

A Study on the Performance of Classifiers and Extracted Features in Discriminating EEG Patterns of Mental Activities Related to Four Main Directions

Mahsa Bagheri^{1*}, Ali Pourmohammad², Ehsan Imani¹

1- MSc Student in Electronic Engineering, Department of Telecommunication, Malek Ashtar Industrial University, Tehran, Iran.

2- PhD, Department of Electronic, Amir Kabir University, Tehran, Iran.

Received: 25 Aug 2015, Accepted: 28 Oct 2015

Abstract

Background: The purpose of this research is to design a Brain-Computer Interface to discriminate the brain signals while the brain images four main directions. To be innovative, the subjects have imaged the aimed directions by power of imagination, and for the first time, the ICA algorithm has been used to detect the aimed signal and to eliminate the artifacts.

Materials and Methods: In this descriptive-analytic study, signals are recorded by using a Micromed device and a 19-channel helmet in unipolar mode. The statistical population included three persons in the age range of 25 to 30 and the designed task consisted of 24 slides of four main directions.

Results: Simulations have shown that the best classification accuracy was the outcome of the 2.5-second time windowing and the best choice for extracting features was the AR coefficients of 15 order. There was no significant difference between the classification accuracy of different implementation of the Artificial Neural Network classifier with different number of layers and neurons and different classification functions. In comparison with the Neural Network, the Linear Discriminant Analysis (LDA) showed better classification accuracies.

Conclusion: The results of this research are in accordance with the results of the methods such as FMRI and methods based on the brain signals in vowel imagination. In this research, the best classification accuracy was obtained from the Linear Discriminant Analysis classifier by extracting the target signal from the output of the ICA algorithm and extracting the AR coefficients as feature and the 2.5-second time windowing. The Linear Discriminant Analysis classifier result the best classification accuracies.

Keywords: Brain-computer interfaces (BCI), Electroencephalograph (EEG), Independent component analysis (ICA), Linear discriminant analysis (LDA), Neural network

*Corresponding Author:

Address: Department of Telecommunication, Malek Ashtar Industrial University, Tehran, Iran.

Email: mahsa.bagheri89@yahoo.com

بررسی عملکرد تفکیک کننده‌ها و ویژگی‌های استخراجی جهت تفکیک الگوهای مغزی مربوط به فعالیت‌های ذهنی وابسته به چهار جهت اصلی

مهسا باقری^{۱*}، علی پورمحمد^۱، احسان ایمانی^۱

۱ کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه مخابرات، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران.

۲ دکتری، گروه برق، دانشگاه امیرکبیر، تهران، ایران.

تاریخ دریافت: ۹۴/۶/۳ تاریخ پذیرش: ۹۴/۸/۶

چکیده

زمینه و هدف: هدف از پژوهش حاضر طراحی رابط مغز-رایانه جهت تفکیک سیگنال‌های مغزی در حین تصور چهار جهت اصلی می‌باشد. به منظور نوآوری، افراد جهت‌های مورد نظر را با کمک قدرت تخیل در ذهن تصویرسازی کردند. الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل برای نخستین بار هم در جهت استخراج آرتیفکت‌ها و هم در جهت تعیین سیگنال هدف استفاده گردید.

مواد و روش‌ها: در این مطالعه توصیفی-تحلیلی، ثبت سیگنال‌ها با دستگاه میکرومد و کلاه ۱۹ کاناله به صورت تک قطبی انجام شده است. جامعه آماری شامل ۳ فرد در بازه سنی ۲۵ تا ۳۰ سال و تکلیف طراحی شده شامل ۲۴ نمایش از چهار جهت اصلی بوده است.

یافته‌ها: شبیه‌سازی‌ها نشان داده‌اند که بهترین صحت‌های تفکیک به پنجره زمانی با طول ۲/۵ ثانیه مربوط بوده است و ویژگی ضرایب مدل خودبازگشتی مرتبه ۱۵ بهترین انتخاب برای ویژگی استخراجی است. برای تمامی حالت‌های شبکه عصبی با تعداد لایه‌ها و نورون‌ها و توابع جداساز مختلف، صحت‌های تفکیک، تفاوت قابل مقایسه‌ای نداشتند. در مقایسه با شبکه عصبی، آنالیز جداکننده خطی (LDA) صحت‌های طبقه‌بندی بهتری را نشان داد.

نتیجه گیری: نتایج پژوهش حاضر با نتایج حاصل از روش‌هایی هم‌چون تصویرسازی تشدید مغناطیسی کارکردی (fMRI) و روش‌های مبتنی بر سیگنال‌های مغزی در تصور واکه‌ای هم‌پوشانی دارد. در این پژوهش با استخراج سیگنال هدف از خروجی الگوریتم آنالیز اجزای مستقل و استخراج ویژگی ضرایب خودبازگشتی و پنجره گذاری با طول ۲/۵ ثانیه بهترین صحت تفکیک از تفکیک کننده آنالیز جداساز خطی حاصل گشت.

واژگان کلیدی: رابط مغز - رایانه، سیگنال‌های مغزی، آنالیز اجزاء مستقل، آنالیز جداساز خطی، شبکه عصبی

*نویسنده مسئول: ایران، تهران، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، گروه مخابرات

Email: mahsa.bagheri89@yahoo.com

مقدمه

بیماری های مختلفی می توانند باعث صدمه دیدن سیستم عصبی عضلانی که مغز از طریق آن قادر به ایجاد ارتباط و اعمال کنترل به محیط خارج است، شوند. بیماری هایی از قبیل سختیدگی جانبی فروافتادگی عضلات، حمله به ساقه مغز، آسیب های مغزی-نخاعی، فلج مغزی و فلج چندگانه مثال هایی از انواع بیماری هایی هستند که مسیر عصبی کنترل عضلات در آن ها آسیب می بیند (۱). در شرایط حاد بیماری، فرد مبتلا ممکن است تمام حرکات ارادی خود را از دست بدهد، حتی ممکن است حرکات چشم و تنفس که اعمالی غیر ارادی هستند نیز امکان پذیر نباشد که به این گونه بیماری اصطلاحاً قفل شدگی گفته می شود. رابط مغز- رایانه (BCI) سیستمی است برای ارتباط مستقیم مغز با دنیای خارج که به کانال های خروجی متعارف عصبی و عضلانی مغز وابسته نمی باشد. در این سامانه، ابتدا امواج مغزی داوطلب به هنگام فعالیت های ذهنی مورد نظر ثبت می گردد و سپس با پردازش این سیگنال ها به کمک الگوریتم های پردازشی مناسب، به فرمان های کنترلی معنی دار برای رایانه و یا یک دستگاه خارجی کنترل پذیر تبدیل می شوند. روند ترجمه افکار برای رایانه عبارت اند از: ۱- اندازه گیری سیگنال مغزی، ۲- پیش پردازش، ۳- استخراج ویژگی، ۴- طبقه بندی و ۵- کنترل ابزارهای جانبی که به ترتیب در مراحل استخراج ویژگی و طبقه بندی از روش های آماری استفاده شده است (۲).

