنجره‌ی متوسط‌گیری متحرک افزایش می‌یابد. بهترین نتایج برای مقدار $0/0075$ به دست آمد.

۳-۱-۳- پارامترهای مدل خودبازگشتی

در ابتدا عمل کرد طبقه‌بندی برای محدوده‌های مختلف برش، مقایسه شد. مقدارهای اولیه‌ی پارامترهای مرتبه‌ی مدل خودبازگشتی و ضریب به‌روز رسانی به ترتیب برابر با $p=9$ و $u=0/0085$ در نظر گرفته شد تا بهینه‌ی آن‌ها به دست آید که بهترین نتایج در محدوده‌ی برش ۶-۸ ثانیه بود.

پس از آن، تاثیری که مرتبه‌ی مدل روی عمل کرد طبقه‌بندی می‌گذارد، بررسی شد که مرتبه‌ی ۹ بهترین

میانگین گرفته می‌شود. در این جا با ثابت نگه داشتن سایر پارامترها، مقدار این پارامتر تغییر می‌کند تا مقدار مناسب آن جهت طبقه‌بندی انتخاب شود. الگوریتم طبقه‌بندی، بهترین عمل کرد را در اندازه‌ی پنجره‌ی بین ۲ تا ۳ دارد. زمانی که از پنجره‌ی ۲ ثانیه‌ای استفاده می‌شود، نوسانات محلی توان کاهش می‌یابد و هم‌چنین می‌تواند تغییرات درونی و بین‌فردی را کاهش دهد.

لازم به ذکر است، از آن جا که تغییر اندازه‌ی پنجره‌ی بین ۲ تا ۳ ثانیه، تاثیر زیادی در عمل کرد طبقه‌بندی ندارد، با توجه به نوع پردازش می‌توان اندازه‌ی پنجره را بین ۲ تا ۳ تغییر داد. به‌طور مثال، برای پردازش برخط، که زمان و سرعت پردازش اطلاعات اهمیت دارد، بهتر است از پنجره‌ی ۲ ثانیه‌ای استفاده شود.

تمام افراد در زمانی بین ثانیه‌ی ۳ تا ۶ از هر بازه‌ی آزمایش تصور حرکت را انجام می‌دهند، اما شروع دقیق و طول اجرای تصور حرکتی، وابسته به شخص است. با توجه به محدوده‌ی برش انتخاب شده بین ۶ تا ۸ ثانیه، در صورتی که طول پنجره ۲ ثانیه باشد، بازه‌ی بین ۴ تا ۸ ثانیه مورد محاسبه قرار گرفته و در صورتی که طول پنجره ۳ ثانیه باشد، بازه‌ی بین ۳ تا ۸ ثانیه مورد محاسبه قرار می‌گیرد. در نتیجه، برنامه قادر به جمع‌آوری اطلاعات مربوط به ERD از تمام افراد است و این نشان دهنده‌ی آن است که طول پنجره‌ی هموارسازی به درستی انتخاب شده است.

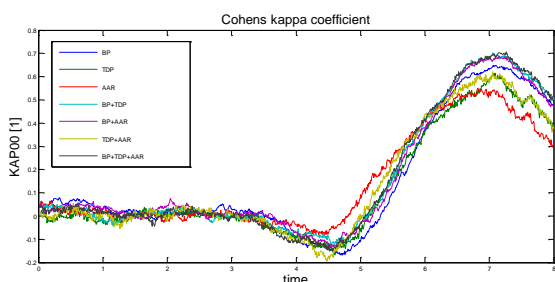
پس از تعیین پارامتر هموارسازی، با تغییر محدوده‌ی باند فرکانسی، باندهای فرکانسی موثرتر در طبقه‌بندی مشخص می‌شود.

