به‌کارگیری تحلیل زمان- فرکانس و ماشین همیار درتشخیص خودکار مؤلّفه‌ی P300 جهت ارتباط مغز با رایانه

سیده زهره سیدصالحی[1]، علی مطیع نصرآبادی[2] و وحید ابوطالبی[3]
۱- دانشگاه صنعتی امیرکبیر، پژوهشکده‌ی پردازش هوشمند علائم
۲-گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فنی، دانشگاه شاهد
۳- دانشگاه یزد، پژوهشکده‌ی پردازش هوشمند علائم
نویسنده‌ی عهده‌دار مکاتبات: سیده زهره سیدصالحی

چکیده:

در این مطالعه، به بررسی ضرایب استخراج شده توسط تبدیل موجک Quadratic B-Spline، به‌عنوان یک تحلیل زمان- فرکانس در مقایسه با دسته ویژگی‌های حوزه‌ی زمان (ضرایب AR و ویژگی‌های شکلی- زمانی) و فرکانس (فرکانس‌های میانگین، نما و میانه) بر روی پتانسیل وابسته به‌رخداد مغزی پرداخته شده است. بررسی‌ها روی دادگان II مسابقه BCI2005 انجام شده است. مجموعه ویژگی‌ها با سه معیار مقایسه شده‌اند: معیار تفکیک‌پذیری دیویس بولدین، روش مبتنی برهمبستگی و معیار درصد صحت طبقه‌بندی. با هر سه معیار بهترین نتیجه مربوط به مجموعه ضرایب تبدیل موجک بود. سپس با طبقه‌بندی با یک ماشین همیار مبتنی بر LDA-SVM-MLP و ضرایب تبدیل موجک در مورد سوژه‌ی A در تشخیص سیگنال هدف و غیرهدف به‌طور میانگین برای دادگان آموزش، درصد صحّت تشخیص ۹۷/۶٪ و برای آزمون ۹۴/۲٪ به‌دست آمد. هم‌چنین در مورد سوژه‌ی B نیز نتایج عبارتند از: ۹۸/۲٪ در آموزش و ۹۲/۸٪ در آزمون.

واژه‌های کلیدی: مؤلّفه‌ی P300، ، تبدیل موجک، BCI Speller 2005 و ماشین همیار

۱ - مقدمه

سیگنال‌های مغزی[1] (EEG) حاصل فعالیت بسیاری از سلول‌های مغز هستند. این سلول‌ها مرکز تصمیم‌گیری و صدور تمامی فرمان‌های ارادی و بسیاری از فرمان‌های غیرارادی می‌باشند و نحوه‌ی فعالیت آن‌ها تا حدودی به وضعیت روحی- روانی و شرایطی که فرد در آن به‌سر می‌برد، بستگی دارد. بنابراین از ابتدای کشف این سیگنال‌ها محققان برآن شدند تا با ثبت و پردازش آن‌ها، وضعیت روحی- روانی افراد را تحت‌نظر داشته باشند. پس از اندک زمانی، برخی محققان به این سمت گرایش یافتند که با استفاده از پردازش و تفکیک سیگنال‌های EEG راهی تازه برای ایجاد ارتباط مغز با رایانه[2] (BCI) بیابند. این کاربرد سیگنال EEG به‌خصوص هنگامی که فرد بر اثر بیماری، حادثه و یا به‌طور مادرزادی توانایی حرکت و تکلّم را از دست می‌دهد، مورد توجّه است.

هم اکنون استفاده از تغییرات EEG در اثر حرکت دست یا پا و یا تصور این حرکات و ظاهرشدن پتانسیل‌های پرطرفدارترین مشخّصه‌های EEG به‌عنوان ابزار BCI قرار دارد[۱]. از این میان، پتانسیل‌های برانگیخته با منشاء درونی[3] ازجمله P300 به‌دلیل پایداری، مورد توجّه فراوان قرار گرفته‌اند[۲]. این مؤلّفه به‌دلیل فعّالیت خاصّی از مغز رخ می‌دهد که درنتیجه‌ی حضور یک تحریک غیرمعمول ظاهر می‌شود[۳]. با توجّه به دامنه‌ی کم P300، تشخیص این مؤلّفه از EEG زمینه، مشکل می‌باشد؛ لذا به‌منظور بهبود سیستم‌های مبتنی بر P300 باید روش‌هایی در جهت تشخیص هرچه بهتر این مؤلّفه صورت گیرد[۱]. این بهبود

[1] Electro Encephalograph
[2] Brain Computer Interface
[3] Endogenous

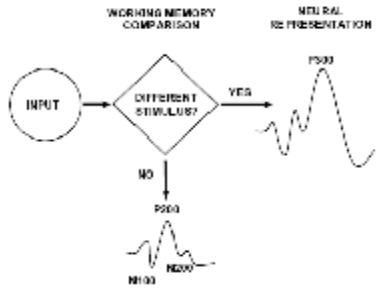
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

در بخش‌های مختلف این سیستم ازجمله در دو بخش استخراج ویژگی و طبقه‌بندی که مورد توجّه این مقاله است، می‌تواند حاصل شود. در این مقاله از دادگان II مسابقه BCI2005 استفاده شده‌است که بر اساس برنامه‌ی P300 Speller ثبت شده‌اند. چند مجموعه ویژگی شامل ویژگی‌های زمانی (ریخت‌شناسی، پارامترهای خودبازگشتی)، فرکانسی (فرکانس‌های نما، میانگین و میانه) و زمان- فرکانسی (ضرایب تبدیل موجک) بررسی شده است. جهت ارزیابی هر مجموعه از ویژگی‌ها، معیار تفکیک‌پذیری در فضای آن ویژگی مدنظر قرار گرفته است. در بررسی قدرت تفکیک‌پذیری از سه روش استفاده شده است. روش اوّل ارزیابی اطلاعاتی مجموعه ویژگی‌ها با معیار *دیویس-بولدین*[1]، روش دوم مبتنی بر همبستگی[2] و روش سوم درصد صحّت در طبقه‌بندی هر مجموعه با یک طبقه‌بندی‌کننده است. در ادامه با استفاده از مجموعه ویژگی منتخب به طبقه‌بندی دادگان با استفاده از یک طبقه‌بندی‌کننده‌ی ترکیبی که یک ماشین همیار[3] متشکل از SVM[6]، LDA[5]، MLP[4] می‌باشد، پرداخته شده است.

۲ - مؤلّفه‌ی P300

P300 که یکی از مؤلّفه‌های پتانسیل‌های وابسته به رخداد[7] (ERP) می‌باشد، هنگامی که مغز در حین پردازش یک سری تحریکات معمول، با یک تحریک غیرمعمول مواجه می‌شود، در سیگنال مغزی ظاهر می‌شود. برخی محققان، معتقدند که برای تولید آن، وظیفه‌ی خاصّی هم برای فرد باید تعریف شود که تنها در پاسخ به تحریک هدف انجام دهد و برخی دیگر این امر را باعث تقویت P300 دانسته‌اند. P300 یک مؤلّفه‌ی فرکانس پایین است که دارای پلاریته مثبت و دامنه‌ی حدود ۱۰ تا ۱۵ میکروولت می‌باشد. در تحریکات شنوایی حدود ۳۰۰ میلی‌ثانیه بعد از اعمال تحریک ظاهر می‌شود که علّت انتخاب نام P300، پلاریته‌ی مثبت و این تأخیر است. البتّه در سایر تحریک‌ها مانند بینایی، این مؤلّفه با تأخیر بیشتری رخ می‌دهد[۴].

شکل (۱) به‌طور نمادین شرحی بر فرآیند *اُدبال*[8] را بر اساس نظریه‌ی به‌روزرسانی مفهوم[9] بیان می‌کند. در این چارچوب، مؤلّفه‌ی P300، بیانگر فعّالیت مغزی در تجدید نظر الگوهای ذهنی القاء شده توسط محرّک ورودی است. بعد از پردازش حسّی اولیه، یک فرآیند مقایسه‌ای توجّه محور، به ارزیابی تحریک اعمال شده در حافظه‌ی کاری می‌پردازد.



شکل ۱: نظریه‌ی به‌روزرسانی مفهوم برای P300[۵]

اگر تغییری در خصوصیات تحریک، تشخیص داده نشود، مدل ذهنی فعلی با الگوی تحریک باقی می‌ماند و فقط پتانسیل‌های تحریک حسّی (N100, P200, N200) ثبت می‌شوند ولی اگر یک تحریک جدید تشخیص داده شود، فرآیند توجّه، تغییر یا به‌روز شدن را تحت کنترل می‌گیرد که این، ملازم با تولید P300 است.