شناخت دستگاه عصبی و فیزیولوژی مغز انسان قدم اول برای هرچه بهتر انجام دادن پژوهش حاضر می باشد. طبق نتایج به دست آمده از بررسی آناتومی مغز انسان در تولید گفتار، ناحیه ورنیکه، ناحیه شکنج زاویه ای و هیپوکامپ ارتباط تنگاتنگی با لوب پس سری (اکسی پیتال) دارند (۳). در یک پژوهش (۴) از تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکری (fMRI) و الگوریتم آنالیز اجزای مستقل (ICA) به منظور جداسازی دو گروه مفهومی از کلمات استفاده شد. در ادامه مطالعه ای مشابه نیز وجود دارد که آزمون تکمیل کلمات را بر روی تصاویر fMRI و با

استفاده از الگوریتم ICA انجام داده است و مشاهده می شود که لوب پس سری و لوب های گیجگاهی در تولید کلمه آشکار و ناآشکار فعالیت دارند (۵). دو مطالعه دیگر (۶)، (۷) بر روی سیگنال های مغزی (EEG) انجام شده است، به طوری که شرکت کنندگان در این آزمایش ها جهت تصور واکه ای مورد آزمون قرار گرفته اند. در مطالعه داسالا و همکاران از کلاس بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) جهت تفکیک سیگنال ها استفاده شده که کارایی کلاس بندی کلی در بازه ی ۶۸ تا ۷۸ درصد است (۶). در نتیجه می توان از این سیستم برای ارتباط مغز - رایانه استفاده کرد. در مطالعه دنگ و همکاران از روش بازشناسی کور مرتبه دوم (SOBI) استفاده شده است، نتایج کلاس بندی سه ریمت نشان می دهد که میانگین کارایی بین همه داوطلبان، با استفاده از مؤلفه های داده SOBI، ۵۸/۰۵ درصد است (۷).

در پژوهش انجام شده در سال ۲۰۱۲ بر روی بیمارانی که قدرت تکلم خود را در پی عارضه دستگاه عصبی از دست داده بودند از سیگنال های ناشی از تحریک بینایی استفاده شد و کاربر با انتخاب حروف از یک صفحه کلید مجازی به کمک سیگنال پتانسیل برانگیخته P300 با دقت بالای ۸۵ درصد کلمات و جملات مورد نظر را ایجاد می کرد (۸، ۹). در مطالعات صورت گرفته برای کنترل اشیاء در سال های ۲۰۰۹ و ۲۰۱۰، از داوطلبان خواسته شد که در یک فضای مجازی اشیاء مورد نظر را کنترل نمایند (۱۰، ۱۱). برای مثال از سیگنال های مغزی برای کنترل حرکت مکان نمای موشواره استفاده شد. برای این منظور از سیگنال های تصور حرکتی (۱۲) و یا پتانسیل الکتریکی برانگیخته (۱۳) استفاده گردید.

در کاربردهای سیستم های رابط مغز - رایانه جهت افزایش بازدهی می توان با انتخاب ویژگی های مناسب با قابلیت تفکیک بالا و استفاده از طبقه بندی کننده های گوناگون با دقت بالا به هدف مورد نظر دست یافت. هم چنین با استفاده از بازخورد (فیدبک) می توان عوامل تاثیرگذار بر تصور فرد را شناسایی کرد و عوامل مخدوش

تبدیل می‌شوند. در حال حاضر، رابط‌های مغز-رایانه از لحاظ کاربرد در زمینه‌های مختلف در مرحله تحقیق می‌باشند. تحلیل سیگنال‌های مغزی در کاربرد رابط مغز - رایانه به دو صورت انجام می‌شود: ۱- استفاده از پتانسیل الکتریکی برانگیخته و ۲- استفاده از سیگنال‌های مغزی خام. اکثر پژوهش‌های انجام شده در رابط مغز-رایانه بر اساس پتانسیل الکتریکی برانگیخته می‌باشند و از سیگنال‌های مغزی خام در سیستم‌های مغز - رایانه کمتر استفاده شده است (۲۰). در این پژوهش جهت نوآوری با استفاده از سیگنال‌های مغزی خام، نوع تکلیف ذهنی انتخاب شده به گونه‌ای است که افراد براساس قدرت تخیل خود، هدف خواسته شده را بدون بهره‌گیری از تصور فعالیت‌های متناظر با حرکت یا بیان کلمات در ذهن، به طور محض تصویرسازی ذهنی می‌کنند. هم‌چنین برای نخستین بار از الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل هم در جهت استخراج نویزها و آرتیفکت‌ها و هم در جهت تعیین سیگنال هدف برای جهت‌های بالا، پایین، چپ و راست استفاده شده است.

مواد و روش‌ها

در این مطالعه توصیفی- تحلیلی، جامعه آماری مورد آزمایش شامل دو نفر مرد و یک نفر زن با بازه سنی ۲۵ تا ۳۰ سال بوده است. افراد دارای سلامت کامل جسمی و ذهنی بوده‌اند. توصیه‌های مورد نیاز قبل از ثبت سیگنال‌های مغزی ارائه شد و هم‌چنین اجازه نامه کتبی جهت ثبت سیگنال‌ها از داوطلبان گرفته شد. مواردی که باید جهت حذف عوامل مخدوش کننده پژوهش رعایت شوند عبارت‌اند از: ۱- تکلیف طولانی نباشد، ۲- آموزش‌ها از پیش به افراد داده شده باشد تا روال سیگنال‌گیری به درستی انجام شود، ۳- آزمایشگاه از شرایط مطلوب هم‌چون دمای مناسب، نور مناسب، تهویه مناسب و خالی بودن دیوارها از تابلوهای مختلف برخوردار باشد. تمامی این عوامل قبل از شروع ثبت سیگنال‌ها مورد بررسی قرار گرفته و کنترل شده‌اند.

کننده را حذف و عوامل تقویت کننده را بهبود بخشید (۱۴)، (۱۵).

در مطالعه فرشلر و همکاران از سیگنال‌های مغزی کانال‌های C3 و C4 جهت تشخیص تصور حرکت دست راست و چپ با خطای تشخیصی به طور متوسط بین ۵/۸ درصد تا ۳۲/۸ درصد استفاده شده است (۱۶). هم‌چنین در مطالعه پالانیپان و همکاران (۱۷)، تفکیک سه فعالیت ذهنی از بین پنج فعالیت با دقت ۹۳ درصد براساس توان مؤلفه‌های سیگنال مغزی در فاصله صفر تا ۵۰ هرتز با استفاده از مدل ضرایب AR و الگوریتم برگ و تفکیک کننده شبکه فازی گزارش شده است.

در پژوهش انجام شده در سال ۲۰۱۳، جهت تفکیک سیگنال‌های مغزی در کاربردهای رابط مغز - رایانه بر اساس تصور حرکت دست راست و چپ، گونه‌های مختلف طبقه‌بندی کننده‌ها بررسی شده که در این میان بهترین بازدهی جهت تفکیک سیگنال‌های تصور به تفکیک کننده‌های آنالیز جداساز خطی (LDA) با ۱۲/۱۴ درصد خطا متعلق می‌باشد (۱۸).

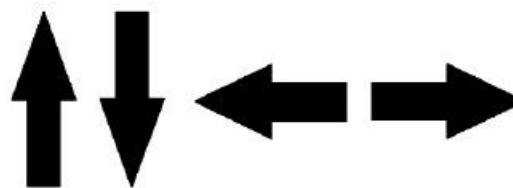
مطالعه انجام شده در سال ۲۰۱۴ به بررسی کامل مطالعات صورت گرفته در چندین سال اخیر در زمینه کاربردهای سیستم‌های رابط مغز - رایانه در علم توان بخشی با رویکرد بازتوانی ارتباط با محیط پیرامون پرداخته است (۱۹).