در این مرحله، ابتدا عمل کرد طبقه‌بندی هنگامی که فقط یک باند فرکانسی مورد استفاده قرار گیرد، بررسی شد. نتایج برای باند فرکانس‌های مختلف (حدود ۳۵ باند فرکانسی) به دست آمده است

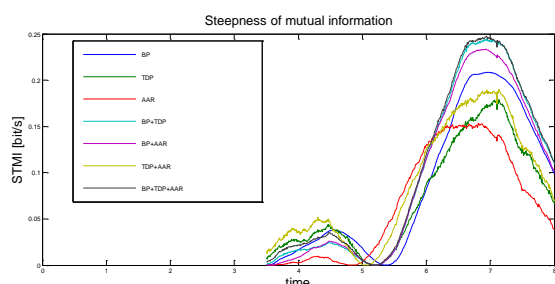
بهترین نتایج در محدوده‌های فرکانسی مختلف در استفاده از یک باند فرکانسی مربوط به باندهای فرکانسی ۱۳-۷، ۱۹-۱۶، ۲۴-۲۷ و ۲۹-۷ به دست آمد که از بین این ۴ باند فرکانسی، بهترین نتیجه مربوط به باند ۱۹ تا ۲۴ هرتز بود.

حال باند فرکانسی ۱۹-۲۴ هرتز انتخاب گردید و باندهای فرکانسی دیگر به آن اضافه شد، حتی باندهای فرکانسی غیر از ۴ باند فرکانسی ذکر شده، تا بهبود یا

همچنین می‌توان مشاهده کرد که بهترین نتایج در ثانیه‌ی ۷ از هر بازه‌ی زمانی رخ داده است. تغییرات زمان نشان دهنده‌ی محدوده‌ی زمانی از سیگنال در هر بازه‌ی آزمایش می‌باشد که در پردازش بوده است. نقطه‌ی پایان، ثانیه‌ی ۸ از هر بازه‌ی آزمایش می‌باشد. لازم به ذکر است که STMI ذکر شده در جدول (۱) میانگین STMI می‌باشد.



شکل (۳) - نمودار کاپا با ویژگی مختلف برای فرد X11



شکل (۴) - نمودار STMI با ویژگی مختلف برای فرد X11

تا به این مرحله، تمامی اطلاعات و محاسبات روی فرد X11 انجام شده است. اکنون جهت اطمینان از عمل کرد نتایج روی افراد مختلف، تمامی روش روی فرد O3 و S4 نیز پیاده‌سازی شد که نتایج آن در جدول‌های (۳) و (۴) ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش ارائه شده روی دو فرد دیگر مسابقه نیز عمل کرد قابل قبولی داشته است.

جدول (۲) - مقایسه‌ی نتایج روش چهارم (BP+TDP) روی افراد مختلف

AUC	STMI	I(Continuous)	I(Nykopp) I(Wolpaw)	ACC	kappa	
۰/۹۲	۰/۱۲	۰/۴۹	۰/۳۹	۸۵/۱	۰/۷±۰/۰۵	X11
۰/۸۹	۰/۱	۰/۳۸	۰/۳۱	۸۱/۵	۰/۶۳±۰/۰۵	S4
۰/۹۲	۰/۱۷	۰/۴۹	۰/۴۲	۸۶/۳	۰/۷۳±۰/۰۹	O3
۰/۹۱	۰/۱۳	۰/۴۵	۰/۳۷	۸۴/۳	۰/۶۸±۰/۰۶	near

نتیجه را داشت. پارامتر موثر دیگر، ضریب به‌روز رسانی است که بهترین نتایج برای ۰/۰۷۵ به دست آمد.

۲-۲- نتایج طبقه‌بندی روش‌های مختلف

حال که پارامترهای هر ۳ مدل به دست آمد، انتخاب ویژگی را با هر ۳ روش به صورت مجزا و با ترکیب آن‌ها روی فرد X11 انجام شده و نتایج در جدول (۱) جهت مقایسه ارائه شده است.

