طبقه‌بندی تصورات حرکات اندام فوقانی مبتنی بر یک روش هایبرید از تبدیل موجک و آنالیز مولفه‌های اصلی برای کاربردهای واسط مغز و کامپیوتر

مریم ایزدپناهی[۱]، محمدرضا یوسفی*[۲،۳]، ندا بهزادفر[۲،۳]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی‌ارشد، دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
*۲- استادیار، دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران، mr_yousefi@iaun.ac.ir
۳- استادیار، دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران، n.behzadfar@pel.iaun.ac.ir
۴- مرکزتحقیقات ریزشبکه‌های هوشمند، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۵/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۹/۱

چکیده: واسط مغز و رایانه در دهه اخیر سیر علمی، به شکل فزآینده‌ای مورد توجه قرار گرفته است و برگزاری چند دوره مسابقات بین‌المللی و چالش‌های علمی در سطح جهان شاهد این مدعاست. در این مقاله، یک الگوریتم شش مرحله‌ای در طبقه‌بندی تصورات حرکات اندام مورد استفاده قرار گرفته است. در گام اول مجموعه ۲۸۸ داده الکتروانسفالوگرام از پایگاه داده‌ی مسابقات BCI سال ۲۰۰۵ جمع‌آوری شد. در گام دوم با استفاده از فیلتر بانک تبدیل موجک کاهش نویز داده‌ها صورت گرفت. در گام سوم، ریتم میو و بتای سیگنال در ناحیه‌ی سنترال با استفاده از یک نمایش حوزه‌ی زمان فرکانس تبدیل موجک استحصال شد. در گام چهارم، مجموعه‌ای از ویژگی‌های زمانی، فرکانسی و غیرخطی از هر زیر باند استخراج شد و در گام پنجم فضای ویژگی از با استفاده آنالیز مولفه‌های اصلی کاهش یافت. در گام ششم مجموعه ویژگی‌ها به عنوان ورودی دو طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم درنظر گرفته شد. تمامی شبیه‌سازی‌ها تحت نرم افزار متلب اجرا و پیاده‌سازی گردیده است. نتایج نشان می‌دهد که طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با کرنل غیرخطی و طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایه بازدهی بالاتر از ۸۰ درصد را به همراه دارد.

واژه‌های کلیدی: واسط مغز و کامپیوتر، الکتروانسفالوگرام ، ریتم میو، ریتم بتا، تبدیل موجک

۱- مقدمه

امروزه تکنولوژی‌های مبتنی بر دانش کامپیوتری به حوزه دانش زیست پزشکی[۱] به شکل وسیعی رسوخ کرده است به نحوی که مرز میان دانش انسانی و تکنولوژی‌های نرم‌افزاری و سخت‌افزاری را به حداقل رسانده است [۱،۲]. این مسئله را می‌توان در حوزه فرآیندهای تشخیصی و درمانی پزشکی در به کارگیری روش‌های پرداز شی و در کمی‌سازی دانش خبره و انسانی در قالب نرم افزاری و سخت‌افزاری مشاهده کرد [۳،۴].

امروزه طراحی و کنترل ویلچرهای[۲] الکتریکی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته و هر روز ایده جدیدی برای بهبود و عملکرد آن‌ها ارائه می‌شود. در بیشتر روش‌های کنترلی ارائه شده از اهرم‌های کنترلی استفاده شده که برای کاربرانی که دارای معلولیت‌های جسمی هستند، مفید و کاربردی نیست. لذا روش‌های متعددی مبتنی بر پارامترهای فیزیولوژیکی استخراج شده از بدن پیشنهاد شده که نیازی به به اهرم‌های کنترلی نیست که می‌توان به استفاده از تشخیص صدا، جهت حرکت چشم‌ها، موقعیت سر و سیگنال‌های زیستی ثبت شده از نواحی مختلف اشاره کرد [۵،۶].

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020

سیگنال‌های الکتریکی یا بیوپتانسیل‌های ثبت شده در بیشتر این مطالعات را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد: دسته اول، سیگنال‌هایی هستند که حاصل از فعالیت الکتریکی نورون‌های مغزی هستند که در اصطلاح به آن سیگنال الکتروانسفالوگرام[۳] گفته می‌شود. سیگنال الکتریکی الکتروانسفالوگرامی که در مطالعات متعدد برای کنترل ویلچرهای الکتریکی پیشنهاد شده را می‌توان به دو صورت ثبت کرد: ثبت تهاجمی (با استفاده از الکترودهای سوزنی) و ثبت غیرتهاجمی (با استفاده از الکترودهای سطحی). لازم به ذکر است که ثبت فعالیت الکتریکی مغز در حالت تفکر و یا در حالت ارسال دستور حرکتی یا دریافت پاسخ حسی می‌تواند یک دستور کنترلی برای کنترل ویلچرهای الکتریکی مطرح شود [۷،۸]. دسته دوم سیگنال‌هایی هستند که حاصل از فعالیت الکتریکی عضلات در حالت انقباض و استراحت هستند که می‌تواند به‌صورت سطحی یا به‌صورت سوزنی ثبت شوند و در اصطلاح به سیگنال ثبت شده، الکترومایوگرام[۴] می‌گویند. مطالعات متعددی از پردازش سیگنال الکترومایوگرام و استخراج ویژگی از آن ارائه شده که به کمک یک ساختار طبقه‌بندی‌کننده نوع فعالیت عضله، امکان ارسال یک دستور کنترلی برای یک ویلچر را فراهم آورده‌اند. دسته سوم سیگنال‌هایی هستند که حاصل فعالیت الکتریکی عضلات اطراف کره چشم هستند و از طریق پردازش این سیگنال می‌توان جهت حرکت چشم به راست یا چپ را تشخیص داد و یک دستور کنترلی برای کنترل ویلچر صادر کرد. به این سیگنال در اصطلاح الکترواوکولوگرام گفته می‌شود [۹،۱۰].