هدف از انجام این پژوهش طراحی و پیاده سازی رابط مغز-رایانه به منظور تفکیک سیگنال‌های مغزی حین تصور چهار جهت اصلی بالا، پایین، چپ و راست بر اساس تفکر و تخیلات ذهنی می‌باشد. سیستم‌هایی که بر اساس سیگنال‌های مغزی افراد طراحی شده‌اند، برای افرادی که دچار مشکلات حرکتی هستند مانند بیماران قطع نخاعی بسیار ایده‌آل است. در این سیستم‌ها سیگنال مغزی در حالت فعالیت‌های مختلف ذهنی از افراد ثبت می‌شود و پس از فرایندهای پردازشی و استخراج ویژگی با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌ها طبقه‌بندی شده و به سیگنال کنترلی جهت کنترل دستگاه خارجی مانند موشواره رایانه و یا ویلچر

ثبت سیگنال‌های مغزی با استفاده از دستگاه میکرومد ۱۹ کاناله مدل SD64 محصول شرکت ایتالیایی میکرومد متعلق به آزمایشگاه شنوایی سنجی دانشکده توان بخشی دانشگاه علوم پزشکی ایران انجام شد. داوطلبان در یک اتاق ایزوله صوتی با نور کم بر روی صندلی راحتی که فاصله آن با مانیتور استاندارد می‌باشد، آزمون را انجام دادند. سیگنال‌های EEG با نصب الکترودهایی از جنس نقره/نقره کلرید که مطابق با استاندارد ۱۰-۲۰ جای گذاری شدند و توسط یک کلاه کشسان روی سر شخص ثابت نگه داشته می‌شدند، ثبت گردیدند. کانال‌های ثبت سیگنال‌ها شامل FP1, FP2, FPz, F3, F4, Fz, F7, F8, T4, C3, C4, T5, P3, P4, T6, O1, O2, Oz, Cz بودند. در این پروژه، ثبت درحالت تک قطبی انجام شده است و تمامی کانال‌ها دارای یک مرجع مشترک (الکترومد C_Z) بودند. همچنین یکی از کانال‌ها به عنوان الکتروود زمین مورد استفاده قرار گرفت. سیگنال اخذ شده با فرکانس ۱۰۲۴ هرتز نمونه برداری شد و برای حذف فرکانس ۵۰ هرتز برق شهر، در حین آزمایش با توجه به قابلیت دستگاه، فیلتر شکافی روی سیگنال اعمال شد و بدین ترتیب اثر فرکانس برق شهر از روی سیگنال حذف گردید.

با توجه به شکل ۲، پس از نمایش تکلیف به داوطلبان و ثبت داده‌های خام سیگنال‌های مغزی، سیگنال‌ها نیازمند پیش پردازش‌هایی می‌باشند تا جهت استخراج ویژگی و طبقه‌بندی آماده گردند. اولین قدم در مرحله پیش پردازش جداسازی بازه‌های تفکر و دسته‌بندی هر یک در گروه‌های بالا، پایین، چپ و راست می‌باشد. در مرحله دوم عمل کاهش بعد داده به منظور کاهش بعد سیگنال و به تبع آن کاهش حجم محاسبات بر روی سیگنال انجام شد و بدین ترتیب نرخ نمونه برداری از ۱۰۲۴ هرتز به ۲۵۶ هرتز تغییر یافت. در مرحله سوم برای برقراری شرط ایستا بودن در داده‌های آماری و همچنین به منظور افزایش تعداد داده‌های آموزش و تست، طول سیگنال به قطعات کوچک تری تقسیم شد و برای این که روند تغییرات ویژگی در هر قطعه زمانی نسبت به قطعه زمانی قبل ناپیوستگی نداشته باشد، برای همه

قبل از ثبت سیگنال‌های مغزی، تکلیفی جهت نمایش به افراد برای ثبت فعالیت‌های ذهنی آنان طراحی شد. برای طراحی تکلیف جهت نمایش به داوطلبان، از چهار جهت اصلی بالا، پایین، چپ و راست استفاده شد (شکل ۱). ساختار تکلیف به گونه‌ای بود که ابتدا یک صفحه خالی و سفید رنگ به مدت ۱۵ ثانیه مقابل شخص ظاهر می‌گردید. از شخص آزمون دهنده خواسته می‌شد که در این زمان ذهن خود را آرام سازد، پس از سپری شدن این زمان یکی از فلش‌ها (بالا، پایین، چپ، راست) بر روی صفحه ظاهر می‌شد و شخص موظف به تصور فلش در این بازه زمانی بود. در مرحله پایانی، یک صفحه سیاه ظاهر می‌شد که به مدت ۱۵ ثانیه باقی می‌ماند و شخص در این فاصله مجاز به استراحت بود.

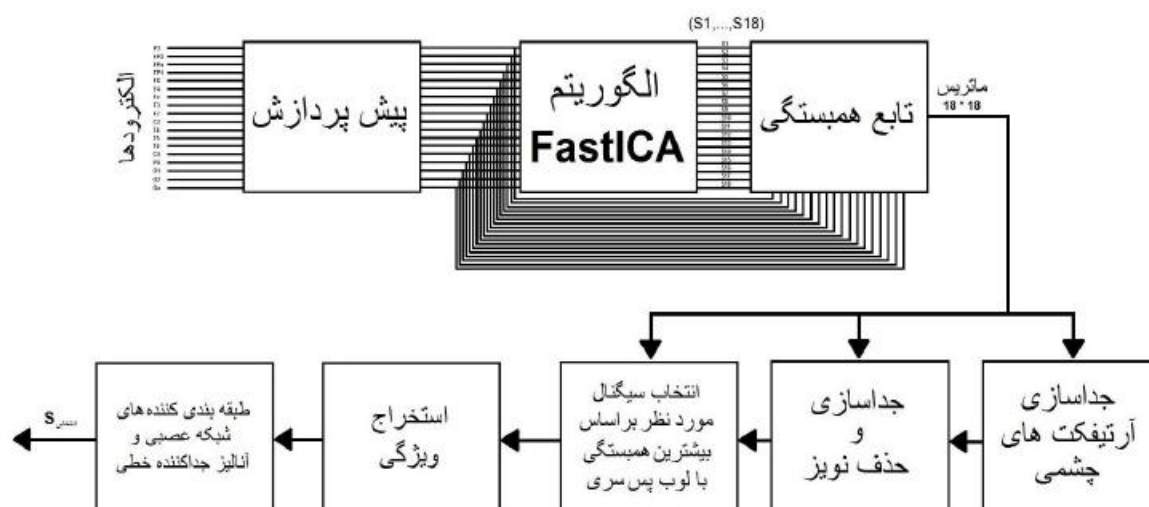


شکل ۱. چهار جهت اصلی بالا، پایین، چپ و راست برای طراحی تکلیف

مراحل فوق برای هر شخص ۲۴ مرتبه تکرار شد، به گونه‌ای که هر یک از فلش‌ها ۶ بار و به صورت کاملا تصادفی ظاهر گردیدند. تکرار هر مرتبه به صورت پیوسته و پشت سر هم انجام می‌شد، بنابراین کل زمان آزمون برای هر شخص ۱۲ دقیقه بود. پیش از شروع آزمون، شخص با نحوه اجرای تکلیف و مراحل آن آشنا گردید به گونه‌ای که تصویر چهار فلش در جهت‌های اصلی بالا، پایین، چپ و راست که در تکلیف به کار برده شده بود، به شخص نشان داده شد و از او خواسته شد با دیدن هر یک از این فلش‌ها تصویر آن را در ذهن خود مجسم کند و بیشتر حواس خود را به جهتی که فلش به آن اشاره دارد متمرکز کند. لازم به ذکر است که شخص حین تصور به هیچ وجه کلمات چپ، راست، بالا یا پایین را در ذهن خود تکرار نمی‌کند و تنها فلش را مجسم می‌کند.

گردید. پس از اعمال الگوریتم ICA، تابع همبستگی بین سیگنال های ضبط شده مخلوط خروجی الکترودها و سیگنال های مستقل به دست آمده از الگوریتم ICA اجرا گردید و بعد از اعمال تابع همبستگی، سیگنال هدف انتخابی هر کدام از کلمات بالا، پایین، چپ و راست برای جداسازی آن ها در مرحله استخراج ویژگی و مرحله اعمال تفکیک کننده مورد بررسی قرار گرفتند.

