

تشخیص نارساخوانی با استفاده از مؤلفه‌های برانگیخته مغزی و یادگیری جمعی

منا زارعی^۱، دانشجوی کارشناسی ارشد، مریم محبی^۱، دانشیار، فاطمه غلامعلی نژاد^۲، دانشجوی دکتری، رضا رستمی^۳، استاد

۱- گروه مهندسی پزشکی- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی- تهران- ایران -

mona.zaree74@email.kntu.ac.ir, m.mohebbi@kntu.ac.ir

۲- گروه روانشناسی بالینی- دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی- دانشگاه شهید بهشتی- تهران- ایران ftmgholamalinezhad@gmail.com

۳- گروه روانشناسی و علوم تربیتی، دانشکده روانشناسی و علوم تربیتی، دانشگاه تهران، تهران، ایران- rrostami@ut.ac.ir

چکیده: نارساخوانی یکی از اختلالات شایع یادگیری است که ترکیبی از ناتوانایی‌ها و مشکلاتی است که فرایند یادگیری را در یک یا چند زمینه از جمله خواندن، نوشتن و هجی کردن تحت تأثیر قرار می‌دهد. تشخیص نارساخوانی به‌طور سنتی با استفاده از آزمون‌های تشخیصی مختلف انجام می‌شود. این آزمون‌ها علاوه بر اینکه به مهارت خواندن و نوشتن نیاز دارند، زمان‌بر و مستعد خطا نیز هستند. به همین دلیل محققان طیف وسیعی از روش‌ها برای تشخیص نارساخوانی ارائه داده‌اند که شامل تکنیک‌های مبتنی بر بازی، ثبت و نوشتن تصاویر، ردیابی حرکت چشم، تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی و ساختاری از مغز می‌باشند. هدف این مقاله تشخیص نارساخوانی با استفاده از پتانسیل‌های برانگیخته مغزی حین انجام تکلیف نمایش عملکرد پیوسته است. به این منظور پس از استخراج مؤلفه‌های سیگنال پتانسیل برانگیخته مغز و کاهش ابعاد داده‌ها با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، با اعمال تکنیک طبقه‌بندی یادگیری جمعی به دسته‌بندی دو گروه نرمال و نارساخوان پرداختیم. نتایج الگوریتم پیشنهادی در حالت دوم تکلیف نمایش عملکرد پیوسته، صحت ۸۷/۵٪ و حساسیت ۸۱/۲٪ را در تشخیص نارساخوانی نشان می‌دهد. این نتایج بیان‌گر این است که نارساخوان‌ها در مهار تصمیم اولیه‌ی خود و تحلیل درست و به‌موقع محرک‌ها، اغلب ناتوان هستند

واژه‌های کلیدی: الکتروانسفالوگرافی، پتانسیل مربوط به رویداد، تکلیف نمایش عملکرد پیوسته، یادگیری جمعی، نارساخوانی.

Dyslexia Detection using Evoked-related potential and Ensemble learning

Mona Zaree, MSc student¹, Maryam Mohebbi, Associate Professor¹, Fateme Gholamali Nezhad, PhD student², Reza Rostami, Professor³

1- Faculty of Electrical Engineering, K.N.Toosi University of Technology, Tehran, Iran, Email: Mona.Zaree74@email.kntu.ac.ir, m.mohebbi@eetd.kntu.ac.ir

2- Faculty of Education and Psychology, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran, Email: ftmgholamalinezhad@gmail.com

3- Faculty of Psychology and Education, University of Tehran, Tehran, Iran, Email: rrostami@ut.ac.ir

Abstract: Dyslexia is a common learning disorder that is a combination of disabilities and problems that affect the learning process in one or more areas, including reading, writing, and spelling. The diagnosis of dyslexia is traditionally made using various diagnostic tests. In addition to requiring reading and writing skills, these tests are time-consuming and error-prone. For this reason, researchers have proposed a wide range of methods for dyslexia detection, including game-based techniques, recording and writing images, eye movement tracking, and functional and structural magnetic resonance imaging of the brain. This article aims to diagnose dyslexia using evoked-related potentials while performing a visual continuous performance task. For this purpose, we extracted Event-related potential (ERP) signal and used the principal component analysis method to reduce the number of dimensions in the data. Then the ensemble learning classification method was used to discriminate the data into two groups: normal group and dyslexic group. The proposed method performs well in the second event with 87/5% accuracy and 81/2% sensitivity in dyslexia detection. The obtained results demonstrate that with dyslexic children may be unable to control their initial decisions and assess things rapidly.

Keywords: Dyslexia, Electroencephalography, Event-related potential, Ensemble learning, Visual continuous performance task.

نام نویسنده مسئول: دکتر مریم محبی آشتیانی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی - دانشکده برق - گروه مهندسی پزشکی.



۱- مقدمه

اصطلاح نارساخوانی "دیسلکسیا" از ترکیب دو کلمه یونانی "Dys" به معنای مشکل، دردناک و ناهنجار و "lexicos" به معنای کلمه، تشکیل شده است. نارساخوانی شایع ترین نوع ناتوانی یادگیری است که مورد شناسایی قرار گرفته است، به طوری که ۸۰ درصد کودکانی که دچار ناتوانی یادگیری هستند، نارساخوانت تشخیص داده می شوند. این اختلال با نشانه هایی مانند مشکل در خواندن و گاه نوشتن مشخص می شود. بر اساس تحقیقات علی بهاری و تورج هاشمی (۱۳۹۲)، میزان شیوع ناتوانی یادگیری در ایران ۸۳/۳ درصد در کودکان اعلام شده است که حداقل ۸۰ درصد از این جمعیت را کودکان نارساخوان تشکیل می دهند. به عبارتی دیگر این کودکان از لحاظ جسمی و روانی تفاوتی با سایر کودکان ندارند بلکه این اصطلاح اغلب برای کودکانی به کار می رود که با وجود هوش طبیعی یا بالاتر از حد متوسط، با مشکلاتی در خواندن و نوشتن روبه رو هستند. همچنین این اختلال ممکن است با مشکلاتی در زمینه های سرعت پردازش، حافظه ی کوتاه مدت، توالی ادراک دیداری-شنیداری، زبان گفتاری و مهارت های حرکتی همراه باشد [۱].

روانشناسان نارساخوان ها را به دودسته ی عمده «نارساخوان بینایی» و «نارساخوان شنوایی» تقسیم می کنند. در نارساخوان دیداری، افراد در درک مفاهیم دیداری اختلال دارند که می تواند ناشی از عوامل واج شناسی یا ضعف در سیستم بینایی باشد. در این افراد مشکلاتی از قبیل تشخیص اشکال پیچیده، درک و بازسازی سلسله پيشامدهای دیداری مشاهده می شود، بنابراین نارساخوان های دیداری در تشخیص حروف و واژه های شبیه به هم دچار مشکل هستند. به طور مثال فرد کلمه ی "دور" را "رود" و کلمه ی "نور" را "بور" می خواند. در نارساخوان شنیداری، افراد در درک مفهوم کلمات به صورت شنیداری مشکل دارند که در واقع به دلیل عملکرد ضعیف سیستم عصبی مربوط به شنوایی است. در این حالت فرد حروف شبیه به هم را تمیز نمی دهد، مثل حروف "ک" و "گ" در کلمه ی "گفتار" که "کفتار" شنیده می شود و یا حروف "ن" و "م" در کلمه ی "یکشنبه" که "یکشمیه" شنیده می شود. کودکان نارساخوان به خصوص نارساخوان های دیداری در جهت یابی فضایی، تشخیص راست از چپ یا بالا از پایین و همچنین هماهنگی بین چشم و دست مشکل دارند. تشخیص بهتر و سریع تر نارساخوانی یک مسئله ی چالش برانگیز است، زیرا بسیاری از آزمون های مرتبط که تاکنون توسعه یافته اند نیازمند توانایی خواندن و نوشتن هستند.