واسط مغز و کامپیوتر[۵] (BCI) (که از آن ممکن است تحت عنوان واسط مغز و ماشین یاد شود) [۱۱،۱۲]، یک ارتباط سخت‌افزاری یا نرم‌افزاری است که امکان تعامل انسان را با محیط اطراف را بدون دخالت اعصاب محیطی[۶] یا عضلات و با استفاده از سیگنال‌های کنترلی حاصل از فعالیت‌های الکتروانسفالوگرافیکی فراهم می‌سازد [۱۳،۱۴].

روش پردازشی اتخاذ شده در سیستم واسط مغز و کامپیوتر پیشنهادی در مطالعات را می توان در سه بخش بررسی کرد: (۱) الگوریتمی که برای پیش‌پردازش و پردازش داده‌ها اتخاذ می‌شود؛ (۲) ویژگی‌هایی که از سیگنال استخراج می‌شود و (۳) ساختار طبقه‌بندی مورد استفاده و دقت حاصل از هر تکنیک [۱۵] که در ادامه به این دیدگاه اشاره خواهد شد.

برای بررسی این دیدگاه مطالعات در دو دسته کلی از لحاظ هدف تحقیق پیش‌بینی می‌شود: دسته اول مطالعاتی که هدفشان طبقه‌بندی چند کلاسه‌ی تصورات ذهنی حرکات بوده است و دسته دوم مطالعاتی که هدفشان طبقه‌بندی دو کلاسه‌ی تصورات ذهنی است.

در مرجع [۱۶] کالچر و همکاران در سال ۱۹۹۶ برای طبقه‌بندی تصور حرکات دست چپ، راست و حرکت پا از ویژگی توان باند فرکانسی استفاده شده که در آن برای طبقه‌بندی از یک شبکه عصبی استفاده شده و دقتی معادل ۶۰ درصد به‌دست آمده است. در مرجع [۱۷] برای افزایش قابلیت اطمینان رابط کاربری مغز و رایانه بر اساس تصاویر حرکتی، تحقیق انجام شده که بهینه‌سازی موضوع و طبقه‌بندی را براساس موضوع در نظر می‌گیرد و به‌طور خاص، استخراج ویژگی مبتنی بر موجک در باندهای مختلف نسبت به انتخاب‌های موجود از خانواده موجک، طول و تعداد سطح تجزیه بهینه‌سازی شده است. به همین ترتیب، مرحله طبقه‌بندی سه خانواده کلی از طبقه بندی‌ها در نظر گرفته شده که پارامترهای آنها به روشی مشابه بهینه شده‌اند. در مرجع [۱۸] اوبرمایر و همکاران در سال ۲۰۰۱ برای طبقه‌بندی کلاس تصور حرکات مشابه با تحقیقات انجام شده توسط کالچر و همکاران در سال ۱۹۹۶ از ویژگی‌های یکسانی استفاده شده ولی با بهره‌گیری از مدل پنهان مارکوف برای طبقه‌بندی دقت روش را به ۷۷/۵ درصد ارتقا داده شده است. در مرجع [۱۹] شوگل و همکاران در سال ۲۰۰۵ برای طبقه‌بندی تصور حرکات دست چپ، راست، حرکت پا و زبان از ضرایب مدل تطبیقی اتورگرسیو بهره‌گیری شد و دقت طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان خطی ۶۳ درصد، برای طبقه‌بندی کننده تجزیه و تحلیل تبعیض آمیز خطی[۷] (LDA) برابر ۵۴/۴۶ درصد، برای طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایه برابر ۴۱/۷۴ درصد و برای تکنیک طبقه‌بندی فاصله ماهالانوبیس[۸] (MD) دقت ۵۳/۵ درصد به‌دست آمده است. در مرجع [۲۰] برای طبقه‌بندی تصور حرکات دست چپ، راست، حرکت پا و زبان و حالت ریلکس با به کارگیری ویژگی‌های توان باند و مدل مخفی مارکوف دقت ۵۲/۶ درصد به‌دست آمده است.