قطعات یک هم پوشانی در نظر گرفته شد. در این پژوهش، ۶ حالت مختلف (۵/۱۰ ثانیه، ۱۱ ثانیه، ۱۵/۱۰ ثانیه، ۲۰ ثانیه، ۲۵/۱۰ ثانیه و ۳۰ ثانیه) برای طول پنجره گذاری مورد بررسی قرار گرفت و هم پوشانی نیز ۵۰ درصد در نظر گرفته شد. در مرحله آخر، مولفه جریان مستقیم (DC) از روی سیگنال ها حذف گردید و برای حذف نویزها و آرتیفکت های سیگنال و جداسازی منابع مستقل، الگوریتم ICA بر روی سیگنال ها اعمال



شکل ۲. بلوک دیاگرام مراحل پردازشی جهت تفکیک چهار فعالیت ذهنی (بالا، پایین، چپ و راست). مرحله پیش پردازش شامل حذف DC، حذف فرکانس ۵۰ هرتز برق شهر، کاهش نرخ نمونه برداری از ۱۰۲۴ به ۲۵۶، اعمال الگوریتم ICA، اعمال تابع همبستگی، جداسازی آرتیفکت ها و نویزهای سیگنال مغزی و انتخاب سیگنال هدف می باشد. سپس مراحل استخراج ویژگی و اعمال تفکیک کننده های شبکه عصبی و آنالیز جداکننده خطی اعمال شده اند.

فرکانسی مختلف شامل ۳۰-۸، ۳۰-۱۲، ۱۲-۸، ۸-۴ و ۴-۱ هرتز محاسبه گردید. در نهایت از میان ویژگی های مذکور یک ویژگی بهینه که صحت طبقه بندی برتری را ارائه می کند مشخص می گردد.

مهم ترین بخش یک رابط مغز-رایانه، طبقه بندی کننده است که هر قطعه از سیگنال EEG را بر اساس ویژگی های استخراج شده از آن به طبقه مناسب آن در بین دسته های مجاز فعالیت ذهنی تخصیص می دهد. در این پژوهش، برای طبقه بندی ویژگی های استخراج شده از طبقه بندی کننده آنالیز جدا کننده خطی (LDA) و شبکه عصبی استفاده شده است.

عملکرد شبکه عصبی با تعداد لایه های مخفی مختلف (۳، ۲، ۱) و تعداد نرون های مختلف (۳۰، ۲۰، ۱۰)

پس از انجام پیش پردازش های فوق بر روی سیگنال های مغزی می توان ویژگی های مورد نظر را استخراج کرد. ویژگی های استخراج شده از سیگنال ها در این پژوهش شامل ویژگی های مبتنی بر پارامتر، ویژگی های آماری، ویژگی های مبتنی بر توان باند فرکانسی و انرژی می باشند. در میان ویژگی های مبتنی بر پارامتر، ضرایب مدل خود بازگشتی (AR) مرتبه ۱ تا ۱۵ با استفاده از روش برگ از سیگنال استخراج گردید. از بین ویژگی های آماری، ویژگی میانگین قدر مطلق، انحراف معیار، کورتوسیس، چولگی و ممان مرتبه های ۱ تا ۲۲ انتخاب شد. برای محاسبه ویژگی های مبتنی بر توان باندهای فرکانسی و همچنین محاسبه انرژی سیگنال، ابتدا با استفاده از تبدیل فوریه سیگنال را به حوزه فرکانس برده و توان و انرژی در باندهای

می خواهیم به برداری M بعدی ($M < N$) برسیم که افزونگی ناشی از هم بستگی مابین المان های آن حذف شده است.

مرحله دوم) سفید کردن داده ها: سفید کردن بردار ورودی \underline{X} یعنی یافتن تبدیل خطی که آن را به بردار تصادفی ناهم بسته با واریانس واحد تبدیل کند.

$$(1) \quad \text{تبدیل } \underline{X} \text{ به } \underline{X} - E(\underline{X})$$

مرحله سوم) انتخاب مقدار اولیه دلخواه برای بردار W (با نرم واحد): بعد از تبدیل بردار مشاهدات \underline{X} به بردار سفید شده \underline{Z} به دنبال ترکیب خطی از المان های \underline{Z} هستیم که تا حد امکان غیر گوسی باشد.

$$(2) \quad \underline{Z} = V \cdot \underline{X}$$

$$(3) \quad \{ZZ^T\}E = 1$$

E ماتریسی است که ستون های آن بردارهای ویژه $C_{\underline{X}}$ می باشد و $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_N)$ ماتریسی قطری است که d_i ها مقادیر ویژه $C_{\underline{X}}$ هستند. هم چنین ماتریس سفید کننده \underline{X} به صورت زیر خواهد بود.

$$(4) \quad D^{-1/2} E^T V =$$

مرحله چهارم) تبدیل W به صورت معادله (5) که در آن g مشتق توابعی دلخواه اما غیر درجه 2 می باشد مانند معادلات (6) و (7).

$$(5) \quad \{zg(w^T z)\}E \{g'(w^T z)\}z - E$$

$$G_1(y) = \frac{1}{\alpha_1} \log(\cosh(\alpha_1 y))$$

$$(6) \quad 1 \leq \alpha_1 \leq 2$$

$$(7) \quad G_2(y) = -\exp(-y^2/2)$$

مرحله پنجم) نرمالیزه کردن W

$$(8) \quad \underline{W} \text{ به } \underline{W} / \|\underline{W}\|$$

مرحله ششم) در صورت نرسیدن به درجه هم گرایی مطلوب به مرحله چهارم باز می گردیم (21).

استخراج ویژگی، نقش مهمی را در کارایی سیستم های رابط مغز-رایانه ایفا می کند. زیرا ویژگی های نامرتب یا اضافی باعث پیچیدگی فرآیند طبقه بندی و وجود خطا در فرآیند پیش بینی می شود. در این پژوهش ضرایب مدل AR، میانگین قدر مطلق آماری، انحراف معیار آماری، ممان، کورتوسیس، چولگی و توان و انرژی سیگنال به عنوان ویژگی از سیگنال استخراج گردیده است.

موجود در لایه های مخفی و توابع جداساز مختلف (purlin, logsig, tansig, hardlim) با یکدیگر مقایسه و حالت بهینه شبکه عصبی بر اساس صحت تفکیک مشخص می گردد. صحت های طبقه بندی بر اساس معیار ارزیابی متقاطع با $K=10$ محاسبه شده است، به گونه ای که 10 درصد ویژگی های استخراج شده به عنوان داده های آزمایشی و 90 درصد باقی مانده به عنوان داده های آموزشی در نظر گرفته می شوند. سپس عمل طبقه بندی انجام شده و یک صحت طبقه بندی اعلام می شود. این عمل ده بار تکرار شده، ولی در هر بار ویژگی های جدیدی در دسته داده های آزمایشی قرار می گیرند که قبلا در این دسته واقع نشده بودند. بنابراین، همه ویژگی ها یک بار به عنوان داده های آزمایشی در نظر گرفته می شوند. در پایان، میانگین صحت های به دست آمده در همه تکرارها گرفته شده و صحت نهایی مشخص می شود.

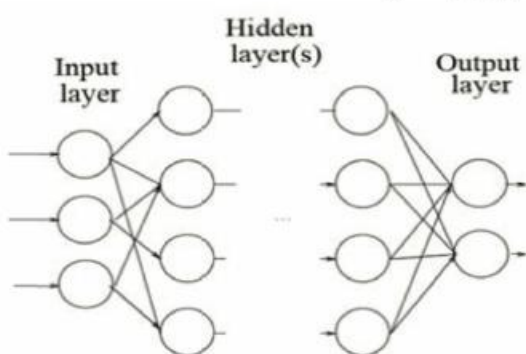
در نهایت مقایسه ای بین طبقه بندی کننده آنالیز جدا کننده خطی و شبکه عصبی بهینه نیز صورت می گیرد. روش های آماری بیان کننده مراحل ریاضی صورت گرفته توسط الگوریتم های پردازشی بر روی سیگنال های مغزی با استفاده از رایانه و یا هر سیستم پردازشی دیگر مانند کارت پردازش سیگنال دیجیتال (DSP) در مراحل استخراج ویژگی و تفکیک کننده می باشند. روش های آماری شامل مراحل اعمال الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل، استخراج ویژگی و تفکیک کننده ها هستند.

الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل یکی از متداول ترین روش های مطرح در تفکیک کور منابع، آنالیز اجزاء مستقل ICA نام دارد. در این روش سیگنال ها را به اجزاء تشکیل دهنده اش با مراجع مستقل از هم تجزیه می کنند. تاکنون الگوریتم های متعددی برای پیاده سازی تئوری ICA ارائه شده است. یکی از متداول ترین این روش ها، روش FastICA است که در این پژوهش از آن استفاده شده است. مراحل پیاده سازی الگوریتم برای تجزیه سیگنال ها به صورت زیر می باشد:

مرحله اول) صفر کردن متوسط داده ها: در ICA ما بردار N بعدی \underline{X} از مشاهدات را در اختیار داریم و

$$K = \frac{E(x-\mu)^4}{\sigma^4} \quad (15)$$

طبقه کننده شبکه عصبی: شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این شبکه‌ها، ساختار داده‌ای به کمک دانش برنامه نویسی طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند که به این ساختار داده نورون گفته می‌شود. سپس با ایجاد شبکه‌ای بین این نورون‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌ها می‌باشد. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا است. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نورونی وجود دارد: لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی (شکل ۳).



شکل ۳. لایه‌های مختلف یک شبکه عصبی مصنوعی (۲۴).

طبقه کننده آنالیز جداساز خطی: تابع جداساز، یک ترکیب خطی از مولفه‌های x است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$g(x) = W^T x + w_0 \quad (16)$$

در رابطه فوق، W بردار وزن‌ها و w_0 بایاس یا وزن آستانه است. برای یک طبقه‌بندی کننده دو-کلاسه خطی قانون تصمیم‌گیری عبارت است از: اگر $g(x) > 0$ باشد، آن‌گاه کلاس w_1 انتخاب می‌شود و اگر $g(x) < 0$ باشد، کلاس w_2 انتخاب می‌شود و در صورتی که $g(x) = 0$ است، هریک از دو کلاس می‌توانند به طور

ضرایب مدل خود بازگشتی AR: در مدل AR خروجی در هر لحظه از روی ورودی نوین در همان لحظه و مجموع خروجی‌ها در لحظه‌های ما قبل به دست می‌آید. به N درجه مدل می‌گویند. ضرایب (a_1, a_2, \dots, a_N) می‌توانند به عنوان ویژگی سیگنال $y(t)$ استفاده شوند (۲۲).

$$y(t) = -a_1 y(t-1) - a_2 y(t-2) - \dots - a_N y(t-N) + V(t) \quad (9)$$

$$\frac{Y(z)}{V(z)} = \frac{1}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_N z^{-N}} \quad (10)$$

میانگین قدر مطلق آماری: در دانش آمار میانگین، نوعی سنجش گرایش به مرکز است و عبارت است از قدر مطلق مجموع مقادیر موجود در یک مجموعه داده‌ها تقسیم بر تعداد آن‌ها.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x[n]| \quad (11)$$

انحراف معیار آماری: انحراف معیار عددی است که نشان می‌دهد تا چه فاصله‌ای از مقدار متوسط داده‌ها هنوز واریانس وجود دارد. برای محاسبه انحراف معیار کافی است ریشه دوم واریانس را حساب کنیم. \bar{x} در رابطه زیر میانگین آماری سیگنال می‌باشد.

$$\text{std} = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

ممان: با فرض ارگادیک بودن سیگنال به صورت زیر تعریف می‌گردد که در آن m_k میانگین آماری می‌باشد.

$$m_k = E(x - \mu)^k \quad (13)$$

چولگی: این ویژگی عدم تقارن داده‌ها را حول میانگین ارزیابی می‌کند. چولگی طبق رابطه زیر به دست می‌آید که در آن m_3 میانگین و σ انحراف معیار متوسط است.

$$S = \frac{E(x-\mu)^3}{\sigma^3} \quad (14)$$

کرتوسیس: کرتوسیس اندازه‌گیری‌ای است که به عنوان یک معیار نشان می‌دهد تابع چگالی احتمال حول نقطه میانگین چقدر تیز است. به لحاظ ریاضی، کرتوسیس تعریف مشخصی دارد که بر طبق رابطه زیر به دست می‌آید که در آن m_4 میانگین و σ انحراف معیار متوسط است (۲۳).

در این پژوهش طبقه بندی چهار کلاس مربوط به چهار جهت اصلی با تکنیک یکی در مقابل یکی انجام شده است و صحت های تفکیک به ازای تفکیک هر چهار کلاس از هم گزارش شده اند.

ویژگی های استخراج شده از سیگنال های مغزی به عنوان ورودی به طبقه بندی کننده ها داده شده است و خروجی هر طبقه بندی به عنوان صحت تفکیک طبقه بندی چهار کلاس مختلف مربوط به جهت های بالا، پایین، چپ و راست گزارش شده است.

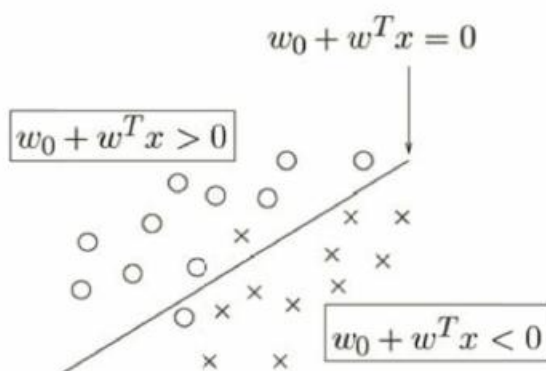
قابل ذکر است که تمامی مراحل پردازشی این پژوهش شامل ذخیره سازی داده ها و روش های آنالیز اطلاعات و پیاده سازی الگوریتم در محیط نرم افزار متلب انجام شده است.

یافته ها

صحت های تفکیک گزارش شده در جدول ۱، برای ویژگی ضرایب AR مرتبه ۱ تا ۱۵ و ممان مرتبه ۱ تا ۲۲ و هم چنین توان در ۵ باند فرکانسی ۳۰-۸، ۳۰-۱۲، ۱۲-۱۲-۸، ۴-۸ و ۴-۱ در بالاترین صحت گزارش شده است.

تصادفی انتخاب شوند. در شکل ۴ قانون تصمیم گیری فوق نشان داده شده است.

تکنیک آنالیز جداکننده خطی به گونه ای است که با ایجاد یک مرز خطی به تفکیک دو کلاس می پردازد. روش آنالیز جداساز خطی سعی دارد یک متغیر مستقل را به عنوان ترکیبی خطی از ویژگی های دیگر بیان کند. این متغیر مستقل در LDA به شکل برچسب یک کلاس است. برای طبقه بندی کردن چند-کلاسه، یک تابع جداساز خطی هر کلاس را از تک تک کلاس های دیگر جدا می نماید که به آن تکنیک یکی در مقابل یکی نیز می گویند (۲۴).



شکل ۴. قانون تصمیم گیری در یک طبقه بندی کننده دو کلاسه خطی (۲۴).