در طول سالیان متوالی اختلال نارساخوانی از طریق سیگنال الکتروانسفالوگرافی (EEG) قابل تشخیص نبود و تنها چند تحقیق سعی در روشن کردن موضوع داشتند. با این حال تحقیقات در سال های اخیر با استفاده از تحلیل های متنوع نشان دادند که ممکن است اطلاعاتی در سیگنال EEG وجود داشته باشند که برای تشخیص بیولوژیکی نارساخوانی مورد استفاده قرار گیرند. استفاده از سیگنال های

زیست پز شکی به منظور اندازه گیری فعالیت مغزی و مطالعه ی عملکرد مغز در سطح میکروسکوپی، ابزاری قدرتمند برای توسعه روش های تشخیص است. ساختار سری زمانی EEG متشکل از بسیاری از ریتم های عصبی است که در شرایط متفاوت، مختلف عمل می کنند؛ بنابراین استفاده از EEG یک روش جایگزین برای تشخیص عینی و اولیه است که همچنین می تواند برای کودکانی که توانایی خواندن و نوشتن ندارند، مورد استفاده قرار گیرد. به دلیل اهمیت ویژه ای که تشخیص نارساخوانی دارد، تاکنون برای تشخیص این اختلال از روش های مختلفی استفاده شده است که در ادامه بررسی می شود.

لاکروز و همکارانش روشی برای تشخیص نارساخوانی ارائه داده اند. در این روش با یک رویکرد جدید، مدل های گرافیکی احتمالی خطاهای خواندن که توسط افراد نارساخوان ایجاد شده اند، مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و از دو خانواده مدل های گرافیکی، یعنی مدل مبتنی بر تخصیص پنهان دیریکله (LDA) و مدل بیز استفاده شد و به صحت ۸۰٪ دست یافتند [۲]. این رویکرد نشان داد جنبه های بنیادی نارساخوانی، در ساختار پیچیده ی خطاهای خواندن نهفته است. در تحقیق دیگری برای ارائه ی یک تشخیص زودهنگام نارساخوانی برای دانش آموزان مدارس مالزی، یک فهرست ۱۰ کلمه ای از کتاب های درسی برای آزمون انتخاب و سپس ویژگی های مربوط به هجی کردن و خواندن استخراج و توسط طبقه بندی های k نزدیک ترین همسایه^۴ (KNN)، درخت تصمیم گیری^۵ و بیزین^۶ (Nb) دسته بندی شدند و در نهایت از این سیستم صحت ۹۹٪ در پیش بینی و طبقه بندی به دست آمد [۳]. رلو و همکارانش با این هدف که افراد هر چه زودتر از ابتلا به نارساخوانی اطلاع داشته باشند، یک بازی کامپیوتری آنلاین به اسم Dyctective طراحی کردند. سپس توسط طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان^۷ (SVM) به طبقه بندی داده ها با صحت ۸۴/۶٪ پرداختند [۴]. طبق نتایج این تحقیق، نارساخوانی بیشتر بر روی مسائل مرتبط با مؤلفه های آوایی در افراد تمرکز دارد. در مطالعه ی [۵] که مبتنی بر جستجوی ریشه و بازتاب های حقیقی نارساخوانی بود، با استفاده از روشی مبتنی بر سیگنال های مربوط به رویداد، ویژگی های زمانی و طیفی از سیگنال استخراج و پس از انتخاب ویژگی های برتر، توسط SVM با صحت ۸۷/۵٪ طبقه بندی شدند. همچنین می توان مشاهده کرد که بخش سمت چپ مغز و لوب قدامی در این اختلال اهمیت بیشتری دارند، زیرا اغلب الکترودهای مؤثر در این نواحی قرار گرفته اند.

به منظور تشخیص این اختلال در تحقیق [۶]، برخی از الگوهای EEG منحصر به فرد مرتبط با نارساخوانی را در هنگام نوشتن و تایپ کردن شناسایی کردند. این روش به شناسایی بخش هایی از مغز که الگوهای فعالیت EEG برجسته تری دارند کمک کرد و بیشترین صحت ۷۱/۸۸٪ در طبقه بندی ناحیه ی پیشانی داخلی به دست آمد. همچنین تحقیقی در زمینه ی شناسایی نارساخوانی با سیگنال مغزی توسط رضوانی و همکارانش انجام شد [۷]. در این تحقیق اتصال کارکردی برای هر باند فرکانسی با شاخص تأخیر فاز^۸ (PLI) ارزیابی شد و سپس

در شکل ۱ بلوک دیاگرام کلی فرایند پیاده سازی شده جهت طبقه بندی افراد نارساخوان از افراد نرمال نشان داده شده است.



شکل ۱- بلوک دیاگرام کلی الگوریتم ارائه شده

در این تحقیق برای تشخیص نارساخوانی و شناخت تفاوت های سیگنال EEG در افراد نارساخوان و نرمال، از رویکرد یادگیری جمعی استفاده شده است. در ابتدا به معرفی پایگاه داده و نحوه ی ثبت سیگنال EEG پرداخته ایم، سپس جزئیات مرحله ی پیش پردازش سیگنال همراه با روش های استفاده شده در آن بیان می شود، در ادامه روش کاهش ابعاد ویژگی شرح داده شده است و در انتها نوبت به طبقه بندی و روش های بهبود عملکرد آن می رسد.

۲-۱- جامعه ی آماری

جامعه ی آماری در این مقاله شامل افراد مراجعه کننده به مرکز آتیه درخشان ذهن است که این افراد به دلیل ضعف در مهارت های خواندن، نوشتن و یادگیری به این مرکز مراجعه نموده اند. در این تحقیق توجه بر روی کودکانی است که در یک گروه سنی قرار دارند و سعی بر آن است که داده ها تا حد امکان همگن باشند. علاوه بر تطابق رنج دو گروه سنی، تعداد یکسان از هر دو گروه برای به دست آوردن نتایج قابل اعتماد ترجیح داده شده است. جامعه ی آماری استفاده شده شامل ۴۴ نفر است که جزئیات آن را می توان در جدول ۱ مشاهده نمود.

جدول ۱ - مشخصات جامعه ی آماری

رنج سنی	تعداد پسر	تعداد دختر	تعداد کل	گروه
۷-۱۴	۱۸	۴	۲۲	نارساخوان
۷-۱۴	۱۲	۱۰	۲۲	نرمال

۲-۲- ثبت سیگنال EEG

در مرکز آتیه درخشان ذهن بعد از مراجعه ی فرد به این مرکز، پس از تشخیص نوع اختلال، یک سیگنال مغزی از فرد ضبط می شود، بدین صورت که در مورد اختلال نارساخوانی، این سیگنال ها با چشم باز و بسته و همچنین در حال انجام تکلیف، با استفاده از دستگاه الکتروانسفالوگراف ۱۹ کاناله، mitsar ثبت می شوند. ثبت سیگنال EEG به روش غیرتهاجمی با استفاده از سیستم بین المللی ۱۰-۲۰ صورت گرفت. در شکل ۲ موقعیت الکترودها در سیستم الکترود گذاری ۱۰-۲۰ به همراه نام آن ها روی مجسمه نشان داده شده است [۹]. در این سیستم الکترودها در نواحی تلاقی سطوح استخوان مجسمه قرار می گیرند و سایر الکترودهای میانی بر اساس 10% و 20% کل فاصله ی مجسمه چیده می شوند.