در مرجع [۲۱] یک سیستم هجی مبتنی بر الکتروانسفالوگرام تک کانال دو قطبی با دقت کافی توسعه یافته که سیستم پیشنهادی شامل یک هدست با طراحی سفارشی، یک صفحه کلید مجازی جدید با ۵۸ کاراکتر، نمادها و رقم‌های ویژه و یک پتانسیل برانگیخته بصری مبتنی بر حالت پایدار[۹] (SSVEP) پنج هدف با استفاده از رابط مغز و رایانه است. همچنین برای اعتبارسنجی مدل پیشنهادی، مجموعه داده‌های آموزشی با شرایط آزمایشی بی شماری تعیین شده است. نتایج تجربی هشت نفر نشان می‌دهد که به‌طور متوسط، مدل پیشنهادی می‌تواند داده‌های SSVEP پنج کلاسه را با دقت بالا ۹۹/۲ درصد طبقه بندی کند.

در مرجع [۲۲] برای تصور حرکات دست چپ و راست در حالت آسنکرون با به‌کارگیری ویژگی‌های استخراج شده از تحلیل چگالی طیف[۱۰] توان به روش Welch برای تکنیک طبقه‌بندی MD، طبقه‌بندی کننده گوسین[۱۱] و مدل مخفی مارکوف[۱۲] (HMM) به ترتیب دقت ۹۰، ۸۰ و ۶۵ درصد گزارش شده است. در مرجع [۲۳] برای طبقه‌بندی تصور حرکات دست چپ، راست و حرکت پا از ویژگی توان باند فرکانسی و طبقه بندی‌کننده LDA بهره‌گیری شده است و دقتی معادل ۹۵ درصد گزارش شده است.

در ادامه به بررسی مطالعات دسته‌ی دوم اشاره می‌گردد. در مرجع [۲۴] تصور حرکات دست چپ و راست از ویژگی‌های همبستگی و کرولیشن و همچنین ویژگی‌های زمان فرکانسی بهره‌گیری شده و با بهره‌گیری از طبقه‌بندی کننده ماشین بردار گوسی و LDA به ترتیب

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020

دقت ۸۶ و ۶۱ درصد گزارش شده است. برای پایگاه داده‌ی مشابه، در مرجع [۲۵] با به‌کارگیری ویژگی‌های توان باند و طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی چند لایه دقت ۷۶/۴ به‌دست آمده که با به‌کارگیری ویژگی-های بعد فراکتال و طبقه‌بندی کننده LDA و شبکه عصبی چند لایه به ترتیب دقت ۸۰/۶ و ۸۰/۴ درصد به دست آمده است. در مرجع [۲۶] یک روش طبقه‌بندی برای سیگنال‌های EEG با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبانی (SVM) با هسته‌های فرکانس زمان ارائه شده که به دلیل ماهیت غیر ثابت، سیگنال‌های EEG ویژگی‌های منحصر به فردی در حوزه فرکانس از خود نشان نمی‌دهند. بنابراین تحولات فرکانس زمان برای استخراج ویژگی‌های مشترک برای یک کار ذهنی خاص که توسط افراد مختلف انجام می‌شود، پیشنهاد شده است. نتایج تجربی نشان می-دهد که طبقه‌بندی SVM با استفاده از چنین بردارهای ویژگی برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG بسیار موثر است. در مرجع [۲۷] با بهره-گیری از پایگاه داده‌ی مورد استفاده در این مقاله پس از پیش‌پردازش داده‌ها با استفاده از یک فیلتر میان‌گذر ۴۵-۴ هرتز، ویژگی‌های مبتنی بر تحلیل چگالی طیف توان استفاده شده است. برای چهار طبقه‌بندی کننده گوسی، LDA، بیز و MD دقت به ترتیب ۶۵/۴، ۶۵/۶، ۶۳/۴ و ۶۳/۱ درصد به‌دست آمده است. روش‌های پیش‌پردازش داده‌ها در بیشتر مطالعات فیلترگذاری در یک باند فرکانسی میانی (۵-۰/۴۵ هرتز) است که فرکانس عملیاتی الکتروانسفالوگرافی را تشکیل می‌دهد و برای جلوگیری از تکرار از ذکر آن پرهیز شده است.

باتوجه به سوابق مطرح شده برای تحقیق در این مطالعه یک الگوریتم پنج مرحله‌ای ارائه می‌شود.

در گام اول سیگنال الکتروانسفالوگرام سطحی جمع‌آوری می‌شود. به این منظور از پایگاه داده‌ی مسابقات BCI competition II و از مجموعه داده‌ی شماره سه (که توسط دپارتمان انفورماتیک پزشکی انستیتو مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی Graz ثبت گردیده است.) استفاده می‌شود.

در گام دوم الگوریتم پیشنهادی پیش‌پردازش داده‌های ثبت شده پیاده‌سازی می‌شود. به این منظور از فیلترگذاری مناسب در حوزه فرکانس استفاده می‌شود.