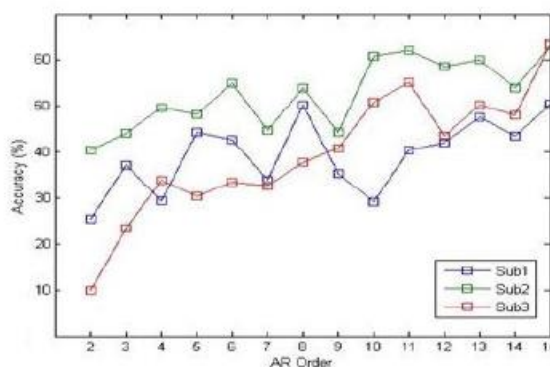
جدول ۱. برترین مقادیر صحت طبقه بندی آنالیز جداساز خطی به ازای ویژگی های مختلف و ۶ حالت پنجره زمانی

	آزمون دهنده ۳						آزمون دهنده ۲						آزمون دهنده ۱					
	۳	۲/۵	۲	۱/۵	۱	۰/۵	۳	۲/۵	۲	۱/۵	۱	۰/۵	۳	۲/۵	۲	۱/۵	۱	۰/۵
ضرایب AR	۵۹/۲	۶۰/۴۹	۵۷/۳۰	۵۶/۹۰	۵۵/۲۰	۵۵/۸	۶۰/۶۰	۶۲/۴۱	۶۰/۸۰	۵۵/۲۰	۵۴/۶۰	۵۳/۱۰	۶۱/۲۰	۶۷/۸۹	۶۴/۳۰	۵۹/۲۰	۵۴/۹۰	۵۴/۵۰
میانگین	۳۴/۹۹	۳۵/۶۸	۳۳/۸۶	۳۳/۲۳	۳۲/۱۰	۳۰/۸۰	۳۱/۰۶	۳۳/۵۸	۳۲/۶۱	۳۰/۲۵	۳۰/۹۹	۳۰/۱۲	۳۶/۸۹	۳۷/۰۲	۳۷/۳۴	۳۵/۹۸	۳۵/۲۶	۳۴/۰۹
انحراف	۴۴/۸۹	۴۷/۲۱	۴۵/۰۶	۴۴/۹۵	۴۲/۷۶	۴۱/۵۸	۴۱/۰۳	۴۱/۶۸	۴۲/۷۵	۴۱/۳۴	۴۰/۵۸	۳۹/۸۹	۴۴/۲۵	۴۷/۸۹	۴۵/۶۶	۴۵/۵۰	۴۲/۹۹	۴۲/۸۷
معیار																		
ممان	۳۴/۱۷	۳۶/۲۶	۳۵/۲۰	۳۳/۲۸	۳۰/۸۹	۳۰/۲۸	۳۲/۷۸	۳۴/۹۳	۳۳/۱۹	۳۲/۵۹	۳۱/۵۹	۳۱/۰۲	۳۹/۱۵	۳۸/۹۴	۳۷/۵۹	۳۶/۹۸	۳۶/۲۷	۳۵/۲۹
کرتوسیس	۳۶/۱۳	۳۶/۶۸	۳۵/۰۲	۳۳/۹۱	۳۳/۸۹	۳۲/۱۵	۳۵/۹۱	۳۴/۸۲	۳۲/۸۶	۳۲/۲۴	۳۲/۰۰	۳۶/۱۷	۳۷/۲۱	۳۷/۱۲	۳۵/۸۹	۳۳/۰۲	۳۳/۴۳	۳۲/۸۹
اسکیونس	۳۷/۲۵	۳۷/۰۰	۳۴/۲۹	۳۳/۹۸	۳۳/۸۵	۳۲/۴۵	۳۵/۸۴	۳۴/۸۵	۳۳/۲۷	۳۱/۸۹	۳۱/۲۶	۳۷/۲۳	۴۰/۲۱	۳۸/۹۸	۳۸/۲۱	۳۷/۱۲	۳۴/۰۳	۳۲/۸۰
توان	۴۶/۵۶	۴۶/۶۵	۴۵/۸۵	۴۳/۱۰	۴۲/۹۰	۴۲/۲۰	۴۲/۰۱	۴۲/۲۳	۴۳/۵۸	۴۲/۰۱	۴۰/۹۰	۴۰/۰۱	۴۵/۲۶	۴۸/۵۹	۴۶/۶۶	۴۶/۵۲	۴۴/۸۵	۴۴/۲۵

۱ و با توجه به آن که ویژگی ضرایب AR به عنوان برترین ویژگی شناخته شد، برای مقایسه بین مرتبه های مختلف ویژگی AR نمودار شکل ۵ ترسیم شده است. با توجه به این نمودار، ویژگی AR مرتبه ۱۵ برای هر سه شرکت کننده نتایج بهتری را ارائه کرده است.

با توجه به جدول ۱، طول ۲/۵ ثانیه برای پنجره زمانی بهترین صحت های تفکیک را به دست داده و در بین ویژگی های مختلف استخراجی ویژگی ضرایب مدل AR با اختلاف بالایی در تمامی حالات، صحت های تفکیک برتری را حاصل می آورد. با نظر به نتایج ارائه شده در جدول

شکل ۵. نمودار صحت تفکیک آنالیز جداساز خطی بر حسب ضرایب مدل AR مرتبه ۱۵



جدول ۲ مقایسه بین ۳۶ حالت مختلف شبکه عصبی که در تعداد لایه، تعداد نورون و توابع جداساز تفاوت دارند را نشان می دهد.

جدول ۲. صحت طبقه بندی در حالت های مختلف شبکه عصبی به ازای طول پنجره زمانی ۲.۵ ثانیه و ویژگی AR مرتبه ۱۵

توابع شبکه عصبی												
Hardlim			Tansig			Logsig			Purlin			
۳۰	۲۰	۱۰	۳۰	۲۰	۱۰	۳۰	۲۰	۱۰	۳۰	۲۰	۱۰	
۲۶/۵۵	۲۷/۰۱	۲۶/۷۶	۵۹/۳۹	۵۵/۸۹	۵۵/۹۶	۵۷/۴۱	۵۸/۱۷	۵۹/۲۴	۵۷/۵۲	۵۶/۲۳	۵۸/۶۰	۱
۲۷/۴۸	۲۶/۳۶	۲۷/۲۳	۵۶/۴۷	۶۰/۰۲	۵۸/۸۹	۵۶/۱۴	۵۷/۲۰	۵۶/۶۸	۵۹/۲۶	۶۰/۱۶	۵۸/۵۰	۲
۲۷/۰۱	۲۶/۳۵	۲۶/۸۵	۵۵/۶۱	۵۷/۸۶	۵۶/۶۵	۵۷/۱۵	۵۷/۹۹	۵۷/۳۲	۵۶/۵۲	۵۷/۷۳	۵۶/۸۵	۳
۲۶/۳۶	۲۶/۸۵	۲۶/۵۳	۴۸/۸۸	۴۸/۴۳	۴۸/۵۶	۴۷/۳۰	۴۶/۳۵	۴۵/۴۲	۵۰/۹۱	۵۰/۷۰	۴۸/۶۳	۱
۲۵/۶۹	۲۶/۵۶	۲۵/۹۹	۴۷/۲۹	۴۸/۱۳	۴۵/۳۸	۴۸/۳۲	۴۷/۳۳	۴۵/۵۸	۴۹/۹۷	۴۹/۹۴	۵۰/۳۷	۲
۲۷/۰۱	۲۷/۸۲	۲۷/۱۲	۵۱/۷۸	۴۷/۲۲	۴۴/۸۹	۵۱/۷۰	۴۸/۹۲	۴۵/۷۲	۵۰/۲۵	۵۲/۳۱	۴۸/۳۳	۳
۲۶/۸۵	۲۶/۱۲	۲۷/۱۴	۵۷/۷۲	۵۴/۷۴	۵۱/۶۶	۵۴/۹۸	۵۳/۰۱	۴۸/۴۶	۴۹/۳۱	۴۸/۲۷	۴۹/۷۹	۱
۲۶/۱۵	۲۵/۷۸	۲۶/۸۹	۵۱/۷۶	۵۱/۲۵	۵۰/۹۳	۴۸/۲۴	۵۰/۴۷	۴۶/۶۸	۴۹/۰۲	۵۱/۵۲	۵۰/۶۹	۲
۲۷/۰۲	۲۷/۱۶	۲۶/۹۴	۵۳/۶۲	۵۰/۴۹	۴۵/۲۲	۵۵/۰۹	۴۹/۵۱	۴۵/۹۱	۵۴/۷۵	۴۹/۱۲	۵۲/۶۵	۳