جدول (۱) - نتایج طبقه‌بندی روش‌های مختلف روی فرد X11

AUC	STMI	I (Continuous)	I (Nykopp) I (Wolpaw)	ACC	Kappa	
۰/۹	۰/۱	۰/۴۲	۰/۳۳	۸۳/۴	۰/۶۶±۰/۰۵	BP
۰/۸۸	۰/۰۹	۰/۳۶	۰/۲۹	۸۰/۷	۰/۶۱±۰/۰۵	TDP
۰/۸۵	۰/۰۸	۰/۲۹	۰/۲۳	۷۷/۵	۰/۵۵±۰/۰۴	AAR
۰/۹۲	۰/۱۲	۰/۴۹	۰/۳۹	۸۵/۱	۰/۷±۰/۰۵	BP TDP
۰/۹۱	۰/۱۲	۰/۴۷	۰/۳۸	۸۴/۴	۰/۶۹±۰/۰۵	BP AAR
۰/۸۸	۰/۱۰	۰/۳۸	۰/۳۰	۸۱/۰	۰/۶۲±۰/۰۵	TDP AAR
۰/۹۲	۰/۱۲	۰/۴۹	۰/۴	۸۵/۴	۰/۷۱±۰/۰۵	BP TDP AAR

ویژگی‌های انتخاب شده در هر مرحله به ترتیب به شرح زیر است:

- ۱- توان باند
- ۲- پارامترهای حوزه‌ی زمان
- ۳- مدل خودبازگشتی تطبیقی
- ۴- توان باند و پارامترهای حوزه‌ی زمان
- ۵- توان باند و مدل خودبازگشتی تطبیقی
- ۶- پارامترهای حوزه‌ی زمان و مدل خودبازگشتی تطبیقی
- ۷- توان باند و پارامترهای حوزه‌ی زمان و مدل خودبازگشتی تطبیقی

لازم به ذکر است که در مراحل قبل، برای افزایش سرعت اجرای برنامه، تنها به محاسبه‌ی صحت و کاپا برای انتخاب پارامترها پرداخته شد و در این مرحله تمامی معیارهای ارزیابی سیستم‌های واسط مغز-رایانه در جدول (۱) و هم‌چنین جهت مقایسه‌ی روش‌های ذکر شده، نمودارهای معیارهای ارزیابی کاپا و STMI در شکل‌های (۳) و (۴) رسم شده است. همان‌طور که در شکل‌ها نیز قابل مشاهده است، روش‌های چهارم، پنجم و هفتم بهترین کاپا را داشته‌اند اما در بیشینه‌ی STMI، روش هفتم و چهارم بهترین نتیجه را ارائه داده‌اند.

مقاله در سطرهای آخر جدول قرار گرفته‌اند اما نکته حائز اهمیت این است که در تمامی این روش‌ها اختلاف بیشینه‌ی STMI گزارش شده برای O3 با دو فرد S4 و X11 بسیار زیاد است و تنها نتیجه‌ی گزارش شده برای O3 نتیجه‌ی خوبی بوده و میانگین بالایی به دست آمده است، در صورتی که هدف، ارائه‌ی الگوریتمی است که بتواند برای تمامی افراد جواب بدهد. نتایج نفر اول مسابقات برای تمامی افراد اختلاف کمی دارد و این اختلاف در روش‌های ارائه شده توسط این مقاله به حداقل رسیده و این نشان دهنده‌ی عمل‌کرد خوب الگوریتم روی افراد مختلف می‌باشد.

جدول (۵) - STMI روش‌های پیشنهادی و دیگر مقالات

میانگین بیشینه STMI	بیشینه‌ی STMI			
	O3	S4	X11	
۰/۳۳۹۳	۰/۷۳۵۵	۰/۱۱۸۴	۰/۱۶۴۰	AFAPS+ARPS[26]
۰/۳۳۷۲	۰/۸۴۳۶	۰/۰۸۵۶	۰/۰۸۲۳	FFNN[27]
۰/۳۱۹۰	۰/۱۶۹۸	۰/۴۳۸۲	۰/۳۴۸۹	نفر اول مسابقه
۰/۲۹۵۲	۰/۶۸۶۰	۰/۰۷۲۶	۰/۱۲۶۹	AFAPS+LDA[25]
۰/۲۷۶۴	۰/۶۷۱۱	۰/۰۷۱۸	۰/۰۸۶۳	FSVM with wavelet-based features [24]
۰/۲۵۸۲	۰/۳۱۸۲	۰/۲۰۹	۰/۲۴۷۴	BP+TDP+AAR
۰/۲۴۷۰	۰/۲۹۱۱	۰/۲۰۶	۰/۲۴۴۱	TDP+BP

هم‌چنین در مقاله، تنها معیار ارزیابی صحت گزارش شده که جهت مقایسه در جدول (۶) ارائه شده است. همان‌طور که در جدول قابل مشاهده است، نتایج به دست آمده در این مقاله با نتایج به دست آمده در مقاله‌ی عباسپور و هم‌کارانش اختلاف کمی دارد.