علی‌رغم مطالعات مختلفی که بر روی P300 انجام شده، هنوز نتیجه‌ی واحدی در مورد محلّ تولید آن به‌دست نیامده است. بخشی از مطالعات اولیه بر روی این موضوع به این نتیجه منجر شده بود که بخشی از P300 در ناحیه‌ی میانی-گیجگاهی[10] و در قسمت هیپوکمپوس[11] (که با فراگیری و حافظه در ارتباط است) تولید می‌شود؛ ولی تحقیقات بعدی نشان دادند که هیپوکمپوس تأثیر غیرمستقیم بر P300 دارد و یافته‌های جدید، بیشتر بر تأثیر اتصال گیجگاهی-آهیانه‌ای[12] تأکید می‌کنند که نشان می‌دهد P300 یک فرآیند قشری است[۵].

در مورد ریشه‌ی عملکردی این موج نیز در مجموع مطالعات انجام‌شده نشان داده است که تغییرات در اندازه‌ی P300 نشانی از تخصیص‌دهی منابع توجّه[13] برای پردازش‌های حافظه‌ای است و تأخیر P300 منعکس‌کننده‌ی زمان لازم برای تخصیص منابع و به‌روزسازی[14] حافظه برای یک کار خاص و یک فرد خاص است[۵].

[1] Davies Bouldin
[2] Correlation Based
[3] Committee Machines
[4] Multilayer Perceptron
[5] Linear discriminant analysis
[6] Support Vector Machine
[7] Event Related Potential
[8] Oddball

[9] Context-Updating
[10] Medial-Temporal
[11] Hippocampus
[12] Temporal-Parietal Junction
[13] Attentional Resource Allocation
[14] Updating

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

۳ – به‌کارگیری P300 در سامانه‌ی واسط مغز و رایانه

در موارد مختلفی، از P300 به‌عنوان ورودی سیستم‌های BCI استفاده شده است. ازجمله *پلی‌کاف*[1] و *بیلیس*[2] در تحقیقات جداگانه‌ای از P300 برای طراحی یک سیستم BCI برای افراد کاملاً فلج[3] که قابلیت هیچ‌گونه حرکتی را نداشتند، استفاده کرده‌اند. در روش پلی‌کاف تحریک به‌صورت علامت‌هایی در چهار جهت اصلی نمایش داده می‌شد و فرد در هنگام نمایش جهت مورد نظر، باید کار خاصّی را انجام می‌داد؛ این کار باعث می‌شد که تنها برای این تحریک یک مؤلفه‌ی P300 در پاسخ ظاهر شود که با تشخیص آن می‌توانست به جهت مورد نظر فرد پی‌ببرد. البته با توجّه به نیاز این روش به حداقل تعداد تحریک برای دست‌یابی به یک موج P300 قابل تشخیص، این کار از نظر سرعت زمانی، خیلی کند بود؛ ولی به‌هرحال برای کسی که قابلیت هیچ‌گونه حرکتی را نداشت، می‌توانست مفید باشد[۶].

در تحقیق دیگری *فارول*[4] از فردی معلول خواست که جلوی یک جدول که خانه‌های آن به‌صورت نوری چشمک می‌زد، بنشیند. هر خانه یک کلمه را مشخّص می‌کرد؛ تعدادی از این کلمات ابتدا به فرد معرّفی و در هنگام آزمایش، هر چند ثانیه‌ای به‌صورت ناگهانی یک سطر و یک ستون ماتریس روشن می‌شد. بدیهی است که توجّه فرد به خانه‌ای که در محلّ تلاقی سطر و ستون ماتریس بود، معطوف می‌شد. اگر کلمه واقع در خانه‌ی موردنظر جزء کلمات معرفی شده به فرد بود، سیگنال P300 به نشانه‌ی ادراک فرد بر روی سیگنال EEG ظاهر می‌شد؛ حداکثر نرخ مواردی که در این تحقیق درست تشخیص داده شد، هفت مورد در دقیقه بود[۷].

دونچین[5] نیز در کاری مشابه نشان داد که وقتی به افراد، یک کلمه‌ی معرفی می‌شود و در مرحله بعدی افراد در یک جدول متشکل از کلمات متفاوت همان کلمه را می‌بینند، سیگنال P300 در EEG آن‌ها ظاهر می‌شود؛ بنابراین وجود سیگنال P300 به منزله‌ی ادراک یا تأیید کلمه‌ی مزبور توسط مغز است. هم‌چنین به‌منظور افزایش سرعت انتخاب حروف توسط مغز، چندین الگوی تصویری پیشنهاد داد که در بهترین حالت آن، نرخ تشخیص ۷/۸ کاراکتر در دقیقه، با دقت بالای ۸۰٪ گزارش شده است[۸].

در سال ۲۰۰۳ گروه *وادثورث*[6] دادگانی را که بر مبنای برنامه‌ی P300-Speller، ثبت شده بود، به‌منظور مسابقه BCI2003 در اختیار گذاشت[۹]. گروه‌های مختلفی در این زمینه کار کردند؛ از جمله *بوستانف*[7] با استفاده از تابع موجک و توزیع آماری T-Student روشی جدید برای استخراج ویژگی از ERP معرفی نمود. وی از نمودار دو بعدی *اِسکالوگرام*[8] به‌منظور یافتن مقدار بیشینه P300 استفاده کرد و آن را نیز به مجموعه ویژگی‌ها اضافه نمود[۱۰]. *ننگ‌زو*[9] نیز در دادگان این مسابقه از آنالیز مؤلّفه‌های مستقل[10] (ICA) برای آشکارسازی P300 استفاده کرد تا هم منابع مستقل سیگنال را از هم جدا کند و هم قطعات زمانی مشکوک را از میان بردارد [۱۱]. *کیپر*[11] نیز از SVM با کرنل گوسی استفاده کرد. وی سیگنال ۱۰ کانال را از زمان اعمال تحریک تا ۶۰۰ میلی‌ثانیه بعد را به‌عنوان ویژگی به‌کار برد[۱۲]. *هافمن*[12] در تحقیقی در سال ۲۰۰۵ روش *بوستینگ*[13] را برای آشکارسازی P300 در دادگان BCI2003 بررسی کرد [۱۳].

یانگ‌لیو[14] در مقاله‌ای در سال ۲۰۰۵ روش T-Weighted را برای پردازش اطلاعات عصبی در P300 وابسته به BCI بررسی کرد که در آن از دو سری داده‌ی BCI2003-IIb و BCI2005-II استفاده شده است. نتایج به‌دست آمده روی داده‌ی سال ۲۰۰۳ با ۸ تکرار، در تشخیص کاراکتر، ۱۰۰٪ صحت را نشان می‌دهد و روی داده‌ی سال ۲۰۰۵ با ۱۵ تکرار، صحت ۹۰٪ به‌دست آمده است [۱۴].

ونگ[15] در سال ۲۰۰۵ یک سیستم BCI بر پایه P300 معرفی کرد که این سیستم در دو بخش تشخیص کلمه و کنترل اجسام از راه دور طراحی شده که قادر به تشخیص ۴ تا ۶ کلمه در دقیقه بود [۱۵].

---

[1] Polikoff
[2] Bayliss
[3] Totally Paralyzed
[4] Farwell
[5] Donchin

---

[6] Wadsworth
[7] Bostanov
[8] Scalogram
[9] Neng Xu
[10] Independent Component Analysis
[11] Kaper
[12] Hoffmann
[13] Boosting
[14] Yang Liu
[15] Wang

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

هینک[1] در سال ۲۰۰۷ استفاده از P300 را در RSA[2] پیشنهاد داد. وی برای ایجاد P300 در این سیستم از تحریک شنوایی استفاده کرد[۱۶].

۴ - مشخّصات ثبت داده

دادگان توسط گروه وادثورث و در سیستم BCI2000 ثبت شده‌اند. این سیگنال‌ها از دو فرد A و B ثبت شده‌است که شامل دو دسته‌اند. دسته‌ی اول دارای مؤلّفه‌ی P300 و دسته‌ی دوم فاقد آن هستند. در این آزمایش یک جدول با ابعاد ۶*۶ حاوی ۳۶ کاراکتر مانند شکل (۲) به‌کار رفته است.



شکل۲: ماتریس تحریک برای ثبت دادگان BCI2005 II [۱۷]

یک کاراکتر به‌عنوان مورد هدف توسط آزمایش‌گر تعیین شده است که در بالای جدول نمایش داده می‌شد. در ابتدای ظاهر شدن جدول، تمام حروف به رنگ خاکستری در یک پس زمینه‌ی سیاه نمایان می‌شدند؛ سپس به‌طور تصادفی یک سطر یا ستون روشن می‌شد و به رنگ سفید در می‌آمد؛ این سطر یا ستون به مدت ۱۰۰ میلی‌ثانیه در وضعیت روشن باقی و بعد، ۷۵ میلی‌ثانیه تمام سطرها و ستون‌ها خاموش می‌ماند تا آن‌که سطر یا ستون بعدی به‌طور تصادفی روشن شود، به‌نحوی که قبل از روشن شدن سطر یا ستون تکراری تمام سطرها و ستون‌ها یک بار روشن شده باشند.