بحث

با نظر به آن که سیگنال های مغزی در ساخت سیستم های BCI به عنوان اساسی ترین رکن لحاظ می گردند، از این رو شیوه های ثبت سیگنال حایز اهمیت می باشند. به دلیل امکانات فعلی، کم هزینه ترین روش ثبت این سیگنال ها، ثبت داده های EEG است. از دیگر مزایای این روش ثبت سادگی، غیر تهاجمی بودن و رزولوشن زمانی بالای آن می باشد. با توجه به کاربرد روزمره سیستم های BCI برای کاربران، مساله شایان ذکر دیگر نوع فعالیت های ذهنی است. انتخاب این فعالیت ها باید به گونه ای باشد که در انواع شرایط مختلف و برای افراد مختلف قابل انجام باشد و تکرار آن برای آن ها ملال آور و خسته کننده نباشد. از سوی دیگر، فعالیت های ذهنی انتخاب شده باید با نوع خروجی سیستم سنخیت داشته باشد. فعالیت های ذهنی انتخاب شده در این پژوهش می توانند در راستای پیاده سازی رابط های مغز-رایانه جهت کاربردهای مختلفی هم چون حرکت ویلچر و یا حرکت یک نشانگر بر روی

با توجه به نتایج حاصله در جدول ۲ تفاوت قابل ملاحظه ای بین حالت های مختلف شبکه دیده نشد، به جز استفاده از تابع جداساز hardlim که اصلا مناسب نبود. جدول ۳ در مقایسه بین عملکرد دو طبقه بندی کننده شبکه عصبی و آنالیز جداساز خطی آورده شده است. نتایج نشان دهنده برتری تفکیک کننده آنالیز جداساز خطی نسبت به شبکه عصبی بود.

جدول ۳. صحت طبقه بندی در شبکه عصبی (حالت ۲ لایه، ۲۰ نورون، تابع purlin) و آنالیز جداساز خطی به ازای طول پنجره زمانی ۲.۵ ثانیه و ویژگی ضرایب AR مرتبه ۱۵

آزمون دهندگان	طبقه بندی کننده	
	شبکه عصبی	آنالیز جداساز خطی
آزمون دهنده ۱	۶۰/۱۶	۶۷/۸۹
آزمون دهنده ۲	۵۰/۷۰	۶۳/۴۱
آزمون دهنده ۳	۴۸/۲۷	۶۰/۴۹

برتری را می دهد. قابل ذکر است که از نظر زمان پردازش نیز طبقه بندی کننده آنالیز جدا کننده خطی بسیار بهینه تر از شبکه عصبی عمل کرد.

جهت مقایسه نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش های نسبتا مشابه قبلی قابل ذکر است که این پژوهش با نتایج پژوهش های مربوط به آناتومی مغز انسان، تصاویر fMRI و بررسی توپوگرافی سر هنگام گفتار تصویری در ارتباطات خاموش و آکدای مطابقت داشته و بر طبق پژوهش های پیشین تعیین سیگنال هدف در گفتار خاموش را نشان می دهد.

در مقایسه بین نتایج مربوط به بخش تفکیک کننده ها در این پژوهش با پژوهش های نسبتا مشابه می توان به مطالعه آهنگی و همکاران (۱۸) اشاره کرد که نتایج مربوط به برتری عملکرد تفکیک کننده آنالیز جداساز خطی را نشان می دهد. در این پژوهش انجام شده در سال ۲۰۱۳، جهت تفکیک سیگنال های مغزی در کاربردهای رابط مغز - رایانه بر اساس تصور حرکت دست راست و چپ و استخراج ویژگی براساس ضرایب تبدیل موجک، طبقه بندی کننده های آنالیز جداساز خطی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پرسپترون بررسی شده که در این میان بهترین بازدهی جهت تفکیک سیگنال های تصور به تفکیک کننده های آنالیز جداساز خطی (LDA) با ۱۲/۱۴ درصد خطا، ماشین بردار پشتیبان (SVM) با ۱۱/۴۳ درصد خطا و انتخاب بیشترین وزن (WMV) با ۱۰ درصد خطا تعلق داشته و کمترین آن مربوط به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) با ۲۶ درصد خطا بوده است.

نقاط ضعف و محدودیت های علمی تحقیق حاضر شامل کمبود امکانات آزمایشگاهی ثبت سیگنال ها، هزینه بالای ثبت سیگنال های مغزی، تعداد کم افراد شرکت کننده در آزمون با بازه سنی محدود، عدم امکان تصویربرداری مغزی در کنار ثبت سیگنال ها جهت مقایسه نتایج این دو با یکدیگر و محدودیت های دیگر می باشد که در مطالعات و تحقیقات آتی به دنبال رفع آن ها هستیم.

شایان ذکر است که در پژوهش حاضر با وجود تعداد محدود آزمون دهندگان نتایج مشابهی در تمامی مراحل برای هر سه شرکت کننده حاصل آمد، از این رو در

مانیتور و هم چنین انواع حرکت ها در چهار جهت بالا، پایین، چپ و راست در محیط مجازی به کار گرفته شوند.

در بررسی نتایج مربوط به این پژوهش، در بحث طول پنجره زمانی شبیه سازی ها نشان داد بهترین حالت مربوط به طول پنجره ۲/۵ ثانیه و بعد از آن ۲ ثانیه می باشد. در ادامه تحلیل ها با مشاهده نتایج مربوط به استخراج ویژگی، مشاهده گشت که در میان تمام ویژگی های استخراج شده از سیگنال ضرایب مدل AR برترین صحت های تفکیک را به دست می دهد. بنابراین پس از انجام این پژوهش می توان با قطعیت ضرایب مدل AR را به عنوان ویژگی برتر معرفی نمود. در بررسی مرتبه مدل ضرایب AR می توان گفت که ضرایب مرتبه ۱۵ برای هر سه آزمون دهنده نتایج بهتری را حاصل می آورد. نتایج مربوط به طول پنجره زمانی و استخراج ویژگی در هر دو طبقه بندی کننده شبکه عصبی و آنالیز جداساز خطی نتایج مشابهی را به دست دادند.

با بررسی نتایج مربوط به حالت های مختلف طبقه بندی کننده شبکه عصبی مشاهده شد که برای تمامی حالت های مختلف شبکه عصبی یعنی شبکه با تعداد لایه های مختلف (۱، ۲، ۳) و تعداد نورون های مختلف موجود در لایه های مخفی (۱۰، ۲۰، ۳۰) و توابع جداساز مختلف (purlin, logsig, tansig)، نتایج طبقه بندی یعنی صحت های تفکیک تفاوت چندان و قابل مقایسه ای نداشت، به جز استفاده از تابع hardlim که اصلا مناسب نبود. در این پژوهش، استفاده از این تابع در شبکه عصبی به هیچ وجه توصیه نمی گردد. اما با توجه به این که با افزایش تعداد لایه ها و افزایش تعداد نورون های لایه مخفی حجم محاسبات بیشتر شده و به تبع آن زمان پردازش طولانی تر می گردد، از این رو شبکه با تعداد لایه کمتر (۱ لایه مخفی) و تعداد نورون های کمتر موجود در لایه مخفی (۱۰ نورون) از نظر زمانی بهینه تر می باشد. قابل ذکر است که استفاده از تابع purlin نیز نسبت به توابع دیگر (logsig و tansig) از نظر زمانی سرعت پردازشی بیشتری را داشت.

در نهایت با مقایسه بین طبقه بندی کننده مبتنی بر شبکه عصبی و آنالیز جداساز خطی مشخص گردید که استفاده از روش آنالیز جدا ساز خطی صحت های تفکیک

هم مقایسه گردید و حالت بهینه شبکه عصبی مشخص شد. در مقایسه بین شبکه عصبی و آنالیز جدا ساز خطی، آنالیز جدا ساز خطی به عنوان طبقه بندی کننده برتر از نقطه نظر صحت تفکیک و طول زمان پردازش، انتخاب گردید. با نظر به این موضوع که در مرحله طبقه بندی، چهار کلاس مختلف مربوط به هر یک از جهت های چپ، راست، بالا و پایین وجود دارد و صحت های طبقه بندی مبتنی بر تفکیک این چهار کلاس از هم می باشند، حصول دقت تفکیک ۶۶/۷۹ درصد در مقایسه با نتایج پژوهش های دیگر از جمله نتایج امیدوار کننده بود.