داده ها توسط SVM و KNN طبقه بندی شدند. PLI در این پژوهش عدم تقارن توزیع تفاوت های فازی بین دو گروه را اندازه گیری می کند. نتایج نشان می دهد که بهترین عملکرد بین طبقه بندی کننده های SVM خطی و غیرخطی و KNN، مربوط به SVM خطی با صحت ۹۵/۳۴٪ بود. ارتیز باهدف شناسایی نارساخوانی توسط سیگنال های EEG روشی ارائه کرده است [۸]. در این تحقیق پس از تخمین طیفی مفرد^۵ (SSA) از سیگنال EEG، مؤلفه های همبسته ی SSA در حوزه ی زمان گروه بندی و با استفاده از شبکه های عصبی کانولوشنی^{۱۰} (CNN) طبقه بندی شدند. عملکرد طبقه بند برای تعداد مختلفی از مؤلفه های گروه بندی شده به دست آمد و نتایج حاکی از بهترین عملکرد طبقه بند برای ۴ مؤلفه ی گروهی بود که به صحت ۶۷٪ رسید.

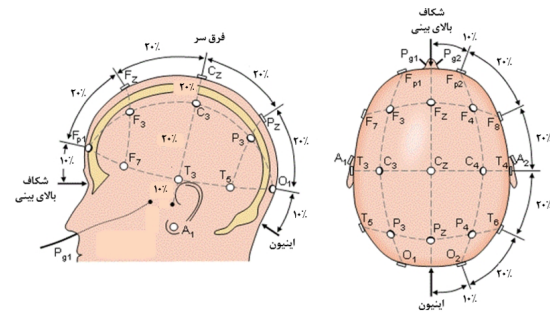
در این پژوهش با توجه به اهمیت تشخیص درست و به هنگام نارساخوانی، به دنبال ویژگی های افتراق کننده بین افراد نرمال و نارساخوان با استفاده از مؤلفه های ERP هستیم که به این منظور از تکلیف استاندارد تکلیف نمایش عملکرد پیوسته^{۱۱} (VCPT) استفاده کردیم. در مطالعات پیشین به منظور دسته بندی افراد نارساخوان و افراد نرمال، ویژگی های استفاده شده اغلب از جنس فرکانس، زمان و یا زمان-فرکانس بوده است. در این تحقیق با توجه به اهمیت بالقوه ی سیگنال ERP، مؤلفه های ERP استخراج شده مرتبط با تکلیف VCPT، به طور مستقیم به عنوان ویژگی در نظر گرفته شدند و از این رو از هیچ گونه تبدیلی در حوزه ی زمان و فرکانس بهره نبردیم. تکلیف VCPT یک فعالیت شناختی است که نیازمند هوشیاری، حافظه ی کاری و پاسخ مهاری است. این تکلیف برخلاف آزمون های سنتی و تکالیف نوشتاری و خواندن که برای شناسایی نارساخوانی استفاده می شوند، نیاز به مهارت خواندن و نوشتن توسط کودک ندارد و این امر تشخیص این اختلال قبل از شروع تحصیل را ممکن می سازد و از بروز عواقب جبران ناپذیر نارساخوانی در دوران تحصیل و بزرگسالی جلوگیری می کند. در ادامه پس از استخراج مؤلفه های مختلف ERP، با استفاده از ویژگی های دامنه و تأخیر این مؤلفه ها و همچنین الگوریتم یادگیری جمعی، سعی در تشخیص نارساخوانی داشتیم. در پروژه های تخصصی یادگیری ماشین و شناسایی الگو، یک سری مسائل پیچیده داریم که یک مدل به تنهایی توانایی حل آن مسئله را ندارد، در این موارد از الگوریتم یادگیری جمعی استفاده می کنیم که می تواند از بهترین و کارآمدترین سازوکارها در این گونه مسائل باشد.

در این بخش توضیح اجمالی نارساخوانی، مشکلات و کمبودهای مطالعاتی و مروری بر تحقیقات گذشته داشتیم. در ادامه به روش انجام پروژه و معرفی دادگان می پردازیم و در نهایت نتایج به دست آمده را بیان و جمع بندی می کنیم.

۲- مواد و روش ها

۳-۲- تکلیف VCPT

فعالیت الکتریکی ثبت شده از مغز عمدتاً منعکس کننده پتانسیل غشا نورون پس سیناپسی است [۱۰] و رویداد های حسی، حرکتی یا شناختی می توانند تغییرات گذرا را در این فعالیت الکتریکی جاری ایجاد کنند [۱۱].



شکل ۲- نحوه الکترود گذاری به روش بین المللی [۱۰-۹]

بالین حال تنها یک بخش از این تغییرات به واکنش هایی تبدیل می شود که از طریق مجموعه قابل اندازه گیری می باشند، زیرا تحریک عصبی باید تعدادی از شرایط زیر را برآورده کند تا قابل تشخیص باشد :

۱) این فعالیت نورونی باعث ایجاد یک میدان الکتریکی نسبتاً قوی می شود، بنابراین باید شامل تعداد زیادی از نورون ها باشد.

۲) فعالیت عصبی باید همزمان باشد. درواقع اگر فعالیت از لحاظ زمانی پراکنده باشد، میدان الکتریکی حاصل در طول زمان ضعیف خواهد شد و اندازه گیری آن از روی پوست سر دشوار خواهد بود.

۳) جمعیت نورونی فعال شده باید ساختار میدان باز را تشکیل دهد؛ زیرا در یک ساختار میدان بسته، میدان های الکتریکی تولید شده در این ساختار یکدیگر را خنثی خواهند کرد.

۴) دوره ی زمانی فعالیت الکتریکی استخراج شده باید نسبتاً تغییر کند، چون مجموعه و رابط ها به عنوان فیلتر پایین گذر عمل می کنند.

عموماً پذیرفته شده است که ERP ها تغییرات همزمان پتانسیل پس سیناپسی را منعکس می کنند. در این تحقیق برای ایجاد ERP ها از تکلیف ۱۳ VCPT استفاده شده است. در ادامه، این تکلیف به طور مختصر بر اساس تعریفی که Brunner و همکارانش ارائه دادند، توضیح داده خواهد شد [۱۲]، [۱۳].

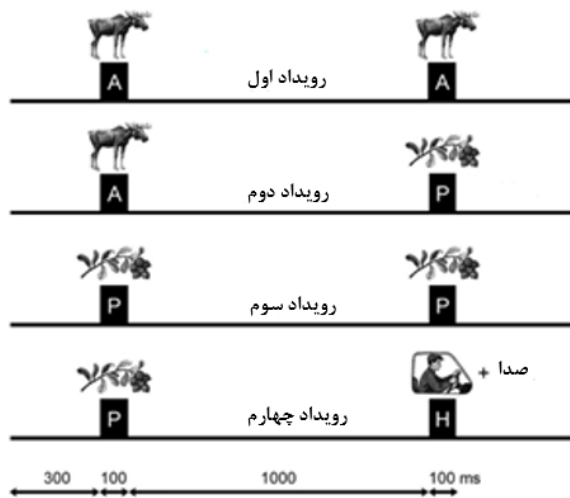
VCPT یک تغییر از الگوی دو محرک دیداری است. بدین صورت، سه دسته از محرک های دیداری انتخاب شدند:

- ۲۰ عکس از حیوانات
- ۲۰ عکس از گیاهان
- ۲۰ عکس از انسان (همراه با یک صدای مصنوعی)

این تکلیف از ۴۰۰ دوره ی زمانی ۱۳ و ۴ شرط مختلف با احتمالات برابر و به صورت تصادفی تشکیل شده است و به مدت ۲۰ دقیقه طول

می کشد. لازم به ذکر است در بین انجام تکلیف، ۵ دقیقه استراحت برای هر فرد در نظر گرفته شده است. هر دوره ی زمانی شامل ارائه ی یک جفت تصویر به عنوان محرک است که هر کدام به مدت ۱۰۰ میلی ثانیه و با فاصله ی ۱۰۰۰ میلی ثانیه نمایش داده می شوند. همچنین، بین هر دوره ی زمانی یک فاصله ی ۱۵۰۰ میلی ثانیه ای وجود دارد، درواقع هر دوره ی زمانی به مدت ۳۰۰۰ میلی ثانیه طول می کشد.