در گام سوم پردازش داده‌های الکتروانسفالوگرام کاهش نویز شده انجام می‌شود. ریتم میو و بتای سیگنال الکتروانسفالوگرام که به ترتیب در محدوده ی ۱۲-۸ هرتز و ۳۰-۱۳ هرتز در ناحیه قشر حسی حرکتی نشات می‌گیرد برای تحقق این هدف از سیگنال با به‌کارگیری تبدیل موجک مادر مناسب (مانند تبدیل موجک مادر خانواده‌ی داوبیچیز) و تجزیه‌ی الکتروانسفالوگرام در گذر از فیلتر بانک مولتی رزولوشن حوزه زمان- فرکانس، حذف جزئیات نامطلوب و بازسازی مجدد سیگنال ریتم میو و بتا استخراج می‌شود.

در گام چهارم از سیگنال حاصل از بازسازی تبدیل موجک، ویژگی-های مناسب آماری و حوزه زمان فرکانس و آنتروپی استخراج می‌شود.

در گام پنجم طبقه‌بندی ویژگی های حاصل با به کارگیری ساختارهای طبقه‌بندی خطی و غیرخطی صورت می‌پذیرد. روش طبقه‌بندی به صورت با سرپرست اجرا می‌شود و خروجی ساختار طبقه‌بندی برچسب کلاس تصور حرکت دست راست یا تصور حرکت دست‌چپ خواهد بود. برای اعتبارسنجی روش پیشنهادی از تحلیل کانفیوژن ماتریس خروجی طبقه‌بندی کننده استفاده می‌شود. تمامی مراحل شبیه‌سازی تحت نرم‌افزار متلب اجرا و پیاده‌سازی می‌شود.

۲- روش تحقیق

۲-۱- جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها

به‌منظور جمع‌آوری داده‌ها از پایگاه داده‌ی مسابقات BCI و از مجموعه داده شماره سه (که توسط دپارتمان انفورماتیک پزشکی انستیتو مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی Graz ثبت گردیده‌است.) استفاده می‌شود. این پایگاه داده شامل ۲۸۸ داده سیگنال الکتروانسفالوگرام در نظر گرفته شده است. این داده‌ها از یک نمونه انسانی بالغ و سالم با جنسیت زن و سن ۲۵ سال به‌صورت سه کاناله و با تکنیک دوقطبی (قدامی مثبت و خلفی منفی) در ناحیه قرارگیری الکترودهای C3، CZ و C4 در استاندارد الکتروانسفالوگرافی ۲۰-۱۰ ثبت شده است.

الکترودهای مورد استفاده از جنس نقره–نقره کلرید و فرکانس نمونه‌برداری دستگاه ثبت ۱۲۸ هرتز بوده است. برای فیلتر کردن داده-های ثبت شده از یک فیلتر میان‌گذر ۳۰-۰/۵ هرتز استفاده شده است (فرکانس عملیاتی الکتروانسفالوگرافی). از نمونه خواسته می‌شود بر یک صندلی با آرامش بنشیند و در یک جلسه‌ی فیدبکی یک نوار را کنترل کند. برای این کار با تصورات ذهنی حرکت دست راست و حرکت دست چپ، زبان و پاها نشانه کنترل می‌شود. نشانه‌ها به صورت کاملا تصادفی اختیار شده‌اند. برچسب تصورات حرکت دست چپ و تصور حرکت دست راست به ترتیب یک و دو در نظرگرفته شده است. طول هر ثبت ۹ ثانیه و به کاربر بین ثبت‌ها استراحت داده می‌شود.

۲-۲-پردازش داده‌ها

به‌منظور استخراج ریتم میو و بتا از سیگنال الکتروانسفالوگرام از تبدیل موجک گسسته بهره‌گیری شده است. نسخه گسسته شده تبدیل موجک، یک سری موجک است که از تبدیل موجک پیوسته نمونه گرفته است. لذا اطلاعات موجود در آن بسیار زائد و اضافی است که منجر به افزایش بی‌دلیل بار محاسباتی می‌شود. لذا از تبدیل موجک گسسته استفاده می‌شود که از لحاظ پیاده‌سازی بسیار ساده‌تر و بهینه‌تر است.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]

[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020

ایده اصلی این روش نیز مشابه تبدیل موجک پیوسته است که در آن نوعی توصیف زمان-مقیاس از سیگنال گسسته با استفاده از فیلترهای دیجیتال ارائه می‌گردد. تبدیل موجک، حاصل شباهت سنجی (کورولیشن) بین محتوای فرکانسی (مقیاسی) سیگنال و تابع موجک در مقیاس‌های مختلف است. برای محاسبه تبدیل موجک پیوسته نیز پنجره مورد نظر منقبض/منبسط شده و شیفت یافته و در هر موقعیت، از حاصل ضرب آن در سیگنال، انتگرال زمانی گرفته می‌شود. در حالت گسسته، فیلترهایی با فرکانس قطع‌های مختلف برای تحلیل سیگنال در مقیاس‌های متفاوت به‌کار برده می‌شود. با عبور سیگنال از فیلترهای بالاگذر و پائین گذر، فرکانس‌های مختلف آن تحلیل می‌شود. در حالت گسسته، رزولوشن سیگنال توسط عملکردهای فیلترها کنترل می‌شود و مقیاس از طریق Down-sampling و Up-sampling تغییر می‌کند. به‌طور معمول این روند تغییر نرخ نمونه‌ها بر روی یک شبکه انجام می‌پذیرد.