جدول (۶) - صحت روش‌های پیشنهادی و نفرات برتر مسابقه

میانگین صحت	صحت			
	O3	S4	X11	
۸۵/۸	۸۸/۹۶	۸۳/۶۴	۸۴/۸۶	عباسپور [۲۸]
۸۵/۱	۸۶/۳	۸۱/۵	۸۵/۴	BP+TDP+AAR
۸۴/۳	۰/۲۹۱۱	۰/۲۰۶	۸۵/۱	TDP+BP

۴- نتیجه‌گیری

هدف از انجام این پژوهش، توسعه‌ی یک سیستم واسط مغز-رایانه‌ی مبتنی بر تصور حرکت با استفاده از حداقل الکتروود بود که بتواند به صحت و دقت مطلوبی برای

جدول (۳) - مقایسه‌ی نتایج روش هفتم (BP+TDP+AAR) روی افراد مختلف

AUC	STMI	I(Continuous)	I(Nykopp) I(Wolpaw)	ACC	kappa	
۰/۹۲	۰/۱۲	۰/۴۹	۰/۴	۸۵/۴	۰/۷۱±۰/۰۵	X11
۰/۹۰	۰/۱	۰/۴	۰/۳۲	۸۲	۰/۶۴±۰/۰۵	S4
۰/۹۳	۰/۲	۰/۴۸	۰/۴۷	۸۷/۸	۰/۷۶±۰/۰۹	O3
۰/۹۱	۰/۱۴	۰/۴۵	۰/۳۹	۸۵/۱	۰/۷۰±۰/۰۶	۳

۳-۳- نتایج مسابقه

در این مجموعه‌ی داده، معیار ارزیابی برنامه‌ی ارائه شده توسط شرکت‌کنندگان مسابقه، بیشینه‌ی STMI می‌باشد که نتایج نفرات اول تا پنجم مسابقه و جایگاه روش‌های پیشنهادی در جدول (۴) قابل مشاهده است.

جدول (۴) - STMI روش‌های پیشنهادی و نفرات برتر مسابقه

میانگین بیشینه STMI	O3	S4	X11	شرکت کننده	
۰/۳۱۹۰	۰/۱۶۹۸	۰/۴۳۸۲	۰/۳۴۸۹	S.Lemm	۱
۰/۲۵۸۲	۰/۳۱۸۲	۰/۲۰۹	۰/۲۴۷۴	BP+TDP+AAR	۲
۰/۲۵۰۶	۰/۱۶۲۶	۰/۴۱۷۴	۰/۱۷۱۹	o.Burmeister	۳
۰/۲۴۷۰	۰/۲۹۱۱	۰/۲۰۶	۰/۲۴۴۱	TDP+BP	۴
۰/۱۳۸۰	۰/۲۰۳۰	۰/۰۹۳۶	۰/۱۱۷۳	Xiaomei Pei	۵
۰/۱۱۸۴	۰/۱۱۸۴	۰/۱۲۱۸	۰/۱۱۸۱	S.Parini	۶
۰/۱۱۵۹	۰/۱۱۵۹	۰/۱۴۹۰	۰/۰۹۴۸	D.Coyle	۷

تا این‌جا ۷ مجموعه‌ی ویژگی مختلف معرفی گردید که برای هر روش، پارامترهای مهم بر اساس تاثیر عمل‌کرد آن‌ها روی طبقه‌بندی انتخاب شدند. سپس نتایج ۷ روش با هم مقایسه و بهترین روش انتخاب شد. پس از آن، نتایج به دست آمده با نتایج مسابقه مقایسه گردید که نشان دهنده‌ی عمل‌کرد خوب روش ارائه شده بود.

