

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

طبقه بندی سیگنالهای EEG ناشی از تصور حرکتی به کمک تلفیق فیلترهای فضایی فرکانسی

رویا حاتمی

اساتید راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

دکتر حسین خسروی

استاد مشاور:

دکتر حسین مروی

زمستان ۱۳۹۱

شماره: ۱۰۴۲/آ.ت.ب

تاریخ: ۹۱/۱۱/۲۵

ویرایش: -----

بسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۶)

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای:

رؤیا حاتمی رشته: برق گرایش: الکترونیک

تحت عنوان: طبقه بندی سیگنالهای EEG از تصور حرکتی به کمک تلفیق فیلترهای فضایی فرکانسی

که در تاریخ ۱۳۹۱/۱۱/۲۵ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است:

قبول (با درجه: ۱۸/۴۸۷۵ امتیاز بی‌خبر) ☒ دفاع مجدد ☐ مردود ☐

۱- عالی (۲۰ - ۱۹) ۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۶ - ۱۷/۹۹) ۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	علیرضا (مهر) فرد	استادیار	
۲- استاد مشاور	حسین مرادی	استادیار	
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	امیررضا مرزبان	استادیار	
۴- استاد ممتحن	همایون حسن پور	دانشیار	
۵- استاد ممتحن	سیدعلی (مهر) الهی	استادیار	

رئیس دانشکده:

تقدیم به

پدر بزرگوارم

که چراغ وجودش، روشنگر راه در سختی‌ها و مشکلاتم بوده است.

مادر دلسوز، فداکار و مهربانم

که همدی، همراهی و سجده‌ی ایشان، گل محبت را در وجودم پروراند و
دلمان گم‌بار بخشش و فداکاری‌اش، نخط‌های مهربانی را به من آموخت.

خواهر و برادران عزیزم

که زیبایی حضورشان در کنارم، خستگی‌های راه را به امید و روشنی تبدیل کرده است.

تقدیر و سپاس

پروردگار عظیم را شاکرم که به من توفیق آموختن عطا فرمود تا بدانم آنچه را که نمی دانم و قدرت بی انتهایش را بیشتر

درک کنم.

از خانواده عزیزم مخصوصاً پدر بزرگوار و مادر مهربانم که به حق در تمام مراحل زندگی و تحصیل مرا یاری نموده اند، بسیار

سپاسگزارم.

از زحمات بی شائبه استاد که انقدرم جناب آقای دکتر علیرضا احمدی فرد که بار اصلی تدوین و نگارش پژوهش حاضر

را به دوش کشیده اند و خود را می یون محبت های بی دریغشان می دانم، صمیمانه تشکر و قدردانی می نمایم. همچنین از اینکه همیشه با صبر

و تحمل فراوان پاسخگوی سوالات بیشمارم بودند و بارها به منی ها و حمایت دلسوزانه و نکته سنجی های ظریف و موشکافانه، گره کشای

مشکلات اینجانب بودند، بسیار سپاسگزارم.

از جناب آقای دکتر حسین خسروی که استاد راهنمای دوم بنده در این پایان نامه بودند و در مقطع مختلف پایان نامه، راهنمایی‌هایشان را از بنده دریغ ننمودند کمال تشکر را دارم و مراتب اتنان و تقدیر خود را از این استاد ارجمند که همواره در طول دوران تحصیلات دانشگاهی ام مشوق و یاریگر اینجانب بوده‌اند، ابراز می‌دارم.

از استاد محترم جناب آقای دکتر مروی که استاد مشاور بنده در این پایان نامه بوده‌اند، تشکر می‌نمایم.

از هم‌کلاسی‌ها و دوستان عزیزم، مخصوصاً سرکار خانم عذرا رستمی قادی، که برایم دوست داشتنی‌تر از هر دوستی و دلسوزتر از هر خواهری هستند و در طی این مدت صمیمانه همدل و همراه بامن بوده‌اند، واقعاً ممنون و سپاسگزارم.

تعهد نامه

اینجانب رویا حاجتی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته الکترونیک دیجیتال دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه با عنوان :

طرح بندی سیستم های ECG ناشی از تصویر حرکتی بزرگ تلفیق فیلترهای دیجیتال فزکانسی

تحت راهنمایی آقای دکتر علیرضا جعفری (رئیس هیئت مدیره) تعهد می شوم :

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

۹۱/۱۱/۲۹

تاریخ :
امضاء دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد .

چکیده

یکی از موضوعاتی که در دو دهه اخیر مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است، سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر (BCI) می‌باشد. سیستم BCI سیستمی است که با دریافت سیگنال‌های مغزی مانند روش الکتروانسفالوگرام (EEG) از افراد، آن‌ها را به فرمان‌های کنترلی برای حرکت یک بازو، صندلی چرخدار، یک ربات و سایر وسایل جانبی تبدیل می‌کند. در BCI مبتنی بر تصور حرکتی از افراد خواسته می‌شود که خود را در حال انجام یک عمل حرکتی ویژه، (بدون خروجی حرکتی) تصور کنند. در نتیجه‌ی تصور حرکت، رخدادهایی در مغز اتفاق می‌افتد که بر سیگنال‌های EEG تأثیر گذار است.

هدف از این پایان‌نامه طبقه‌بندی داده‌های EEG ناشی از چهار تصور حرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان می‌باشد. مجموعه داده مورد استفاده در این پایان‌نامه، مجموعه 2a از مسابقه چهارم BCI که در سال ۲۰۰۸ برگزار شده است، می‌باشد. در این پایان‌نامه دو روش که بر مبنای آن‌ها چهار کلاس تصور حرکتی طبقه‌بندی می‌شوند، پیشنهاد شده است.

یکی از روش‌های کارآمد در تشخیص تصور حرکتی، روش نگاشت به کمک فیلترهای فضایی CSP می‌باشد. قبل از اعمال این روش، می‌بایست سیگنال‌های مغزی از فیلتر میان‌گذر مناسبی عبور نموده تا ریت‌های مغزی مرتبط با تصور حرکتی ویژه فرد، در روش CSP بخوبی استخراج گردد. انتخاب مناسب فیلترهای فرکانسی در کنار فیلترهای فضایی یک چالش مهم در این روش می‌باشد. در یکی از روش‌های اخیر به نام OSSFN، بهینه‌سازی فیلترهای فضایی و فرکانسی بر اساس ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل بین بردار ویژگی و برچسب کلاس‌ها انجام می‌شود. در روش پیشنهادی اول این پایان‌نامه، روش OSSFN از یک مسئله دو کلاسه به یک مسئله چهارکلاسه تعمیم داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که

بهینه‌سازی همزمان فیلترهای فضایی-فرکانسی دقت طبقه‌بند را نسبت به روش CSP بطور مؤثری بالا می‌برد.

در بخش دوم این پایان نامه، بجای در نظر گرفتن معیار اطلاعات متقابل بین برچسب کلاس‌ها و بردارهای ویژگی، معیار ارزیابی کاپا (دقت طبقه‌بندی) بهینه می‌گردد. در این روش پیشنهادی نشان می‌دهیم که با معیار ارزیابی کاپا طبقه‌بندی چهار کلاس تصور حرکتی کارایی بسیار بهتری دارد. همچنین بجای روش گرادیانی که پیچیدگی نسبتاً بالا و احتمال بدام افتادن در نقاط اپتیمم محلی را دارد، در بهینه‌سازی، از الگوریتم ژنتیک استفاده نمودیم. نتایج بدست آمده از آزمایش، گواهی بر مزیت روش پیشنهادی بر OSSFN دارد. الگوریتم پیشنهادی را GAOSSFN نامیده ایم.

کلمات کلیدی: سیستم BCI، روش CSP، الگوریتم OVR، تصور حرکتی، روش گرادیانی، الگوریتم ژنتیک، فیلترهای فضایی-فرکانسی، تصور حرکتی چهار کلاسه.

فهرست مطالب

۱	مقدمه.....	۱
۲	۱-۱ مقدمه.....	۲
۳	۲-۱ موضوع تحقیق.....	۳
۶	۳-۱ فعالیتهای عصبی.....	۶
۸	۱-۳-۱ پتانسیل عمل.....	۸
۹	۲-۳-۱ تولید سیگنال EEG.....	۹
۱۰	۳-۳-۱ دستگاه عصبی مرکزی.....	۱۰
۱۲	۴-۳-۱ نواحی قشر مخ.....	۱۲
۱۳	۱-۴-۳-۱ لوب پیشانی یا قدامی.....	۱۳
۱۳	۲-۴-۳-۱ لوب آهیانه ای.....	۱۳
۱۴	۳-۴-۳-۱ لوب گیجگاهی.....	۱۴
۱۴	۴-۴-۳-۱ لوب پس سری.....	۱۴
۱۵	۵-۴-۳-۱ PRIMARY MOTOR CORTEX.....	۱۵
۱۵	۶-۴-۳-۱ PREMOTOR CORTEX.....	۱۵
۱۶	۷-۴-۳-۱ SUPPLEMENTARY MOTOR AREA.....	۱۶

- ۱۶..... POSTERIOR PARIETAL CORTEX ۸-۴-۳-۱
- ۱۶..... ۵-۳-۱ فعالیت ریتمیک مغز
- ۱۷..... ۱-۵-۳-۱ امواج دلتا
- ۱۷..... ۲-۵-۳-۱ امواج تتا
- ۱۷..... ۳-۵-۳-۱ امواج آلفا
- ۱۸..... ۴-۵-۳-۱ امواج میو
- ۱۸..... ۵-۵-۳-۱ امواج بتا
- ۱۸..... ۶-۵-۳-۱ امواج گاما
- ۱۹..... ۶-۳-۱ پتانسیلی مرتبط با رخداد
- ۲۰..... ۴-۱ سیستمهای BCI
- ۲۱..... ۱-۴-۱ اکتساب سیگنالهای مغزی
- ۲۱..... ۲-۴-۱ روش الکتروانسفالوگرافی (EEG)
- ۲۲..... ۳-۴-۱ آرتیفکت
- ۲۳..... ۴-۴-۱ استاندارد ۱۰-۲۰
- ۲۴..... ۵-۴-۱ استخراج ویژگی
- ۲۵..... ۶-۴-۱ طبقه بندی ویژگیها
- ۲۵..... ۷-۴-۱ وسایل خروجی

۲۵..... EEG های مبتنی بر ۵-۱ BCI

۲۵..... P300. پتانسیل رخداد ۱-۵-۱

۲۶..... Visual N100 and P200 ۲-۵-۱

۲۶..... پتانسیل های رخداد بینایی حالت پایدار ۳-۵-۱

۲۶..... پتانسیل های آرام کرتکس ۴-۵-۱

۲۶..... نرون های قشری ۵-۵-۱

۲۷..... بررسی امواج میو و بتا در تصور حرکتی ۶-۵-۱

۲ مروری بر روشهای استخراج ویژگی ۳۰

۳۱..... مقدمه ۱-۲

۳۲..... ویژگی های فضایی. ۲-۲

۳۲..... روش WPC ۱-۲-۲

۳۳..... روش مبتنی بر گرافی ۲-۲-۲

۳۳..... روش LTCSP ۳-۲-۲

۳۳..... ویژگی های فضایی-فرکانسی ۳-۲

۳۴..... روش CSSP ۱-۳-۲

۳۴..... روش CSSSP ۲-۳-۲

۳۵..... ۳-۳-۲ روش ISSPL

۳۵..... ۴-۳-۲ روش FBCSP

۳۶..... ۵-۳-۲ روش DFBCSP

۳۷..... ۶-۳-۲ روش احتمالاتی فیلتر-ذره‌های

۳۸..... ۴-۲ استفاده از ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس

۳۹..... ۱-۴-۲ روش فاکتورگیری ماتریس نامنفی

۴۰..... ۲-۴-۲ روش مبتنی بر تبدیل موجک پیوسته به همراه Student's two-sample t-statistic

۴۰..... ۳-۴-۲ روش مبتنی بر چندفرکتالهای تجمعی و سریهای زمانی

۴۱..... ۴-۴-۲ روش مبتنی بر خوشه بندی شبکه عصبی هاپفیلد فازی و ویژگی‌های فراکتالی

۴۱..... ۵-۴-۲ روش مبتنی بر سیستم استنباط فازی عصبی و فقی

۴۲..... ۵-۲ ویژگی‌های زمان-فرکانس-فضا

۴۳..... ۳ فیلترهای فضایی-فرکانسی

۴۴..... ۱-۳ مقدمه

۴۴..... ۲-۳ معرفی روش CSP

۴۷..... ۳-۳ بررسی فیلترهای فضایی از دیدگاه خطای بیز

۴۹..... ۴-۳ معرفی روش OSSFN

۵۰.....OSSFN معماری شبکه ۱-۴-۳

۵۲..... OSSFN الگوریتم آموزش شبکه ۲-۴-۳

۵۴..... معرفي تابع هدف ۳-۴-۳

۵۵..... تخمین اطلاعات متقابل ۴-۴-۳

۵۷..... Subspace Gradient Descent آموزش ۵-۴-۳

۶۱..... OSSFN الگوریتم پیاده سازی روش ۶-۴-۳

۴ معرفی پایگاه داده ۶۶

۶۷..... ۱-۴ معرفی پایگاه داده

۶۸..... ۲-۴ الگوی تصور حرکتی برای ثبت داده ها در پایگاه داده

۶۹..... ۳-۴ معیار ارزیابی

۶۹..... ۱-۳-۴ معیار کاپا

۷۰..... ۴-۴ مسابقه چهارم BCI ۲۰۰۸ بر روی پایگاه داده

۷۰..... ۵-۴ روشها و نتایج دو گروه برتر مسابقات

۷۱..... ۱-۵-۴ روش گروه اول مسابقات

۷۱..... ۲-۵-۴ روش گروه دوم مسابقات

۷۱..... ۳-۵-۴ نتایج دو گروه برتر مسابقات انجام شده بر پایگاه داده ۲a

۵ روشهای پیشنهادی ۷۳

۷۴..... ۱-۵ مقدمه

۷۵..... ۲-۵ تعمیم روش OSSFN

۷۵..... ۱-۲-۵ مرحله آموزش تعمیم روش OSSFN

۷۷..... ۲-۲-۵ بدست آوردن بردارهای ویژگی

۷۸..... ۳-۲-۵ مرحله ارزیابی

۷۸..... ۴-۲-۵ نتایج روش تعمیم OSSFN

۸۰..... ۵-۲-۵ پیاده سازی روش تعمیم OSSFN

۸۰..... ۳-۵ روش پیشنهادی GAOSSFN

۸۱..... ۱-۳-۵ آموزش شبکه GAOSSFN

۸۴..... ۲-۳-۵ طبقه بندی

۸۴..... ۳-۳-۵ نتایج روش GAOSSFN

۸۶..... ۴-۳-۵ روش پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی دوم

۶ نتیجه گیری و پیشنهادات آینده ۹۲

۹۳..... ۱-۶ نتیجه گیری

۹۵..... ۲-۶ پیشنهادات برای کارهای آینده

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱ ساختار نورون که شامل جسم سلولی..... ۸
- شکل ۲-۱ تغییر ولتاژ پتانسیل عمل با زمان به هنگام رخ دادن تحریک..... ۹
- شکل ۳-۱ نقشه هندسی ارتباط قسمتهای مختلف بدن..... ۱۲
- شکل ۴-۱ نمای جانبی از نمای جانبی لوبهای قشر مغز..... ۱۳
- شکل ۵-۱ نواحی قشر مخ مرتبط با حرکت..... ۱۵
- شکل ۶-۱ شکل موج ریتم های مغزی..... ۱۹
- شکل ۷-۱ طرح کلی سیستم BCI..... ۲۰
- شکل ۸-۱ استاندارد ۱۰-۲۰ برای قرارگیری الکترود بر روی سر..... ۲۳
- شکل ۹-۱ توزیع انرژی در حوزه زمان-فرکانس برای چهار نوع تصور حرکتی..... ۲۸
- شکل ۱۰-۲ بلوک دیاگرام روش DFBCSP..... ۳۶
- شکل ۱۰-۳ معماری شبکه OSSFN..... ۵۱
- شکل ۱۰-۴ مکان الکترودهای کانال EOG..... ۶۸
- شکل ۲-۴ دیاگرام زمانبندی الگوی تصور حرکتی..... ۶۹
- شکل ۱-۵ شبکه OSSFN برای بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی..... ۷۶

شکل ۲-۵ شبکه GAOSFN برای بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی ۸۲

شکل ۳-۵ مقایسه نتایج روشهای طبقه بندی داده های تصور حرکتی ۸۵

شکل ۴-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد اول ۸۷

شکل ۵-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد دوم ۸۷

شکل ۶-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد سوم ۸۸

شکل ۷-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد چهارم ۸۸

شکل ۸-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد پنجم ۸۹

شکل ۹-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد ششم ۸۹

شکل ۱۰-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد هفتم ۹۰

شکل ۱۱-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد هشتم ۹۰

شکل ۱۲-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد نهم ۹۱

فهرست جداول

جدول ۱-۴ نتایج دو گروه برتر مسابقه چهارم BCI ۷۲

جدول ۱-۵ نتایج طبقه بندی تصور حرکتی چهار کلاسه با استفاده از تعمیم روش OSSFN ۷۸

جدول ۲-۵ فیلترهای فرکانسی انتخاب شده از فیلتربانک پیش از بهینه سازی گرادیانی ۷۹

جدول ۳-۵ فیلترهای فرکانسی بهینه انتخاب شده پس از بهینه سازی گرادیانی ۷۹

جدول ۴-۵ نتایج روش GAOSSFN بر حسب معیار کاپا برای طبقه بندی ۸۴

لغات و اصطلاحات

AAR	Adaptive Autoregressive
ALS	Amyotrophic lateral sclerosis
BCI	Brain Computer Interface
CSP	Common Spatial Pattern
EEG	Electroencephalography
EMG	Electromyography
EOG	Electromyography
ERD	Event Related Desynchronization
ERS	Event Related Synchronization
FBCSP	Filter Bank Common Spatial Pattern
FIR	Finite Impulse Response
ICA	Independent Component Analysis
LDA	Linear Discriminant Analysis
LTCSP	Local Temporal Common Spatial Pattern
NMF	Nonnegative Matrix Factorization
NBPW	Naïve Bayesian Parzen Window
OSSFN	Optimum Spatio Spectral Filtering Network
OVR	One Versus Rest
PCA	Principle Component Analysis
SVM	Support Vector Machine

فصل ۱

مقدمه

۱-۱ مقدمه

تکنولوژی واسط مغز و کامپیوتر^۱، یک گذرگاه ارتباطی از مغز به کامپیوتر، بدون دخالت مایه‌چپه در اختیار بشر قرار می‌دهد تا بتواند مستقیماً با محیط پیرامون خود ارتباط برقرار کند.

در این سیستم سیگنال‌های مغزی توسط یک سری سنسور دریافت شده و به فرمان‌های کنترلی برای یک بازو، یک صندلی چرخدار، یک ربات ترجمه می‌شوند. تحقیقات در زمینه واسط مغز و کامپیوتر با سرعت قابل توجهی در حال رشد است و از ابتدای قرن بیست و یکم رشدی انفجاری داشته است. انگیزه اصلی برای تحقیق در زمینه واسط مغز و کامپیوتر فراهم آوردن تکنولوژی برای کمک به افرادی است که از ناتوانی‌های شدید فیزیکی، رنج می‌برند. این ناتوانی‌ها می‌توانند شامل سندروم قفل شدگی (فلج کامل و ناتوانی در سخن گفتن) ناشی از سکته و یا بیماری‌های مزمن مانند اسکروز جانبی آمیوتروفیک^۲ یا آسیب نخاعی باشند. ارائه یک وسیله ارتباطی جایگزین از طریق واسط مغز و کامپیوتر، می‌تواند تأثیری آشکار بر کیفیت زندگی این افراد داشته باشد.