در این تکلیف هنگامی که دوره ی زمانی با یک تصویر حیوان به عنوان اولین محرک آغاز می شود، فرد باید آماده ی واکنش شود و وقتی با تصویری از یک گیاه به عنوان محرک شروع می شود، فرد نیازی به آمادگی برای پاسخ ندارد. درواقع در رویداد اول، که در عکس اول یک حیوان و در عکس دوم نیز حیوان نمایش داده می شود، شرکت کننده باید با دست راست موس را هر چه سریعتر فشار دهد^{۱۴}. و در رویداد دوم که در ابتدا تصویر حیوان نمایش داده می شود و سپس تصویر گیاه، فرد باید از فشار دادن کلید موس خودداری کند و اما در رویداد سوم که هر دو تصویر گیاه را نمایش می دهند و همچنین در رویداد چهارم که تصویر اول گیاه و تصویر دوم حرفه ای انسانی است، نیازی به عکس العمل فرد و حتی آمادگی برای آن نیست. در طول این تکلیف، افراد در یک صندلی راحت با فاصله ی ۱/۵ متر از یک صفحه ی نمایش نشسته بوده اند و این محرک ها بر روی صفحه نمایش ۱۷ اینچی نمایش داده شده اند. این تکلیف در شکل ۳ ارائه شده است که ۴ رویداد نشان داده شده در شکل به ترتیب از بالا به پایین، رویداد ۱ تا رویداد ۴ نامیده می شوند.



شکل ۳- نمایش ۴ رویداد VCPT و بازه های زمانی تحریک های آن [۱۲]

۴-۲- پیش پردازش

سیگنال مغزی نیز مانند هر سیگنال دیگری، به صورت خام ثبت نمی شود و تحت تأثیر محیط و حرکات فرد و ... دارای نویز و آرتیفکت^{۱۵} است. اگرچه EEG برای ثبت فعالیت های قشر مغز طراحی شده است، اما گاهی اوقات فعالیت الکتریکی ثبت شده در برخی نقاط مغز بیشتر از

مؤلفه‌های P100, P200, P300, N100, N170, N400 و همچنین آخرین مؤلفه‌ی مثبت^{۲۱} (LPC) از کلیه‌ی کانال‌های سیگنال استخراج شدند و سپس دامنه و تأخیر هر یک از این مؤلفه‌ها محاسبه شدند. مؤلفه‌های ERP که از سیگنال استخراج شده است، در ادامه مختصراً تعریف می‌گردند:

- مؤلفه‌ی P100: اولین مؤلفه‌ی مثبت است که تقریباً بعد از ۸۰ تا ۱۲۰ میلی ثانیه بعد از تحریک در بخش‌های دیداری قشر مغز رخ می‌دهد.
- مؤلفه‌ی N100: به دنبال موج P100 مؤلفه‌ی N100 ظاهر می‌شود که در ۱۰۰ تا ۱۵۰ میلی ثانیه پس از تحریک در نواحی الکترودهای قدامی پیک می‌زند. این مؤلفه توسط محرک‌های غیرقابل پیش‌بینی تشکیل می‌شود.
- مؤلفه‌ی P200: مؤلفه‌ی P200 که به عنوان P2 شناخته می‌شود، به این دلیل نام‌گذاری شده است که پتانسیل الکتریکی مثبت در حدود ۱۵۰ تا ۲۷۵ میلی ثانیه پس از شروع یک محرک خارجی است. این مؤلفه اغلب در نواحی مرکزی لوب قدامی و بخش‌های جانبی لوب پس سری ایجاد می‌شود.
- مؤلفه‌ی P300: یک مؤلفه‌ی بالقوه‌ی مرتبط با ERP است که در فرایند تصمیم‌گیری استخراج می‌شود. این مؤلفه یک پتانسیل درونی محسوب می‌شود، زیرا وقوع آن به ویژگی‌های فیزیکی محرک وابستگی ندارد، بلکه به واکنش فرد به محرک وابسته است. این موج به عنوان یک پیک مثبت با تأخیر حدود ۲۵۰ تا ۵۰۰ میلی ثانیه پس از تحریک، مشخص می‌شود. P300 به طور معمول توسط الکترودهایی که لوب آهیانه‌ای را پوشش می‌دهند، اندازه‌گیری می‌شود.
- مؤلفه‌ی N170: این مؤلفه پردازش عصبی چهره‌ها، کلمات و اشیاء آشنا را منعکس می‌کند. علاوه بر این N170 با فرایندهای خطای پیش‌بینی مدوله می‌شود. درواقع این مؤلفه یک پیک منفی را در بازه زمانی ۱۳۰ تا ۲۰۰ میلی ثانیه به نمایش می‌گذارد.
- مؤلفه‌ی N400: مؤلفه‌ای از سیگنال ERP است که یک پیک منفی در حدود ۴۰۰ میلی ثانیه (۲۵۰ تا ۵۰۰ میلی ثانیه) بعد از تحریک است. معمولاً در الکترودهای ناحیه‌ی مرکزی لوب آهیانه‌ای قرار می‌گیرند. N400 واکنش طبیعی مغز به کلمات و دیگر محرک‌های معنادار از جمله علائم دیداری و شنیداری، چهره‌ها، صداها، عکس‌ها، بوها و علائم زبانی است [۱۴].
- مؤلفه‌ی LPC: آخرین مؤلفه‌ی مثبت ERP است که به طور کلی بیشتر بر روی بخش لوب آهیانه‌ای مغز و در