بدین ترتیب برای یک دور کامل از آزمایش، ۱۲ تحریک اتفاق می‌افتاد که فقط دو مورد حاوی کاراکتر هدف و درنتیجه مؤلّفه‌ی P300 بود. این آزمایش‌ها برای هر کاراکتر ۱۵ مرتبه تکرار شده است؛ لذا برای هر کاراکتر ۳۰ سیگنال حاوی P300 و ۱۵۰ سیگنال فاقد آن، موجود می‌باشد. در این مقاله از دادگان ۸۵ کاراکتر از مجموعه دادگان آموزش مسابقه برای یک شخص استفاده شده است که در مجموع شامل ۸۵*۳۰ سیگنال P300دار و۱۵۰*۸۵ سیگنال فاقد P300 است. سیگنال‌ها از ۶۴ کانال ثبت شده‌است[۱۷].

۵ - روش‌های پردازشی

۵-۱- پیش‌پردازش‌های انجام شده

به‌منظور آماده‌سازی سیگنال‌ها برای استخراج ویژگی، باید یکسری پردازش‌های اولیه روی سیگنال‌ها اعمال می‌شد که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌شود.

۵-۱-۱- پنجره‌گذاری

همان‌طور که اشاره شد، ثبت سیگنال پشت سرهم با همپوشانی انجام شده است. به‌منظور تفکیک سیگنال مرتبط با هر تحریک و با توجّه به تأخیر بروز مؤلّفه‌ی P300، از سیگنال در بازه‌ی ۱۰۰ تا ۷۰۰ میلی‌ثانیه بعد از اعمال تحریک استفاده شد.

۵-۱-۲- فیلتر کردن

عمده‌ی انرژی مؤلّفه‌ی P300 در فرکانس‌های پایین، متمرکز است. بنابراین فرکانس‌های پایین سیگنال حاوی بیشترین اطلاعات مرتبط با P300 هستند؛ لذا به‌منظور حذف اطلاعات فرکانس بالا که می‌توانند نقش نویز را اعمال کنند و همچنین حذف DC، یک فیلتر میان‌گذر ۰/۵ تا ۸ هرتز به سیگنال اعمال شد. فیلتر انتخاب شده یک فیلتر الیپتیک[3] می‌باشد که از ترکیب دو فیلتر بالاگذر و پایین‌گذر درجه ۳ ساخته شده است.

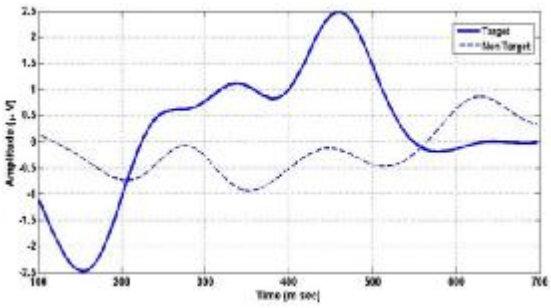
۵-۱-۳- میانگین گیری

از آنجاکه EEG زمینه به‌عنوان نویز در دادگان حاوی P300 عمل می‌کند، لذا مانند دستورالعمل مسابقه‌ی BCI2005 از ۱۵ بار میانگین دادگان استفاده شد. لازم به ذکر است که سیگنال‌های مرتبط با یک کاراکتر و یک نوع تحریک (سطری یا ستونی) میانگین گرفته شده‌اند. شکل (۳) میانگین سیگنال P300دار و فاقد آن را برای دادگان کانال Cz نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌کنید در این تحریک که از نوع بینایی می‌باشد، قله‌ی P300 با تأخیری

[1] Hinic
[2] Robotic Sensor Agents
[3] Eliptic

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

بیشتر از ۳۰۰ میلی‌ثانیه در حدود ۴۶۰ میلی‌ثانیه رخ داده است.



شکل۳: نمایش میانگین دادگان هدف و غیر هدف کانال Cz

۵-۲- استخراج ویژگی

حذف اطلاعات اضافی و استخراج مؤلّفه‌هایی از سگینال که در طبقه‌بندی آن مؤثر است، به‌منظور بالا بردن دقّت طبقه‌بندی لازم می‌باشد. به همین منظور چندین مجموعه ویژگی در حوزه‌های مختلف از سیگنال‌ها استخراج گردیده است.

۵-۲-۱- ویژگی‌های حوزه‌ی زمان

ویژگی‌های شکلی ـ زمانی (ریخت شناسانه)

به‌دلیل شکل نسبتاً مشخص ERPها و ظاهر خاص آن‌ها، ویژگی‌های شکلی- زمانی، ازجمله اولین ویژگی‌هایی هستند که برای تحلیل خودکار این سیگنال‌ها مورد توجّه قرار گرفته‌اند. در این مقاله ۱۲ ویژگی مناسب که هر کدام اطلاعات خاصّی از شکل قله‌ها و تأخیرهای زمانی را بیان می‌کنند، مورد استفاده قرار گرفته است. *کالاتزیس*[1] و همکارانش در یک کار تحقیقی از این مجموعه ویژگی برای آشکارسازی مؤلّفه‌ی P600 درERP استفاده کرده‌اند و نتایج مطلوبی از آن به‌دست آورده‌اند [۱۸]. همچنین در [۴] و[۱۹] نیز این ویژگی‌ها برای تشخیص مؤلّفه‌ی P300 مورد استفاده قرار گرفته‌اند. ویژگی‌های شکلی- زمانی که در این مقاله به‌کار رفته‌اند، به‌صورت زیر تعریف می‌شوند که در رابطه‌ها، منظور از $s(t)$ سیگنال میانگین گرفته شده از ۱۵ ثبت در محدوده ۱۰۰ تا ۷۰۰ میلی‌ثانیه بعد از تحریک می‌باشد.

۱. دامنه[2] : بیشترین مقدار دامنه سیگنال

$$s_{\max} = \max\{s(t)\} \quad (۱)$$

۲. تأخیر[3] : تأخیر قله $s(t)$ یعنی زمانی که بیشینه‌ی دامنه سیگنال رخ می‌دهد.

$$t_{s_{\max}} = \{\ t \mid\ s(t) = s_{\max}\} \quad (۲)$$

۳. نسبت تأخیر به دامنه[4] :

$$t_{s_{\max}} / s_{\max} \quad (۳)$$

۴. عبور از صفر[5]: تعداد مرتبه‌ای که در پنجره‌ی زمانی پیک تا قلّه، $s(t)$ برابر صفر می‌شود.

$$n_{zc} = \sum_{t=t_{s_{\min}}}^{t_{s_{\max}}} \delta(s) \quad (۴)$$

که در آن:

$$\delta(s) = \begin{cases} 1 & if \quad s(t) = 0 \\ 0 & Otherwise \end{cases} \quad (۵)$$

۵. چگالی عبور از صفر[6]: تعداد عبور از صفر در واحد زمان در پنجره‌ی زمانی قلّه تا قلّه.

$$d_{zc} = n_{zc} / t_{pp} \quad (۶)$$

۶. ناحیه‌ی منفی[7]: مجموع مقادیر منفی سیگنال.

$$A_n = \sum_{t=0}^{N} 0.5\ (s(t) - |s(t)|) \quad (۷)$$

۷. مجموع سطوح[8]:

$$A_p = \sum_{t=0}^{N} 0.5\ (s(t) + |s(t)|) \quad (۸)$$

$$A_{pn} = A_p + A_n$$

۸. مجموع قدرمطلق سطوح[9] :

[1] Kalatzis

[2] Amplitude
[3] Latency
[4] Latency Amplitude Ratio
[5] Zero Crossings
[6] Zero Crossing Density
[7] Negative Area
[8] Total Area
[9] Total Absolute Area

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

$$A_{pn} = |A_p| + |A_n| \quad (۹)$$

۹. متوسط قدرمطلق شیب سیگنال[1]:

$$|\bar{\dot{s}}| = \frac{1}{n}\sum_{t=0}^{N-\tau}\frac{1}{\tau}|s(t+\tau) - s(t)| \quad (۱۰)$$

۱۰. دامنه‌ی قلّه تا قلّه سیگنال[2]: دامنه پیک بیشینه و کمینه سیگنال.