مقایسه‌ی نتایج این پژوهش با نتایج مقالات [۲۳]-[۱۹] نشان دهنده‌ی این است که الگوریتم ارائه شده توانسته است با تعداد الکتروود کم‌تر به صحت بالاتری دست یابد. هم‌چنین نتایجی که روی مجموعه‌ی داده‌ی IIIb در مقالات [۲۴]-[۲۷] گزارش شده است، در جدول (۵) قابل مشاهده است.

همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، نفر اول مسابقات در سطر سوم و دو روش ارائه شده در این

۶- مراجع

- [1] H. Do, P. T. Wang, C. E. King, A. Abiri and Z. Nenadic, "Brain-Computer Interface Controlled Functional Electrical Stimulation System for Ankle Movement," *NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 8, no. 49, 2011.
- [2] H. Do, P. T. Wang, C. E. King, S. N. Chun and a. Z. Nenadic, "Brain-computer interface controlled robotic gait orthosis," *NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 10, no. 111, 2013.
- [3] G. Pfurtscheller, B. Graimann and B. Allison, *Brain-computer interfaces : revolutionizing human-computer interaction*, Springer-Verlag, 2010.
- [4] S. Gao, Y. Wang, X. Gao and B. Hong, "Visual and Auditory Brain-Computer Interfaces," *Biomedical engineering, IEEE Transactions on*, vol. 61(5), pp. 1436-1447, 2014.
- [5] J. Wolpawa, N. Birbaumer, D. McFarlanda, G. Pfurtscheller and T. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, pp. 767-791, 2002.
- [6] J. R. Wolpaw and a. D. J. McFarland, "Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 101, no. 51, p. 17849-17854, 2004.
- [7] D. McFarland, A. S. R. Wolpaw and J. William, "Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement," *NEURAL ENGINEERING*, vol. 7, 2010.
- [8] Y. Chae, J. Jeong and S. Jo, "Toward brain-actuated humanoid robots: asynchronous direct control using an EEG-based BCI," *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, vol. 28, no. 5, pp. 1131-1144, 2012.
- [9] J. d. Millán, F. Renkens, J. Mourião and W. Gerstner, "Noninvasive Brain-Actuated Control of a Mobile Robot by Human EEG," *Biomedical engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, pp. 1026-1033, 2004.
- [10] G. Pfurtscheller, R. Lee, C. Keirnath, D. Friedman, C. Neuper, C. Guger and M. Slater, "Walking from thought," *Brain Research*, vol. 1071, p. 145 - 152, 2006.
- [11] J. Long, Y. Li, H. Wang, T. Yu, J. Pan and F. Li, "A hybrid brain computer interface to control the direction and speed of a simulated or real wheel chair," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 20, pp. 720-729, 2012.
- [12] J. Li, J. Liang, Q. Zhao, J. Li, K. Hong and L. Zhang, "Design of assistive wheelchair system directly steered by human thoughts," *International Journal of Neural Systems*, vol. 23, 2013.
- [13] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlogl and F. da Silva, "Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks," *NeuroImage*, vol. 31, p. 153-159, 2006.

نزدیک کردن سیستم به یک سیستم کاربردی دست یابد. در همین راستا، در این پژوهش تنها از دو کانال (C3 و C4) برای ثبت داده و پردازش اطلاعات استفاده شد. الگوریتمی برای تشخیص تصور حرکت دو کلاسه پیاده‌سازی شده است.

سه ویژگی توان باند (BP)، پارامترهای حوزه‌ی زمان (TDP) و مدل خودبازگشتی تطبیقی (AAR) ارائه شده و برای طبقه‌بندی از روش آنالیز افتراقی خطی (LDA) استفاده شده است. برای تعیین پارامترهای روش‌های استخراج ویژگی از روش اعتبارسنجی متقابل در مجموعه‌ی آموزش استفاده شده، و از طریق این روش، مقادیر پارامتر بهینه به دست آمده است. هدف این پژوهش ارائه‌ی یک الگوریتم مشخص با پارامترهای یکسان برای تمامی افراد می‌باشد، به همین دلیل پارامترها برای یک فرد تنظیم شده و نتیجه‌ی به دست آمده برای دیگر افراد نشان دهنده‌ی مطلوب بودن پارامترها برای افراد مختلف می‌باشد.