روند پردازش با تبدیل موجک گسسته چنین آغاز می‌شود: در ابتدا سیگنال از یک فیلتر دیجیتال پائین گذر نیم باند با پاسخ ضربه $h[n]$ عبور می‌کند و لذا خروجی فیلتر برابر است با کانولوشن ورودی و پاسخ ضربه فیلتر. در نتیجه این عمل فیلترینگ، تمام مؤلفه‌های فرکانسی که بیشتر از نصف بزرگ‌ترین فرکانس موجود در سیگنال باشند حذف می‌شوند. از آن جا که بیشترین فرکانس موجود در سیگنال خروجی فیلتر برابر است با $\pi/2$ رادیان، نیمی از نمونه‌ها قابل حذف‌اند. لذا با حذف یکی در میان نمونه‌ها، طول سیگنال نصف خواهد شد. روند مشابهی نیز با استفاده از یک فیلتر دیجیتال بالاگذر نیم باند با پاسخ ضربه $g[n]$ انجام می‌پذیرد. در نتیجه در خروجی اولین مرحله از اعمال تبدیل موجک، دو نسخه، یکی بالاگذر و دیگری پائین گذر، با طول کاهش یافته (نصف شده) از سیگنال اولیه به فرم زیر به‌دست می‌آیند:

$$y_{high}[k]=\sum_n x[n].g[2k-n] \quad (۱)$$

$$y_{low}[k]=\sum_n x[n].h[2k-n] \quad (۲)$$

با این عمل، رزولوشن زمانی نصف شده و در مقابل رزولوشن فرکانسی دو برابر می‌شود. این روند را می‌توان مجددا برروی نسخه پائین گذر شده اعمال نمود و در هر مرحله، با کاهش رزولوشن زمانی به میزان نصف مرحله قبل، رزولوشن فرکانسی را دو برابر نمود. این ایده برای محاسبه تبدیل موجک گسسته، به روش بانک فیلتر مشهور است. می‌توان دید که ضرایب خروجی فیلتر پائین گذر، شکل اولیه سیگنال را دنبال می‌کنند، به همین دلیل به این ضرایب، تقریب گفته می‌شود. همچنین ضرایب خروجی فیلتر بالاگذر، جزئیات فرکانس بالای سیگنال را دربردارند، به همین دلیل به این ضرایب، جزئیات گفته می‌شود با افزایش تعداد مراحل تبدیل، میزان جزئیات نیز کاهش می‌یابد.

باید دقت داشت که تعداد مراحل مورد نیاز برای تبدیل موجک گسسته، به خصوصیات فرکانسی سیگنال مورد تحلیل بستگی دارد. نهایتاً تبدیل موجک گسسته سیگنال از کنار یکدیگر قرار دادن خروجی‌های فیلترها، از مرحله اول اعمال فیلترینگ به‌دست می‌آید.بنابراین تعداد ضرایب تبدیل موجک با تعداد نمونه‌های سیگنال گسسته ورودی برابر خواهد بود.

در این مطالعه به‌منظور کاهش نویز از تبدیل موجک دابیچیز از نوع چهارم (که متناسب با سیگنال‌های حیاتی است) استفاده می‌شود. سطح تجزیه در نظر گرفته شده ۴ سطح و جزئیات سطح اول به عنوان نویز شناخته شده‌اند. جزئیات سطح دوم و سوم به‌ترتیب به عنوان ریتم میو و بتا که در محدوده‌ی ۱۲-۸ هرتز و ۳۰-۱۳ هرتز در ناحیه قشر حسی حرکتی نشات می‌گیرد در نظر گرفته شده است. همچنین برای تحقق هدف از ضرایب پیش فرض نرم افزار متلب استفاده شده است.

۳-۲- استخراج ویژگی‌ها

از آنجایی که استخراج باند فرکانسی از یک سیگنال الکتروانسفالوگرام سبب محدود شدن بازه فرکانسی می‌شود، اما از لحاظ حجم و طول داده تغییری ایجاد نمی‌کند (البته باید توجه داشت که با توجه به نمایش اسپارس تبدیل موجک حجم داده با کاهش (البته نه معنادار) روبروست.) لذا لازم است از هر زیر باند فرکانسی مجموعه‌ای از ویژگی‌ها به عنوان نماینده استخراج شود. این ویژگی‌ها باید به‌گونه‌ای انتخاب شوند که اولاً محاسبه آن‌ها از نظر حجم محاسباتی مناسب باشند و ثانیاً برای یک مسئله‌ی دو کلاسه (نظیر آن چه در این مقاله است.) تفاوت معنادار ایجاد کنند. در این مقاله از ویژگی‌های مبتنی بر آنالیز طیفی سیگنال، مدل اتورگرسیو و آمارگان مرتبه‌ی بالا استفاده شد.