$$pp = s_{\max} - s_{\min} \quad (۱۱)$$

۱۱. پنجره زمانی قلّه تا قلّه[3]:

$$t_{pp} = t_{s_{\max}} - t_{s_{\min}} \quad (۱۲)$$

۱۲. شیب قلّه تا قلّه[4]:

$$\dot{s}_{pp} = \frac{pp}{t_{pp}} \quad (۱۳)$$

پارامترهای خودبازگشتی

این پارامترها، ضرایب مدل تخمین زده شده‌ی نمونه‌هایی از سیگنال هستند که از آن‌ها به‌عنوان ویژگی‌های سیگنال می‌توان استفاده کرد. این روش به تخمین سیگنال n عددی با توجّه به p نمونه از داده‌های قبلی سیگنال می‌پردازد که به‌صورت رابطه‌ی زیر نمایش داده می‌شود:

$$y(n) = \sum_{i=1}^{p} a_i Y(n-i) + e(n) \quad (۱۴)$$

$$\hat{y}(n) = -\sum_{i}^{p} a_i\, y(n-i) \quad (۱۵)$$

که در رابطه‌ی فوق p درجه‌ی مدل و $y(n)$ سیگنال اصلی و $\hat{y}(n)$ سیگنال تخمین زده شده است. مزیت این ویژگی‌ها در کنار ویژگی‌های فرکانسی سیگنال این است که اولاً تعداد این ویژگی‌ها با توجّه به درجه‌ی مدل، محدود می‌شود و دوم این‌که بیانی از روابط اصلی بین مقادیر سیگنال را نشان می‌دهد که تا حدود زیادی شامل نویزهای موجود در سیگنال نمی‌شود. ضرایب فوق در اینجا با روش *یول‌واکر*[5] محاسبه شده که $p = 6$ در نظر گرفته شده است[۲۰].\

۵-۲-۲- ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس

برخی محققان اعتقاد دارند که از طریق پردازشERP در حوزه‌ی فرکانس، می‌توان به اطلاعات مفیدی رسید. برخی از جمله *بشار*[6] معتقدند که ERP نیز مانند EEG حاصل یک سری فعالیت‌های انجام شده در باندهای مختلف فرکانسی (دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما) است که هرکدام از این باندها به بخش خاصّی از فعالیت مغزی مربوط‌اند و در واقع مؤلّفه‌های عملکردی ERP را می‌سازند[۲۱]. در [۲۲] از سه مشخّصه‌ی حوزه‌ی فرکانس یعنی: فرکانس نما، فرکانس میانگین و فرکانس میانه جهت طبقه‌بندی سیگنال‌های برانگیخته‌ی بینایی وابسته به تحریک، استفاده شده است و دلیل مناسب بودن آن‌ها، توانمندی‌شان در مشخّص کردن تغییر توزیع انرژی سیگنال در باندهای فرکانسی بیان گردیده است. این سه مشخصه‌ی فرکانسی، مطابق روابط زیر پیاده‌سازی شده‌اند:

فرکانس نما[7]

f_{mode} فرکانسی است که بیشترین مقدار را در چگالی طیف توان سیگنال داشته باشد. در واقع بیشترین دامنه در نمودار چگالی طیف توان، مربوط به فرکانس نما خواهد بود.

$$S(f_{mode}) = \underset{f}{Max}\{S(f)\} \quad (۱۶)$$

که در این رابطه، S چگالی طیف توان سیگنال و f فرکانس است.

فرکانس میانه[8]

f_{median} به میانه وزنی فرکانس‌های موجود در چگالی طیف توان اطلاق می‌شود که برای به‌دست‌آوردن آن از رابطه‌ی (۱۷) استفاده می‌شود :

$$\int_0^{f_{median}} S(w)dw = \int_{f_{median}}^{\infty} S(w)dw \quad (۱۷)$$

فرکانس میانگین[9]

به میانگین وزنی فرکانس‌های موجود در چگالی طیف توان سیگنال گفته می‌شود که از رابطه‌ی زیر قابل محاسبه است:

[1] Average Absolute Signal Slope
[2] Peak to Peak Amplitude
[3] Peak to Peak Time Window
[4] Peak to Peak Slope
[5] Yule-Walker
[6] Basar
[7] Mode
[8] Median
[9] Mean

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

$$f_{mean} = \frac{\int_0^{\infty} f \,.\, S(f)\, df}{\int_0^{\infty} S(f)\, df} \qquad (۱۸)$$

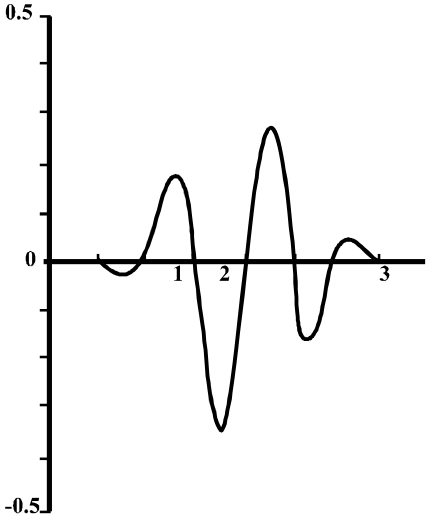
۵-۲-۳- ویژگی‌های حوزه‌ی زمان- فرکانس

تجزیه‌ی سیگنالERP به مؤلّفه‌های غیرهمبسته‌ی زمان- فرکانسی که دارای الگوی خاص در کانال‌های مختلف مغزی می‌باشند، نشان‌دهنده‌ی زیرپردازش‌های[1] درگیر در طی تولید P300 می‌باشد که در دوره‌های زمانی همپوشان در باندهای مختلف فرکانسی بروز می‌کنند، لذا پردازش‌های زمانی قادر به تشخیص آن‌ها نیستند. به‌همین دلیل ویژگی‌های زمان- فرکانسی مطرح می‌شوند که از میان آن‌ها ضرایب تبدیل موجک گسسته پیشنهاد می‌شود[۲۳]. در این تبدیل، دو دسته تابع مقیاس و موجک مطرح است. توابع موجک، شکل موج‌هایی هستند که دارای دوره‌ی مؤثر محدود و مقدار میانگین صفر می‌باشند. اساس این تبدیل شکستن سیگنال به مجموعه‌ای از این موجک‌های شیفت‌یافته و مقیاس یافته از یک موجک اصلی (موجک مادر) می‌باشد. موجک مادر از تابع خاصّی پیروی نمی‌کند، لذا می‌توان اشکال مختلفی با توجّه به شکل سیگنال طراحی کرد که این مزیت تبدیل موجک نسبت به سایر تبدیل‌هاست[۲۴].

تبدیل موجک Quadratic B_Spline

آدم‌اگلو[2] در گزارش تحقیقی که بر روی خواص و کاربرد تبدیل موجک B-Spline انجام داده است[۲۵]، ضمن اشاره به خواص مفید B-Splineها، ازجمله محلّی‌سازی زمان- فرکانسی تقریباً بهینه، نیمه‌متعامد بودن[3] و پشتیبانی فشرده‌ی[4] آن را به‌خاطر شباهت تابع مادرش به پتانسیل‌های عمل و همچنین شکل غیرمتقارنش، برای کار با ERPها مناسب دانسته است. نمایی از این موجک در شکل(۴) آورده شده است.

دمیرالپ[5] نیز در تحقیقی که بر روی مؤلّفه‌های مختلف فرکانسی موج P300 انجام داده است، از این تبدیل موجک استفاده کرده و خواص آن را مناسب ارزیابی نموده است[۲۶]. بنابراین در این تحقیق نیز برای تجزیه‌ی سیگنال به مؤلّفه‌های زمان- فرکانسی، این نوع تبدیل موجک با استفاده از ضرایب فیلترهای سازنده‌ی آن که در [۲۵] آمده است، پیاده‌سازی شده و مورد استفاده قرار گرفته است.



شکل۴: موجک Quadratic B_Spline [۲۵].

به‌منظور تجزیه‌ی سیگنال، از روش کدکردن زیربانده‌ی[6] استفاده شد. روش به این صورت است که از قسمت فرکانس بالا به طرف پایین، عمل فیلتر کردن صورت می‌گیرد. یعنی ابتدا نیمه‌ی بالایی طیف، جدا می‌شود، سپس نیمه‌ی پایین، خود به دو قسمت تبدیل می‌شود و این روند ادامه می‌یابد. باید توجّه داشت که تعداد نمونه‌ها در این فرآیند دو برابر اندازه‌ی طیف است؛ پس لازم است که در هر مرحله نرخ نمونه‌برداری نصف شود. شکل(۵) الگوریتم را نمایش می‌دهد[۲۷].

در این مقاله، تجزیه‌ی سیگنال تا ۵ سطح صورت گرفت که ۶ مجموعه ضریب به‌دست آمد؛ امّا با توجّه به محدوده‌ی فرکانسی سیگنال، فقط از ۵ ضریب میانی باندهای دلتا و تتا در سطح پنجم به‌عنوان ویژگی استفاده شد.