نتایج به این شرح بود که اگر آزمایشات به ۶ تا ۸ ثانیه محدود شود، صحت طبقه‌بندی بهبود می‌یابد.

پس از تعیین پارامترها، با استفاده از اعتبارسنجی یکی بیرون، نتایج به دست آمده و نشان داد که ویژگی‌های توان باند عمل‌کرد بهتری نسبت به پارامترهای حوزه‌ی زمان و مدل خودبازگشتی تطبیقی دارد. هم‌چنین پارامترهای حوزه‌ی زمان نیز به مراتب عمل‌کرد بهتری نسبت به مدل خودبازگشتی تطبیقی داشت. با ترکیب ویژگی‌های توان باند و پارامترهای حوزه‌ی زمان، نتایج بهبود یافت اما ترکیب این دو روش با مدل خودبازگشتی تطبیقی به میزان نسبتاً کمی سبب بهبود نتایج شد.

نتایج نشان داد که نتیجه‌ی حاصل از الگوریتم نابرخط می‌تواند جایگاه دوم در سومین مسابقه‌ی واسط مغز-رایانه را به دست آورد و هم‌چنین صحت و معیارهای ارزیابی سیستم بیان‌گر کاربردی بودن سیستم پیاده‌سازی می‌باشد.

۵- سپاس‌گزاری

نگارندگان بر خود لازم می‌دانند از ستاد علوم و فن‌آوری‌های شناختی به خاطر حمایت مالی جهت انجام این پژوهش تشکر نمایند.