۴-۲-آنالیز مولفه‌های اصلی

از آنجایی که یک سیستم طبقه‌بند تصورات حرکات اندام فوقانی باید عمل طبقه‌بندی ویژگی‌ها را با سرعت و دقت طبقه‌بندی بالا انجام دهد، لازم است به‌منظور تحقق سرعت در طبقه‌بندی و بهبود حساسیت و دقت آن، فضای ویژگی کاهش یابد. به این منظور در این پژوهش از روش آنالیز مولفه‌های اصلی در ترکیب فضای ویژگی بهره‌گیری شده است.

یکی از عمومی‌ترین روش‌های آماری به‌منظور کاهش ابعاد داده‌ها روش تحلیل مولفه‌های اصلی است. در این روش واریانس کل صفات خاصه موجود تحلیل می‌شود. مولفه‌ها طوری برآورد می‌گردند تا واریانس صفات خاصه را در کمترین ابعاد نشان دهند. در واقع مولفه‌های اصلی مجموع موزون صفات خاصه است. این روش می‌تواند در برنامه‌های کاربردی با زمینه‌های تشخیص الگو و فشرده‌سازی تصاویر مفید باشد. همچنین این روش تکنیکی برای یافتن الگویی در داده‌ها با ابعاد بالا محسوب می‌شود. این روش از مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس داده‌ها استفاده می‌کند.

۳- نتایج و بحث

از داده‌های ثبت شده از ۲۸۰ نمونه که ریتم میو و آلفای آن‌ها استخراج گردیده، ۲۰ ویژگی برای هر سگمنت استخراج و به عنوان ورودی دو ساختار طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایه وزن‌دار داده شده است.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]

[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020

نتایج حاصل از طبقه‌بندی در جدول‌های (۱) الی (۴) گزارش شده است. محاسبات مربوطه برای ۵ بار میانگین‌گیری بین نتایج و با اعتبارسنجی به روش کراس ولیدیشن مرتبه ۵ اجرا شده است.

همان‌طور که در جدول (۱) دیده می‌شود، ماشین بردار پشتیبان با کرنل غیرخطی و نزدیک‌ترین همسایه با ویژگی‌های ارائه شده در این مطالعه نتایج بهتری را به همراه داشته است.

جدول (۱): ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده نزدیک‌ترین همسایه

نوع طبقه‌بندی کننده	حساسیت(٪)	دقت (٪)	شاخص اختصاصیت (٪)
نزدیک‌ترین همسایه وزن‌دار	۸۹/۷	۸۷/۳	۸۸/۲
نزدیک‌ترین همسایه با کرنل کسینوسی	۷۶/۲	۷۵/۴	۷۱/۴
نزدیک‌ترین همسایه با کرنل درجه‌ی دو	۷۸/۳	۷۷/۱	۷۹/۳
نزدیک‌ترین همسایه درشت مقیاس	۹۰/۰	۸۸/۰	۸۸/۷
نزدیک‌ترین همسایه میانه مقیاس	۷۶/۴	۷۵/۳	۷۲/۷
نزدیک‌ترین همسایه‌ی ریز مقیاس	۹۰/	۸۹/۹	۹۱/۲

جدول (۲): ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان

نوع طبقه‌بندی کننده	حساسیت (٪)	دقت (٪)	شاخص اختصاصیت (٪)
ماشین بردار پشتیبان خطی	۸۰/۴	۷۹/۳	۷۸/۲
ماشین بردار با کرنل درجه‌ی دوم	۹۱/۳	۹۰/۷	۸۹/۵
ماشین بردار با کرنل درجه‌ی سوم	۹۳/۲	۹۲/۵	۹۰/۲
ماشین بردار پشتیبان گوسی درشت-مقیاس	۷۷/۸	۷۵/۳	۷۳/۴
ماشین بردار پشتیبان گوسی میانه‌مقیاس	۸۳/۲	۸۷/۹	۸۹/۲
ماشین بردار پشتیبان گوسی ریزمقیاس	۹۳/۷	۹۳/۳	۹۲/۸

جدول (۳): ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایه بعد از اعمال آنالیز مولفه‌های اصلی

نوع طبقه‌بندی کننده	حساسیت (٪)	دقت (٪)	شاخص اختصاصیت (٪)
نزدیک‌ترین همسایه وزن‌دار	۹۶/۲	۹۶/۱	۹۴/۸
نزدیک‌ترین همسایه با کرنل کسینوسی	۹۳/۹	۹۳/۳	۹۲/۲
نزدیک‌ترین همسایه با کرنل درجه‌ی دو	۹۱/۷	۹۱/۲	۹۱/۱
نزدیک‌ترین همسایه درشت‌مقیاس	۹۳/۷	۹۲/۵	۹۱/۲
نزدیک‌ترین همسایه میانه‌مقیاس	۹۴/۲	۹۴/۱	۹۳/۲
نزدیک‌ترین همسایه‌ی ریزمقیاس	۹۵/۹	۹۵/۶	۹۴/۳