نقاط دیگر است. درواقع، سیگنال برخی از فعالیت اندام‌های مختلف بدن نیز ثبت می‌شود، از جمله سیگنال الکترواکولوگرافی^{۱۶} (EOG) که ناشی از حرکات چشم است، تعریق، حرکت اندام‌های بدن و همچنین سیگنال عصب و عضله^{۱۷} (EMG) که از انقباض عضلات صورت و فک و تنفس ناشی می‌شود. درنتیجه، یکی از پیش‌نیازهای کار با سیگنال‌های مغزی، حذف نویز و آرتیفک‌ها از سیگنال است، بدین منظور از نرم‌افزار EEGLAB استفاده گردیده است. EEGLAB به عنوان یک بستر نرم‌افزاری در محیط متلب برای تحلیل سیگنال‌های EEG جهت کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در سیگنال EEG، عموماً فرکانس‌های بالاتر از ۴۵ هرتز اطلاعات ارزشمند و مفیدی را شامل نمی‌شوند و وجود این فرکانس‌ها در EEG ناشی از سیگنال‌های EMG و برق شهر است؛ بنابراین به منظور حذف فرکانس‌های ناخواسته از یک فیلتر پاسخ ضربه محدود میان‌گذر با محدوده فرکانسی ۰/۵ تا ۴۵ هرتز استفاده گردید. سپس مرجع میانگین، با محاسبه‌ی میانگین تمام کانال‌ها و کم کردن سیگنال حاصل از هر کانال، محاسبه شده است. در این تحقیق به منظور حذف آرتیفک‌های باقی‌مانده از قبیل حرکت چشم‌ها و پلک زدن، از روش ICA استفاده شده است که سیگنال را به منابع مستقلی که نتیجه‌ی فعالیت بخش‌های مختلف مغز است تجزیه می‌کند. سپس به منظور استخراج ERP ها ابتدا کلیه‌ی دوره‌های آزمایشی^{۱۸} تولید شده توسط یک رویداد از سیگنال EEG استخراج شدند و با میانگین‌گیری از آن‌ها سیگنال ERP محاسبه شد. بازه‌ی انتخابی برای ایپوک بندی وابسته به هدف هر تحقیق متفاوت است. در این تحقیق بازه‌ی زمانی ایپوک از شروع تحریک تا انتهای آن انتخاب شده است، یعنی ۰ تا ۳۰۰۰ میلی ثانیه بعد از تحریک. درنهایت با در نظر گرفتن ۱۰۰ میلی ثانیه قبل از تحریک، خط مبنا^{۱۹} از سیگنال ERP حذف شد.

سیگنال EEG نشان‌دهنده‌ی هزاران فرایند مغزی است، این بدان معناست که پاسخ مغز به یک محرک یا یک رویداد مورد نظر در سیگنال ثبت شده قابل مشاهده نیست. برای مشاهده‌ی پاسخ مغز به یک محرک، باید آزمایش‌های زیادی انجام شود و نتایج متوسط‌گیری شوند تا فعالیت‌های مغزی تصادفی با متوسط‌گیری خارج شوند و شکل موج مربوط به ERP باقی بماند؛ بنابراین ERP، تغییرات در پتانسیل فعالیت الکتریکی مغز در پاسخ به تحریک است و مؤلفه‌های ERP می‌توانند به سادگی به عنوان جزئی از شکل موج تعریف شوند. شکل موج ERP متشکل از یک سری ولتاژ مثبت و منفی مرتبط با مجموعه‌ای از اجزای اساسی است، بدین ترتیب که نام این مؤلفه‌ها معمولاً با حرف N و یا P شروع می‌شود که به مثبت یا منفی بودن ولتاژ اشاره دارد. پس از آن عددی نشان داده می‌شود که نشان‌دهنده‌ی تأخیر^{۲۰} به میلی ثانیه یا موقعیت مؤلفه در شکل موج است. قابل ذکر است که تأخیر بیان شده برای مؤلفه‌های ERP اغلب متغیر هستند، به خصوص برای مؤلفه‌هایی که مربوط به پردازش شناختی می‌باشند.

ماشین است که در این حوزه تکنیک هایی از جمله Voting، Boosting و Bagging، Stacking از چندین مدل به صورت ترکیبی و همزمان جهت تصمیم گیری استفاده می کنند تا توان مدل در تخمین خروجی داده را بالا ببرند. به بیان دیگر، ایده اصلی الگوریتم های یادگیری جمعی، به کارگیری چندین یادگیرنده و ترکیب نتیجه پیش بینی آن ها به عنوان یک گروه از دسته بندی کننده ها و بالا بردن دقت کلی یادگیری است. در این تحقیق از روش Voting برای طبقه بندی داده ها استفاده شده است. در این روش که در شکل ۴ نیز قابل مشاهده است، چندین مدل طبقه بند را برای حل یک مسئله آموزش می دهند و سپس با رأی گیری نظر این طبقه بندها، به دسته بندی داده ها می پردازند. در الگوریتم پیشنهادی برای دسته بندی دو گروه نرمال و نارساخوان از ۵ طبقه بند ماشین بردار پشتیبان، درختی، k نزدیک ترین همسایه، طبقه بند بیزین و تخصیص پنهان دیریکله استفاده شد.

به عنوان مثال در مواجهه با نمونه ی جدیدی که در مورد نارساخوان یا نرمال بودن آن اطلاعی نداریم، الگوریتم های SVM، KNN و Tree این نمونه را نارساخوان و الگوریتم های Nb و LDA این نمونه را نرمال طبقه بندی می کنند. پس الگوریتم ترکیبی نهایی، بر اساس رأی اکثریت (در اینجا ۳ به ۲) در نهایت این نمونه را نارساخوان طبقه بندی می کند. در ادامه به توضیح مختصر این طبقه بندها می پردازیم:

ماشین بردار پشتیبان (SVM): یکی از روش های طبقه بندی نظارت شده است. هدف اصلی در SVM فراهم کردن یک تابع است که مرز تصمیم گیری با ابر صفحه بهینه را مشخص می کند [۱۷] و برای طبقه بندی یا تجزیه و تحلیل رگرسیون مورد استفاده قرار می گیرد هدف الگوریتم SVM یافتن بهترین مرز در بین داده ها بوده و بیشترین فاصله ممکن از تمام دسته ها را در نظر می گیرد و به سایر نقاط داده ها حساس نیست [۱۸].

درخت تصمیم (Tree): یکی از تکنیک های مدل سازی در یادگیری ماشین و یک ابزار برای پشتیبانی از تصمیم است که از درخت ها جهت مدل سازی استفاده می کند. طبقه بند درخت تصمیم روش دسته بندی یا طبقه بندی داده ها با ساختار درختی است که در آن گره های داخلی آزمون هایی هستند که بر روی الگوهای ورودی (ویژگی ها) انجام می شوند و گره های نهایی (برگ ها) کلاس مربوط به آن الگو می باشند. هر گره با توجه به مقداری که ویژگی های نسبت داده شده به آن گره می تواند برگزیند، از طریق شاخه هایی به گره پایینی متصل است. در طبقه بند درخت تصمیم، هر الگوی ورودی با توجه به مقادیر ویژگی های یک مسیر را از گره اولیه (ریشه) به سمت پایین طی می کند و در نهایت با رسیدن به یکی از گره های نهایی (برگ) کلاس آن الگو مشخص می شود [۱۹].

K نزدیکترین همسایه (KNN): یک الگوریتم یادگیری مبتنی بر نمونه و نا پارامتری است که در مسائل دسته بندی با توجه به مقدار مشخص شده برای K، به محاسبه فاصله نقطه ای که می خواهیم برچسب

بازه ی ۵۰۰ تا ۶۰۰ میلی ثانیه پس از تحریک یافت می شود. LPC در کلمات، نقاشی ها، صداها و اشکال بی معنی ثبت شده است و در هر دو الگوی حافظه ی کوتاه مدت و بلند مدت دیده می شود.

درواقع از هر مؤلفه، دو ویژگی از سیگنال به دست آورده شد و با توجه به تعداد مؤلفه های ERP، ۱۴ ویژگی برای هر کانال استخراج شد. از آنجایی که سیگنال هر فرد شامل ۱۹ کانال است، در مجموع ۲۶۶ ویژگی برای هر یک از افراد محاسبه شده است.