- ringtopology-based particle swarm optimization," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 32, pp. 69-75, 2017.
- [28] N. M. Hamidreza Abbaspour and S. M. Razavi, "An Effective Brain-Computer Interface System Based on the Optimal Timeframe Selection of Brain Signals," *Int Clin Neurosci*, vol. 5, pp. 35-42, 2018.
- [29] W.-K. Tam, K.-y. Tong, F. Meng and a. S. Gao, "A Minimal Set of Electrodes for Motor Imagery BCI to Control an Assistive Device in Chronic Stroke Subjects: A Multi-Session Study," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 19, no. 6, pp. 617-627, 2011.
- [30] [Online]. Available: http://www.bbci.de/competition/iii/#data_set_iiib.
- [31] N. Brodu, F. Lotte and A. Lécuyer, "Comparative Study of Band-Power Extraction Techniques for Motor Imagery Classification," in *IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain, pp.1-6*, Paris, France, 2011.
- [32] XinMa, "The research of brain-computer interface based on AAR parameters and neural networks classifier," in *International Conference on Computer Science and Network Technology*, 2011.
- [33] Y. & G. X. & H. b. & G. S. Wang, "Practical Designs of Brain-Computer Interfaces Based on the Modulation of EEG Rhythms. Brain-Computer Interfaces," in *The Frontiers Collection*, Berlin Heid, Springer-Verlag, 2010, pp. 137-154.
- [34] J. Yue, Z. Zhou, J. Jiang, Y. Liu and D. Hu, "Balancing a simulated inverted pendulum through motor imagery: An EEG-based real-time control paradigm," *Neuroscience Letters*, vol. 524, p. 95-100, 2012.
- [35] A. Schlogl, J. Kronegg, J. E. Huggins and S. G. Mason, "Evaluation Criteria for BCI Research," in *Toward Brain-computer Interfacing*, London, England, The MIT Press, 2007, pp. 327-342.
- [36] J. Cohen, "A coefficient of agreement for nominal scales," *Educational and Psychological Measurement*, vol. 20, no. 1, pp. 37-46, 1960.
- [37] Monge-Pereira, J. Ibañez-Pereda, I. Alguacil-Diego, J. Serrano, M. Spottorno-Rubio and F. Molina-Rueda, "Use of Electroencephalography Brain Computer Interface systems as a rehabilitative approach for upper limb function after a stroke. A systematic review," *PM&R*, vol. 9, no. 9, pp. 918-932, 2017.
- [38] Iturrate, J. M Antelis, A. Kubler and J. Minguez, "A Noninvasive Brain-Actuated Wheelchair Based on a P300 Neurophysiological Protocol and Automated Navigation," *Robotics, IEEE Transactions on*, vol. 25, pp. 614-627, 2009.
- [39] Lehtonen, P. Jylänki, L. Kauhanen and M. Sams, "Online Classification of Single EEG Trials During Finger Movements," *Biomedical engineering, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 713-720, 2008.
- [40] G. Onose, C. Grozea, A. Angheliescu, C. Daia, C. Sinescu, A. Ciurea, T. Spiricu and A. Mirea, "On the
- [14] Y. Li, X. Gao, H. Liu and S. Gao, "Classification of Single-Trial Electroencephalogram During Finger Movement," *Biomedical engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, 2004.
- [15] S. Lemm, K.-R. M. Iler and G. Curio, "A Generalized Framework for Quantifying the Dynamics of EEG Event-Related Desynchronization," *PLoS Computational Biology*, vol. 5, 2009.
- [16] J. McFarland, R. Wolpaw and a. D. J., "Multichannel EEG-based brain-computer communication," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 90, p. 444-449, 1994.
- [17] M. Prgenzer, G. Pfurtscheller, J. Kalcher, Ch. Neuper, G. Pfurtscheller, J. Kalcher and C. D. Flotzinger, "On-line EEG classification during externally-paced hand movements using a neural network-based classifier," *Neurophysiology*, pp. 416-425, 1996.
- [18] A. Schlogl, F. Lee, H. Bischof and G. Pfurtscheller, "Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005," *Journal of Neural Engineering*, pp. 14-22, 2005.
- [19] S. ., R. C. ., R. S. C. Vidaurre and G. Pfurtscheller, "Adaptive On-line Classification for EEG-based Brain Computer Interfaces with AAR parameters and band power estimates," *Biomed. Technik*, vol. 50, pp. 350-354, 2005.
- [20] Vidaurre, N. Krämer, B. Blankertz and A. Schlögl, "Time Domain Parameters as a feature for EEG-based Brain-Computer Interfaces," *Neural Networks*, vol. 22, pp. 1313-1319, 2009.
- [21] Z. Allison, C. Brunner, V. Kaiser, G. R. M. Uller-Putz and C. Neuper, "Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention," *Neural Engineering*, vol. 7, 2010.
- [22] W.-Y. HSU, "Single-trial motor imagery classification using asymmetry ratio, phase relation, wavelet-based fractal, and their selected combination.," *Int J Neural Syst*, vol. 23, 2013.
- [23] J. Jiang, Z. Zhou, E. Yin, Y. Yu, Y. Liu and D. Hu, "A novel Morsecode-inspired method for multi class motor imagery brain-computer interface(BCI)design," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 66, pp. 11-19, 2015.
- [24] H. Z. Y. W. Qi Xu and J. Huang, "Fuzzy support vector machine for classification of EEG signals using wavelet-based features," *Medical Engineering & Physics*, vol. 31, pp. 858-865, 2009.
- [25] Y. F. Minyou Chena and X. Zheng, "Phase space reconstruction for improving the classification of single trial EEG," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 11, pp. 10-16, 2014.
- [26] M. C. Yonghui Fang and X. Zheng, "Extracting features from phase space of EEG signals in brain-computer interfaces," *Neurocomputing*, 2015.
- [27] H. M. Z. S. Mobarakeh, "Improvement of EEG-based motor imagery classification using

feasibility of using motor imagery EEG-based brain-computer interface in chronic tetraplegics for assistive robotic arm control: a clinical test and long-term post-trial follow-up," *Spinal Cord*, vol. 50, pp. 599-608, 2012.

- [41] T. M. Mitchell, *Machine learning*, Boston: McGraw-Hill, 1997.