جدول (۴): ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان بعد از اعمال آنالیز مولفه‌های اصلی

نوع طبقه‌بندی کننده	حساسیت (٪)	دقت (٪)	شاخص اختصاصیت (٪)
ماشین بردار پشتیبان خطی	۹۶/۳	۹۵/۲	۹۴/۷
ماشین بردار با کرنل درجه‌ی دوم	۹۶/۶	۹۴/۷	۹۳/۹
ماشین بردار با کرنل درجه‌ی سوم	۹۶/۵	۹۶/۳	۹۵/۲
ماشین بردار پشتیبان گوسی درشت‌مقیاس	۸۸/۶	۸۶/۷	۸۵/۹
ماشین بردار پشتیبان گوسی میانه‌مقیاس	۸۷/۸	۸۶/۳	۸۴/۶
ماشین بردار پشتیبان گوسی ریز مقیاس	۹۵/۲	۹۵/۳	۹۵/۶

۴- نتیجه‌گیری

در این مطالعه یک تکنیک در طبقه‌بندی ویژگی‌های حاصل سیگنال الکتروانسفالوگرام برای طبقه‌بندی تصور حرکات دست راست و چپ ارائه شد. از تحلیل زمان فرکانسی تبدیل موجک به‌منظور استخراج ریتم می‌و و آلفا بهره‌گیری شد. در ادامه مجموعه‌ای از ویژگی‌های آماری و مبتنی بر آنتروپی ا ستخراج شد. نتایج حا صل از شبیه‌سازی بهتری‌ن شاخص‌ها را برای طبقه‌بند ماشی‌ن بردار

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020

پشتی‌بان با کرنل غی‌رخطی و نزدی‌ک‌تری‌ن هم سای‌ه گزارش کرده است.

مراجع

[۱] مردانیان غزال، بهزادفر ندا، "ارائه روشی جدید برای آشکارسازی سرطان سینه در تصاویر ماموگرافی با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب"، روش-های هوشمند در صنعت برق، سال. ۱۰، ش.: ۴۰، ص.: ۲۳-۳۲، ۱۳۹۸.

[۲] شیاسی فاطمه، یوسفی محمدرضا، "بررسی انواع درد، روش‌های مهار آن و تأثیر TENS برروی درد"، روش‌های هوشمند در صنعت برق، سال. ۱۲، ش.: ۴۵، ص.: ۱۷-۳۳، بهار ۱۴۰۰.

[3] P. Gonzalez-Navarro, Y. M. Marghi, B. Azari, M. Akçakaya, D. Erdoğmuş, "*An event-driven AR-process model for EEG-based BCIs with rapid trial sequences*", IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 27, no. 5, pp. 798-804, May 2019.

[۴] دوروشی مریم، بهزادفر ندا، شاهقلیان غضنفر، "طبقه‌بندی افراد الکلی و غیرالکلی مبتنی بر ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی سیگنال مغزی"، مهندسی پزشکی زیستی، سال: ۱۴، ش.: ۲، ص.: ۱۱۹-۱۰۹، تابستان ۱۳۹۹.

[5] J. L. Candiotti et al., "*A heuristic approach to overcome architectural barriers using a robotic wheelchair*", IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 27, no. 9, pp. 1846-1854, Sept. 2019.

[6] Z. Salimi and M. Ferguson-Pell, "Development of three versions of a wheelchair ergometer for curvilinear manual wheelchair propulsion using virtual reality", IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 26, no. 6, pp. 1215-1222, June 2018.

[7] [A] S. M. P. Firoozabadi, M. A. Oskoei, H. Hu, "*A human-computer interface based on forehead multi-channel bio-signals to control a virtual wheelchair*", Proceedings of the ICBME, pp. 272-277, Iran, 2008.

[8] L. Xie, Z. Deng, P. Xu, K. S. Choi, S. Wang, "*Generalized hidden-mapping transductive transfer learning for recognition of epileptic electroencephalogram signals*", IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 49, no. 6, pp. 2200-2214, June 2019.

[9] Z. Bi et al., "*Wearable EMG bridge—A multiple-gesture reconstruction system using electrical stimulation controlled by the volitional surface electromyogram of a healthy forearm*", IEEE Access, vol. 8, pp. 137330-137341, 2020.

[10] J. D. Bronzino, *Biomedical engineering handbook*, vol. 2: CRC press, 1999.

[11] K. D. Nielsen, A. F. Cabrera, Omar Feix do Nascimento, "*EEG based BCI-towards a better control. Brain-computer interface research at aalborg university*", IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 14, no. 2, pp. 202-204, June 2006.

[12] Y. Zhou, S. He, Q. Huang and Y. Li, "A hybrid asynchronous brain-computer interface combining SSVEP and EOG signals", IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 67, no. 10, pp. 2881-2892, Oct. 2020.

[13] N. Alonso, L .Fernando, J. Gomez-Gil. "*Brain computer interfaces: A review",* Sensors, vol. 12, no. 2, pp. 1211-1279, 2012.