یکی از کاربردهای اصلی BCI، جداسازی تصور حرکت‌های مختلف دست، پا و زبان از روی سیگنال‌های مغزی، برای حرکت موس بر روی صفحه مانیتور در جهت‌های مختلف می‌باشد. هنگامی که یک شخص تصمیم می‌گیرد تا عملی را انجام دهد، مانند حرکت دادن انگشت دست و یا برداشتن یک شیء، از زمان اراده تا انجام دادن آن، پتانسیل‌هایی بر قشر مغز تولید می‌شوند و شامل اطلاعاتی از این حرکت می‌باشد. از آنجا که این پتانسیل‌ها در هنگام تصور کردن حرکت نیز بوجود می‌آیند، می‌توان با تمرکز بر برخی افکار، این پتانسیل‌های تولید شده را دریافت کرد و با پردازش بر روی آنها به قصد و منظور فرد پی برد. این موضوع اساس سیستم‌های BCI مبتنی بر تصور حرکتی است.

¹ Brain Computer Interface

² Amyotrophic Lateral Sclerosis

از کاربردهای دیگر BCI، می‌توان فیدبک‌عصبی^۱ برای بازتوانی سکته مغزی و پیش‌بینی حمله صرع^۲ را برشمرد. همچنین به عنوان یک تکنولوژی فزاینده در بازی‌های کامپیوتری و واقعیت مجازی در حال ظهور است.

مطالعات اخیر روی افراد با سطوح تجربه‌های مختلف در استفاده از واسط مغز و کامپیوتر نشان داده است که، اغلب بین ۵ تا ۳۰ درصد از تلاش برای ارتباطات مربوط به واسط مغز و کامپیوتر، با شکست مواجه می‌شود. دقت و نرخ انتقال اطلاعات پایین، مانع از این شده است، که سیستم واسط مغز و کامپیوتر، به افرادی که به آن نیاز دارند ارائه شود و در نتیجه یک نیاز مداوم به منظور توسعه و بهینه سازی روشهای پردازش سیگنال وجود دارد که عملکرد این سیستم‌ها را به حداکثر برساند و تکنیکهای جدید ویژه‌ی پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی را توسعه دهد.

۲-۱ موضوع تحقیق

هدف از انجام این پایان‌نامه، طبقه‌بندی داده‌های EEG ناشی از چهار کلاس تصور حرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان می‌باشد.

هنگام تصور نمودن انجام یک حرکت (مثلاً حرکت دست)، بر روی قشر مخ^۳ پتانسیل‌هایی تولید می‌شوند، که حاوی اطلاعات فرکانسی مرتبط با آن تصور حرکتی خاص هستند. این اطلاعات فرکانسی می‌تواند برای تشخیص نوع تصور انجام شده، مفید واقع شود.

^۱ Neurofeedback

^۲ Epileptic seizure

^۳ Cerebral Cortex

مشخصات طیفی شامل حرکت، ممکن است ریتم میو (۸-۱۲ هرتز) و یا ریتم بتا (۱۸-۲۵ هرتز) باشد، که در طول حرکت و یا آماده شدن برای حرکت در نیمکره طرف مقابل روی مخ کاهش می یابد (ERD^۱) و یا بعد از حرکت و یا در حالت استراحت افزایش می یابد (ERS^۲). دو پدیده ی ERD و ERS می توانند به عنوان ویژگی های مرتبط با طبقه بندی تصور حرکتی استفاده شود [۱].

همچنین بدلیل اینکه سیگنال های دریافت شده از پوست سر (EEG)، از قشای مغز فاصله دارد و از بافت مغز، جمجمه و پوست سر عبور می کند، مکان یابی دقیق منابع ERD در مغز دشوار می باشد. در واقع چون فعالیت های الکتریکی مختلف تولید شده در قشر مغز با یکدیگر تداخل دارند، تفکیک فضایی آن ها دشوار خواهد بود. همچنین فیلترهای فضایی و ریتم های ویژه برای افراد مختلف، متفاوت است و برای هر فرد آموزش جداگانه ای را می طلبد.

روش های فیلتر نمودن فضایی برای استخراج ویژگی های فضایی داده های EEG ناشی از تصور حرکتی بطور گسترده ای بکار گرفته می شوند [۱-۳].

یکی از روش های موفق در زمینه BCI مبتنی بر تصور حرکتی، در استخراج ویژگی های فضایی، روش CSP^۳ می باشد [۴]. این الگوریتم با استفاده از قطری سازی همزمان ماتریس کواریانس داده های EEG ناشی از دو کلاس تصور حرکتی، ویژگی های فضایی را برای طبقه بندی فراهم می کند.

روش های زیادی در مقالات، برای بهبود روش CSP پیشنهاد شده است. معمولاً این روش ها سعی در یافتن باندهای فرکانسی مناسب هر فرد دارند، که ویژگی های ERD از آن باند فرکانسی استخراج می شود. انتخاب مناسب فیلترهای فرکانسی در کنار فیلترهای فضایی یک چالش مهم در روش CSP می باشد.

^۱ Event Related Desynchronization

^۲ Event Related Synchronization

^۳ Common Spatial Pattern

همچنین بسیاری از سیستم‌های BCI مبتنی بر تصور حرکتی، طبقه‌بندی را برای مسائل دو کلاسه انجام می‌دهند. آنچه اهمیت BCI را در سیستم‌های امروزی بیشتر می‌کند، امکان طبقه‌بندی کلاس‌های بیشتر توسط سیگنال‌های مغزی EEG است.

در این تحقیق طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG، ناشی از چهار کلاس تصور حرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان مورد نظر است. پایگاه داده مورد استفاده در این تحقیق، مجموعه 2a از مسابقه چهارم BCI می‌باشد [۵]. این مجموعه داده، سیگنال‌های EEG مرتبط با تصور حرکتی ۹ فرد را شامل می‌شود.

یکی از روش‌هایی که اخیراً به استخراج فیلترهای فضایی فرکانسی بهینه‌ی مناسب هر فرد می‌پردازد، روش ^۱OSSFN [۶] می‌باشد. این روش با ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل بین بردارهای ویژگی و برجسب کلاس آن‌ها، توسط یک الگوریتم مبتنی بر گرادیان، به بهینه‌سازی فیلترهای فضایی همراه با انتخاب فیلترهای فرکانسی می‌پردازد. این روش اولین بار برای طبقه‌بندی داده‌های سیگنال‌های EEG ناشی از تصور حرکتی دو کلاسه مطرح شده است، که در فصل پنجم پایان‌نامه توسط تکنیک ^۲OVR [۷]، به مسئله چهار کلاسه تعمیم یافته است.

در بخش دوم این تحقیق، روشی پیشنهاد دادیم که با ماکزیمم کردن معیار ارزیابی کاپا، به بهینه‌سازی فیلترهای فرکانسی-فضایی برای طبقه‌بندی چهار کلاس تصور حرکتی می‌پردازد. همچنین بجای روش گرادیانی که پیچیدگی نسبتاً بالا و احتمال بدام افتادن در نقاط اپتیمم محلی را دارد، در بهینه‌سازی، از الگوریتم ژنتیک استفاده نمودیم.

ساختار پایان‌نامه در ادامه به اینصورت است که در فصل دوم مروری بر روش‌های استخراج ویژگی بیان شده در مقالات، برای طبقه‌بندی داده‌های EEG ناشی از تصور حرکتی خواهیم داشت.

^۱ Optimum Spatio Spectral Filtering Network

^۲ One Versus Rest

در فصل سوم فیلترهای فضایی-فرکانسی که در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته، معرفی می‌شود. در این فصل شبکه¹ OSSFN بیان شده است که در آن بهینه سازی فیلترهای فضایی همزمان با انتخاب فیلتر فرکانسی انجام می‌شود. این بهینه‌سازی توسط یک الگوریتم مبتنی بر گرادینان با هدف ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل بین بردار ویژگی و برجسب کلاس، انجام می‌شود.

فصل چهارم به معرفی پایگاه داده مورد استفاده در این تحقیق می‌پردازد که این پایگاه داده 2a از مسابقه چهارم BCI می‌باشد [5]. همچنین الگوریتم‌های دو گروه برتر مسابقات BCI سال ۲۰۰۸، بر روی این پایگاه داده به همراه نتایج آنها، آورده شده است.

در فصل پنجم، دو روش برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG ناشی از تصور حرکتی چهار کلاسه پیشنهاد شده است. روش اول تعمیم روش OSSFN از مسئله دو کلاسه به مسئله چهار کلاسه می‌باشد. روش دوم به بهینه سازی فیلترهای فضایی همراه با انتخاب فیلتر فرکانسی با ماکزیمم نمودن معیار کاپا توسط الگوریتم ژنتیک می‌پردازد. در فصل ششم نیز نتیجه‌گیری و پیشنهاد برای کارهای آینده بیان شده است.

در ادامه به معرفی فعالیت‌های عصبی و ساختار مغز و چگونگی تولید سیگنال‌های مغزی و سیگنال‌های مرتبط در کاربردهای BCI می‌پردازیم و در پایان سیستم BCI و پروتکل‌های آن معرفی می‌شود.

۱-۳ فعالیت‌های عصبی

سیستم عصبی مرکزی به طور کلی از سلول‌های عصبی و سلول‌های گلیا تشکیل شده است، که در بین نورون‌ها^۲ واقع شده اند. هر سلول عصبی شامل آکسون^۳ و دندریت^۴ و بدنه سلولی^۵ می‌باشد. سلول‌های

¹ Optimum Spatio-Spectral Filtering

² Neurons

³ Axon

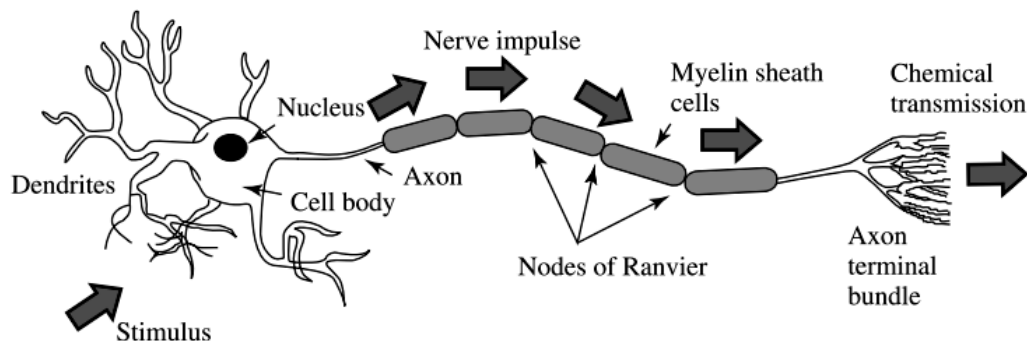
⁴ dendrites

⁵ Cell Body

عصبی یا به محرکها پاسخ می دهند یا اطلاعات را در فواصل طولانی انتقال می دهند. بدنه سلولی یک هسته دارد و شامل بیشترین متابولیسم سلول عصبی به ویژه مرتبط با سنتز پروتین است. یک آکسون یک استوانه بلند و باریک است و می تواند پیام های الکتریکی را از جسم سلولی نوروں به صورت ضربه های الکتریکی انتقال دهد. در انسان، این طول می تواند از یک صدم میلیمتر تا بیشتر از یک متر باشد. دندریت ها به آکسون ها یا دندریت های سلول های دیگر وصل می شوند و ضربه های الکتریکی را از سلول های عصبی دریافت می کنند یا سیگنال ها را به اعصاب دیگر انتقال می دهند. در بدن انسان هر عصب تقریباً به ۱۰۰۰۰ عصب دیگر متصل است، که بیشتر از طریق اتصالات دندریتی است. یک ساختار زیستی به نام سیناپس در پایانه آکسون ها است که از آن یک سلول عصبی پیام خود را به دندریت یک نوروں دیگر می رساند. در سیناپس، نوروں ها به یکدیگر یا به اندام های بدن پیوسته نمی شوند بلکه تنها در نزدیک هم قرار می گیرند و با تراوش پیام رسان های عصبی مانند استیل کولین^۱ یا نور اپی نفرین^۲ پیوند برقرار می گردد. فعالیتها در سیستم عصبی مرکزی به طور عمده مربوط به جریان سیناپسی منتقل شده بین اتصالات (به نام سیناپس)، بین دندریت ها و آکسون ها و یا دندریت ها و دندریت های سلولها می باشد [۸]. در شکل ۱-۱ یک سلول عصبی (نوروں) آورده شده است. این شکل جهت پالس عصبی را پس از تحریک شدن نرون توسط یک محرک نشان می دهد.

^۱ Acetylcholine

^۲ Norepinephrine



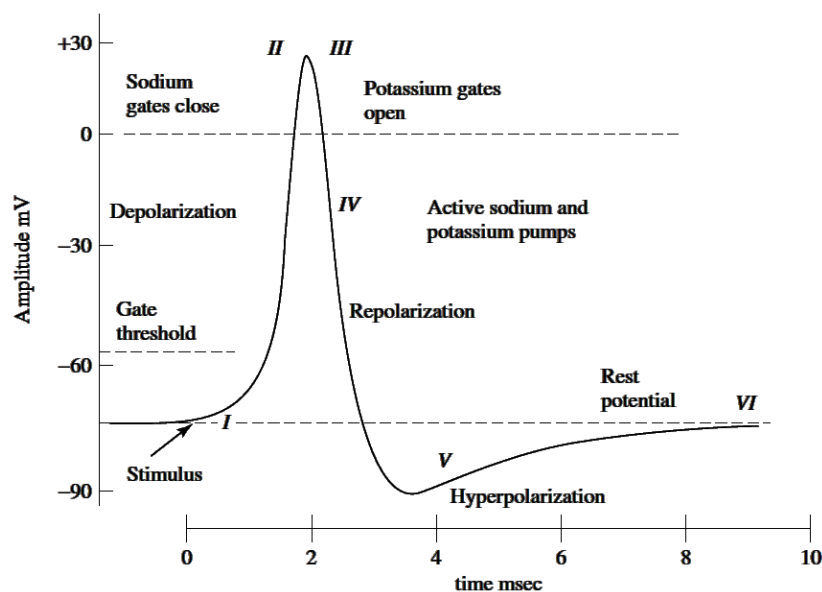
شکل ۱-۱ ساختار نورون که شامل جسم سلولی، دندریت و آکسون می‌باشد [۸].

۱-۳-۱ پتانسیل عمل^۱

اطلاعات منتقل شده توسط یک عصب، پتانسیل عمل نامیده می‌شود. پتانسیل عمل تغییر موقت در پتانسیل غشاء نورون است که در پاسخ به یک محرک، ابتدا در بدنه سلولی ایجاد و سپس در طول آکسون منتقل می‌شود. پتانسیل های عمل با انواع مختلفی از محرک آغاز می‌شوند و به صورت معمول در یک جهت حرکت می‌کند. اعصاب داخل سیستم عصبی مرکزی (مغز و نخاع) عمدتاً با فعالیت شیمیایی در سیناپس ها تحریک می‌شوند.

در شکل ۲-۱ یک نمونه پتانسیل عمل آورده شده است. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، به محض اینکه قدرت محرک به بالای سطح آستانه می‌رسد، پتانسیل غشاء با دریافت یون های سدیم، مثبت تر می‌شود و یک اسپایک تولید می‌کند. پس از پیک زدن اسپایک پتانسیل غشاء منفی تر می‌شود. پتانسیل نسبت به پتانسیل استراحت کمتر می‌شود و سپس به حالت عادی بر می‌گردد.

¹ Action Potential



شکل ۲-۱ تغییر ولتاژ پتانسیل عمل با زمان به هنگام رخ دادن تحریک [۸]

تولید اسپایک عمدتاً توسط باز کردن کانالهای سدیم ایجاد می شود. هر دو یون سدیم و پتاسیم در تولید پتانسیل عمل نقش دارند. سدیم در بیرون از سلول زیاد است و در درون سلول کم است. سلول های قابل تحریک، کانال های سدیم و پتاسیم دریچه های مخصوصی دارند که در پاسخ به ولتاژ غشا باز و بسته می شوند. باز کردن کانال های سدیم اجازه می دهد که، سدیم به داخل سلول هجوم برده و بار مثبت را با خود حمل کند. دامنه محدوده پتانسیل عمل برای انسان تقریباً بین ۶۰- میلی ولت تا ۱۰ میلی ولت می باشد [۸].

۲-۳-۱ تولید سیگنال EEG

یک سیگنال EEG، از اندازه گیری جریان هایی حاصل می شود که از دندریت های تعداد زیادی از نورون های مخروطی واقع در قشر مغز^۱ جاری می شود. هنگامی که سلولهای مغزی فعال می شوند، جریان-

^۱ cerebral cortex

های سیناپسی در دندریتها تولید می شوند. این جریان یک میدان مغناطیسی قابل اندازه گیری با ماشین الکترومیوگرام و یک میدان الکتریکی روی پوست سر قابل اندازه گیری با سیستم های ¹ EEG تولید می - کند. سر انسان از لایه های مختلفی، شامل مغز، جمجمه و تعداد زیادی لایه های باریک بین آنها تشکیل شده است. این لایه ها سبب تضعیف سیگنال ها، حدود صد برابر بیشتر نسبت به بافت نرم می شود. بنابراین، تنها، تعداد جمعیت زیادی از نورون های فعال، می توانند پتانسیل کافی را تولید کنند که قابل ضبط توسط الکترودهای پوست سر باشد [۸].

۳-۳-۱ دستگاه عصبی مرکزی

دستگاه عصبی مرکزی بزرگترین بخش دستگاه عصبی است و شامل مغز و نخاع می باشد. از دید آناتومی، می توان مغز انسان را به سه بخش مخ، مخچه و ساقه مغز تقسیم کرد.

مخ شامل مناطقی برای شروع حرکت، آگاهی از احساس، تجزیه و تحلیل مسایل پیچیده و بیان احساسات و رفتار است. مخ از دو نوع بافت عصبی تشکیل شده است: ماده خاکستری و ماده سفید. لایه نازکی از ماده خاکستری خارجی ترین سطح مخ را پوشانده که به قشر مخ معروف است. زیر لایه خاکستری، ماده سفید قرار دارد که بخش عمده مخ را تشکیل می دهد. مخ شامل دو لوب چپ و راست می باشد. معمولاً ناحیه چپ مخ اطلاعات حسی را از سمت راست بدن دریافت و اطلاعات آن بخش را کنترل می کند و نیمکره راست اطلاعات حسی را از سمت چپ بدن دریافت و حرکات آن بخش را کنترل می کند [۹].

مخچه، هماهنگ کردن اندامهای حرکتی، وظیفه حفظ تعادل و روش ایستادن را بر عهده دارد. اگر چه اکثر تصمیم گیری ها به وسیله قشر (کرتکس) مغز صورت می گیرد، اما چگونگی تنظیم تعادل، جهت

¹ Electroencephalogram

حرکات و میزان نیروی لازم جهت انجام یک حرکت به وسیله عضلات و نیز تعیین این که کدام عضو این حرکت را انجام دهد به عهده مخچه است. مخچه اطلاعات را از نواحی کنترل حرکت (مغز و نخاع) و بخش‌های حسی و سایر نقاط بدن دریافت کرده و فعالیت‌های حرکتی را با هم تلفیق نموده تا یک حرکت صحیح و هماهنگ انجام شود [۹].