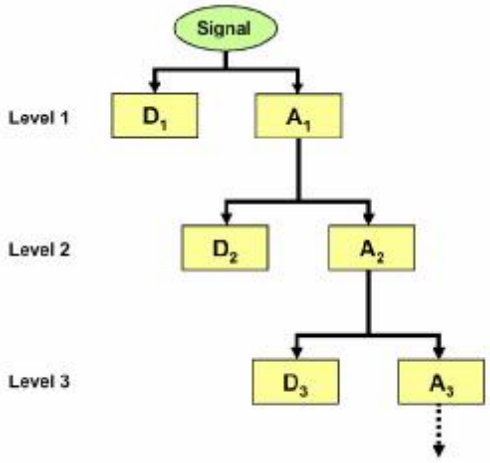
۵-۳- ارزیابی ویژگی‌ها

یک دسته ویژگی بهینه، لزوماً مجموعه‌ای متشکل از ویژگی‌هایی که تک‌تک مناسب‌اند، نیست؛ چرا که این مجموعه ممکن است به علّت همپوشانی در اطلاعات، درکل، اطلاعات بیشتری از مجموعه‌ای کوچک‌تر نداشته باشد. همچنین اضافه کردن یک ویژگی غیرمناسب به یک دسته ویژگی بهینه، شاید با افزودن اطلاعات غیرتکراری همراه

[1] Sub Process
[2] Ademoglu
[3] Semiorthogonality
[4] Compact Support
[5] Demiralp
[6] Sub-Band Coding

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

باشد؛ لذا در اینجا به‌منظور بررسی دسته ویژگی‌های مطرح شده، روش‌هایی اخذ شده است که قادر به ارزیابی گروهی ویژگی‌ها باشند.



شکل۵: مراحل تبدیل موجک گسسته

۵-۳-۱- معیار دیویس بولدین

یکی از معیارهایی که برای ارزیابی گروهی ویژگی‌ها به‌کار گرفته می‌شود، بررسی میزان پراکندگی دسته‌هاست. عموماً در یک مسئله طبقه‌بندی مناسب‌ترین حالت زمانی رخ می‌دهد که هر طبقه دارای توزیع متمرکز و مجموع طبقه‌ها در فضای کلی دارای توزیع دور از هم باشند؛ در بررسی توزیع‌های چند طبقه‌ای یکی از روش‌ها، معیار دیویس بولدین است که تعریف می‌شود:

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{D_{ij}} \qquad (۱۹)$$

S_i و S_j اندازه‌ی پراکندگی دو دسته و در واقع اندازه‌ی بردار واریانس داخل هر دسته هستند. D_{ij} اختلاف بین میانگین دو دسته است.

$$DB = (1/k)\sum_{i=1}^{k} Max(R_{ij}) \qquad (۲۰)$$

هرچه مقدار معیار دیویس بولدین بیشتر باشد، تفکیک‌پذیری دسته‌ها پایین‌تر است[۲۸].

۵-۳-۲- روش مبتنی بر همبستگی

این روش بر اساس این اصل عمل می‌کند که مجموعه ویژگی خوب، مجموعه‌ای است که ویژگی‌های آن بیشترین همبستگی را با طبقه‌ی خود داشته و ویژگی‌های آن مجموعه با یکدیگر، کمترین همبستگی را داشته باشند؛ بنابراین سعی می‌کند متغییر M_s را بیشینه کند. مجموعه‌ی انتخابی را با s مشخص می‌کنند.

$$M_s = \frac{k.\bar{r}_{cf}}{\sqrt{k + k.(k-1).\bar{r}_{ff}}} \qquad (۲۱)$$

که در آن k تعداد ویژگی‌های مجموعه‌ی s است. $\bar{r}_{cf}$ میانگین همبستگی بین ویژگی‌ها و برچسب دسته‌هاست و $\bar{r}_{ff}$ میانگین خودهمبستگی بین ویژگی‌هاست[۲۹].

۵-۳-۳- روش مبتنی بر نتایج طبقه‌بندی‌کننده

در این روش که معمولاً برای مقایسه‌ی دسته‌ویژگی‌های مختلف به‌کار گرفته می‌شود، هر دسته ویژگی به‌صورت جداگانه به یک طبقه‌بندی‌کننده‌ی واحد داده شده است و دقت حاصل از طبقه‌بندی در خروجی محاسبه می‌گردد. با توجّه به ثابت بودن طبقه‌بندی‌کننده، کارآیی بهتر به‌دست آمده در هر کدام از حالت‌ها را می‌توان به مناسب‌تر بودن دسته ویژگی ورودی نسبت داد. در این مقاله از آنالیز تفکیک خطی[1] (LDA) به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده استفاده شده است. این روش به‌خاطر پیاده‌سازی نسبتاً ساده و عدم نیاز به اطلاعات جنبی خاص و تنظیم پارامترهای مختلف، معمولاً جزء اولین گزینه‌های پیشنهادی در مسائل طبقه‌بندی می‌باشد.

۵-۴- طبقه‌بندی کننده

۵-۴-۱- ماشین همیار[2]

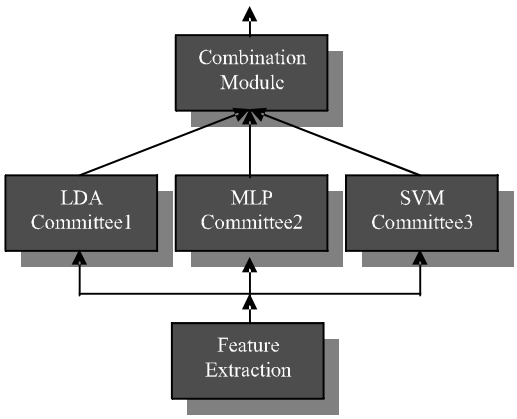
پیشنهاد استفاده از ماشین‌های همیار اولین بار در ۱۹۹۰ مطرح شد و در سال‌های اخیر نیز روش‌های مختلفی در مورد آن مطرح شده است. ماشین همیار ترکیبی از چند طبقه‌بندی‌کننده است که از ترکیب نتایج فردی آن‌ها نتیجه‌ی نهایی به‌دست می‌آید. شرایط این طبقه‌بندی

[1] Linear Discriminant Analysis
[2] Committee Machines

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

کننده‌ها از جنبه‌های مختلف مانند دادگان آموزش، شرایط اولیه یا نوع طبقه‌بندی‌کننده می‌تواند متفاوت باشد.
ماشین‌های هیمار می‌توانند کارآیی بهتری در تشخیص دادگان آزمون نسبت به تشخیص فردی ارائه دهند، چراکه با انتخاب یک ترکیب مناسب با عدم همپوشانی خطا، خطاهای طبقه‌بندی‌کننده‌های فردی می‌تواند در ترکیب آن‌ها پنهان شود[۳۰]. در این مقاله از ترکیب سه طبقه‌بندی‌کننده‌ی LDA, MLP, SVM که با دادگان آموزش یکسان تعلیم می‌بینند، استفاده شده است[۳۱]. شکل (۶) ساختار مربوطه را نشان می‌دهد. نحوه‌ی محاسبه‌ی خروجی این ترکیب مطابق رابطه‌ی (۲۲) است:

$$Class(x) = \arg\max_{j} \sum_{i=1}^{M} g_i . f_{i,class} = j(x) \qquad (۲۲)$$



شکل۶: ساختار ماشین هیمار به‌کار رفته[۳۱].

که در آن $f_{i,class}$ خروجی طبقه‌بندی‌کننده iام است که اگر نمونه‌ی x را متعلق به دسته jام تشخیص داده باشد، مقدار آن یک و در غیراین‌صورت صفر می‌باشد. g_i مقدار وزنی است که برای ارزش تصمیم طبقه‌بندی‌کننده‌ی jام فرض می‌شود که در این مقاله برای هر سه طبقه‌بندی‌کننده‌ی یکسان فرض شده است [۳۲].

آنالیز تفکیک خطی (LDA)

روش فوق یک طبقه‌کننده‌ی آماری می‌باشد. در این روش، طبقه‌بندی با یک تبدیل خطی توسط ماتریس وزن‌ها صورت می‌گیرد؛ این وزن‌ها با هدف بیشینه‌کردن پراکندگی بین کلاس‌ها و کمینه‌کردن پراکندگی درون کلاسی تعیین می‌شوند[۳۳].

شبکه‌ی عصبی چند لایه‌ی پس انتشار خطا (MLP)

این شبکه را می‌توان ترکیبی از چند شبکه‌ی تک لایه پرسپترون دانست که هر لایه می‌تواند از تعداد نرون و توابع متفاوت تشکیل شود. در این مقاله از شبکه‌ی یک لایه‌ی پنهان با دو نرون استفاده شده است. الگوریتم پس انتشار خطا که تعمیمی از الگوریتم LMS[1] است جهت آموزش این شبکه به‌کار رفته است. این الگوریتم در مسیر برگشت به تعدیل وزن‌های شبکه برای رسیدن به نقطه‌ی مطلوب که همراه با کاهش خطای خروجی است، می‌پردازد[۲۰].

ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)

SVMها برای جداسازی دادگان تفکیک‌پذیر خطی و غیرخطی به‌کار می‌روند. در جداسازی دادگان غیرخطی جداناپذیر، ویژگی اصلی آن‌ها انتقال داده‌ها به فضایی با ابعاد بیشتر می‌باشد که در آن امکان تفکیک‌پذیری خطی دادگان وجود دارد. این عمل توسط تابع کرنل صورت می‌گیرد که در این مقاله با توجّه به کارهای مشابه از کرنل گوسی استفاده شد[۲۴].

نحوه‌ی ارزیابی نتایج طبقه‌بندی کننده

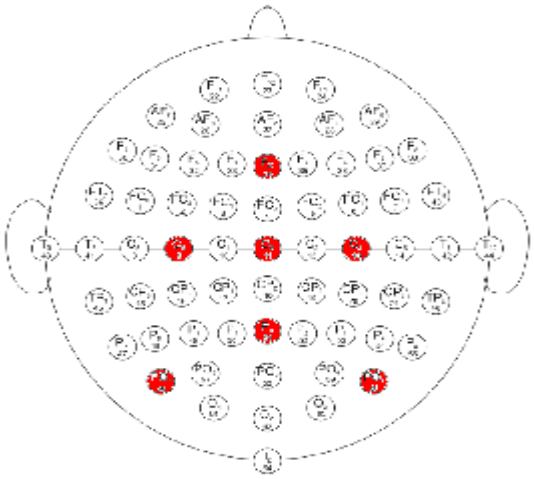
به‌منظور اطمینان از نتایج، روش اعتبارسنجی۱۰ بار ۱۰ دسته[2] به‌کار رفت. در این روش، دادگان به ۱۰ قسمت مساوی تقسیم و در هر مرحله یک دسته برای آزمون کنار گذاشته شده است و با ۰/۹ دیگر آموزش انجام شد. میانگین نتایج این ۱۰ بار طبقه‌بندی به‌عنوان نتیجه‌ی نهایی در نظر گرفته شد[۳۴].

۶ – پیاده‌سازی و نتایج

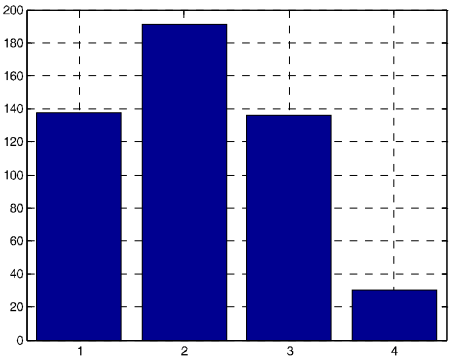
به‌منظور بررسی روش ارائه شده، از دادگان ۷ کانال PO7, PO8, Fz C3, Cz, C4, Pz استفاده شد. این‌ها کانال‌های مشترک دو فرد A,B می‌باشد که توسط نفر دوم مسابقه BCI2005 پیشنهاد شده است[۱۷]. موقعیت این الکترودها در شکل (۷) نشان داده شده است.
در گام اول بعد از انجام پیش‌پردازش‌های ذکر شده برای سیگنال‌ها، ویژگی‌های معرفی شده استخراج گردید. ابتدا مقدار دیویس بولدین برای هر دسته ویژگی محاسبه گردید.

[1] Least Mean Squares
[2] 10 Times 10 Folds Cross-Validation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]



شکل۷: موقعیت الکترودهایی که از سیگنال‌های آن‌ها استفاده شده است[۳۴].



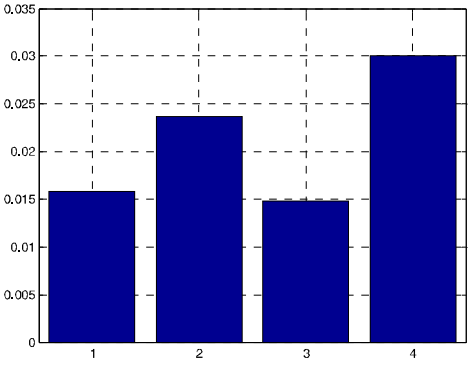
شکل۸: نمودار مقایسه‌ی نسبی مقادیر دیویس بولدین برای هر دسته ویژگی

شکل (۸) مقایسه‌ای بین مقادیر دیویس بولدین دسته ویژگی‌ها می‌باشد که جدول (۱) ویژگی‌های مرتبط با هر ستون نمودار را نشان می‌دهد. همان‌طور که نمودار شکل (۸) نشان می‌دهد در بین این ۴ دسته ویژگی، ضرایب تبدیل موجک کمترین و پارامترهای خودبازگشتی بیشترین مقدار دیویس بولدین را دارند؛ لذا بر اساس این معیار، ضرایب تبدیل موجک، بیشترین تفکیک‌پذیری را برای این سیگنال‌ها فراهم می‌کنند.

جدول(۱) ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال

شماره	ویژگی
۱	شکلی ـ زمانی
۲	پارامترهای خودبازگشتی
۳	فرکانس‌های بیشینه، میانه، میانگین
۴	ضرایب تبدیل موجک Quadratic B_Spline

دومین روش، ارزیابی مبتنی بر همبستگی می‌باشد که متغیر M_s برای ۴ دسته ویژگی محاسبه شد. شکل (۹) این مقادیر را نشان می‌دهد.



شکل۹: نمودار مقایسه‌ی نسبی مقادیر M_s برای هردسته ویژگی

آنچه که نمودار شکل (۹) نشان می‌دهد، مبنی بر مقدار بیشینه M_s برای ضرایب تبدیل موجک می‌باشد.

معیار سوم برای ارزیابی دسته ویژگی‌ها، مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندی با LDA است. در جدول (۲) این نتایج آورده شده است. نتایج جدول (۲) نیز قابلیت ضرایب تبدیل موجک را در ایجاد یک فضای قابل تفکیک برای سیگنال‌های حاوی P300 و فاقد آن تأیید می‌کند؛ لذا این مجموعه ویژگی در مقایسه با سه ویژگی دیگر مناسب‌تر ارزیابی شد و برای مرحله‌ی طبقه‌بندی نهایی مورد استفاده قرار گرفت.

جدول(۲): مقایسه‌ی دسته ویژگی‌های مختلف در طبقه‌بندی با LDA برای دادگان چند کاناله

دسته ویژگی	درصد صحت آموزش		درصد صحت آزمایش	
	غیرهدف	هدف	غیرهدف	هدف
۱	۷۲/۸±۰/۶	۷۵/۵±۱/۸	۶۸/۴±۵/۱	۵۷/۰±۹/۶
۲	۹۵/۵±۱/۱	۶۳/۷±۲/۰	۵۷/۷±۲/۶	۴۷/۶±۱۲/۵
۳	۶۵/۹±۱/۱	۷۵/۵±۳/۱	۵۴/۸±۵/۳	۴۵/۲±۱۱/۴
۴	۹۴/۵±۰/۴	۶۹/۳±۰/۷	۹۲/۴±۲/۳	۹۲/۳±۶/۲

همان‌طور که اشاره شد، طبقه‌بندی‌کننده‌ی به‌کار رفته دارای یک ساختار ترکیبی متشکل از MLP, SVM, LDA می‌باشد؛ در این ساختار لازم است که ابتدا هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها آموزش داده شوند. با توجّه به تعداد بیشتر دسته‌ی فاقد P300 و به‌منظور آموزش یکسان هر دو دسته توسط طبقه‌بندی‌کننده‌ها، لازم است بین دادگان هر

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

دو دسته، توازن برقرار شود. لذا هر بار بعد از تفکیک دادگان آزمایش، در مجموعه‌ی آموزش، دادگان P300دار ۴بار تکرار شدند. بعد از این مرحله، دادگان به گونه‌ای هنجارسازی شد که میانگین و واریانس در ستون مربوط به هر ویژگی به ترتیب ۰ و ۱ گردید. ماتریس لازم برای هنجارسازی دادگان آزمون نیز از دادگان آموزش به‌دست آمد. در مرحله‌ی آموزش طبقه‌بندی‌کننده‌ها، به‌منظور اطمینان از آموزش MLP و همچنین تنظیم پارامترهای SVM، ۰/۱ دادگان آموزش به‌عنوان داده‌ی اعتبارسنجی به‌کار رفت.

در جداول (۳) و (۴) نتایج طبقه‌بندی فردی طبقه‌بندی‌کننده‌ها و ترکیب آن‌ها برای هر دو سوژه‌ی مسابقه، A و B، آورده شده است. در مورد سوژه‌ی A از این ساختار ترکیبی در تشخیص سیگنال هدف و غیرهدف به‌طور میانگین در دادگان آموزش درصد صحت تشخیص ۹۷/۶٪ و در آزمون ۹۴/۲٪ به‌دست آمد. در مورد سوژه‌ی B نیز نتایج عبارتند از ۹۸/۲٪ در آموزش و ۹۲/۸٪ در آزمون.