۵-۲- انتخاب ویژگی

انتخاب ویژگی یکی از چالش برانگیزترین و از مهم ترین فعالیت ها در توسعه یادگیری ماشین و تشخیص الگو است. به کارگیری همزمان تعداد زیادی از ویژگی ها باعث افزایش محاسبات و کاهش دقت طبقه بند می شود، همچنین بالا بودن تعداد ویژگی ها در صورت نداشتن تعداد نمونه آموزش کافی، منجر به پراکندگی نمونه ها در فضایی با ابعاد بالا می شود؛ بنابراین کاهش فضای ویژگی به منظور جلوگیری از پراکندگی نمونه ها در فضایی با ابعاد بالا ضروری است [۱۵]. در این راستا برخی محققان به منظور افزایش دقت طبقه بند و یا کاهش فضای ویژگی از روش های مختلف انتخاب ویژگی استفاده کردند در این تحقیق نیز به منظور کاهش ابعاد فضای ویژگی از روش تحلیل مؤلفه های اصلی^{۲۲} (PCA) استفاده شد. PCA یک روش کاهش ویژگی است که فضای جدیدی ایجاد می کند، به گونه ای که بعد فضای جدید کمتر از فضای اولیه باشد و همچنین بیشترین واریانس موجود در فضای ویژگی ها مشخص می گردد. هر یک از ویژگی های فضای اولیه با یک وزن خاص در فضای جدید ظاهر می شوند. معیار انتخاب برای ویژگی های برتر همین وزن ها خواهند بود. درواقع اطلاعات موجود در اولین مؤلفه ی اصلی، حاوی بیشترین اطلاعات و به همین ترتیب دومین مؤلفه ی اصلی حاوی اطلاعات کمتر است [۱۶]. در این مقاله با اعمال این الگوریتم به ۵ مؤلفه برتر رسیدیم که در آن ها ویژگی های تاخیر دو موج P200 و P300 در کانال های T5، Pz، T4 و O2 بیشترین سهم را در ساختن این ۵ مؤلفه ایفا کرده اند. موج P200 در پتانسیل های برانگیخته مغزی توسط تکالیف شناختی مختلف از جمله پردازش ادراکی سطح بالا و توجه (مانند توجه بینایی، حافظه و زبان) ایجاد می شود و موج P300 فرایندهای درگیر در ارزیابی یا طبقه بندی محرک را منعکس می کند و یکی از مؤلفه های مهم در مطالعات شناختی است. سهم بیشتر این دو موج در ایجاد ۵ مؤلفه برتر مورد نظر برای طبقه بندی، نشان دهنده ی عملکرد پایین نارساخوان ها در پردازش های ادراکی و تشخیص و طبقه بندی محرک ها است.

۶-۲- یادگیری جمعی

در الگوریتم پیشنهادی برای طبقه بندی داده ها از تکنیک یادگیری جمعی استفاده شده است. یادگیری جمعی^{۲۳} حوزه ای در یادگیری

اولیه توسط فرد است، به صحت ۸۷/۵٪ و حساسیت ۸۱/۲٪ دست یافته‌ایم که نتایج خوب و قابل قبولی در تشخیص این اختلال هستند. همچنین در جدول ۳ نتایج حاصل از هر طبقه بند بصورت مستقل و بدون رای گیری آورده شده است که با مقایسه نتایج این جدول و جدول ۲ نتیجه می‌گیریم که الگوریتم پیشنهادی دارای عملکرد خوبی است.

جدول ۲- نتایج طبقه‌بندی در روش یادگیری جمعی

اختصاصیت٪	حساسیت٪	صحت٪	
۶۸/۷	۸۱/۲	۷۵	رویداد ۱
۹۳/۷	۸۱/۲	۸۷/۵	رویداد ۲
۵۶/۲۵	۶۲/۵	۵۹/۳۷	رویداد ۳
۷۵	۶۸/۷۵	۷۱/۸	رویداد ۴

جدول ۳- نتایج طبقه بند ها بصورت مستقل

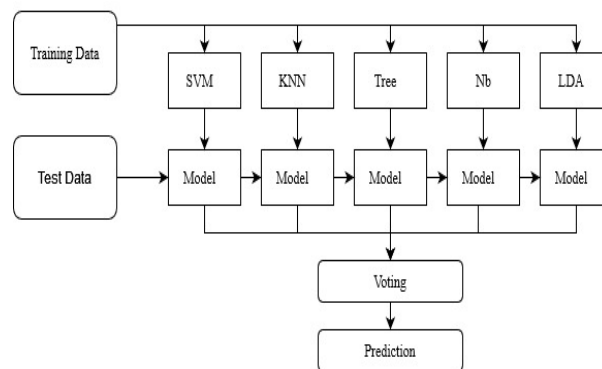
KNN			
اختصاصیت٪	حساسیت٪	صحت٪	
۸۷/۷	۶۸/۷	۷۸/۱	رویداد ۱
۶۸/۷	۶۲/۵	۶۵/۶	رویداد ۲
۴۳/۷	۶۸/۷	۵۶/۲	رویداد ۳
۶۸/۷	۵۰	۵۹/۳	رویداد ۴
Tree			
اختصاصیت٪	حساسیت٪	صحت٪	
۸۷/۵	۶۲/۵	۷۵	رویداد ۱
۹۳/۷	۶۸/۷	۸۱/۲	رویداد ۲
۶۸/۷	۵۶/۲	۶۲/۵	رویداد ۳
۸۱/۲	۵۶/۲	۶۸/۷	رویداد ۴
LDA			
اختصاصیت٪	حساسیت٪	صحت٪	
۷۵	۸۷/۵	۸۱/۲	رویداد ۱
۹۳/۷	۷۵	۸۴/۳	رویداد ۲
۶۸/۷	۶۲/۵	۵۶/۶	رویداد ۳
۷۵	۶۸/۷	۷۱/۸	رویداد ۴
SVM			
اختصاصیت٪	حساسیت٪	صحت٪	
۶۲/۵	۸۷/۵	۷۵	رویداد ۱
۸۳/۳	۷۷/۷	۸۰/۵	رویداد ۲
۶۲/۵	۶۸/۷	۶۲/۵	رویداد ۳
۶۸/۷	۶۲/۵	۶۵/۶	رویداد ۴
Nb			
اختصاصیت٪	حساسیت٪	صحت٪	
۷۵	۷۵	۷۵	رویداد ۱
۶۸/۷	۸۱/۲	۷۵	رویداد ۲
۶۸/۷	۶۲/۵	۶۲/۶	رویداد ۳
۷۵	۷۵	۷۵	رویداد ۴

آن را مشخص کنیم با نزدیک‌ترین نقاط می‌پردازد و با توجه به تعداد رأی حداکثری این نقاط همسایه، در رابطه با برچسب نقطه موردنظر تصمیم‌گیری می‌کنیم [۲۰].

تحلیل تفکیک خطی (LDA): یک روش آماری برای تشخیص الگو و یادگیری ماشین جهت پیدا کردن ترکیب خطی از ویژگی‌های موردنظر که به دو یا چند طبقه جدا شده‌اند، می‌باشند [۲۱].

طبقه بند بیزین (Nb): به دسته‌بندی کننده‌های ساده بر پایه احتمالات گفته می‌شود که با فرض استقلال متغیرهای تصادفی و بر اساس قضیه بیز ساخته می‌شوند. به‌طور ساده روش بیز روشی برای دسته‌بندی پدیده‌ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع یک پدیده است [۲۲].

به‌منظور استفاده از همه نمونه‌ها در فرایند آموزش و آزمون از روش اعتبارسنجی K بخشی استفاده می‌شود. در این روش داده‌ها به K زیرمجموعه تقسیم می‌شوند و هر بار K-۱ مجموعه برای آموزش و ۱ مجموعه برای آزمون استفاده می‌شوند که این فرایند K بار تکرار می‌شود و هر نمونه حداقل یک بار برای آموزش و یک بار برای آزمون مورد استفاده قرار می‌گیرد.