ساقه مغز در قسمت پایینی مغز قرار دارد و متشکل از بخش‌هایی است که نخاع را به نیمکره‌های مخ و مخچه پیوند می‌دهد و عملکردهای غیرارادی مانند تنفس، تنظیم قلب و بخش مرتبط با هورمون را کنترل می‌کند [۸].

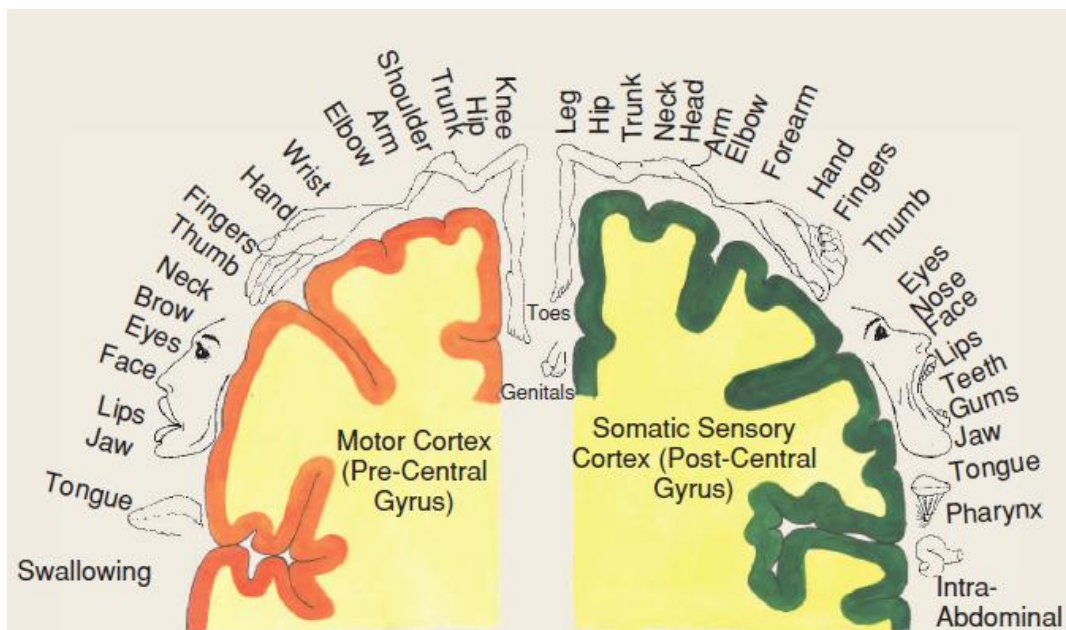
ناحیه کرتکس مخ، محلی است که برای سیستم‌های BCI بسیار قابل توجه است. این ناحیه مسئول فعالیت‌های شناختی بوده و نزدیک پوست سر است. لازم به ذکر است که فعالیت‌های مغز به صورت محلی بوده و هر ناحیه از کرتکس مسئول ایجاد یک فعالیت خاص است. اندازه ناحیه متناسب با اهمیت و پیچیدگی فعالیت آن قسمت از بدن می‌باشد.

به طور خاص می‌توان گفت قشر حسی-حرکتی^۱ و قشر حرکتی^۲ برای تحقیقات BCI از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این قسمت مسئول فعالیت‌های نواحی مختلفی از بدن می‌باشد. احساسات از اندام‌ها، از طریق اعصاب آوران به کرتکس حسی آورده می‌شوند و سپس دستورات حرکتی از کرتکس حرکتی و از اعصاب و ابران به اندام‌ها انتقال می‌یابند [۹].

در شکل ۱-۳ نقشه هندسی ارتباط بین قسمت‌های مختلف بدن و نواحی قشر حسی-حرکتی و موتوری نشان داده شده است [۱۰].

¹Somatosensory

²Motor cortex

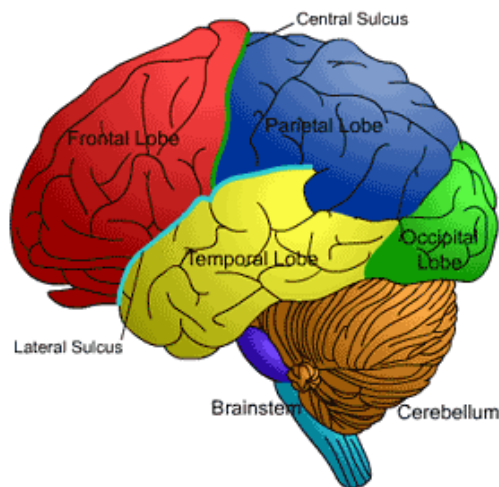


شکل ۳-۱ نقشه هندسی ارتباط قسمت‌های مختلف بدن. و نواحی قشر حسی-حرکتی در سمت راست و قشر موتوری در سمت چپ [۱۰]

در تحقیقات BCI بسیار مهم است که بدانیم که کدام ناحیه از کورتکس مربوط به فعالیت مورد تحقیق است و چه تغییراتی در سیگنال نورون‌های آن قسمت خاص نسبت به حالت عادی بدن ایجاد می‌شود.

۴-۳-۱ نواحی قشر مخ

لوب‌های مخ را متناسب با عملکرد آن به چهار ناحیه اصلی شامل لوب پیشانی، لوب آهیانه‌ای، لوب گیجگاهی، لوب پس سری تقسیم بندی می‌شود. اسامی این لوب‌ها برگرفته از استخوان جمجمه است. شکل ۴-۱ نمای جانبی لوب‌های قشر مغز را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱ نمای جانبی از نمای جانبی لوب‌های قشر مغز

۱-۴-۳-۱ لوب پیشانی یا قدامی^۱

این ناحیه در قسمت جلویی سر واقع شده است و مرتبط با فعالیتهای مغزی مربوط به تمرکز، چاره یابی، هیجانات، داوری، سخن گفتن و حرکات ارادی است [۹].

۲-۴-۳-۱ لوب آهیانه ای^۲

لوب آهیانه‌ای بخش بالایی وسط نیم کره مغز است. این ناحیه نقش مهمی در یکپارچه سازی اطلاعات حسی از نقاط مختلف بدن، آگاهی از تعداد و روابط آن ها دارد. حس بساوایی، ادراک فضایی، ادراک دیداری، بازشناسی اندازه‌ها، رنگ و اشکال از یکدیگر از کارکردهای این لوب است. بخشی از لوب آهیانه ای، با نام کورتکس آهیانه پستی^۳ ورودی دیداری و حسی-حرکتی^۴ را دریافت می‌کند و پس از آن از

¹ Frontal lobe

² Parietal lobe

³ Posterior Parietal Cortex (PPC)

⁴ somatosensory

طریق سیگنال‌های حرکتی، حرکت بازوها، دست و همچنین حرکات چشم را کنترل می‌کند. این لوب به دو نیمکره چپ و راست تقسیم می‌شود. ورودیهای حسی از سمت راست بدن به سمت چپ مغز می‌روند و برعکس. نیمکره چپ در زبان و ریاضیات دخالت دارد و نیمکره راست متخصص برای انجام تصاویر، درک نقشه‌ها و همچنین روابط فضایی است. قشر لوب آهیانه، افراد را قادر به خواندن، نوشتن و حل مسائل ریاضی می‌کند [۹].

۱-۳-۴-۳ لوب گیجگاهی^۱

لوب گیجگاهی در ادراک شنوایی درگیر شده و مکانی برای قشر شنوایی اولیه است. همچنین برای پردازش مفاهیم گفتار و دیداری مهم است و نقش کلیدی در شکل‌گیری حافظه بلند مدت دارد [۹].

۱-۳-۴-۳ لوب پس سری^۲

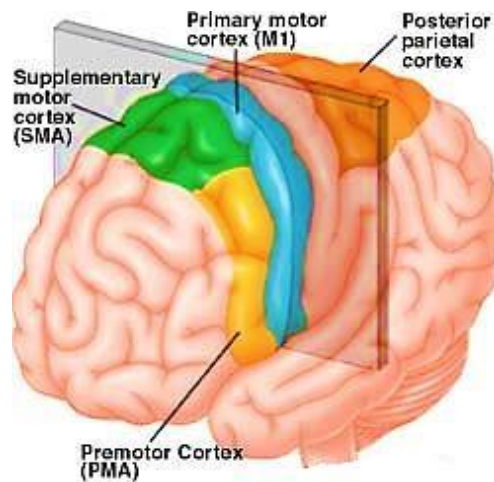
این لوب عقب‌ترین بخش نیم‌کره مغز است و قسمت کوچکی از سطح پشتی-جانبی آن را تشکیل می‌دهد. این ناحیه که شامل بیشترین قشر بصری است، مرکز پردازش اطلاعات دیداری است [۹].

در این بخش به بررسی نواحی از قشر مخ که در حرکت اعضا مهم هستند، یعنی ناحیه کرتکس حرکتی می‌پردازیم. کرتکس حرکتی^۳ نواحی از قشر مخ را شامل می‌شود که در برنامه ریزی، کنترل و اجرای حرکات ارادی درگیر هستند. ناحیه کورتکس حرکتی به چندین بخش تقسیم می‌شود. این نواحی در شکل ۱-۵ آورده شده است.

¹Temporal lobe

²Occipital

³Motor Cortex



شکل ۵-۱ نواحی قشر مخ مرتبط با حرکت

Primary Motor Cortex ۵-۴-۳-۱

این ناحیه که با نماد M1 بیان می‌شود در قسمت عقب لوب پیشانی قرار دارد و شامل نورون‌های بزرگی می‌باشد که این نورون‌ها همراه با دیگر سلول‌های عصبی قشر مخ، آکسون‌های بلندی را بطور مستقیم به سمت نورون‌های حرکتی آلفا که در نخاع هستند و به ماهیچه‌ها متصل‌اند، می‌فرستد. این ناحیه همراه با دیگر نواحی حرکتی قشر مخ مرتبط با برنامه ریزی و اجرای حرکات است [۹].

premotor cortex ۶-۴-۳-۱

این ناحیه در لوب پیشانی و در جلوی ناحیه Primary Motor Cortex قرار دارد و مسئول برخی از جنبه‌های کنترل حرکتی مانند هدایت حسی و هدایت فضایی است و نقش مهمی در کنترل مستقیم رفتار، با تاکید نسبی بر روی عضلات تنه بدن دارد [۹].

۱-۳-۴-۷ supplementary motor area

عملکردهایی مانند برنامه ریزی حرکت تولید شده از داخل، برنامه ریزی توالی جنبش، هماهنگی دو طرف بدن مانند هماهنگی دو دست را بر عهده دارد [۹].

۱-۳-۴-۸ posterior parietal cortex

نقش مهمی در تولید حرکات برنامه ریزی شده دارد. پیش از آن که یک حرکت آغاز شود، سیستم عصبی باید مواضع اصلی قسمت‌هایی از بدن که قرار است حرکت کند و موقعیت اشیا خارجی که با بدن در تعامل هستند را بداند. این ناحیه ورودی‌ها را از سه سیستم حسی شامل سیستم بینایی و شنوایی و حسی-حرکتی دریافت می‌کند [۹].

۱-۳-۵ فعالیت ریتمیک مغز

فعالیت‌های مغزی در حوزه فرکانس به چند باند فرکانسی تقسیم می‌شوند که هر باند فرکانسی دارای یک نام خاص بوده و وجود آن‌ها بر روی قشر مخ نمایانگر یک فعالیت خاص در مغز است.

در افراد بزرگسال سالم، دامنه و فرکانس تغییرات این سیگنال‌ها برای یک فرد، از یک حالت انسان به حالت دیگر، مانند هوشیاری کامل و خواب، تغییر می‌کند. ویژگی‌های این امواج، با بالارفتن سن نیز تغییر می‌کنند. پنج نوع اصلی از امواج مغزی با فرکانسهای مختلف شان شناسایی شدند. این باندهای فرکانسی از فرکانس پایین به بالا، به دلتا (δ)، تتا (θ)، آلفا (α)، میو (μ)، بتا (β) و گاما (γ) نامیده می‌شوند. در کاربردهای BCI امواج میو و بتا اهمیت ویژه‌ای در استخراج ویژگی‌های فرکانسی مرتبط با هر فرد دارند. در ادامه به معرفی این امواج می‌پردازیم.

۱-۳-۵-۱ امواج دلتا

این امواج با دامنه بلند در محدوده فرکانسی ۰,۵ تا ۴ هرتز قرار دارند. این امواج، عمدتاً در بزرگسالان در ارتباط با خواب عمیق هستند و ممکن است در حالت بیداری هم حضور داشته باشند. امواج دلتا در نوزادان نیز مشاهده شده اند [۸].

۱-۳-۵-۲ امواج تتا

این امواج در محدوده فرکانسی ۴ تا ۷,۵ هرتز قرار دارند. این امواج مرتبط با دسترسی به مواد ناخودآگاه، الهام خلاق، مدیتیشن عمیق هستند. در بزرگسالان هنگام خواب آلودگی اتفاق می افتد. موج تتا اغلب با فرکانس های دیگری همراهی می شود و به نظر می رسد، مرتبط با سطحی از، بلافاصله پس از هوشیاری فرد می باشد. موج تتا نقش مهمی در نوزادی و کودکی بازی می کند. قسمت بزرگی از فعالیت موج تتا در بزرگسالان در حالت بیداری غیرطبیعی است و ناشی از مشکلات مختلف پاتالوژیکی است [۸].

۱-۳-۵-۳ امواج آلفا

این امواج در محدوده فرکانسی ۸-۱۲ Hz قرار دارند و معمولاً به شکل سینوسی و گرد هستند. موج آلفا، برجسته ترین ریتم، در همه حوزه های فعالیت مغزی است. هنگامی که فرد در بیداری کامل است، موج آلفا بوجود می آید. هنگام خواب عمیق و توجه بخصوص بصری و تلاش ذهنی مسدود یا تضعیف می شود. هنگامی که فرد هشیار است و توجه خود را به یک فعالیت خاص معطوف می کند موجهای آلفا با امواج غیرهمزمان دیگری با فرکانس بالاتر و دامنه کمتری جایگزین می شوند. اغلب افراد بعضی امواج آلفا را با چشم بسته تولید می کنند. با باز کردن چشمان، با شنیدن یک صدای عجیب، با نگرانی یا توجه و تمرکز ذهنی، امواج آلفا حذف می شوند یا کاهش می یابند. برجسته ترین ریتم در مغز بزرگسالان نرمال،

در هنگام هوشیاری است. بیشتر در نواحی لوب پیشانی روی سر وجود دارد. موج آلفا به طور معمول دامنه‌ای کمتر از $50 \mu V$ دارد [۸].

۱-۳-۵-۴ امواج میو

علاوه بر موج آلفا، موج دیگری در همین محدوده فرکانسی به نام امواج میو وجود دارند. این امواج بیانگر حرکت بوده و به شدت مرتبط با قشر حرکتی هستند. توسط ریتم میو عملکرد قشر مغز و تغییرات در فعالیت‌های مغز (عمدتاً دو طرفه)، مربوط به تصور حرکتی و حرکات فیزیکی می‌تواند بررسی شود [۸].

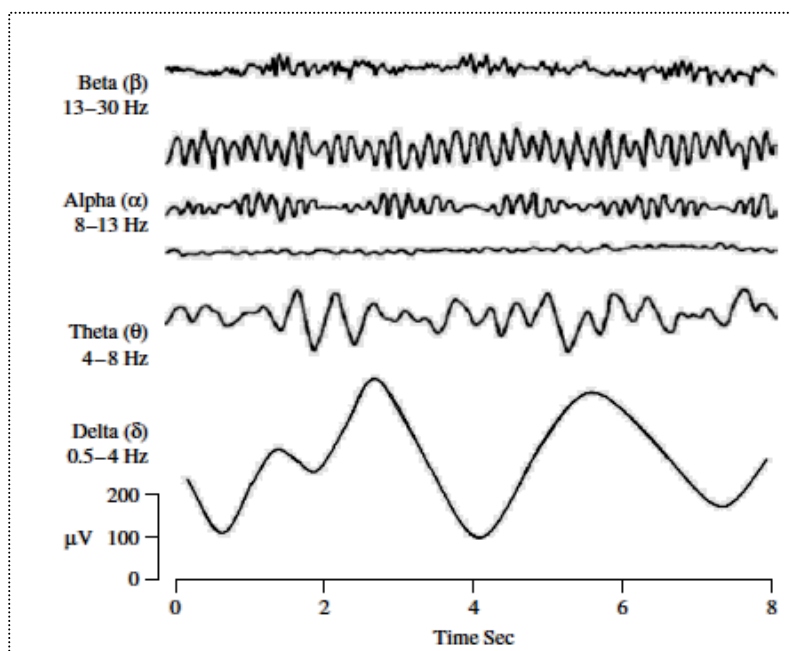
۱-۳-۵-۵ امواج بتا

این امواج در محدوده فرکانسی ۱۲ تا ۳۰ هرتز قرار دارند. موج بتا ریتم بیداری معمولی مغز مرتبط با تفکر فعال، دقت فعال، تمرکز بر دنیای بیرون و حل مسائل احساسی است. سطح بالای موج بتا برای فرد هنگام وحشت زدگی بدست می‌آید. فعالیت ریتمیک بتا بطور عمده بر روی نواحی مرکزی و پیشانی قرار دارد. به طور مهم، ریتم بتامی تواند با فعالیت حرکتی و یا تحریک لامسه مسدود شود. دامنه ریتم بتا معمولاً زیر $30 \mu V$ قرار می‌گیرد [۸].

۱-۳-۵-۶ امواج گاما

فرکانسهای بالای ۵۰ Hz (معمولاً بالای ۴۵Hz)، منطبق با محدوده گاما هستند (بعضی اوقات موج بتای سریع نامیده می‌شوند). هرچند دامنه این ریتم‌ها بسیار پایین است و اتفاق افتادن آنها نادر است، تشخیص این ریتم‌ها برای تأیید قطعی بیماریهای مغزی می‌تواند استفاده شود. نواحی فرکانس‌های بالای EEG در نواحی مرکزی پیشانی^۱ واقع است [۸].