[14] H. Akbari, S. Saraf Esmaili, S. Farzollah-Zadeh, "*Detection of seizure EEG signals based on reconstructed phase space of rhythms in EWT domain and genetic algorithm*", Signal Processing and Renewable Energy, vol. 4, no. 2, pp. 23-36, Spring 2020.

[15] F. Lotte, et al. "*A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces*", Journal of Neural Engineering, vol. 4, no. 2, pp. 1-24, 2007.

[16] J. Kalcher, et al. "*Graz brain-computer interface II: towards communication between humans and computers based on online classification of three different EEG patterns*", Medical and Biological Engineering and Computing, vol. 34, no. 5, pp. 382-388, 1996.

[17] M. Alansari, M. Kamel, B. Hakim, Y. Kadah, "*Study of wavelet-based performance enhancement for motor imagery brain-computer interface*", Proceeding of the IEEE/IWWW-BCI, GangWon, pp. 1-4, Jan. 2018.

[18] B. Obermaier, C Guger, C Neuper, G. Pfurtscheller, "*Hidden Markov models for online classification of single trial EEG data*", Pattern Recognition Letters, vol. 22, no. 12, pp. 1299-1309, Oct. 2001.

[19] Schlögl, Alois, et al. "*Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition*", Journal of Neural Engineering, vol. 2, no. 4, L14-22, Dec. 2005.

[20] B. Obermaier, C. Neuper, C. Guger, G. Pfurtscheller, "*Information transfer rate in a five-classes brain-computer interface*", IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 9, no. 3, pp. 283-288, Sept. 2001.

[21] T. Nguyen, W. Chung, "*A single-channel SSVEP-based BCI speller using deep learning*", IEEE Access, vol. 7, pp. 1752-1763, 2019.

[22] F. Cincotti et al., "*Comparison of different feature classifiers for brain computer interfaces*", Proceeding of the IEEE/CNE, pp. 645-647, Capri Island, Italy, 2003.

[23] R. Scherer, G. R. Muller, C. Neuper, B. Graimann, G. Pfurtscheller, "An asynchronously controlled EEG-based virtual keyboard: improvement of the spelling rate", IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 51, no. 6, pp. 979-984, June 2004.

[24] G. N. Garcia, T. Ebrahimi, J. Vesin, "*Support vector EEG classification in the Fourier and time-frequency correlate-ion domains*", Proceeding of the IEEE/CNE, pp. 591-594, Capri Island, Italy, 2003.

[25] R. Boostani, M. H. Moradi. "*A new approach in the BCI research based on fractal dimension as feature and Adaboost as classifier*", Journal of Neural Engineering, vol. 1, no. 4, pp. 2004.

[26] A. Kumar, M. N. Mohanty, A. Routray, "*Design of Support Vector Machines with time frequency kernels for classification of EEG signals*", Proceeding of the IEEE/ TECHSYM, pp. 330-333, Kharagpur, April 2010.

[27] Solhjoo, M. H. Moradi. "*Mental task recognition: A comparison between some of classification methods*", Proceeding of the EURASIP, 2004.

زیرنویس‌ها

1. Biomedical knowledge
2. Wheelchair
3. Electroencephalogram (EEG)
4. Electromyogram

[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]

5. Brain and computer interface (BIC)
6. Peripheral nervous system
7. Linear discriminant analysis
8. Mahalanobis distance (MD)
9. Steady-state visual-evoked potential
10. Spectrum density analysis
11. Gaussian
12. Hidden Markov model

[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]

Classification of Upper Limb Movement Imaginations Based On a Hybrid Method of Wavelet Transform and Principal Component Analysis for Brain-Computer Interface Applications

Maryam Iyzadpanahi[1], Mohammad Reza Yousefi[2,3*], Neda Behzadfar[2,3]

1- MSc student, Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Naein, Iran
2- Assistant Professor- Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Naein, Iran
3- Digital Processing and Machine Vision Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

Abstract: The Brain-Computer Interface in the last decade, the scientific journey has received increasing attention, and the holding of several international competitions and scientific challenges around the world is proof of this claim. In this paper, a six-step algorithm is used to classify the perceptions of limb movements. In the first step, a collection of 288 electroencephalogram data was collected from the BCI Competition Database of 2005. In the second step, data noise reduction was performed using a wavelet bank filter. In the third step, the meow and beta rhythms of the signal in the central region were extracted using a wavelet frequency domain time domain display. In the fourth step, a set of temporal, frequency, and nonlinear properties were extracted from each sub-band, and in the fifth step, the feature space was reduced using principal component analysis. In the sixth step, the feature set was considered as the input of the two nearest neighbor classifiers, the backup vector machine, and the decision tree. All simulations have been executed and implemented under MATLAB software. The results show that the support vector machine classifier with nonlinear kernel and nearest neighbor classifier has an efficiency of more than 80%.

Keywords: Brain and computer interface, electroencephalogram, Mayo rhythm, beta rhythm, wavelet transform

[DOR: 20.1001.1.23222468.1399.9.3.4.6]
Journal of Novel Researches on Electrical Power - Vol. 9-No.3 Autumn 2020
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2025-04-12]