جدول(۳): مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندی ضرایب تبدیل موجک برای سوژه‌ی A

طبقه‌بندی کننده	درصد صحت آموزش		درصد صحت آزمایش	
	غیرهدف	هدف	غیرهدف	هدف
LDA	۹۴/۰±۰/۶	۹۶/۰±۱/۰	۹۲/۷±۲/۷	۹۰/۰±۷/۹
MLP	۹۸/۷±۰/۴	۹۹/۲±۰/۴	۹۵/۶±۲/۵	۹۰/۰±۷/۹
SVM	۹۶/۳±۰/۲	۹۷/۶±۰/۵	۹۴/۵±۳/۱	۸۸/۸±۹/۰
COMMITTEE	۹۷/۲±۰/۲	۹۸/۰±۰/۸	۹۵/۴±۶/۲	۹۳/۰±۶/۲

جدول(۴): مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندی ضرایب تبدیل موجک برای سوژه‌یB

طبقه‌بندی کننده	درصد صحت آموزش		درصد صحت آزمایش	
	غیرهدف	هدف	غیرهدف	هدف
LDA	۹۴/۵±۰/۷	۹۵/۰±۰/۹	۹۳/۰±۲/۲	۹۰/۰±۱۰/۰
MLP	۹۵/۷±۳/۶	۹۸/۴±۰/۵	۹۱/۶±۶/۲	۸۹/۴±۹/۹
SVM	۹۸/۰±۰/۴	۹۹/۰±۰/۴	۹۵/۸±۲/۴	۸۷/۰±۹/۵
COMMITTEE	۹۷/۵±۰/۶	۹۹/۰±۰/۵	۹۵/۵±۲/۷	۹۰/۰±۸/۷

۷ – بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جهت تفکیک سیگنال‌های حاوی P300 و فاقد آن به‌منظور به‌کارگیری در سامانه‌های ارتباط مغز با رایانه ارائه گردید. به‌منظور حصول نتیجه‌ای مناسب در یک چنین سامانه‌ای، لازم بود تا فضای نسبتاً قابل تفکیکی برای سیگنال‌ها فراهم شود؛ چراکه سیگنال خام همراه با اطلاعات اضافه‌ای است که علاوه بر پایین آوردن سرعت می‌تواند باعث سردرگمی طبقه‌بندی‌کننده گردد؛ بدین‌منظور چند دسته ویژگی که در کارهای مشابه استفاده شده بود، استخراج گردید؛ سپس این چهار دسته ویژگی توسط سه معیار مورد ارزیابی قرار گرفتند. معیار دیویس بولدین که توزیع طبقه‌ها را در فضای ویژگی بررسی می‌کند، ضرایب تبدیل موجک را مناسب‌تر ارزیابی کرد. همچنین معیار مبتنی بر همبستگی نیز ضرایب تبدیل موجک را دارای بیشترین همبستگی با طبقه‌ی خود و در عین‌حال حداقل همبستگی با طبقه‌ی مقابل معرفی کرد. در روش سوم نیز که با یک LDA به طبقه‌بندی دادگان پرداخته شد، نتایج طبقه‌بندی ضرایب تبدیل موجک به نسبت سه دسته‌ی دیگر به‌طور قابل توجّهی بالاتر بود. با توجّه به نتایج این سه معیار، ضرایب تبدیل موجک به‌عنوان دسته‌ویژگی مناسب‌تر انتخاب شد؛ این ضرایب، مستقل از دادگان، دارای یک عدم همبستگی ذاتی که ناشی از متعامد بودن آن‌هاست، می‌باشند؛ درنتیجه بار اطلاعات مفید آن‌ها افزایش یافته است[۲۹]. هم‌چنین این مجموعه با نمایش هم‌زمان حوزه‌ی زمان و فرکانس از سیگنال‌ها، به شکل مناسبی فضای قابل تفکیکی بین سیگنال‌های P300دار و بدون P300 فراهم کرده است.

در بخش دوم کار، بعد از انتخاب یک دسته ویژگی مناسب، به‌منظور طبقه‌بندی، ترکیب SVM, MLP, LDA استفاده شد. در این ترکیب ابتدا هر طبقه‌بندی‌کننده در مورد داده‌ی ارائه شده به‌طور فردی تصمیم گرفته و سپس با رأی‌گیری از این سه نتیجه، تصمیم نهایی گرفته شد. این روش کمک می‌کند بخشی از خطای فردی طبقه‌بندی‌کننده‌ها در این رأی‌گیری پنهان شود و نتایج بهبود یابد. نتایج جداول (۳) و (۴) نیز مؤید همین مطلب است.

۸ – پیشنهادها

با توجّه به مطرح شدن تئوری جدیدی توسط *بشار*[1] [۳۵] و بیان تحلیل زمان- فرکانس به‌عنوان یک استراتژی جدید در بررسی سیگنال‌های برانگیخته در سال ۲۰۰۱ [۲۱]، می‌توان نتایج مناسب این مقاله در بخش ارزیابی دسته ویژگی‌ها را

[1] Basar

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

در تأیید این نظریه بیان کرد.

بررسی انواع موجک در تحلیل مناسب‌تر پتانسیل‌های برانگیخته، و به‌صورت خاص، مؤلفه‌ی P300 پتانسیل وابسته به رخداد را در ادامه‌ی کار می‌توان پیشنهاد کرد. موضوع دیگر که لازم است مورد توجّه قرار گیرد، پرداختن به مؤلّفه یا زیرمؤلّفه‌هایی از پتانسیل‌های برانگیخته است که به‌صورت شکلی- ظاهری همچون P300 در حوزه‌ی زمان قابل مشاهده نیستند؛ اما به‌صورت ثابتی در انواع تحریک‌ها بروز کرده و توسط ضرایب حوزه‌ی زمان-فرکانس قابل نمایش و بررسی هستند.

در بخش ترکیب طبقه‌بندی‌کننده‌ها، بررسی سایر روش‌های ترکیب با معیار همپوشانی خطای کمتر، توصیه می‌شود. از آنجا که هدف این کار مقایسه‌ی دسته ویژگی‌ها و مطرح نمودن دسته حوزه‌ی زمان- فرکانس بوده است، بهتر است علاوه بر ارزیابی کلی دسته ویژگی‌ها، ترکیب ویژگی‌ها را متناسب با هر طبقه‌بندی‌کننده، بهینه نمود و در ترکیب برای هر طبقه‌بندی‌کننده، دسته ویژگی بهینه‌ی خودش را استفاده نمود.

۱- مراجع

[۱] واقفی، مهسا؛" بررسی روش‌های مبتنی بر موجک در ارتقای نتایج واسط مغز -کامپیوتر ،" سمینار کارشناسی ارشد، ، دانشگاه شاهد،۱۳۸۶.

[۲] عطری، فرید؛"استخراج و پردازش EEG متأثر از بیوفیدبک جهت ارسال حروف الفبای مورد توجّه فرد،" پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران،۱۳۸۵.

[۳] ابوطالبی، وحید؛ مرادی، محمدحسن؛ خلیل‌زاده، محمدعلی؛ " تشخیص مؤلّفه‌های شناختی در سیگنال‌های مغزی با استفاده از ضرایب ویولت" مجله‌ی مهندسی پزشکی، دوره‌ی اول، شماره‌ی اول، ص‌ص. ۲۵-۴۶، ۱۳۸۳.

[۴] ابوطالبی، وحید؛ "تجزیه و تحلیل مؤلّفه‌های شناختی سیگنال الکتریکی مغز و کاربرد آن در دروغ‌سنجی،" پایان‌نامه‌ی دکترای، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۵.

[5] Polich, J." Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b," ELSEVIER Trans, Clinical Neurophysiology, vol. 118, pp. 2128–2148,2007

[6] Polikoff, J. B; Bunnel, H. T; Borkowski, W. J; "Toward a P300_based Computer Interface," Applied Science and Engineering Laboratories, A. I. duPont Institute,Wilmington.Available: www.asel.udel.edu/speach/reports/resna95 /p300.pdf

[7] Farwell, L. A; Donchin, E; "Talking of top of your head: Toward a mental prostethis utilizing event-related brain potentials," Electroencep-halogr and Clin Neurophy, vol.70, pp.510-523, 1988.

[8] Donchin, E.; Spencer, K.M.; Wijensinghe, R.; "The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of A P300-Based Brain-Computer Interface," IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 8, pp. 174-179, 2000.

[9] BCI Competition 2003. ida.first.fraunhofer.de /projects/bci/competition_ii/

[10] Bostanov, V.; "BCI Competition 2003—Data Sets Ib and IIb: Feature Extraction From Event-Related Brain Potentials With the Continuous Wavelet Transform and the t-Value Scalogram," IEEE Trans, Biomed. Eng., vol. 51, no. 6,pp.1057-1061, June 2004

[11] Xu, N.; Gao, X.; Hong, B.; Miao, X.; Gao, S.; Yang, F.; "BCI Competition 2003_data Set IIb: enhancing P300 wave detection using ICA based subspace projections for BCI applications," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 51, no. 6, pp. 1067–1072, June 2004.