^۱frontocentral



شکل ۶-۱ شکل موج ریتم های مغزی [۸]

۱-۳-۶ پتانسیل های مرتبط با رخداد^۱

پتانسیل های مرتبط با رخداد، برای اولین بار در سال ۱۹۶۴ بیان شدند و به عنوان ابزار تشخیصی مفید، در هر دو مورد اعصاب و روانپزشکی بکار می روند. علاوه بر این، آنها به طور گسترده ای در BCI استفاده می شوند. پتانسیل های مرتبط با رخداد، EEG هایی هستند که مستقیماً پاسخ الکتریکی قشر مغز به رخدادهای شناختی، عاطفی و حسی را اندازه می گیرند. آنها نوسانات ولتاژ در EEG ایجاد شده در مغز، به عنوان مجموع تعداد زیادی از پتانسیل های عمل می باشند، که برای رخدادهای حسی، حرکتی و شناختی در زمان قفل^۲ هستند. آنها معمولاً در پاسخ به محرکهای محیطی یا خارجی به عنوان پتانسیل های مغزی سوماتوسنسوری و بینایی و شنوایی ظاهر می شوند، یا به آرامی در حال کامل فعالیت مغزی

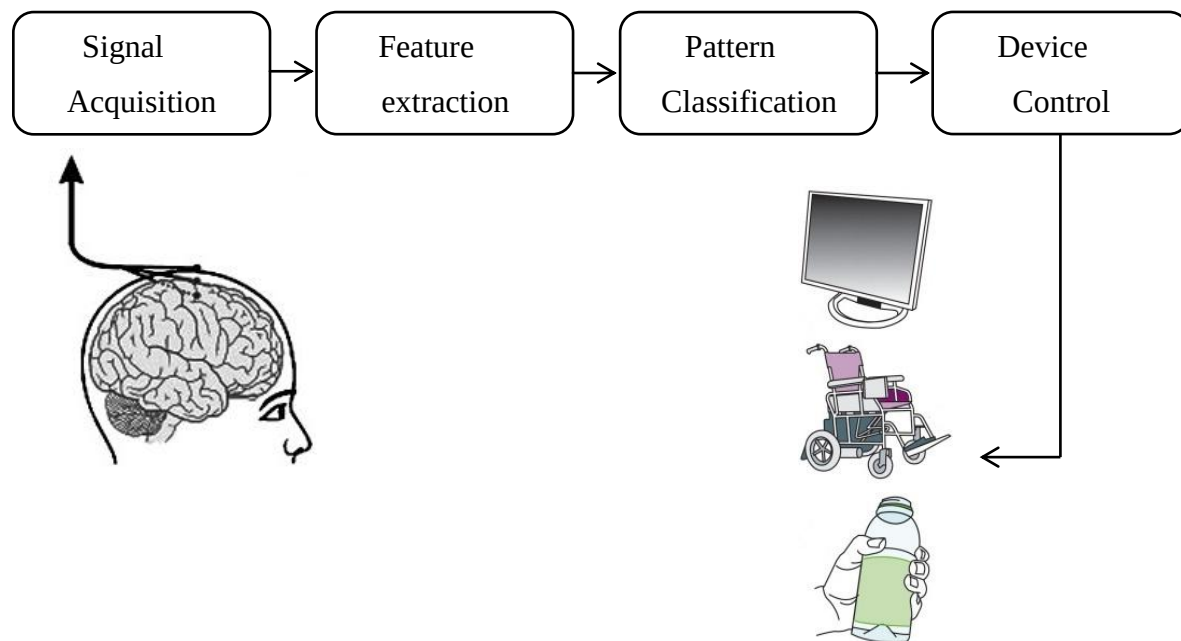
^۱ Event Related Potential

^۲ Lock in Time

قبل از حرکت ارادی یا در زمان انتظار محرک شرطی ظاهر می شود. پتانسیل‌های مرتبط با رخداد، نسبت به فعالیتهای EEG پس زمینه ای بسیار کوچک هستند [۸].

۴-۱ سیستم‌های BCI

سیستم BCI مانند هر سیستم کنترلی یا ارتباطی دیگر، از ورودی (فعالیت های مغزی کاربر) و خروجی (دستورات به دنیای بیرون)، اجزایی که ورودی را به خروجی تبدیل می‌کند و پروتکلی که آغاز، پایان و زمان اجرا را تعیین می کند، تشکیل شده است. طرح کلی یک سیستم BCI شامل اکتساب سیگنال، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی الگو، خروجی کنترلی در شکل ۷-۱ آورده شده است. در ادامه به توضیح مختصری راجع به هر یک از آنها می‌پردازیم.



شکل ۷-۱ طرح کلی سیستم BCI

۱-۴-۱ اکتساب سیگنال‌های مغزی

در سیستم های BCI ورودی‌ها همان سیگنال‌های ناشی از فعالیت های مغزی هستند که توسط روش‌های تهاجمی^۱ نیازمند عمل جراحی و غیرتهاجمی^۲ بدون نیاز به جراحی بدست می‌آیند. از روش‌های غیرتهاجمی می‌توان روش های ^۳fNIR، ^۴PET، ^۵fMRI، ^۶MEG و روش EEG را برشمرد. چون سیستم های BCI مبتنی بر EEG داده ها را آسانی و با تجهیزات ارزانتری همراه با وضوح زمانی بالایی بدست می‌آیند، بیشتر BCI ها از این روش برای ثبت سیگنال‌های مغزی استفاده می‌کنند [۱۱].

۱-۴-۲ روش الکتروانسفالوگرافی^۷ (EEG)

سیستم پایه برای ضبط EEG، شامل الکتروود از جنس رسانا، تقویت کننده ها همراه با فیلتر، مبدل آنالوگ به دیجیتال (A/D) و در انتها یک وسیله ضبط داده، برای ثبت داده های EEG می باشد. در این روش سنسورها که به آن الکتروود گفته می‌شود، به گونه‌های مختلفی بر روی پوست سر قرار می‌گیرند. یک روش متداول استفاده از یک کلاه به نام EEG Cap می باشد. EEG Cap بر روی پوست سر قرار می‌گیرد و برای اتصال بهتر در محل الکتروودها ژل تزریق می‌شود. این روش پتانسیل الکتریکی ضعیفی بین ۵ تا ۱۰۰ میکرو ولت را اندازه‌گیری می‌کند. الکتروودها در تماس با ژل هستند تا سیگنالها را از سطح پوست حس کنند. تقویت کننده‌ها، سیگنال‌ها را از محدوده میکرو ولت و یا نانو ولت به محدوده ای می‌برند که بتوانند با دقت، دیجیتال شوند. مبدل آنالوگ به دیجیتال داده های آنالوگ را برای نمایش و ذخیره بر روی کامپیوتر به داده های دیجیتال تبدیل می‌کند. مزیت این روش در قابل حمل و نقل بودن، بدست آوردن آسان و ارزان می‌باشد. اما وضوح فضایی پایینی دارد و در بهترین حالت حدود ۱ تا ۲ سانتیمتر

¹invasive

²noninvasive

³functional near-infrared

⁴Positron emission tomography

⁵Functional magnetic resonance imaging

⁶Magnetoencephalography

⁷Electroencephalography

است. همچنین نویز اضافه شده بر سیگنال رسیده از قشر مغز تا پوست سر را می‌توان از معایب این روش برشمرد [۹].

۱-۴-۳ آرتیفکت^۱

این سیگنال‌ها، پتانسیل‌های نامطلوبی هستند، که با منشأ غیر مغزی، سیگنال‌های EEG را آلوده می‌کنند. این سیگنال‌ها به طور بالقوه می‌توانند، با تغییر ظاهر خود، به عنوان سیگنال منشأ گرفته از مغز تفسیر شوند. آرتیفکت‌های EEG از دو منبع سیستمی و فیزیولوژیکی منشأ می‌شوند. آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی غالب عبارتند از: سیگنال‌های مرتبط با حرکت مانند، حرکت سر، حرکت ماهیچه مانند حرکت دست در طول مدت زمان تصور (EMG^۲)، مرتبط با قلب (ECG^۳)، مرتبط با حرکت چشم مانند پلک زدن (EOG^۴) و یا نوسانات مقاومت پوست مانند تعرق می‌باشند [۸].

آرتیفکت‌های سیستمی عمدتاً به دلیل تداخل خط ۵۰/۶۰ Hz منبع تغذیه، نوسانات امپدانس، خرابی کابل، نویز الکتریکی ناشی از اجزای الکترونیکی و امپدانس نامتعادل الکترودها و تماس ضعیف الکترودها بوجود می‌آیند. همچنین تنظیمات بهره، آفست و فیلتر تقویت کننده باعث برش، اشباع و اعوجاج سیگنال‌های ضبط شده می‌شود. آرتیفکت‌های سیستمی می‌توانند از طریق راه اندازی مناسب دستگاه، بازرسی دقیق تجهیزات اجتناب شوند [۸].

¹ Artifacts

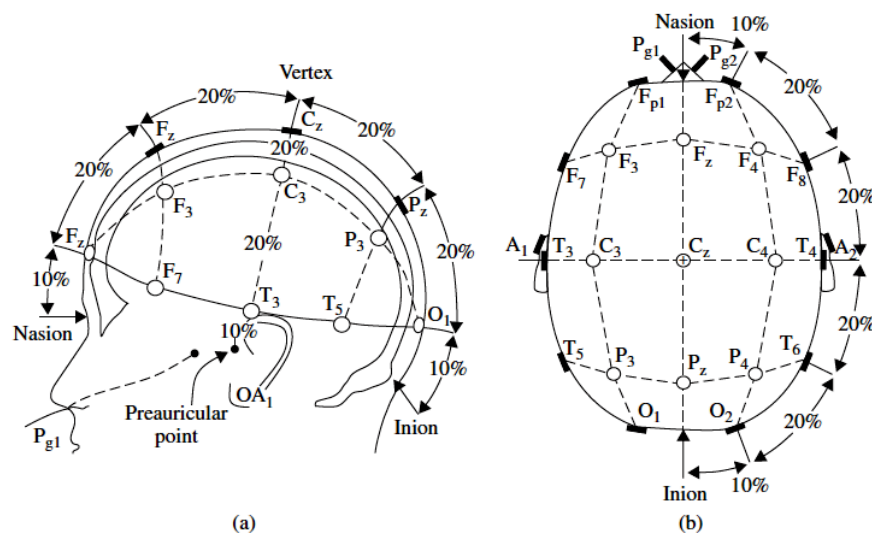
² Electromyography

³ Electrocardiography

⁴ Electrooculography

۱-۴-۴ استاندارد ۲۰-۱۰

فدراسیون بین المللی جوامع الکتروانسفالوگرافی و نوروفیزیولوژی بالینی^۱، به منظور استاندارد کردن روش استفاده از الکتروود بر روی جمجمه، روش قرار دهی الکتروود به نام ۲۰-۱۰ به تصویب رساند. این سیستم شامل قراردادی فیزیکی و نامگذاری بر روی پوست سر است. این استاندارد شامل ۲۱ الکتروود به استثنای الکتروودهای لاله گوش می باشد. در این سیستم، قراردادی الکتروودها، بر حسب مجاورت با نواحی مغزی بر حسب خورده اند. مانند برچسب های F(frontal), C(central), P(parietal), T(temporal), O(occipital) که مرتبط با نواحی مختلف مغزی می باشند. حروفی که با اعداد فرد همراه هستند، مرتبط با سمت چپ مغز و حروفی که با اعداد زوج همراه هستند، در سمت راست مغز قرار گرفته اند. حرف Z به جای عدد به خط وسط اشاره می کند. در شکل ۱-۸ نمای جانبی و نمای بالایی استاندارد ۲۰-۱۰ نمایش داده شده است [۸].



شکل ۱-۸ نمای جانبی (a) و نمای بالایی (b) استاندارد ۲۰-۱۰ برای قراردادی الکتروود بر روی سر [۸]

¹ International Federation of Societies for Electroencephalography and Clinical Neurophysiology (IFSECN)

الکترودهای لاله گوش که A_1 و A_2 نامیده می شوند و به ترتیب به لاله های گوش چپ و راست مربوط هستند، به عنوان الکترودهای مرجع استفاده می شوند. برای تنظیم تعداد بیشتر الکترودها با استفاده از این سیستم قراردادی، بقیه الکترودها بین این الکترودها به فاصله مساوی قرار می گیرند. مثلاً C_1 بین C_3 و C_z قرار می گیرد [۸].

عنوان ۲۰-۱۰ به این علت است که این سیستم فاصله بین ناحیه بالای بینی^۱ و برآمدگی پشت سر^۲ را در یک راستا و فاصله بین نقاط Preauricular (شکل ۱-۸) در راستایی دیگر را به فواصل متناسب ۱۰ و ۲۰ درصد تقسیم می کند. اولین و آخرین فاصله ۱۰ درصد و بقیه فواصل ۲۰ درصد است [۸].

۱-۴-۵ استخراج ویژگی

سیگنال های بدست آمده از مغز، وارد فرآیندهایی برای استخراج ویژگی از جمله فیلتر نمودن، فیلتر نمودن فضایی، فیلتر نمودن زمانی، اندازه گیری دامنه ولتاژ در یک لحظه خاص زمانی، تحلیل طیفی و غیره می شوند. سیستم های BCI می توانند از ویژگی های حوزه زمان، حوزه فرکانس و یا ویژگی های فضایی و یا تلفیقی از این ویژگی ها استفاده کنند. ویژگی های سیگنال مورد استفاده در BCI بازتاب کننده رخدادهایی است که در مغز پیش می آید مانند تحریک شدن یک نرون قشری ویژه و یا فعالیت سیناپسی ریتمیک و سنکرون در قشر مغز که ریتم میو را تولید می کند [۱۲].

مکان، اندازه و عملکرد ناحیه ای قشری که یک ریتم و یا یک پتانسیل برانگیخته^۳ می تواند نشان دهد که سیگنالها چگونه ضبط شوند و کاربران چگونه بهتر بیاموزند که دامنه آنها را کنترل کنند و چگونه تاثیرات آرتیفکتها را کم و یا حذف کنند [۱۲].

¹nasion

²inion

³ Evoked-Potential

این ویژگی‌ها برای هر فرد متفاوت بوده و با توجه به سن و سایر خصوصیات فردی متفاوت است و برای هر فرد این ویژگی‌ها را باید بطور جدا گانه بدست آورد [۱۳].

۱-۴-۶ طبقه بندی ویژگی‌ها

ویژگیهای بدست آمده از سیگنال های EEG مغز برای شناسایی نوع فعالیت مغزی وارد طبقه بند می-شود و نتیجه طبقه بند برای کنترل وسایل خروجی بکار می‌رود. این طبقه بند می‌تواند از روش های خطی (مثل آنالیز کلاسیک آماری) یا غیر خطی (مانند شبکه عصبی) استفاده کند [۱۲].

۱-۴-۷ وسایل خروجی

برای بیشتر سیستم های BCI، خروجی، صفحه نمایش کامپیوتر می‌باشد. اما هر وسیله کنترلی دیگری مانند صندلی چرخدار و اعضای مصنوعی و یا یک ربات می‌تواند به عنوان خروجی استفاده شود [۱۲].

۱-۵ BCI های مبتنی بر EEG

سیستم های BCI مبتنی بر EEG را برحسب اینکه از چه سیگنال الکتروفیزیولوژیکی استفاده می-کنند، می‌توان به چند گروه تقسیم کرد.

۱-۵-۱ پتانسیل رخداد P300^۱

پتانسیل های مرتبط با رخداد های شنوایی، بینایی و حسی^۲ هستند و بعد از ۳۰۰ ms پس از تحریک در قشر پیشانی یک پیک مثبت ایجاد خواهد شد [۸].

^۱ P300 evoked potential

^۲ somatosensory

۱-۵-۲ Visual N100 and P200

پتانسیل های مرتبط با رخداد با تأخیر کوتاه که پاسخ مغز به محرک بینایی سریع هستند. این پتانسیل ها به عنوان نشانه ای که جهت خیره شدن فرد را نشان می دهد، بکار می روند [۸].

۱-۵-۳ پتانسیل های رخداد بینایی حالت پایدار^۱

این سیگنالها پاسخ های طبیعی به محرک های بصری در فرکانسهای خاص هستند. هنگامی که شبکه چشم با یک محرک بینایی در محدوده فرکانسی ۳٫۵ تا ۷۵ هرتز تحریک می شود، مغز فعالیتهای الکتریکی در همان (چندین) فرکانس محرک بینایی، تولید می کند [۸].

۱-۵-۴ پتانسیل های آرام کرتکس^۲

آنها تغییرات آرام پتانسیل تولید شده در قشر مغز بعد از ۰٫۵ تا ۱۰ ثانیه از ظهور محرک هستند. SCP های منفی با فعالیت قشر مخ مانند انجام یک حرکت و یا یک فعالیت ذهنی تولید می شوند، در حالی که SCP های مثبت، با کاهش فعالیت قشر مغز یعنی در حالت استراحت قشر مغز، همراه هستند. کاربرانی که به قدر کافی آموزش دیده باشند، می توانند این پتانسیل ها را کنترل کنند و با استفاده از آنها حرکت مکان نمای موس کامپیوتر را کنترل کنند. آموزش در این روش ممکن است هفته ها و یا ماهها بطول بیانجامد [۱۴].

۱-۵-۵ نرون های قشری

از سال ۱۹۶۰ میکروالکترودهای فلزی برای ثبت پتانسیل عمل نرون های تنها در قشر مغزی حیوانات بیدار در حال انجام حرکت، بکار رفته است. چندین مطالعه نشان داد که میمون ها یاد گرفتند تخلیه روی نرونها منفرد قشر مغز را کنترل کنند. در نتیجه این انتظار بوجود آمد که افراد با ناتوانی حرکتی نیز

^۱Steady-state visual evoked potentials (SSVEP)

^۲Slow cortical potentials (SCP)

بتوانند کنترل مشابهی داشته باشند، بطوریکه برای کاربردهای BCI می تواند مفید باشد. بررسی این احتمال، به علت نبود الکترودهای قشری مناسب برای استفاده انسان و توانایی ثبت های پایدار بلند مدت از نرون های تنها، به تاخیر افتاد. چون الکترودهای کاشته شده موجب ایجاد زخم در بافت و حرکت کردن نسبت به یک نرون تنها می شود. در سال ۱۹۸۹ الکترودهایی ساخته شد که این مشکلات را تا حدی برطرف کرد. اما این روش چون نیاز به جراحی دارد، در افراد با ناتوانایی های زیاد استفاده می شود [۱۲].