شکل ۴- طبقه‌بندی به روش Voting

۳- نتایج

پس از ثبت سیگنال EEG و پیش‌پردازش آن، مؤلفه‌های ERP از هر کانال استخراج شدند سپس دامنه و تأخیر آن‌ها به‌عنوان ویژگی‌های سیگنال محاسبه شدند. در شکل ۵ سیگنال ERP استخراج شده از یک فرد نرمال و یک نفر مبتلا به نارساخوانی در چهار حالت تکلیف نمایش عملکرد پیوسته نشان داده شده است.

درمجموع ۲۶۶ ویژگی برای هر فرد استخراج شد که با به‌کارگیری روش PCA، ابعاد بردار ویژگی به ۵ بعد کاهش داده شد. در مرحله آخر با استفاده از طبقه‌بندی به روش یادگیری جمعی، داده‌ها در هر Event طبقه‌بندی شدند.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی و اعتبارسنجی متقابل با $K=6$ برای هر ۴ حالت از تکلیف VCPT در جدول ۲ آورده شده است. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌کنید در Event 2 که مربوط به مهار تصمیم

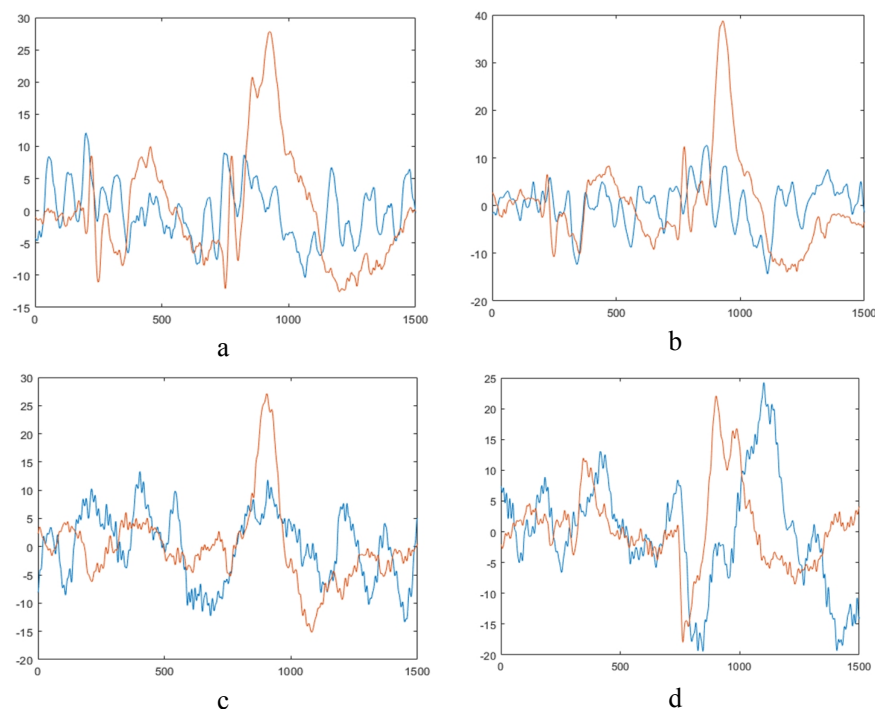
۴- بحث و جمع‌بندی

در الگوریتم پیشنهادی، پس از پیش‌پردازش داده‌ها و محاسبه‌ی ERP ها به روش میانگین‌گیری، مؤلفه‌های P300، P200، P100، LPC، N170، N100 و N400 از سیگنال استخراج شدند، سپس ویژگی‌های دامنه و تأخیر هر یک از این مؤلفه‌ها در همه‌ی کانال‌ها محاسبه شدند. درنهایت پس از کاهش ابعاد بردار ویژگی با استفاده از روش PCA، به طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از روش یادگیری جمعی پرداخته شد. در این الگوریتم طبقه‌بندهای Tree، SVM، KNN، LDA و Nb به روش Voting با یکدیگر ترکیب شدند.

در جدول ۴ روش‌های مختلف برای تشخیص نارساخوانی قابل مشاهده است. همان‌طور که در مقدمه توضیح داده شد، تحقیقات پیشین اغلب بر روی مهارت‌های خواندن و نوشتن تمرکز دارند، از این‌رو این الگوریتم‌ها و نتایج برای افرادی کاربردی است که دارای این دو

مهارت هستند. به منظور جلوگیری از عواقب جبران‌ناپذیر نارساخوانی در بزرگ‌سالی و دوران تحصیل، تشخیص به هنگام این اختلال قبل از دوران تحصیل از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، به همین علت در این تحقیق از تکلیف VCPT که نوعی تحریک بینایی است و نیازی به وجود مهارت خواندن و نوشتن ندارد، استفاده شده است. همچنین مشاهده می‌شود که نتایج گزارش شده در این مطالعات، حاصل استفاده از یک مدل طبقه‌بند است، درحالی‌که در این مطالعه سعی شده است نتایج حاصل از ترکیب چندین طبقه‌بند یا به اصطلاح یادگیری جمعی باشد. یادگیری جمعی با ترکیب چند مدل به بهبود نتایج یادگیری ماشین کمک می‌کند. این رویکرد عملکرد پیش‌بینی بهتری را در مقایسه با یک مدل واحد تولید می‌کند. الگوریتم پیشنهادی درنهایت صحت ۸۷/۵٪ و حساسیت ۸۱/۲٪ را نتیجه داد.

از آنجاکه علائم نارساخوانی بسته به زبان می‌تواند متفاوت باشند، روند تشخیص آن در کشورهای مختلف متفاوت است. از زمانی که این



شکل ۵- سیگنال ERP در چهار حالت تکلیف نمایش عملکرد پیوسته در افراد نرمال (قرمز) و افراد نارساخوان (آبی)

طبق نتایج طبقه‌بندی گزارش شده در بخش قبل، الگوریتم پیشنهادی این تحقیق در Event 2 دارای عملکرد بهتری در مقایسه با دیگر Event ها بوده است. همان‌طور که گفته شد در این Event، کودک علاوه بر پردازش محرک اول، آماده‌ی تصمیم‌گیری برای فشردن موس است و با عدم مشاهده‌ی تصویر حیوان، کودک باید تصمیم خود برای پاسخ را مهار کند؛ بنابراین با توجه به نتایج عملکرد طبقه‌بند در این حالت، نارساخوان‌ها در مهارت تصمیم‌گیری اولیه‌ی خود و تحلیل درست و به‌موقع محرک‌ها اغلب ناتوان هستند. همچنین پس از Event 2 طبقه‌بند در Event 1 عملکرد بهتری به

اختلال شناسایی شد، روش‌ها و آزمون‌های متفاوتی برای تشخیص آن معرفی شده است که هر کدام تا حدی خطادارند. بنابراین تشخیص نارساخوانی و نتایج حاصل از آن در هر زبان متفاوت است. همان‌طور که گفته شد میزان شیوع این اختلال در ایران ۹٪ جمعیت است که افراد زیادی را شامل می‌شود و تشخیص این اختلال در زبان فارسی نیز دارای اهمیت قابل توجهی است. از این‌رو در این تحقیق به تشخیص نارساخوانی با استفاده از جامعه آماری فارسی‌زبان پرداختیم.