[12] Kaper, M.; Meinicke, P.; Grossekathoefer, U.; Lingner, T.; Ritter, H.; "BCI competition 2003—data set IIb: support vector machines for the P300 speller paradigm," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 51, no. 6, pp. 1073–1076, June 2004

[13] Hoffmann, U.; Garcia, G.; Vesin, J.M.; Diserens, K.; Ebrahimi, T.; "A Boosting Approach to P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces," IEEE Conf., pp.97 -100,2005.

[14] Liu, Y.; Zhou, Z.; Hut, D.; Dong, G.;" T-weighted Approach for Neural Information Processing in P300 based Brain-Computer Interface," IEEE Conf., pp.1535-1539,2005.

[15] Wang, C.; Guan, C.; Zhang, H.; "P300 Brain-Computer Interface Design for Communication and Control Applications," IEEE Conf., pp.5400 -5403, 2005.

[16] Hinic, V.; Petriu, E.; Whalen, T.; "Human-Computer Symbiotic Cooperation in Robot-Sensor Networks," IEEE Conf., pp.1-6, 2007.

[17] BCI Competition 2005, ida.first.fraunhofer.de/ projects/bci/competition_iii/

[18] Kalatzis, I.; Piliourasa, N.; Ventourasa, E.; Papageorgioub, C.C.; Rabavilas, A.D.; Cavourasa, B.D.; "Design and implementation of

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

an SVM-based computer classification system for discriminating depressive patients from healthy controls using the P600 component of ERP signals", Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 75, pp.11-22, 2004.

[۱۹] محمدیان، امین؛ ابوطالبی، وحید؛ " طبقه‌بندی تک‌ثبت سیگنال‌های ERP به‌منظور آشکارسازی تحریک هدف" مجله‌ی پژوهشکده‌ی پردازش هوشمند علائم، شماره‌ی اول، پیاپی پنجم، ص‌ص. ۳-۱۲، ۱۳۸۵.

[۲۰] محمدیان، امین؛ "دسته‌بندی پتانسیل برانگیخته بینایی بر حسب نوع تحریک،" پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی فنّی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، ۱۳۸۴.

[21] Basar, E.; Schurmann, M.; Demiralp, T.; "Event-related oscillations are 'real brain responses' wavelet analysis and new strategies" International Journal of Psychophysiology, vol.39, pp.91-127, 2001.

[۲۲] محمدیان، امین؛ فیروزآبادی، سیدمحمد؛ جعفرزاده پور، ابراهیم؛ شرافت، احمدرضا؛" طبقه‌بندی سیگنال‌های پتانسیل برانگیخته بینایی مدوله شده اپتیکی با شبکه عصبی مصنوعی" یازدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران بهمن ۱۳۸۲.

[۲۳] موسوی‌زاده، سید فرهود؛ خلیل‌زاده، محمدعلی؛ ابوطالبی، وحید؛ " تحلیل زمان-فرکانس ریزحالات مغزی به کمک شبکه‌های عصبی خودسازمانده،" سیزدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران اسفند ۱۳۸۵.

[۲۴] شبیهی، شبیر؛ مطیع نصرآبادی، علی؛ مرادی، محمدحسن؛" تفکیک افراد مستعد به الکلیسم و غیرمستعد بر مبنای پتانسیل‌های وابسته به رخداد، به کمک ماشین‌های بردار پشتیبان و ویژگی‌های آماری ویولت" سیزدهمین کنفراس مهندسی پزشکی، اسفند ۱۳۸۵.

[25] Ademoglu, A.; Tzanakou, E.M.; Istefanopulos, Y.; "Analysis of Pattern Reversal Visual Evoked Potentials (PRVEPs) by Spline Wavelets," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 44, no. 9, SEP. 1997, pp. 881_890.

[26] Demiralp, T.; Istefanopulos, Y.; Ademoglu, A.; Yordanova, J.; Kolev, V.; "Analysis of functional components of P300 by wavelet transform," in Proc.20rd Conf. Engineering in Medicine and Biology Society, vol.4, pp. 1992 - 1995. 29 Oct-1 Nov 1988.

[۲۷] شبیهی، شبیر؛ "طبقه‌بندی افراد مستعد به الکلیسم و افراد غیرمستعد با استفاده از پتانسیل‌های وابسته به رخداد،" پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد، ۱۳۸۵.

[۲۸] بوستانی، رضا؛ "بهبود عملکرد یک سیستم واسطه کامپیوتری مغزی به منظور افزایش قابلیت افراد قطع نخاع در تعامل با محیط اطراف،" پایان‌نامه‌ی دکتری، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر،۱۳۸۳.

[29] Hall, M.A.; "Correlation-Based Feature Selection for Machine Learning," PhD Thesis , University of Waikato, 1999

[30] Volker T.; "Committee Machines," in Handbook of NEURAL NETWORK SIGNAL PROCESSING, CRC Press, 2002.

[31] Seyyedsalehi, S.Z; Nasrabadi, A.M; Abootalebi, V; "Committee Machines and Quadratic B-Spline Wavelet for the P300 Speller Paradigm," Accepted for AICCSA-08

[32] Zheng, Y.; Jiang, H.; Yan, "Committee machines with ensembles of multilayer perceptron for the support of diagnosis of heart diseases," in Proc. 3rd Conf. Communications, Circuits and Systems Proceedings, V3, pp. 2046–2050. 25-28 June 2006.

[33] Fukunaga, J; 1990. Statistical Pattern Recognition, 2nd ed.Academic Press, New York, 1990.

[۳۴] سیدصالحی، سیده‌زهره؛ نصرآبادی، علی؛ ابوطالبی، وحید؛ "استفاده از تبدیل موجک Quadratic B-Spline درتشخیص خودکار مؤلفه‌ی P300 جهت ارتباط مغز با رایانه،" اولین کنفرانس داده‌کاوی، ایران، آبان ۱۳۸۶.

[35] Basar, E.; Schurmann, M.; "Preface Toward new theories of brain function and brain dynamics," International Journal of Psychophysiology, vol.39, pp.87-89, 2001.



سیده زهره سیدصالحی مدرک کارشناسی خود را در رشته‌ی مهندسی‌پزشکی- بیوالکتریک در سال ۱۳۸۳ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و مدرک کارشناسی ارشد در رشته‌ی مهندسی برق- مهندسی‌پزشکی را در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

شاهد اخذ نمود. وی هم‌اکنون دانشجوی دکترای مهندسی‌پزشکی-بیوالکتریک در دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی پردازش سیگنال‌های EEG، BCI، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، شناسایی الگو و فرایندهای مارکوف می‌باشد.

نشانی پست الکترونیکی ایشان عبارت است از:
z.seyyedsalehi@aut.ac.ir

علی مطیع نصرآبادی مدرک کارشناسی خود را در رشته‌ی مهندسی برق- الکترونیک در سال ۱۳۷۳ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و مدرک کارشناسی ارشد در رشته‌ی مهندسی برق- مهندسی پزشکی را در سال ۱۳۷۷ از همان دانشگاه اخذ نمود. وی در سال ۱۳۸۲ دکترای خود را در رشته‌ی مهندسی پزشکی- بیوالکتریک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت نمود و هم‌اکنون عضو هیأت علمی دانشکده‌ی فنی- مهندسی دانشگاه شاهد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی پردازش سیگنال‌های EEG، ERP در حالات ذهنی و BCI، فشرده‌سازی سیگنال‌های حیاتی، پردازش آشوب‌گونه و زمان-فرکانس سیگنال‌های حیاتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، شناسایی الگو، مدلسازی سیستم‌های بیولوژیکی و تقویت‌کننده‌های سیگنال‌های حیاتی می‌باشد.



نشانی پست الکترونیکی ایشان عبارت است از:
nasrabadi@shahed.ac.ir

وحید ابوطالبی مدرک کارشناسی خود را در رشته‌ی مهندسی برق- الکترونیک در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه صنعتی شریف و مدرک کارشناسی ارشد در رشته‌ی مهندسی برق- مهندسی پزشکی را در سال ۱۳۷۸ از همان دانشگاه اخذ نمود. وی در سال ۱۳۸۵ دکترای خود را در رشته‌ی مهندسی پزشکی- بیوالکتریک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت نمود و هم‌اکنون عضو هیأت علمی دانشکده‌ی مهندسی برق دانشگاه یزد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی پردازش سیگنال‌های حیاتی، تجزیه و تحلیل سیگنال‌های مغزی و بررسی فعالیت‌های شناختی می‌باشد.



نشانی پست الکترونیکی ایشان عبارت است از:
abootalebi@yazduni.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]