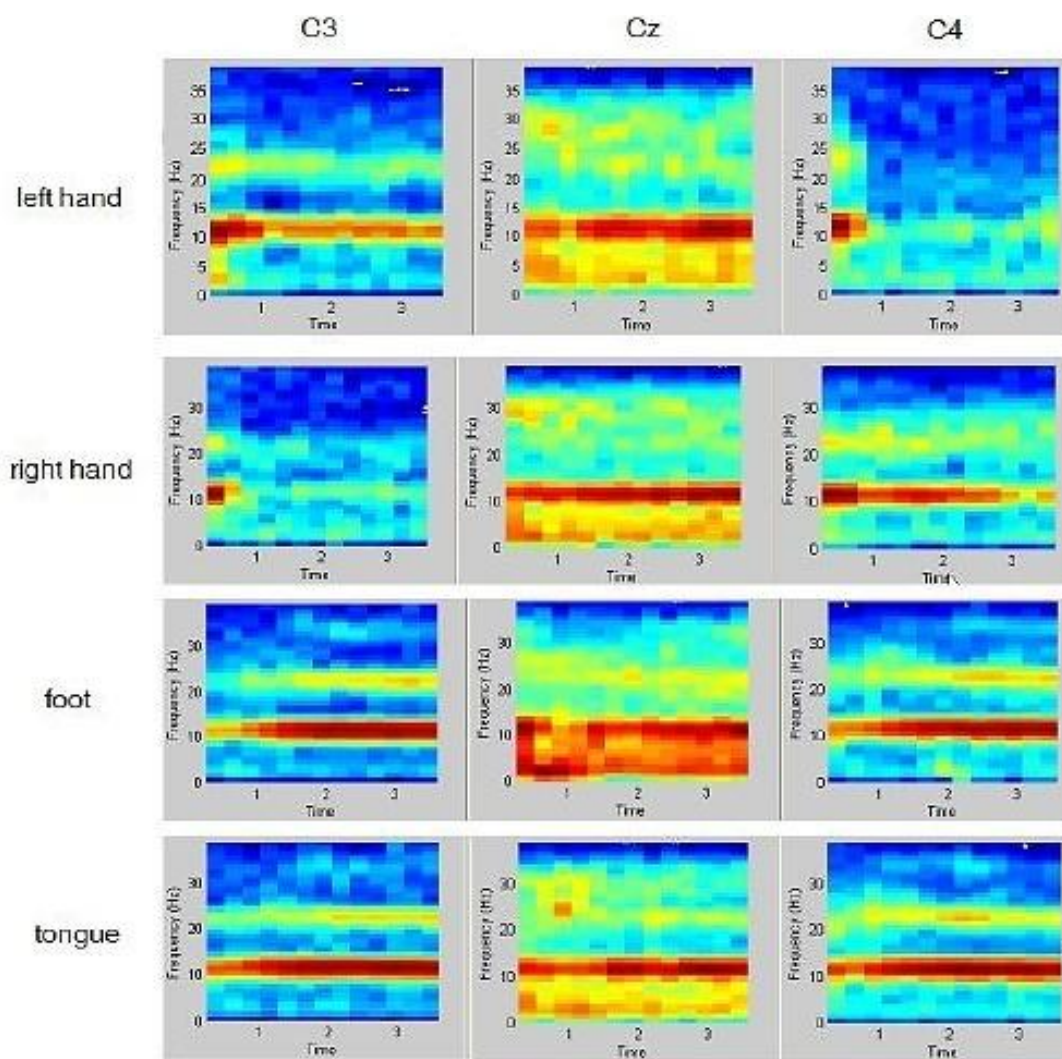
۱-۵-۶ بررسی امواج میو و بتا در تصور حرکتی

در افراد هوشیار، هنگامی که فرد درگیر پردازش ورودی های حسی نیست و خروجی های حرکتی نیز تولید نمی کند، در نواحی حسی و حرکتی کورتکس، مولفه های فرکانسی ۸ تا ۱۲ هرتز وجود دارد که همان امواج میو هستند. این سیگنالها مرتبط با آن قسمت از نواحی قشر مغز است که مستقیم به خروجی حرکتی مغز متصل است و می تواند به حرکت تصویری ارادی، ترجمه شود.

مشخصات طیفی شامل حرکت، ممکن است ریتم میو (۸-۱۲Hz) و یا ریتم بتا (۱۸-۲۵Hz) باشد، که در طول حرکت و یا آماده شدن برای حرکت در نیمکره طرف مقابل کاهش می یابد (ERD) و یا بعد از حرکت و یا در حالت استراحت افزایش می یابد (ERS). دو پدیده ی ERD و ERS می توانند به عنوان ویژگی های مرتبط با طبقه بندی تصور حرکتی استفاده شود [۱].

این پدیده ها ممکن است برای افراد مختلف در باندهای فرکانسی مختلف اتفاق بیفتد. تحقیقات نشان داده است که تصور حرکتی مانند خود حرکت باعث بوجود آمدن چنین الگوهایی در مغز شود.

برای روشن تر شدن موضوع شکل ۹-۱ از مرجع [۱۵] آورده شده است. در این شکل توزیع زمان-فرکانس برای سه کانال C3، C4، Cz در استاندارد ۲۰-۱۰ در طول چهار ثانیه تصور حرکتی آورده شده است.



شکل ۹-۱ توزیع انرژی در حوزه زمان-فرکانس برای چهار نوع تصور حرکتی دست چپ، دست راست، حرکت پا و زبان. محور عمودی فرکانس و محور افقی زمان برحسب ثانیه را نشان می‌دهد [۱۵].

این توزیع ها متوسط توزیع زمان-فرکانس در چند آزمایش هستند، که شامل چهار نوع تصور حرکتی دست چپ، دست راست، دو پا و زبان مربوط به یک شخص می باشند. کانال C3 در نیمکره چپ و کانال C4 در نیمکره راست و کانال Cz در مرکز سر قرار دارد. طیف قرمز رنگ انرژی بیشتر و طیف آبی رنگ انرژی کمتر را نشان می دهد.

همانطور که در شکل (۹-۱) مشاهده می شود، در تصور حرکتی دست چپ در کانال C3 باند میو (حدود ۸-۱۲ هرتز) قبل از تصور وجود داشته است و تا پایان تصور ادامه می یابد. اما در کانال C4 این باند فرکانسی قبل از تصور وجود داشته اما بعد از حدود ۰,۶ ثانیه ناپدید می شود. یعنی در طول تصور حرکتی دست چپ، در نیمکره راست مغز ERD اتفاق افتاده است. در باند بتا (در حدود ۱۸ تا ۲۶ هرتز) نیز ERD رخ داده است که البته قبل از تصور حرکتی این باند فرکانسی انرژی کمی داشته است.

در تصور حرکتی دست راست نیز در باندهای میو و بتا در کانال C3 ، ERD وجود دارد. در کانال Cz در تصور حرکتی دست راست و چپ تغییرات خاصی در این باندهای فرکانسی مشاهده نمی شود و در هر دو نوع تصور حرکتی توزیع فرکانسی این کانال یکسان است. با توجه به تفاوت های مشاهده شده در کانال-های C3 و C4 در طول تصور حرکتی در بسیاری از تحقیقات از این دو کانال برای جداسازی تصور حرکتی دست چپ و راست استفاده می شود.

در تصور حرکتی دو پا و تصور حرکتی زبان، توزیع انرژی هر سه کانال C3، C4 و Cz یکسان بوده و نمی توان برای جداسازی آنها از این سه کانال استفاده کرد.

فصل ۲

مروری بر روشهای استخراج ویژگی

۲-۱ مقدمه

در این فصل مروری بر روش‌های استخراج ویژگی برای طبقه بندی داده های EEG ناشی از تصور حرکتی ارائه شده است. استخراج ویژگی از سیگنال‌های EEG، مهمترین گام در طبقه بندی تصور حرکتی است. بطور کلی استخراج ویژگی‌های مطلوب تصور حرکتی، می تواند بر مبنای سه بعد زمانی، فرکانسی، فضایی و یا تلفیقی از این ابعاد باشد.

در تحقیقات اولیه، توان باندهای فرکانسی مختلف در پنجره های زمانی از سیگنال EEG، به عنوان ویژگی برای طبقه بندی EEG مورد استفاده قرار گرفت [۱۶]. در این مرجع گزارش شده است که برای هر فرد باندهای فرکانسی خاصی برای طبقه بندی EEG مناسب است. روش AAR^1 [۱۷]، به جنبه حیاتی دیگری، یعنی بعد زمانی سیگنال‌ها EEG تاکید می‌کند.

بعد فضایی سیستم های BCI مبتنی بر EEG اولین بار در سال ۲۰۰۰ به منظور جداسازی دو کلاس تصور حرکتی دست چپ و راست، توسط روش CSP^2 [۴] مورد بررسی قرار گرفت. روش CSP با استفاده از یک نگاشت خطی سیگنال‌های EEG با تعداد کانال زیاد را، توسط تعداد کمی بردار که مرتبط با فیلترهای فضایی هستند، به تعدادی کمی سیگنال تبدیل می‌کند. که واریانس سیگنال‌های حاصل از نگاشت برای طبقه بندی دو کلاس تصور حرکتی مناسب است. در این روش، بر اساس اهمیت سیگنال هر الکتروود در طبقه بندی، وزن مناسبی برای آن الکتروود در نظر گرفته می‌شود. بر اساس آنچه گزارش شده است [۱۷]، روش CSP دقت بهتری در طبقه بندی بلادرنگ نسبت به روش AAR از خود نشان می‌دهد.

¹ Adaptive autoregressive model

² Common Spatial Pattern

در ادامه فصل به مروری بر روش‌های استخراج ویژگی بر مبنای ویژگی‌های فضایی، ویژگی‌های فضایی-فرکانسی، ویژگی‌های زمانی-فرکانسی و ویژگی‌های زمان-فضا-فرکانس سیگنالهای EEG ناشی از تصور حرکتی خواهیم پرداخت.

۲-۲ ویژگی‌های فضایی

علاوه بر روش متداول CSP، روش‌های دیگری نیز به استخراج ویژگی‌های فضایی مرتبط با تصور حرکتی پرداخته اند. که ادامه به معرفی برخی از آنها می‌پردازیم.

در مرجع [۲]، دقت طبقه بندی سه نوع از روش‌های تحلیل مولفه مستقل^۱ یعنی FastICA، Infomax و SOBI^۲ مقایسه شدند. داده EEG مورد بررسی برای هشت فرد و ۲۲ کانال مرتبط با چهار تصور حرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان می‌باشد. نتایج نشان داده است که روش Infomax از دو نوع دیگر از انواع ICA بهتر می‌باشد. همچنین نشان داده شده است که اعمال PCA^۳ قبل از ICA نتایج را در مورد FastICA بهبود بخشیده در حالی که نتایج طبقه بندی برای Infomax را بطور قابل ملاحظه ای کاهش می‌دهد.

۲-۲-۱ روش WPC^۴

در مرجع [۱۸]، بهینه سازی فیلترهای فضایی برای طبقه بندی تصور حرکتی چندکلاسه مورد توجه قرار گرفته است. این بهینه سازی توسط یک معیار طبقه بندی جدید، که معیار دو به دو وزن دار نامیده می‌شود، انجام شده است. بهینه سازی در روش WPC بر مبنای مینیمم کردن باند بالایی از خطای بیز،

^۱Independent Component Analysis(ICA)

^۲Second Order Blind Identification (SOBI)

^۳Principal Component Analysis

^۴Weighted pairwise criterion(WPC)

انجام می‌شود. رهیافت WPC توجه بیشتری به زوج کلاس‌های نزدیک به هم که احتمال بیشتری برای طبقه بندی نادرست دارند، نسبت به زوج کلاس‌های دورتر که به خوبی جدا شده اند، دارد.

۲-۲-۲ روش مبتنی بر گرافی

در مرجع [۱۹]، فیلترهای فضایی بهینه با بنا نهادن یک طرح مبتنی بر گراف، حاصل شده اند. در این الگوریتم، هر کلاس از داده های EEG به زیرکلاس‌هایی (خوشه هایی) تقسیم می‌شوند، بطوریکه رأس-های گراف مراکز زیر کلاسها قرار می‌گیرند. در این الگوریتم روش ^۱FLDA در قالب یک گراف فرمول-بندی می‌شود.

۳-۲-۲ روش LTCSP^۲

در مرجع [۲۰]، تعمیمی از روش CSP بیان شده است که توسط یک ماتریس همسایگی، ساختار محلی سیگنال‌های زمانی EEG را در تخمین ماتریس کواریانس در نظر می‌گیرد. روش LTCSP مانند روش CSP روشی ساده است. از لحاظ محاسباتی پیچیدگی ندارد و در مقایسه با روش CSP، پایداری بیشتری در مقابل نویز و اغتشاشات دارد.

۳-۲ ویژگی‌های فضایی-فرکانسی

روش‌های زیادی در مقالات برای بهبود روش CSP پیشنهاد شده است. معمولاً این روش‌ها سعی در یافتن باندهای فرکانسی ویژه هر فرد دارند که ویژگی‌های ERD از آن استخراج می‌شوند. در ادامه به معرفی برخی از آنها می‌پردازیم.

^۱ Fisher Linear Discriminant Analysis

^۲ Local Temporal Common Spatial Pattern

۲-۳-۱ روش CSSP^۱

نتایج CSP به فیلتر نمودن اولیه داده های EEG وابستگی زیادی دارد و اگر باند فرکانسی مناسبی از سیگنال های EEG انتخاب نشود، نتایج مطلوبی در طبقه بندی BCI ایجاد نمی کند [۴]. برای رفع این مشکل Lemm و همکارانش روشی به نام CSSP را پیشنهاد کردند [۲۱]. این روش با هدف کاهش اثر آرتیفکت ها و سایر نویزها بر روی EEG، از یک فیلتر FIR مرتبه اول و الگوریتم CSP استفاده می نماید. در این روش CSP، به فضای حالت توسعه داده شده است. در این روش سیگنال های زمانی تأخیر یافته به عنوان کانال های جدید در نظر گرفته می شوند. این سیگنال های تأخیر یافته به سیگنال های بدون تأخیر الحاق می شوند. سپس CSP به کل این مجموعه اعمال می شود. در این روش، فیلترهای فرکانسی برای هرکانال، به همراه فیلترهای فضایی بهینه می شود.

در مرجع [۲۱]، نشان داده شده است، این روش نسبت به روش CSP نتایج بهتری را ارائه می کند. این روش به شدت به انتخاب میزان تأخیر τ بستگی دارد، لذا می بایست τ با بعضی روش های اعتبارسنجی روی مجموعه آموزش بدست آید. هر چند نتایج، بهبود الگوریتم CSSP را نسبت به CSP نشان می دهد، قابلیت انعطاف پذیری فیلترهای فرکانسی بکار رفته در این روش خیلی محدود است.

۲-۳-۲ روش CSSSP^۲

Dorheng و همکارانش روش CSSSP را پیشنهاد دادند [۲۲]، که بطور همزمان یک فیلتر FIR انعطاف پذیر را با تحلیل CSP بهینه می کند و برای جلوگیری از خطر overfitting یک قید پراکندگی^۳ را بکار می گیرد.

^۱Common Spatio-Spectral Pattern (CSSP)

^۲Common Sparse Spectral Spatial Pattern (CSSSP)

^۳ sparsity

۳-۳-۲ روش ISSPL^۱

آقای Wei و همکارانش یک روش یادگیری با تکرار به نام ISSPL پیشنهاد دادند [۲۳]. در این روش یک فیلتر FIR و یک طبقه بند، بطور همزمان با ماکزیمم نمودن حاشیه صفحه مجزاساز پترن‌ها^۲، بهینه می‌شوند.

۴-۳-۲ روش FBCSP^۳

در مرجع [۲۴]، یک روش به نام FBCSP ارائه شده است. در این الگوریتم، ابتدا داده های EEG به باندهای فرکانسی چندگانه، با اعمال فیلتربانک فیلتر می‌شوند. سپس ویژگی‌های CSP برای هر باند استخراج می‌شود. پس از آن، یک الگوریتم انتخاب ویژگی، برای انتخاب باندهای فرکانسی مجزاساز و ویژگی‌های CSP مربوطه شان بکار می‌رود. در مرجع [۲۴]، الگوریتم‌های MIBIF^۴، MINBPW^۵، FRFS2^۶، MIRSR^۷، برای انتخاب ویژگی‌های مجزا ساز و الگوریتم‌های طبقه‌بندی NBPW^۸، FLD^۹، SVM^{۱۰}، CART^{۱۱}، k-NN^{۱۲} و RNFS^{۱۳} برای طبقه بندی FBCSP بررسی شدند.

¹Iterative Spatio-Spectral Patterns Learning (ISSPL)

²Maximal margin hyperplane

³Filter Bank Common Spatial Pattern

⁴Mutual Information based Best Individual Feature

⁵Mutual Information-based Naïve Bayesian Parzen Window

⁶Fuzzy-Rough set-based Feature Selection

⁷Mutual Information-based Rough Set Reduction

⁸Naïve Bayesian Parzen Window

⁹Fisher Linear Discriminant

¹⁰classification and regression tree

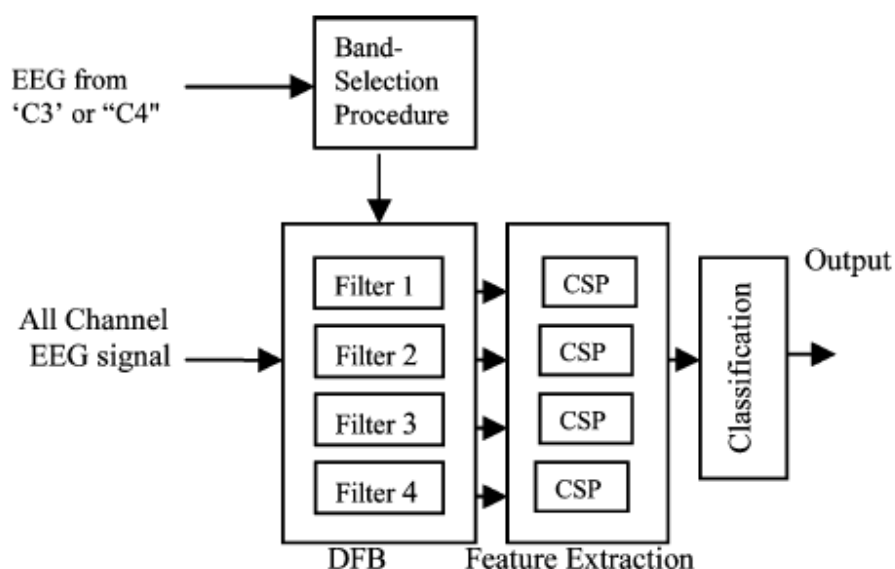
¹¹K-nearest neighbor

¹²Rough set-based Neuro-Fuzzy System

¹³Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System

۵-۳-۲ روش^۱ DFBCSP

روشی دیگر به نام DFBCSP [۲۵]، فیلتربانک مختص هر فرد را برای طبقه بندی تصور حرکتی پیشنهاد می‌دهد. این روش، بجای استفاده از فیلتر بانک ثابت برای همه افراد، فیلتر بانک جداساز مختص هر فرد را، پیش از استخراج ویژگی بدست می‌آورد. این سیستم، باندهای جداساز ویژه هر فرد را از یک مجموعه از فیلترها، به نام فیلتربانک والد بدست می‌آورد. فیلتر بانک والد با استفاده از تکنیک CD^2 طراحی می‌شوند و تمام اجزای فرکانسی در محدوده ۶-۴۰ هرتز را پوشش می‌دهند. روش DFBCSP کانال‌های C3 و C4 را به منظور تعیین اجزای فرکانسی مجزاساز ویژه هر فرد انتخاب می‌کند. شکل ۱-۲ بلوک دیاگرام DFBCSP را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۲ بلوک دیاگرام روش DFBCSP [۲۵]

¹discriminative filter bank Common Spatial Pattern

² Coefficient decimation

انتخاب باند فرکانسی مجزاساز ویژه هر فرد، با استفاده از فیلتربانک های والد از کانال های C3 یا C4 و نسبت فیشر^۱ از EEG های فیلتر شده، انجام می شود. هنگامی که باندهای فرکانسی انتخاب شدند، همه کانال های EEG با استفاده از این باندهای مجزاساز فیلتر می شوند تا در مرحله بعد توسط CSP پردازش شوند. در نهایت از یک طبقه بند SVM برای طبقه بندی داده ها استفاده می شود.

۲-۳-۶ روش احتمالاتی فیلتر-ذره ای^۲

در مرجع [۲۶]، از یک روش احتمالاتی جدید برای بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی با الگوریتم فیلتر-ذره ای و اطلاعات متقابل بین بردارهای ویژگی و برچسب های کلاس استفاده شده است. این روش باندهای فرکانسی بهینه را که برای طبقه بندی بردارهای ویژگی دو کلاس تصور حرکتی مناسب هستند، با استفاده از رهیافت تئوری اطلاعات بدست می آورد. این الگوریتم از بروز رسانی یک احتمال پسین در یک فرآیند تکراری، برای یافتن فیلتر فرکانسی فضایی بهینه، استفاده می کند و برای طبقه بندی تصور حرکتی، یک قانون تصمیم گیری را بوسیله یک ترکیب خطی از خروجی های SVM، بنا می کند.