تشکر و قدردانی

مقاله حاضر برگرفته از پایان نامه مقطع کارشناسی ارشد در دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران با عنوان «رابط مغز-رایانه جهت کاربرد موشواره» است. امکانات مورد نیاز پژوهش حاضر در واحد شنوایی سنجی دانشکده توان بخشی دانشگاه علوم پزشکی ایران توسط جناب آقای دکتر مهدی اکبری فراهم گردید از این رو، نویسندگان از همکاران صمیمانه ایشان و هم چنین از تمامی افراد شرکت کننده در این طرح سپاس گزاری می نمایند.

منابع

1. Guger C, Edlinger G, Harkam W, Niedermayer I, Pfurtscheller G. How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)? *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*. 2003; 11(2):145-7.
2. Wolpaw JR, Birbaumer N, Heetderks WJ, McFarland DJ, Peckham PH, Schalk G, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. *IEEE transactions on rehabilitation engineering*. 2000; 8(2):164-73.
3. Ribas GC. The cerebral sulci and gyri. *Neurosurgical focus*. 2010; 28(2):E2-3.
4. Karunanayaka P, Schmithorst VJ, Vannest J, Szaflarski JP, Plante E, Holland SK. A linear structural equation model for covert verb generation based on independent component analysis of fMRI data from children and

قطعی نتایج حاصله از انتخاب روش های بهینه ابهامی وجود ندارد.

در تعمیم و ادامه کار این پژوهش نظر به این که انتخاب فعالیت های ذهنی مربوط به چهار جهت اصلی برای تحقق واسط مغز-رایانه کاربردی جهت کنترل حرکت موشواره رایانه مد نظر بوده است پیشنهاد می گردد جهت تکمیل عملکرد موشواره آیکون کلیک کردن نیز مورد آزمون و بررسی قرار گیرد.

نتیجه گیری

سیستم های رابط مغز-رایانه یک کانال ارتباطی جدید را به جای مسیر طبیعی موجود، یعنی سیستم عصبی موتوری از مغز به عضلات، جهت ایجاد تعامل با دنیای بیرون در اختیار کاربر قرار می دهد. در واقع، این کانال ارتباطی به هیچ حرکت فیزیکی نیاز ندارد و تنها با تفکرات ادمی کنترل می شود. این واسط برای بیماران قطع نخاعی یا بیمارانی که به کلی فلجند و نمی توانند هیچ حرکتی بکنند یا کسانی که دچار عارضه مغزی شده اند بسیار ایده ال می باشد. در این پژوهش، در راستای تحقق چنین واسطی، سیگنال های مغزی فرد حین تصور شکل چهار فلش در جهت های چپ، راست، بالا و پایین با روش الکتروانسفالوگرافی ثبت گردید. در مرحله پیش پردازش از الگوریتم آنالیز اجزاء مستقل هم در جهت جداسازی و حذف آرتیفکت ها و نویزها و هم در راستای تعیین سیگنال هدف استفاده گردید.

در ادامه پس از انجام پیش پردازش هایی بر روی داده های خام، ویژگی هایی از سیگنال های حاصل شده استخراج گردید. شبیه سازی ها نشان داد که ویژگی برتر ضرایب مدل خود بازگشتی AR مرتبه ۱۵ می باشد. سپس بر اساس ویژگی های استخراج شده، هر قطعه از سیگنال به طبقه مناسب آن در بین دسته های مجاز فعالیت ذهنی تخصیص داده شد. برای این منظور از آنالیز جدا کننده خطی و شبکه عصبی به عنوان طبقه بندی کننده استفاده گردید و عملکرد شبکه عصبی در ۳۶ حالت مختلف که از لحاظ تعداد لایه های مخفی، تعداد نورون های موجود در لایه های مخفی و توابع جداساز با یکدیگر تفاوت داشتند، با

- adolescents. *Frontiers in systems neuroscience*. 2011; 5:29-30.
5. Palmer ED, Rosen HJ, Ojemann JG, Buckner RL, Kelley WM, Petersen SE. An event-related fMRI study of overt and covert word stem completion. *Neuroimage*. 2001; 14(1):182-93.
 6. DaSalla CS, Kambara H, Sato M, Koike Y. Single-trial classification of vowel speech imagery using common spatial patterns. *Neural Networks*. 2009; 22(9):1334-9.
 7. Deng S, Srinivasan R, Lappas T, D'Zmura M. EEG classification of imagined syllable rhythm using Hilbert spectrum methods. *Journal of neural engineering*. 2010; 7(4):046006-7.
 8. De la Vega Arias J, Hintermüller C, Guger C, editors. *Generic Brain-computer Interface for Social and Human-computer Interaction*. Proceedings of the Fifth International Conference on Advances in Computer-Human Interactions Spain; 2012. p.145-9.
 9. Pérez-Marcos D, Buitrago JA, Velásquez FDG. Writing through a robot: A proof of concept for a brain-machine interface. *Medical engineering & physics*. 2011; 33(10):1314-7.
 10. Gentiletti G, Gebhart J, Acevedo R, Yáñez-Suárez O, Medina-Bañuelos V. Command of a simulated wheelchair on a virtual environment using a brain-computer interface. *Irbm*. 2009; 30(5):218-25.
 11. Royer AS, Doud AJ, Rose ML, He B. EEG control of a virtual helicopter in 3-dimensional space using intelligent control strategies. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*. 2010; 18(6):581-9.
 12. Wu C-H, Chang H-C, Lee P-L, Li K-S, Sie J-J, Sun C-W, et al. Frequency recognition in an SSVEP-based brain computer interface using empirical mode decomposition and refined generalized zero-crossing. *Journal of neuroscience methods*. 2011; 196(1):170-81.
 13. Piccione F, Giorgi F, Tonin P, Priftis K, Giove S, Silvoni S, et al. P300-based brain computer interface: reliability and performance in healthy and paralysed participants. *Clinical neurophysiology*. 2006; 117(3):531-7.
 14. Li Y, Guan C, Li H, Chin Z. A self-training semi-supervised SVM algorithm and its application in an EEG-based brain computer interface speller system. *Pattern Recognition Letters*. 2008; 29(9):1285-94.
 15. Blasco JS, Iáñez E, Ubeda A, Azorín JM. Visual evoked potential-based brain-machine interface applications to assist disabled people. *Expert Systems with Applications*. 2012; 39(9): 7908-18.
 16. Pfurtscheller G, Neuper C, Schlögl A, Lugger K. Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters. *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*. 1998; 6(3):316-25.
 17. Palaniappan R, Paramesran R, Nishida S, Saiwaki N. A new brain-computer interface design using fuzzy ARTMAP. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*. 2002; 10(3):140-8.
 18. Ahangi A, Karamnejad M, Mohammadi N, Ebrahimpour R, Bagheri N. Multiple classifier system for EEG signal classification with application to brain-computer interfaces. *Neural Computing and Applications*. 2013; 23(5):1319-27.
 19. Bamdad M, Zarshenas H, Grailu H. A survey on BCI application in rehabilitation to improve. *Journal of Research in Rehabilitation Sciences*. 2014; 9(6): 1153-66.
 20. Woodman GF. A brief introduction to the use of event-related potentials in studies of perception and attention. *Attention, Perception, & Psychophysics*. 2010; 72(8):2031-46.
 21. Tichavský P, Koldovský Z, Oja E. Performance analysis of the FastICA algorithm and Cramér-Rao bounds for linear independent component analysis. *Signal Processing, IEEE Transactions on*. 2006; 54(4):1189-203.
 22. Fouad MM, Amin KM, El-Bendary N, Hassanien AE. *Brain Computer Interface: A Review*. *Brain-Computer Interfaces*: Springer; 2015. p. 3-30.
 23. Roman-Gonzalez A. *EEG Signal Processing for BCI Applications*. *Human-Computer Systems Interaction: Backgrounds and Applications 2*: Springer; 2012. p. 571-91.
 24. Duda RO, Hart PE, Stork DG. *Pattern classification*: John Wiley & Sons; 2012.