- [6] H. Perera, M. F. Shiratuddin, K. W. Wong, and K. Fullarton, "EEG signal analysis of writing and typing between adults with dyslexia and normal controls", *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 1, pp. 5-1, 2018.
- [7] Z. Rezvani, M. Zare, G. Žarić, M. Bonte, J. Tijms, M. W. Van der Molen, and G. F. González, "Machine learning classification of dyslexic children based on EEG local network features". *BioRxiv*, 569996, 2019.
- [8] A. Ortiz, F. J. Martínez-Murcia, M. A. Formoso, J. L. Luque, and A. Sánchez, "Dyslexia detection from EEG signals using SSA component correlation and Convolutional Neural Networks". In *International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems*, pp. 654-665, November 2020.
- [9] N. A. Meissner, "A Single-Subject Evaluation of Facilitated Communication in the Completion of School-Assigned Homework", 2018.
- [10] G. M. Segal, "Alcoholism, disease, and insanity", *Philosophy, Psychiatry, & Psychology*, vol. 20, no. 4, pp. 297-315, 2013.
- [11] H. C. Burger, and J. B. Van Milaan, "Measurements of the Specific Resistance of the Human Body to Direct Current", *Acta Medica Scandinavica*, pp. 584-607, 1943.
- [12] A. Heshmatollah, L. J. Dommershuijsen, L. Fani, P. J. Koudstaal, M. A. Ikram, and M. K. Ikram, "Long-term trajectories of decline in cognition and daily functioning before and after stroke", *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, vol. 92, no. 11, pp. 1158-1163, 2021.
- [13] J. D. Kropotov, and V. A. Ponomarev, "Decomposing N2 NOGO wave of event-related potentials into independent components", *Neuroreport*, vol. 20, no. 18, pp. 1592-1596, 2009.
- [14] M. Kutas, and K. D. Federmeier, "Electrophysiology reveals semantic memory use in language comprehension", *Trends in cognitive sciences*, vol. 4, no. 12, pp. 463-470, Dec. 2000.
- [15] M. Cui, "Genetic Algorithms Based Feature Selection and Decision Fusion for Robust Remote Sensing Image Analysis", *Doctoral dissertation, Mississippi State University*, 2012.
- [16] ایمان، ذباح، علی، ماروسی، رضا، ابراهیم پور، «تشخیص هوشمند بیماری کوید ۱۹ با استفاده از ترکیب ویژگی های عمیق و تحلیل مولفه اصلی»، پردازش سیگنال پیشرفته، ۱۴۰۱.
- [17] فربیا حسن زاده، سعید مشگینی، «تشخیص صرع در سیگنال های (GWS) بر اساس ویژگی طیف کلی موجک (EEG) الکتروانسفالوگرافی با استفاده ماشین بردار پشتیبان» پردازش سیگنال پیشرفته، ۱۳۹۸.
- [18] Cortes, C. & Vapnik, V., 1995. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), pp.
- [19] Utgoff, P. E. (1989). Incremental induction of decision trees. *Machine learning*, 4(2), 161-186. doi:10.1023/A:1022699900025
- [20] Fix, Evelyn; Hodges, Joseph L. (1951). *Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties (PDF) (Report)*. USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas. Archived (PDF) from the original on September 26, 2020.
- [21] Pritchard, J. K.; Stephens, M.; Donnelly, P. (June 2000). "Inference of population structure using multilocus genotype data". *Genetics*. **155** (2): pp. 945-959. doi:10.1093/genetics/155.2.945. ISSN 0016-6731. PMC 1461096. PMID 10835412.
- [22] Hastie, Trevor. (2001). *The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction : with 200 full-color illustrations*. Tibshirani, Robert., Friedman, J. H. (Jerome H.). New York: Springer. ISBN 0-387-95284-5. OCLC 46809224.

زیر نویس ها

^۳ Latent Dirichlet Allocation

^۴ K-Nearest Neighbors

نسبت دیگر حالات نتیجه داده است، بنابراین افراد نارساخوان در این حالت نیز نسبت به افراد نرمال از توانایی تشخیص و عکس العمل پایین تری برخوردار بوده اند.

جدول ۴: روش های مختلف تشخیص نارساخوانی با استفاده از پردازش

سیگنال های مغزی

مقاله	زبان	Accuracy%
استفاده از LDA و Nb در حالت خواندن مبتنی بر مدل های گرافیکی [۲]	عبری	۸۰
استفاده از Nb و Tree Knn در حالت خواندن مبتنی بر ویژگی های هجی کردن [۳]	مالزیایی	۹۹
استفاده از SVM در هنگام بازی آنلاین مبتنی بر مسائل مرتبط با مؤلفه های آوایی [۴]	انگلیسی	۸۴/۶
استفاده از SVM در حالت خواندن مبتنی بر سیگنال های ERP [۵]	عبری	۸۷/۵۵
استفاده از SVM در حالت خواندن مبتنی بر الگوهای EEG [۶]	انگلیسی	۷۱/۸۸
استفاده از SVM و Knn در حالت خواندن مبتنی بر ویژگی های سیگنال EEG [۷]	هلندی	۹۵/۳۴
استفاده از شبکه عصبی CNN در حالت شنیداری سیگنال EEG [۸]	اسپانیایی	۶۷
استفاده از Ensemble learning در حالت تکلیف VCPT مبتنی بر مؤلفه های ERP	فارسی	۸۷/۵

این عوامل به دلیل تفاوت قابل توجه در تمرکز، مهارت شناخت و آنالیز نارساخوان ها نسبت به افراد نرمال هستند. بنابراین با توجه به اینکه کودکان قبل از دوران تحصیل از مهارت خواندن و نوشتن برخوردار نیستند، مؤلفه های استخراج شده از سیگنال ERP در تکلیف VCPT می تواند به تشخیص دقیق تر نارساخوانی کمک کند.

مراجع

- [1] J. Prabha, A and R. Bhargavi, "Prediction of dyslexia from eye movements using machine learning", *IETE Journal of Research*, pp. 1-10, Jun, 2019.
- [2] Y. Lakretz, G. Chechik, Friedmann, and M. Rosen-Zvi, "Probabilistic graphical models of dyslexia", In *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 1919-1928, August, 2015.
- [3] R. U. Khan, J. L. Cheng, and O. Y. Bee, "Machine learning and Dyslexia: Diagnostic and classification system (DCS) for kids with learning disabilities", *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 3.18, pp. 97-100, 2018.
- [4] L. Rello, E. Romero, M. A. Rauschenberger, A. Williams, J. P. Bigham, and N. C. White, "Screening dyslexia for English using HCI measures and machine learning", In *Proceedings of the 2018 international conference on digital health*, pp. 80-84, April, 2018.
- [5] A. Frid, and L. M. Manevitz, "Features and machine learning for correlating and classifying between brain areas and dyslexia", *arXiv preprint arXiv:1812.10622*, Dec, 2018.

^۱ Dyslexia

^۲ Electroencephalography

^۵ Decision Tree^۶ Naïve Bayesian^۷ Support Vector Machine^۸ Phase Lag Index^۹ Singular Spectrum Analysis^{۱۰} Convolutional Neural Networks^{۱۱} Visual Continuous Performance Task^{۱۲} Task^{۱۳} Trial^{۱۴} GO condition^{۱۵} Artifact^{۱۶} Electrooculography^{۱۷} Electromyography^{۱۸} Epoch^{۱۹} Baseline^{۲۰} Latency^{۲۱} Last Positive Component^{۲۲} Principal Component Analysis^{۲۳} Ensemble learning