در مرجع [۶]، روش OSSFN پیشنهاد شده است که از یک روش مبتنی بر تئوری اطلاعات، برای بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی در طبقه بندی دو کلاس تصور حرکتی استفاده می کند. این روش با ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل بین برچسب کلاس و بردارهای ویژگی، توسط یک الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر گرادیان، فیلترهای فضایی-فرکانسی مناسب هر فرد را بدست می آورد. مقایسه نتایج این روش با دو روش CSP و FBCSP در مرجع [۶] نشان می دهد، روش پیشنهادی در این مرجع نتایج بهتری از دو روش مذکور داشته است.

^۱Fisher ratio

^۲ Particle-filter

۴-۲ استفاده از ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس

این روش‌ها بطور عمده از تبدیل موجک و تبدیل فوریه زمان کوتاه در ترکیب با سایر الگوریتم‌ها برای استخراج ویژگی‌های زمان-فرکانس سیگنال‌های EEG ناشی از تصور حرکتی استفاده می‌کنند. در بیشتر موارد، تبدیل موجک از نوع موجک مورلت مختلط، دابیشز و سیملت می‌باشد.

در سال ۲۰۰۴ آقای Lemm و همکاران، یک روش بر مبنای اطلاعات زمان-فرکانس، برای طبقه بندی بلادرنج تصور حرکتی دست چپ و راست پیشنهاد دادند [۲۷]. در این روش، داده های EEG مربوط به کانال‌های C3 و C4، با استفاده از موجک‌های مورلت علی^۱ به حوزه زمان-فرکانس برده می‌شود. برای هر نقطه زمانی با استفاده از تبدیل موجک برای دو باند فرکانسی پایین و بالای میو و بتا و برای دو کانال C3 و C4 چهار ویژگی بدست می‌آید. این بردار ویژگی برای تخمین دو مدل احتمالاتی مربوط به هر یک از دو کلاس چپ و راست استفاده می‌شود. برای هر یک از دو مدل احتمالاتی یک توزیع گوسی چهاربعدی با استفاده از بردارهای ویژگی در نظر گرفته می‌شود.

در سال ۲۰۰۵ آقای Qin و همکاران، با استفاده از توزیع انرژی در حوزه زمان-فرکانس و تبدیل موجک مورلت مختلط به استخراج ویژگی های ERD و ERS پرداختند [۲۸]. برای این منظور دو کانال متقارن در سمت چپ و راست مجسمه، مثلاً C3 و C4 را در نظر گرفته و توزیع انرژی در حوزه زمان-فرکانس را برای دو تصور حرکتی چپ و راست بر روی این دو کانال بدست آوردند. سپس با کم کردن انرژیها روی تصور حرکتی چپ و راست و یک آستانه گذاری مناسب برای طبقه بندی دو کلاس، دو ماتریس وزنی مربوط به ERD و ERS محاسبه کردند و از روی این ماتریس های وزنی، ویژگی‌ها را بدست آوردند.

¹ Causal morlet wavelet

در مرجع [۲۹]، روش‌هایی مانند چگالی طیف توان^۱، تجزیه اتمی^۲ بر مبنای تبدیل S، تبدیل فوریه زمان کوتاه^۳ و توزیع انرژی مربعی^۴ مانند توزیع Wigner-Ville و RID^۵ و Choi-Williams و Born-، Zhao-Atlas-Marks و Jordan و روش‌های مبتنی بر موجک پیوسته WPT^۶ را برای محاسبه انرژی در باندهای فرکانسی استفاده شده است.

برای محاسبه انرژی در باندهای میو و بتا از دو کانال C3 و C4 استفاده شده است. همچنین موجک مادر دابیشز و سیملت با مرتبه های مختلف بکار رفته‌اند. طبقه‌بندهای خطی و غیر خطی LDA و SVM بررسی شده‌اند. نتایج دقت طبقه‌بندی بر روی یازده فرد آورده شده است. گزارش شده که [۲۹]، روش PSD با انواع طبقه بندها نتایج بهتری داشته است.

۲-۴-۱ روش فاکتورگیری ماتریس نامنفی^۷

در مرجع [۳۰]، از الگوریتم NMF استفاده شده است. این الگوریتم، یک ماتریس غیرمنفی $X \geq 0$ را به حاصلضرب دو ماتریس غیرمنفی $U \geq 0$ و $V \geq 0$ تجزیه می‌کند، بطوریکه اختلاف بین X و UV^T مینیمم گردد. ماتریس V شامل بردارهای پایه و ماتریس U شامل ویژگی‌های فرکانسی هستند. در این مقاله، استخراج ویژگی‌های فرکانسی مناسب برای طبقه بندی، با اعمال روش NMF با کرنل خطی^۸، بر روی نمایش زمان-فرکانس داده‌های EEG انجام می‌شود. نمایش حوزه زمان-فرکانس داده‌های EEG، با استفاده از تبدیل موجک صورت می‌گیرد. موجک بکار رفته از نوع موجک مورلت مختلط می‌باشد. در مرجع [۳۰]، نشان داده شده است، KNMF با کرنل خطی، ویژگی‌های فرکانسی را به راحتی با ضرب

^۱Power spectral density(PSD)

^۲Atomic Decompositions:

^۳Short time Fourier transform (STFT)

^۴Quadratic energy distributions

^۵reduced interference distributions

^۶Wavelet packet Transform

^۷Nonnegative matrix factorization(NMF)

^۸Kernel Nonnegative matrix factorization(KNMF)

ماتریسی محاسبه می‌کند. نتایج این روش بر روی دو مجموعه داده EEG یکی مجموعه داده مسابقه BCI و دیگری مجموعه داده IDIAP [۳۰]، انجام شده است. گزارش شده که [۳۰]، روش پیشنهادی در این مرجع عملکرد مؤثری در استخراج ویژگی‌های فرکانسی داشته است.

۲-۴-۲ روش مبتنی بر تبدیل موجک پیوسته به همراه Student's two-sample t-statistic

در مرجع [۳۱]، از تبدیل موجک پیوسته به همراه الگوریتم Student's two-sample t-statistics برای استخراج ویژگی‌های زمان-مقیاس دو بعدی استفاده شده است. ویژگی‌های استخراج شده برای طبقه بندی دو کلاس تصور حرکتی چپ و راست می‌باشد. این روش ابتدا، تبدیل موجک پیوسته دابیشز را برای استخراج ویژگی زمان-مقیاس دو بعدی بکار می‌گیرد، که منجر به یک نمایش با تزايد^۱ بالا از سیگنال‌های EEG در حوزه زمان-فرکانس می‌باشد و تعیین مکان دقیق از ERD و ERS را می‌دهد. سپس به ویژگی زمان-مقیاس دوبعدی توسط الگوریتم Student's two-sample t-statistics وزن داده می‌شود و یک طرح زمان-مقیاس از اطلاعات جداساز بین تصور حرکتی چپ و راست بیان می‌شود. در نهایت ضریب همبستگی برای طبقه بندی تصور حرکتی بکار می‌رود.

۲-۴-۳ روش مبتنی بر چندفرکتال‌های تجمعی و سری‌های زمانی

در مرجع [۳۲]، دو ویژگی جدید برای طراحی سیستم های BCI مبتنی بر EEG معرفی شده است. ویژگی اول بر مبنای چند فرکتال‌های تجمعی^۲ و ویژگی دیگر بر مبنای سری‌های زمانی پیش بینی کننده است. عملکرد این دو ویژگی با ویژگی استاندارد مورد استفاده در BCI، یعنی ویژگی‌های توان باند با یکدیگر مقایسه شده اند. این سه ویژگی و ترکیب آن‌ها روی ۱۳ فرد بررسی شده است. گزارش شده که [۳۲]، این ویژگی‌های جدید منجر به بهبود عملکرد طبقه بندی شده اند. بویژه، هنگامی که سه ویژگی

^۱ Redundancy

^۲ Multifractal cumulants

توان باند و چند فرکتال‌های تجمعی و ویژگی مبتنی بر پیش بینی سری‌های زمانی با هم ترکیب و استفاده شوند، نتایج دقت طبقه بندی بالا می رود.

۴-۴-۲ روش مبتنی بر خوشه بندی شبکه عصبی هاپفیلد فازی بدون سرپرست^۱ و ویژگی‌های فراکتالی

در مرجع [۳۳]، از خوشه بندی شبکه عصبی هاپفیلد فازی بدون سرپرست، ویژگی‌های فراکتالی مالتی رزولوشن^۲، برای طبقه بندی تصور حرکتی چپ و راست استفاده می‌شود. ویژگی‌های فراکتالی مالتی رزولوشن از داده تبدیل ویولت گسسته با استفاده از بعد فراکتالی اصلاح شده، استخراج می‌شوند. در نهایت، خوشه بندی FHNN به عنوان جداکننده ویژگی‌های فراکتالی مالتی رزولوشن استفاده می‌شود.

۴-۵ روش مبتنی بر سیستم استنباط فازی عصبی^۳ و ویژگی‌های فراکتالی

در مرجع [۳۴]، روش استخراج ویژگی از طریق پیش بینی سری‌های زمانی بر مبنای سیستم استنباط فازی عصبی^۳ و ویژگی‌های فراکتالی مالتی رزولوشن^۴ برای استخراج ویژگی در طبقه بندی تصور حرکتی دو کلاس چپ و راست بکار می‌رود. دو سیستم ANFIS برای پیش بینی کردن داده های مربوط به تصور حرکتی چپ و راست آموزش داده می‌شوند. ویژگی‌های بدست آمده توسط یک طبقه بند LDA جدا می‌شوند. عملکرد روش پیشنهادی بر روی دو مجموعه داده Graz BCI شامل تصور حرکتی فیدبکی و تصور حرکتی بدون فیدبک، انجام شده است. عملکرد روش پیشنهادی با روش‌های AAR، پیش بینی سری‌های زمانی AAR و پیش بینی سری‌های زمانی شبکه عصبی مقایسه شده است. بیان شده که

^۱Fuzzy Hopfield neural network(FHNN)

^۲multiresolution fractal feature vectors(MFFV)

^۳adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS)

^۴ Multiresolution fractal feature vectors(MFFVs)

[۳۴]، روش پیش بینی سری‌های زمانی ANFIS با ویژگی‌های MFFV یک روش امیدوارکننده در زمینه BCI است.

در مرجع [۳۵]، یک روش تحلیل جداساز خطی بیز^۱ تجربی بر مبنای مشاهده سلسله مراتبی^۲، پیشنهاد شده است که در آن انتخاب ویژگی و طبقه بندی توأم انجام می‌شود. روش BLDA بر روی داده های تصورحرکتی چهارکلاسه بکار برده شده است. نتایج دقت طبقه بندی با روش‌های LDA و SVM مقایسه شده است. گزارش شده که [۳۵]، دقت طبقه بندی روش BLDA از دو روش LAD و SVM عملکرد بهتری داشته است.

۲-۵ ویژگی‌های زمان-فرکانس-فضا

در مرجع [۳۶]، از یک طرح مبتنی بر تانسور^۳، برای طبقه بندی داده های EEG استفاده شده است. ابتدا سیگنال‌های EEG توسط تانسورهای مرتبه سوم در حوزه فضا-فرکانس-زمان با استفاده از تبدیل ویولت، بیان می‌شود. سپس، یک الگوریتم تحلیل جداساز تانسور منظم^۴، برای استخراج یک زیرفضای مجزاساز چند راهه^۵، از داده های EEG بیان شده با تانسور، پیشنهاد می‌کند. این روش بر روی مجموعه داده تصورحرکتی دست چپ و راست انجام شده. در مرجع، بیان شده است که این روش نسبت به روش CSP مزایای زیر را دارد. (۱) زیرفضای جداساز چند راهه^۶ بهینه می‌تواند استخراج شود و الگوهای فضایی-فرکانسی-زمانی مهم برای طبقه بندی استفاده شود. (۲) روش پیشنهادی، بدون داشتن دانش اولیه فیزیولوژی عصبی، به خوبی عمل می‌کند. (۳) طرح پیشنهادی قادر به یافتن مهم ترین کانال‌ها برای طبقه بندی است و می‌تواند برای انتخاب کانال در BCI استفاده شود.

¹Baysian linear discriminant analysis(BLDA)

²hierarchical observation model

³Tensor

⁴(Regularized tensor discriminant analysis)RTDA

⁵multiway

فصل ۳

فیلترهای فضایی-فرکانسی

۳-۱ مقدمه

تکنیکهای فیلتر نمودن فضایی، بطور گسترده‌ای برای استخراج ویژگی‌های فضایی جداساز ERD در EEG چند کاناله مورد استفاده قرار می‌گیرد. روشهایی مانند انواع تحلیل مولفه مستقل^۱[۳۷]، بیم فورمینگ^۲[۳]، بررسی شده اند، در حالی که متداول‌ترین روش مورد استفاده تاکنون، روش CSP است [۱]، ۴، [۱۰]. در تحقیقات اولیه، روش CSP برای تحلیل EEG، به منظور تشخیص EEG غیرنرمال معرفی شد. سپس برای طبقه بندی EEG مرتبط با حرکت مورد استفاده قرار گرفت.

روش CSP منجر به دقت طبقه بندی بالاتری نسبت به روشهای مختلف ICA در طبقه بندی تصور حرکتی می‌شود [۳۸]. روش CSP شامل یک افکنش^۳ خطی از نمونه های زمانی EEG چند کاناله بر روی تعداد کمی بردار است، که منطبق با فیلترهای فضایی مستقل می‌باشند. از لحاظ ریاضی، ماتریس افکنش بر مبنای ماکزیمم نمودن جداسازی بین کلاسه‌های EEG تصور حرکتی در شرایط ضریب ریلی^۴ بنا شده است [۱۰]. این ضریب توسط ماتریسهای واریانس بین کلاسی از نمونه های زمانی EEG تعیین می‌شود.

۳-۲ معرفی روش CSP

هدف از این روش، طراحی فیلترهای فضایی است که منجر به سریهای زمانی جدیدی می‌شود، که واریانس آنها برای طبقه بندی دو کلاس از EEG مرتبط با تصور حرکتی چپ و راست، بهینه باشند. روشی که برای طراحی چنین فیلترهای فضایی استفاده می‌شود، بر مبنای قطری سازی همزمان دو ماتریس کواریانس است.

¹ Independent Component Analysis

² Beam-forming

³ Projection

⁴ Rayleigh

در ادامه به تحلیل روش CSP پرداخته می‌شود [۴]. در نظر بگیرید که در یک آزمایش تصوری حرکتی سیگنالهای EEG خام با ماتریس Z که دارای ابعاد $N \times T$ است، بیان شود. که N تعداد کانال ها (یعنی الکترودهای ضبط شده) و T تعداد نمونه های زمانی برای هر کانال است. نرمال سازی کواریانس فضایی EEG از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$C = \frac{ZZ^T}{\text{trace}(ZZ^T)} \quad (۱-۳)$$

در رابطه بالا نویس T به عملگر ترانهاده اشاره می‌کند و $\text{trace}(x)$ مجموع عناصر روی قطر اصلی ماتریس x است. برای هر یک از دو توزیعی که قرار است از هم جدا شوند (به عنوان مثال، تصور حرکتی چپ و راست)، کواریانس فضایی $\bar{C}_\omega$ با متوسط گیری روی آزمایشات، برای هر کلاس محاسبه می‌شود (اندیس ω برچسب کلاس می‌باشد). کواریانس فضایی مرکب، توسط رابطه زیر داده شده است:

$$C_c = \bar{C}_l + \bar{C}_r \quad (۲-۳)$$

C_c می‌تواند به صورت $C_c = U_c \lambda_c U_c'$ تجزیه شود، که U_c ماتریس بردارهای ویژه و λ_c ماتریس قطری مقادیر ویژه C_c است. در اینجا فرض می‌شود که مقادیر ویژه به ترتیب نزولی مرتب شده اند.

به کمک تبدیل سفید کننده P ، واریانس های کانال های EEG یکسان می‌شود.

$$P = \sqrt{\lambda_c^{-1}} U_c^T \quad (۳-۳)$$

یعنی تمام مقادیر ویژه ی $PC_c P^T$ برابر مقدار یک خواهند شد. بطور مشابه به کمک تبدیل P ، متوسط ماتریس کواریانس مربوط به کلاس های دست چپ و راست (یعنی $\bar{C}_l$ و $\bar{C}_r$)، به ماتریس های پراکندگی S_l و S_r صورت زیر تبدیل شوند:

$$S_l = P \bar{C}_l P^T \quad (4-3)$$

$$S_r = P \bar{C}_r P^T \quad (5-3)$$

آنگاه S_l و S_r بردارهای ویژه مشترکی خواهند داشت. یعنی، اگر

$$S_l = B \lambda_l B^T \quad (6-3)$$

بطور مشابه این تجزیه را می‌توان برای S_r بکار برد:

$$S_r = B \lambda_r B^T \quad (7-3)$$

$$\lambda_l + \lambda_r = I \quad (8-3)$$

بنابراین، بر طبق رابطه (۸-۳)، مجموع دو مقدار ویژه‌ی مربوطه همیشه یک است. در این رابطه I ماتریس همانی است. بردار ویژه‌ی متناظر با بزرگترین مقدار ویژه برای S_l ، کوچکترین مقدار ویژه برای S_r را دارد و برعکس. این ویژگی، مقادیر ویژه‌ی B را برای طبقه‌بندی دو تصور حرکتی، مفید می‌سازد.

افکنش EEG سفید شده، روی اولین و آخرین بردارهای ویژه (یعنی بردارهای ویژه مرتبط با بزرگترین عناصر روی قطر اصلی λ_l و λ_r) سیگنال‌هایی را بوجود می‌آورد که برای جداسازی دو کلاس از EEG (مثلاً تصور حرکتی دست راست از چپ) مناسب هستند. با ماتریس افکنش $W = (B^T P)^T$ ، نگاشت مجموعه سیگنال‌های EEG حاصل از یک آزمایش با ماتریس Z به صورت زیر داده شده است:

$$Y = WZ \quad (9-3)$$

ستون‌های ماتریس W^{-1} همان الگوهای فضایی مشترک (CSP) هستند. پس از نگاشت داده‌های EEG توسط رابطه (۹-۳) می‌توان بردار ویژگی را بدست آورد. برای هر جهت از تصور حرکتی (مثلاً دست راست یا چپ)، واریانس تنها تعداد کمی سیگنال حاصل شده از Y ، برای طبقه بندی مناسب ترین هستند. سیگنال‌های Z_p ($p = 1 \dots 2m$) که اختلاف واریانس تصور حرکتی چپ در مقابل راست را ماکزیمم می‌کند، آنهایی هستند که مرتبط با بزرگترین مقادیر ویژه λ_1 و λ_r هستند. این سیگنالها m سطر اول و آخر از Y هستند. بردار ویژگی برای طبقه‌بندی دو کلاس تصور حرکتی از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$f_p = \log \left(\frac{\text{var}(Y_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Y_i)} \right) \quad (10-3)$$

۳-۳ بررسی فیلترهای فضایی از دیدگاه خطای بیز

روش CSP معادل با به حداقل رساندن خطای طبقه بند، برای دو توزیع گوسی چندگانه‌ی تک مودال^۱ می‌باشد. یک سیگنال فیلترشده فضایی $y(t)$ ، اختلاف واریانس بین دو کلاس را با حل مساله تجزیه مقدار ویژه، ماکزیمم می‌کند [۳۹]:

$$\Psi_{x0} \mathbf{W} = \Lambda \Psi_{x1} \mathbf{W} \quad (11-3)$$

بطوری که Ψ_{x0} (یا Ψ_{x1}) ماتریس کواریانس داده‌های EEG تصور حرکتی کلاس ۰ (یا ۱) است. Λ ماتریس قطری است که شامل مقادیر ویژه $\mathbf{W}$ می‌باشد. باتوجه به مرجع [۳۹]، از منظر طبقه بندی الگو، CSP معادل با یک تبدیل خطی بهینه است که باند Bhattachryya را برای دو کلاس از نمونه‌های زمانی

¹ unimodal

EEG که دارای توزیع گوسی تک مودال با میانگین صفر است، مینیمم می‌کند. باند Bhattacharyya به باند بالایی خطای طبقه بند بیز طبق رابطه زیر محدود می‌شود [۳۹]:

$$\varepsilon_B(\mathbf{x}) = \sqrt{P(\omega_0)P(\omega_1)} \int \sqrt{p(\mathbf{x}|\omega_0)p(\mathbf{x}|\omega_1)} d\mathbf{x} \quad (12-3)$$

در این رابطه $p(\mathbf{x}|\omega_0)$ و $p(\mathbf{x}|\omega_1)$ توابع چگالی شرطی برای سیگنال $\mathbf{x}$ ، از دو کلاس ω_0 و ω_1 هستند. بعد از تبدیل خطی $\mathbf{x}$ به $\mathbf{y}$ با استفاده از $\mathbf{W}$ ، باند Bhattacharyya به رابطه زیر تبدیل می‌شود:

$$\varepsilon_B(\mathbf{y}) = \sqrt{P(\omega_0)P(\omega_1)} \int \sqrt{p(\mathbf{y}|\omega_0)p(\mathbf{y}|\omega_1)} d\mathbf{y} \quad (13-3)$$

اگر توابع چگالی شرطی هر دو گوسی با میانگین صفر باشند و دارای ماتریس‌های کواریانس Ψ_{x_0} و Ψ_{x_1} باشند، به حداقل رساندن باند Bhattacharyya معادل است با حل کردن دو معادله زیر [۳۹]:

$$\left(\Psi_{x_1}^{-1} \Psi_{x_0}\right) \mathbf{W} = \mathbf{W} \left(\Psi_{y_1}^{-1} \Psi_{y_0}\right) \quad (14-3)$$

$$\left(\Psi_{x_0}^{-1} \Psi_{x_1}\right) \mathbf{W} = \mathbf{W} \left(\Psi_{y_0}^{-1} \Psi_{y_1}\right) \quad (15-3)$$

در اینجا $\Psi_{y_0} = \mathbf{W}^T \Psi_{x_0} \mathbf{W}$ و $\Psi_{y_1} = \mathbf{W}^T \Psi_{x_1} \mathbf{W}$ به ترتیب ماتریس‌های کواریانس $\mathbf{y}$ مربوط به کلاس‌های ω_0 و ω_1 هستند. جواب معادلات بالا برای $\mathbf{W}$ ، بردارهای ویژه برای هر دو عبارت $\Psi_{x_1}^{-1} \Psi_{x_0}$ و $\Psi_{x_0}^{-1} \Psi_{x_1}$ می‌باشد. چون این دو ماتریس با رابطه $\Psi_{x_1}^{-1} \Psi_{x_0} = (\Psi_{x_0}^{-1} \Psi_{x_1})^{-1}$ به یکدیگر مربوط می‌شوند، بردارهای ویژه مشترکی دارند که حل آن بصورت زیر است:

$$\Psi_{x_0} \mathbf{W} = \Lambda \Psi_{x_1} \mathbf{W} \quad (16-3)$$

که در رابطه (۳-۱۶)، Λ یک ماتریس قطری است که درایه‌های روی قطر اصلی آن مقادیر ویژه ماتریس‌های $\Psi_{x_0}^{-1}\Psi_{x_1}$ و $\Psi_{x_1}^{-1}\Psi_{x_0}$ هستند. بعلاوه، نشان داده می‌شود که مینیمم کردن مرز Bhattacharyya مرتبط با به حداکثر رساندن اندازه زیر است [۳۹]:

$$J = \sum_{i=1}^n \log \left(\lambda_i + \frac{1}{\lambda_i} + 2 \right) \quad (3-17)$$

بنابراین به منظور به حداقل رساندن مرز Bhattacharyya، مقادیر ویژه‌ی مرتبط با بزرگترین مقادیر عبارات $(\lambda_i + \frac{1}{\lambda_i} + 2)$ انتخاب می‌شوند.

۳-۴ معرفی روش OSSFN^۱

همانطور که در فصل قبل بیان شد، بطور معمول، CSP از خروجی فیلتر فرکانسی میانگذر ویژه هر فرد بدست می‌آید، تا ریتم ویژه ERD را استخراج کند. یادگیری فیلترهای فضایی-فرکانسی هنوز بصورت یک موضوع قابل تحقیق و بررسی می‌باشد.

در یکی از مقاله‌های اخیر [۶]، یک رهیافت مبتنی بر تئوری اطلاعات برای بهینه سازی فیلترهای فضایی و فرکانسی به منظور طبقه بندی داده های EEG دو کلاسه، پیشنهاد شده است. در این رهیافت، یک شبکه‌ی OSSFN به کمک فیلترهای فضایی-فرکانسی ساخته می‌شود و به کمک اطلاعات متقابل بین بردارهای ویژگی و برچسب های کلاس مربوطه‌شان، فیلترها بهینه می‌شوند. پیشتر، معیار ماکزیمم اطلاعات متقابل، به منظور انتخاب ویژگی بکار برده شده است [۴۰]، در حالی که بهینه سازی عددی فیلترهای فضایی مورد توجه نبوده است. در مرجع [۶]، موضوع استخراج ویژگی مورد توجه قرار می‌گیرد، که شامل بهینه سازی عددی فیلترهای فضایی همراه با انتخاب فیلتر میانگذر است. در ادامه به معرفی

^۱Optimum Spatio-Spectral Filtering Network

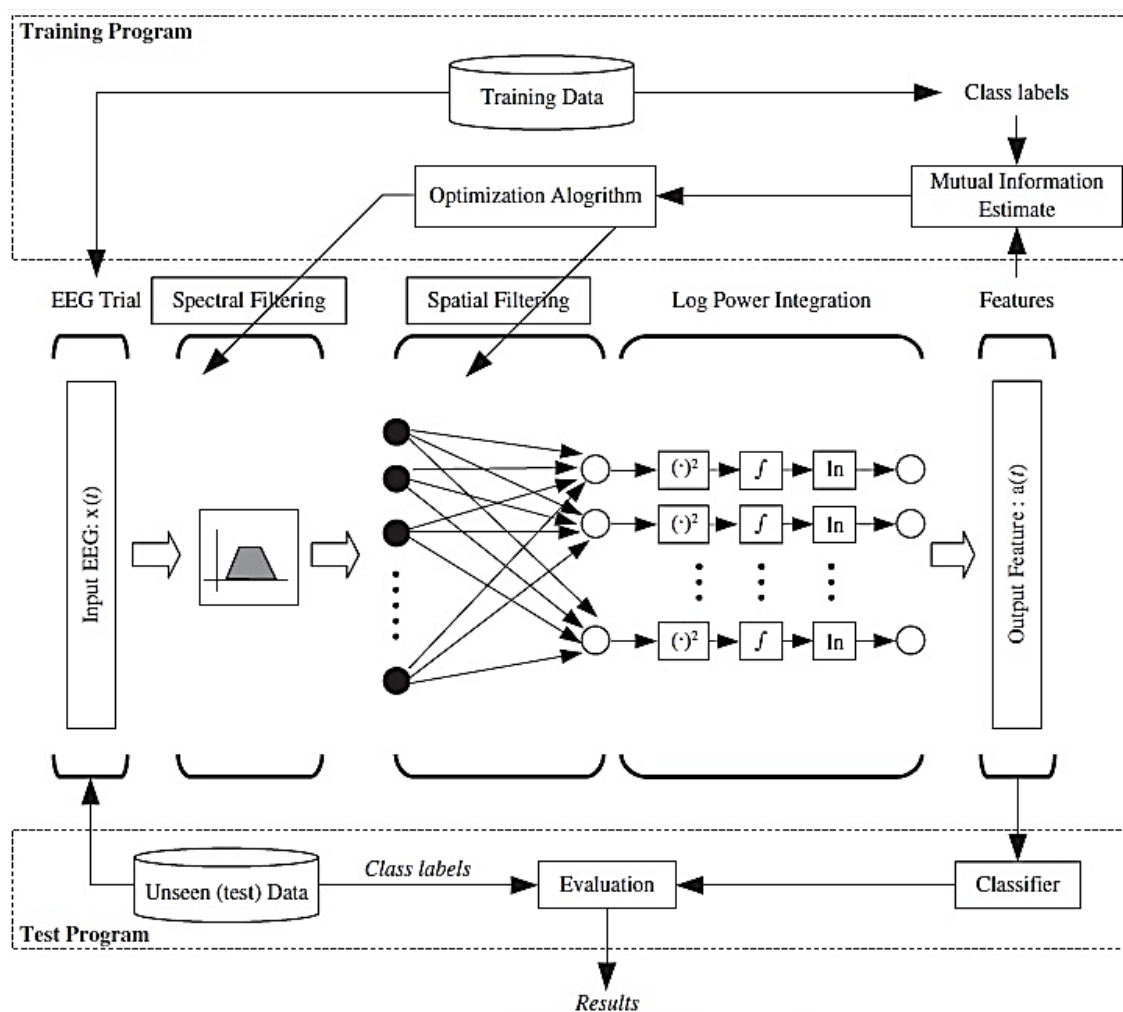
شبکه OSSFN و سپس فرمول بندی مسئله بهینه سازی بر مبنای ماکزیمم اطلاعات متقابل می پردازیم. برای درک بهتر روابط ریاضی در جدول ۳-۱ فهرستی از نمادهای ریاضی ضروری آورده شده است.

جدول ۳-۱ فهرست نمادهای ریاضی

$\mathbf{z}(t)$	یک قطعه زمانی از سیگنال EEG خام با n_c کانال در بازه $t \in [0 L]$
$\mathbf{x}(t)$	خروجی سیگنال بعد از عبور از فیلتر فرکانسی میانگذر h
$\mathbf{y}(t)$	سیگنال خروجی بعد از نگاشت توسط فیلتر فضایی
$\mathbf{W}$	ماتریس فیلتر فضایی که بردارهای فیلتر فضایی در ستون‌ها هستند. $\in \mathbb{R}^{(n_c \times n_l)}$
$\mathbf{w}_l$	هر بردار فیلتر فضایی در ماتریس $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{(n_c \times 1)}$
$\mathbf{a}; A$	برداری ویژگی $\in \mathbb{R}^{(n_l \times 1)}$
$\omega; \Omega$	یک برچسب کلاس ویژه، نماد متغیر برچسب کلاس
$p; P$	تابع چگالی احتمال و تابع احتمال یک متغیر تصادفی
H	آنتروپی یک متغیر تصادفی
$I(A, \Omega)$	اطلاعات متقابل بین بردار ویژگی A و برچسب کلاس
n_a	تعداد نمونه‌ها در داده‌های آموزشی
n_ω	تعداد نمونه‌ها متعلق به کلاس ω

۳-۴-۱ معماری شبکه OSSFN

معماری شبکه OSSFN در شکل (۳-۱) آمده است. ورودی شبکه یک پنجره زمانی از سیگنال EEG با ابعاد $n_c \times L$ می‌باشد که $\mathbf{z}(t)$ نامیده می‌شود. خروجی شبکه بردار ویژگی $\mathbf{a}$ است که میانگین توان اجزای فضایی-فرکانسی از $\mathbf{z}(t)$ است. مراحل برای رسیدن از ورودی شبکه به خروجی آن شامل اعمال فیلتر میانگذر، نگاشت توسط فیلتر فضایی و محاسبه لگاریتم انتگرال توان می‌باشد، که برای استخراج ویژگی‌های فضایی-فرکانسی مجزا ساز در طبقه بندی تصور حرکتی پشت سر هم اجرا می‌شوند.



شکل ۳-۱ معماری شبکه OSSFN برای استخراج ویژگی‌های فضایی-فرکانسی EEG تصوری حرکتی [۶]

روند استخراج بردار ویژگی a در شبکه OSSFN بصورت زیر است:

۱) فیلتر نمودن فرکانسی

یک فیلتر میانگذر که سر راه کانال‌های EEG گذاشته می‌شود تا فعالیت ریتمیک خاص از ERD را

استخراج کند و یک سیگنال میانگذر بصورت ماتریس $x(t)$ به ابعاد $n_c \times L$ را تولید کند.

۲) فیلترنمودن فضایی

یک نگاشت خطی است که $\mathbf{x}(t)$ را به سیگنال ابعاد پایین تر $\mathbf{y}(t)$ انتقال می دهد:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}^T \mathbf{x}(t) \quad (۱۸-۳)$$

هر ستون در ماتریس انتقال $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{(n_c \times n_l)}$ یکی از فیلترهای فضایی n_l را تعیین می کند. بنابراین، هر عنصر در $\mathbf{y}$ فعالیت یک مولفه ی فضایی ویژه را نشان می دهد. ماتریس $\mathbf{y}(t)$ دارای ابعاد $n_l \times L$ می باشد.

۳) لگاریتم انتگرال توان

در این پروسه ویژگی های ERD از روی توان متوسط هر سطر $\mathbf{y}$ در پنجره زمانی $[0 \ L]$ محاسبه و بردار ویژگی $\mathbf{a}$ حاصل می شود. هر عضو $\mathbf{a}$ توان باند متوسط از یک مولفه فضایی خاص در ماتریس $\mathbf{W}$ را بیان می کند. $\mathbf{a}$ یک بردار $n_l \times 1$ می باشد:

$$\mathbf{a} = \log \left[\frac{1}{L} \int_0^L [\mathbf{y}(t)]^2 dt \right] \quad (۱۹-۳)$$

۳-۴-۲ الگوریتم آموزش شبکه OSSFN

همانطور که در شکل (۱-۳) مشاهده می شود، الگوریتم آموزش شبکه OSSFN برای استخراج فیلترهای فضایی-فرکانسی، بطور کلی شامل مراحل زیر است:

(۱) عبور از فیلتربانک

داده های EEG از فیلتر بانک عبور داده می شوند. این فیلتربانکها از فیلترهای فرکانسی میانگذری که تمامی محدوده ریتم ERD ممکن (۸-۳۲Hz) را در بر می گیرند، تشکیل شده است. در مراجع [۲۴،۴۱] نیز از یک ساختار فیلتربانکی برای انتخاب فیلتر میانگذر استفاده شده است.

۲) بهینه سازی فیلترهای فضایی

بهینه سازی فیلترهای فضایی را روی هر باند فرکانسی، با ماکزیمم نمودن تخمین اطلاعات متقابل انجام می دهد. بهینه سازی فیلترهای فضایی توسط یک الگوریتم گرادیانی مبتنی بر زیرفضا انجام می شود. عبارت دیگر الگوریتم گرادیانی با ماکزیمم نمودن تخمین اطلاعات متقابل، ضرایب بردارهای پایه ای که فیلترهای فضایی را می سازند، بهینه می کند. مطابق شکل (۳-۱) بهینه سازی زیرفضا در یک روند تکراری شامل فیلترنمودن فضایی، محاسبه بردار ویژگی، تخمین اطلاعات متقابل و بروز رسانی فیلتر فضایی، انجام می شود.

۳) انتخاب فیلتر فرکانسی

پس بهینه سازی فیلتر فضایی روی هر باند فرکانسی، دادهای EEG از فیلترهای میانگذر عبور داده می شوند و با فیلتر فضایی مربوط به آن نگاشت داده می شوند و بردار ویژگی $\mathbf{a}$ و سپس اطلاعات متقابل محاسبه می شود. باند فرکانسی که ماکزیمم اطلاعات متقابل را در مقایسه با باندهای فرکانسی دیگر داشته باشد، به عنوان فیلتر فرکانسی بهینه انتخاب می شود. جزئیات دقیق الگوریتم آموزش روش OSSFN برای استخراج فیلترهای فضایی-فرکانسی در بخش (۳-۴-۶) آورده شده است.

۳-۴-۳ معرفی تابع هدف

در مرجع [۶]، اطلاعات متقابل [۴۲]، برای فرمول‌بندی تابع هدف به‌منظور بهینه کردن همزمان فیلترهای فضای و فرکانسی معرفی می‌شود. اطلاعات متقابل بین متغیر بردار ویژگی A و متغیر برچسب کلاس Ω به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} I(A, \Omega) &= H(\Omega) - H(\Omega | A) \\ &= H(A) - H(A | \Omega) \\ &= H(A) - \sum_{\omega \in \Omega} H(A | \omega) P(\omega) \end{aligned} \quad (۲۰-۳)$$

که $H(A)$ و $H(\Omega)$ به ترتیب آنتروپی برچسب کلاس و آنتروپی بردار ویژگی می‌باشند. ω برچسب یک کلاس خاص می‌باشد (به عنوان مثال $\omega=1$ یا $\omega=2$ تصور حرکتی دست راست یا دست چپ را بیان می‌کند). $H(A | \Omega)$ آنتروپی شرطی بردار ویژگی بدست آمده برای یک کلاس ویژه است. $H(\Omega | A)$ آنتروپی شرطی برچسب کلاس با داشتن بردار ویژگی بدست آمده، می‌باشد.

با توجه به رابطه (۲۰-۳) می‌توان تابع هدف را بیان کرد. چون بردار ویژگی $\mathbf{a}$ توسط فیلتر میانگذر h و فیلتر فضایی $\mathbf{W}$ ، تعیین می‌شود، هدف ماکزیمم نمودن $I(A, \Omega)$ نسبت به h و $\mathbf{W}$ می‌باشد.

$$\{h_{opt}, \mathbf{W}_{opt}\} = \max_{\{h, \mathbf{W}\}} I(A, \Omega) \quad (۲۱-۳)$$

اطلاعات متقابل $I(A, \Omega)$ ، کاهش عدم قطعیت توسط بردار ویژگی می‌باشد [۴۲]. آنتروپی $H(\Omega)$ عدم قطعیت برچسب کلاس می‌باشد و بعد از مشاهده‌ی بردار ویژگی، این عدم قطعیت به مقدار آنتروپی شرطی $H(\Omega | A)$ کاهش می‌یابد. هرچه بردار ویژگی A اطلاعات کاملتری از کلاس ارائه دهد، عدم قطعیت $H(\Omega | A)$ کاهش می‌یابد و اطلاعات متقابل $I(A, \Omega)$ افزایش خواهند یافت. لذا بهترین ویژگی‌ها آنهایی هستند که تابع اطلاعات متقابل را ماکزیمم نمایند. چالش تکنیکی برای رسیدن به هدف در

رابطه (۳-۲۱) در اصل، در این حقیقت نهفته است که تابع هدف (اطلاعات متقابل)، تابعی از توابع چگالی احتمال است و نمی تواند در یک قالب صریح بیان شود. برای حل این مشکل، در مرجع [۶]، روشی پیشنهاد شده است که در آن تخمین اطلاعات متقابل صورت می گیرد و سپس به کمک الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر گرادیان، تابع هدف ماکزیمم می شود. در ادامه تخمین اطلاعات متقابل از مرجع [۶] می پردازیم.

۴-۴-۳ تخمین اطلاعات متقابل

چون اطلاعات متقابل وابسته به آنتروپی ها می باشد، در ابتدا با تخمین آنتروپی ها، اطلاعات متقابل تقریب زده می شود [۶]. آنتروپی بردار ویژگی و آنتروپی شرطی بردار ویژگی به شرط کلاس، به ترتیب زیر محاسبه می شوند:

$$H(A) = - \int_a p(a) \log(p(a)) da \quad (۳-۲۲)$$

$$H(A | \omega) = - \int_a p(a | \omega) \log[p(a | \omega)] da \quad (۳-۲۳)$$

آنتروپی A را می توان به عنوان یک امید از تابع $\log(p(a))$ در نظر گرفت [۴۴]. فرض کنید یک مجموعه n_a تایی از بردار ویژگی a در دسترس می باشد: $a_i, i = 1, \dots, n_a$.

آنتروپی بردار ویژگی به صورت زیر تخمین زده می شود:

$$\begin{aligned} H(A) &= -E[\log(p(a))] \\ &\cong -\frac{1}{n_a} \sum_{i=1}^{n_a} \log(p(a_i)) \end{aligned} \quad (۳-۲۴)$$

و بطور مشابه برای آنتروپی شرطی بردار ویژگی به شرط کلاس داریم:

$$H(A|\omega) = -E[\log(p(\mathbf{a}|\omega))] \\ \cong -\frac{1}{n_\omega} \sum_{\mathbf{a}_i \in \omega} \log(p(\mathbf{a}_i)) \quad (25-3)$$

تابع چگالی احتمال می‌تواند از روی نمونه‌ها با استفاده از یک تابع چگالی پایه یا کرنل تخمین زده شود:

$$\hat{p}(\mathbf{a}) = \frac{1}{n_a} \sum_{i=1}^{n_a} \varphi(\mathbf{a} - \mathbf{a}_i) \quad (26-3)$$

در مرجع [۶]، تابع کرنل φ ، گوسی انتخاب شده است. تابع گوسی چند متغیره با رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$\varphi(\mathbf{r}) = (2\pi)^{-\frac{n_l}{2}} |\psi|^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2} \mathbf{r}^T \psi^{-1} \mathbf{r}} \quad (27-3)$$

ψ ماتریس کواریانس گوسی می‌باشد که در اینجا یک ماتریس قطری فرض شده است و ماتریس پهنای باند نامیده می‌شود. عناصر روی قطر اصلی ماتریس پهنای باند نرمی و یکنواختی کرنل را در هریک از جهت‌های بردار ویژگی نشان می‌دهند. پهنای باند برای کرنل از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\psi_{k,k} = \frac{\xi}{n_a - 1} \sum_{i=1}^{n_a} (a_{ik} - \bar{a}_k)^2 \quad (28-3)$$

که در آن $\bar{a}_k$ میانگین تجربی از $\{a_{ik}\}$ ، یعنی عنصر k ام بردار ویژگی می‌باشد. مقدار $\xi = (4/3n_a)^{0.1}$ از استراتژی یکنواخت نمودن بهینه نرمال [۴۴] انتخاب شده است. با قرار دادن رابطه (۲۶-۳) در رابطه (۲۴-۳)، آنتروپی $H(A)$ تقریب زده می‌شود:

$$H(A) \cong \hat{H}(A) = -\frac{1}{n_a} \sum_{i=1}^{n_a} \log \left\{ \frac{1}{n_a} \sum_{j=1}^{n_a} \varphi(\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_j) \right\} \quad (29-3)$$

آنتروپی بردارویژگی به شرط کلاس $\hat{H}(A|\omega)$ بطور مشابه بدست می‌آید. با تخمین $\hat{H}(A)$ و $\hat{H}(A|\omega)$ و جایگزین کردن آنها در رابطه (۳-۲۰)، نتیجتاً اطلاعات متقابل تخمین زده می‌شود.

۳-۴-۵ آموزش Subspace Gradient Descent

در این بخش، یک روش عددی برای ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل نسبت به فیلترهای فضایی در ماتریس $\mathbf{W}$ ، مرتبط با یک فیلتر میانگذر از مرجع [۶]، بیان می‌شود. برای بهینه نمودن همزمان همه بردارهای فیلتر فضایی در ماتریس $\mathbf{W}$ ، یک بردار مشترک $\hat{\mathbf{w}}$ ، از الحاق همه فیلترهای فضایی در کنار هم نظر گرفته می‌شود:

$$\hat{\mathbf{w}} = \left[\mathbf{w}_1^T \dots \mathbf{w}_l^T \dots \mathbf{w}_{n_l}^T \right]^T \quad (30-3)$$

چون اطلاعات متقابل $I(A, \Omega)$ از روی نمونه های بردار ویژگی $\{\mathbf{a}_i\}$ تخمین زده می‌شود، بنابراین هرکدام از نمونه ها به نوبه خود تابعی از $\hat{\mathbf{w}}$ ، می‌باشند، بنابراین با مشتق گیری ضمنی داریم:

$$\frac{\partial I(A, \Omega)}{\partial \hat{\mathbf{w}}} = \sum_{i=1}^{n_a} \frac{\partial I(A, \Omega)}{\partial \mathbf{a}_i} \frac{\partial \mathbf{a}_i}{\partial \hat{\mathbf{w}}} \quad (31-3)$$

مشتق جزئی $\partial I(A, \Omega) / \partial \mathbf{a}_i$ در رابطه بالا با دیفرانسیل گیری از رابطه (۳-۲۰)، به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\frac{\partial I(A, \Omega)}{\partial \mathbf{a}_i} = \frac{\partial H(A)}{\partial \mathbf{a}_i} - P(\omega) \frac{\partial H(A|\omega)}{\partial \mathbf{a}_i} \quad (32-3)$$

که در اینجا ω برچسب کلاس نمونه $\mathbf{a}_i$ می باشد. برای محاسبه $\partial I / \partial \mathbf{a}_i$ در رابطه (۳-۳۲)، مشتقات

جزئی $\partial H(A) / \partial \mathbf{a}_i$ و $\partial H(A | \omega) / \partial \mathbf{a}_i$ موردنیاز است، که بصورت زیر محاسبه می گردد:

$$\frac{\partial H(A)}{\partial \mathbf{a}_i} = -\frac{1}{n_a} \sum_{j=1}^{n_a} \beta_j \frac{1}{n_a} \sum_{k=1}^{n_a} \frac{\partial \phi[\mathbf{a}_j - \mathbf{a}_k]}{\partial \mathbf{a}_i} \quad (33-3)$$

مقادیر β_j و $\frac{\partial \phi[\mathbf{a}_j - \mathbf{a}_k]}{\partial \mathbf{a}_i}$ به ترتیب از روابط زیر محاسبه می شوند:

$$\beta_j = \left\{ \frac{1}{n_a} \sum_{k=1}^{n_a} \phi[\mathbf{a}_j - \mathbf{a}_k] \right\}^{-1} \quad (34-3)$$

$$\frac{\partial \phi[\mathbf{a}_j - \mathbf{a}_k]}{\partial \mathbf{a}_i} = \begin{cases} -\phi(a_i - a_k) \psi^{-1}(a_i - a_k) & \text{if } i=j \\ -\phi(a_i - a_j) \psi^{-1}(a_i - a_j) & \text{if } i=k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (35-3)$$

محاسبه مشتق جزئی $\partial H(A | \omega) / \partial \mathbf{a}_i$ نیز بطور مشابه انجام می شود.

برای محاسبه مشتق جزئی $\partial \mathbf{a}_i / \partial \hat{\mathbf{w}}$ در رابطه (۳-۳۱)، با توجه به بردار $\hat{\mathbf{w}}$ (۳-۳۰)، ابتدا I امین المان

در $\mathbf{a}_i$ در نظر گرفته می شود.

$$\begin{aligned} \frac{\partial a_{il}}{\partial \mathbf{w}_l} &= \frac{\partial \log \left[\frac{1}{L} \int_0^L [\mathbf{w}_l^T \mathbf{x}_i(t)]^2 dt \right]}{\partial \mathbf{w}_l} \\ &= \frac{1}{e^{a_{il}}} \cdot \frac{\partial \left\{ \mathbf{w}_l^T \left[\frac{1}{L} \int_0^L \mathbf{x}_i(t) \mathbf{x}_i^T(t) dt \right] \mathbf{w}_l \right\}}{\partial \mathbf{w}_l} \\ &= \frac{2}{L e^{a_{il}}} \mathbf{w}_l^T R_{xi} \end{aligned} \quad (36-3)$$

در اینجا $\mathbf{x}_i(t)$ به سیگنال فیلتر شده در آزمایش i ام اشاره می کند و مقدار R_{xi} به صورت زیر می باشد:

$$R_{xi} = \int_0^L \mathbf{x}_i(t) \mathbf{x}_i^T(t) dt \quad (37-3)$$

چون a_{ij} تنها به مقدار $\mathbf{w}_l$ وابسته است یعنی :

$$\frac{\partial a_{ij}}{\partial \mathbf{w}_l} = 0 \quad \text{if } j \neq l \quad (38-3)$$

بنابراین مشتق جزئی $\mathbf{a}$ نسبت به بردار $\hat{\mathbf{w}}$ برابر است با:

$$\frac{\partial \mathbf{a}_i}{\partial \hat{\mathbf{w}}} = \begin{bmatrix} \frac{2}{Le^{a_{i1}}} \mathbf{w}_1^T R_{xi} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{2}{Le^{a_{i2}}} \mathbf{w}_2^T R_{xi} & 0 & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{2}{Le^{a_{in_l}}} \mathbf{w}_{n_l}^T R_{xi} \end{bmatrix} \quad (39-3)$$

ماتریس $\frac{\partial \mathbf{a}_i}{\partial \hat{\mathbf{w}}}$ دارای ابعاد $n_l \times (n_c \times n_l)$ می باشد. با قراردادن معادله (39-3) در رابطه (31-3)، می-

توان گرادیان $\frac{\partial I(A, \Omega)}{\partial \hat{\mathbf{w}}}$ را محاسبه نمود. از لحاظ عملی، چون با EEG چندکانالی (به تعداد n_c) و

فیلترهای فضایی چندتایی (به تعداد n_l) مواجه هستیم در نتیجه تعداد پارامترهای آزاد مسئله زیاد خواهد

بود و بهینه سازی بر مبنای گرادیان در فضای با ابعاد بالا را دشوار خواهد ساخت. برای حل این مشکل،

یک روش بهینه سازی بر مبنای زیر فضا^۱ ارایه شده است. با در نظر گرفتن یک زیرفضای n_u بعدی (

$n_u \ll n_c$)، که بردارهای ستونی n_c بعدی، پایه ها در ماتریس $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{(n_c \times n_u)}$ هستند، بردار $\mathbf{U}$ بصورت زیر

نمایش داده می شود:

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k, \dots, \mathbf{u}_{n_u}] \quad (40-3)$$

¹SubSpace

در حالی که $\mathbf{u}_k$ به k امین بردار پایه اشاره می‌کند. بردار فیلتر فضایی $\mathbf{w}_l$ ، در زیر فضا را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\mathbf{w}_l = \sum_{k=1}^{n_u} b_{lk} \mathbf{u}_k = \mathbf{U} \mathbf{b}_l \quad (41-3)$$

در حالی که $\mathbf{b}_l$ بردار ضرایبی است که $\mathbf{w}_l$ را تعیین می‌کند.

$$\mathbf{b}_l = [b_1, b_2, \dots, b_{n_u}] \quad (42-3)$$

بنابراین $\mathbf{b}_l$ یک بیان از فیلتر فضایی $\mathbf{w}_l$ با ابعاد پایین، می‌باشد. در زیر فضای $\mathbf{U}$ ، بهینه سازی همزمان فیلترهای فضایی، معادل است با بهینه سازی همزمان بردارهای ضرایب بهم پیوسته¹ در ماتریس $\hat{\mathbf{b}}$.

$$\hat{\mathbf{b}} = [\mathbf{b}_1^T \mathbf{b}_2^T \dots \mathbf{b}_{n_l}^T]^T \quad (43-3)$$

مشتق جزئی $I(A, \Omega)$ نسبت به $\hat{\mathbf{b}}$ را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\frac{\partial I(A, \Omega)}{\partial \hat{\mathbf{b}}} = \sum_{i=1}^{n_a} \frac{\partial I}{\partial \mathbf{a}_i} \frac{\partial \mathbf{a}_i}{\partial \hat{\mathbf{b}}} \quad (44-3)$$

با انجام چند مرحله محاسبه که جزئیات آن در مرجع [۶]، آمده است، برای $\partial \mathbf{a}_i / \partial \hat{\mathbf{b}}$ رابطه زیر بدست می‌آید:

¹concatenated

$$\frac{\partial \mathbf{a}_i}{\partial \hat{\mathbf{b}}} = \begin{bmatrix} \frac{2(\mathbf{U}\mathbf{b}_1)^T}{Le^{a_{i1}}} R_{xi} \mathbf{U} & \dots & 0 \\ 0 & \frac{2(\mathbf{U}\mathbf{b}_2)^T}{Le^{a_{i2}}} R_{xi} \mathbf{U} & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \frac{2(\mathbf{U}\mathbf{b}_{n_l})^T}{Le^{a_{inu}}} R_{xi} \mathbf{U} \end{bmatrix} \quad (45-3)$$

ماتریس $\frac{\partial \mathbf{a}_i}{\partial \hat{\mathbf{b}}}$ دارای ابعاد $n_l \times (n_u \times n_l)$ می‌باشد. با قرار دادن معادله (45-3) در معادله $\partial I(A, \Omega) / \partial \hat{\mathbf{b}}$ گرادیان تخمین اطلاعات متقابل نسبت به $\hat{\mathbf{b}}$ ، با ابعاد پایین بدست می‌آید که بطور مؤثری تعداد پارامترهای آزاد برای آموزش را کاهش می‌دهد.

۶-۴-۳ الگوریتم پیاده سازی روش OSSFN

الگوریتم OSSFN برای استخراج فیلترهای فضایی-فرکانسی بهینه با ماکزیمم نمودن معیار اطلاعات متقابل با توجه به شکل (۱-۳) به صورت زیر است [۶]:

ورودی شبکه در مرحله آموزش، داده‌های آموزشی می‌باشند. هر داده آموزشی به شکل یک ماتریس با ابعاد $n_c \times L$ می‌باشد. هر سطر این ماتریس شامل سیگنالهای EEG برای یک کانال می‌باشند و ستون‌ها نمونه های زمانی سیگنال می‌باشد. این الگوریتم که برای جداسازی دو کلاس از داده های EEG تصور حرکتی می‌باشد، شامل مراحل زیر است:

گام ۱) ساخت فیلتربانک

ساختار فیلتربانک، شامل آرایه ای از m فیلتر فرکانسی میانگذر ساخته می‌شود. این فیلترها، کل ریتم-های EEG مرتبط با تصور حرکتی (یعنی ۸-۳۲ هرتز)، را پوشش می‌دهند. سپس سیگنال $z(t)$ را از این m فیلتر میانگذر عبور می‌دهیم که m سیگنال $x_m(t)$ بدست می‌آید.

گام ۲) بهینه سازی فیلترفضایی در هرباند فرکانسی

برای هر خروجی فیلتر میانگذر (سیگنال $x_m(t)$)، مراحل زیر را انجام می‌دهیم:

۱) ساختن زیرفضای فیلترفضایی

الف) ماتریس‌های کواریانس Ψ_{x_0} و Ψ_{x_1} مربوط به دو کلاس تصور حرکتی محاسبه می‌شوند.

ب) بردارهای ویژه و مقادیر ویژه‌ی ماتریس $\Psi_{x_1}^{-1} \Psi_{x_0}$ را بدست آورده می‌شود (رابطه (۳-۱۶)).

ج) مقادیر ویژه‌ی حاصل از قسمت ب) به ترتیب نزولی مرتب می‌شوند. تعداد n_u بردار ویژه، که منطبق با بزرگترین و کوچکترین مقادیر ویژه هستند، انتخاب می‌شوند. این بردارهای ویژه، بردارهای پایه ای هستند که یک زیرفضای با ابعاد پایین تر را برای ساختن فیلترهای فضایی بنا می‌کنند. این بردارهای پایه، بردارهای $u_1, u_2, \dots, u_{n_u}$ (رابطه (۳-۴۰)) هستند که دارای ابعاد $n_l \times 1$ می‌باشند.

۲) پارامترهای اولیه فیلترهای فضایی، یعنی همان مقادیر اولیه بردارهای b_l (رابطه (۳-۴۳)) بصورت

$$b_1^0 = [1, 0, \dots, 0], b_2^0 = [0, 0, \dots, 1], b_3^0 = [0, 1, 0, \dots, 0] \text{ و به همین ترتیب انتخاب می‌شوند. دلیل}$$

اینکه مقادیر عناصر در بردارهای b_l به این ترتیب انتخاب شده اند، اینست که بهترین فیلترهای

فضایی مناسب برای طبقه بندی در CSP انتخاب شوند. ماتریس $\hat{b}$ که دارای ابعاد $n_l \times n_u$ است

از روی مقادیر b_l و طبق رابطه (۳-۴۳) بدست می‌آید. بعنوان مثال، با فرض $(n_l = n_u = 4)$

ماتریس $\hat{b}$ بصورت زیر در می‌آید:

$$\hat{\mathbf{b}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3-46)$$

۳) با قراردادن اولین مرحله تکرار برابر $(k=0)$ ، مراحل تکراری زیر تا همگرایی الگوریتم ادامه می‌یابد. شرط همگرایی می‌تواند رسیدن به تعداد تکرار مشخص و یا کمتر شدن اختلاف بین دو تکرار متوالی از یک حد $(\epsilon <)$ باشد [۶].

الف) برای هر تکرار فیلترهای فضایی W از روی ماتریس $\hat{\mathbf{b}}^k$ طبق رابطه (۳-۳۴) در مرحله تکرار k

$$W = U\hat{\mathbf{b}}^k \text{ یعنی می‌آیند:}$$

ب) در این مرحله بردارهای ویژگی طبق روابط (۳-۱۸) با نگاشت فیلتر فضایی و رابطه (۳-۱۹) محاسبه لگاریتم انتگرال توان بدست می‌آیند.

$$\text{ج) گرادیان } \Delta \hat{\mathbf{b}} = \frac{\partial I}{\partial \hat{\mathbf{b}}} \text{ بر طبق رابطه (۳-۴۴) محاسبه می‌شود.}$$

د) با محاسبه گرادیان، ماتریس $\hat{\mathbf{b}}$ در هر مرحله بروز رسانی می‌شود.

$$\hat{\mathbf{b}}(s) = \hat{\mathbf{b}}^k + s \frac{\Delta \hat{\mathbf{b}}}{\|\Delta \hat{\mathbf{b}}\|_2^{\frac{1}{2}}} \quad (3-47)$$

در رابطه بالا s نرخ یادگیری می‌باشد، که در مرجع [۶]، با گام‌های 0.1 ، از بازه $[-1 \ 1]$ انتخاب

شده است. همچنین عبارت $\|\cdot\|_2$ بیانگر نرم $l-2$ می‌باشد.

ه) با داشتن ماتریس $\hat{\mathbf{b}}$ از رابطه $\mathbf{W} = U\hat{\mathbf{b}}$ فیلترهای فضایی محاسبه شده و از روی آن تخمین

اطلاعات متقابل به ازای هر s ، یعنی $I(s)$ محاسبه می‌شود.

و) نرخ یادگیری S که به ازای آن اطلاعات متقابل ماکزیمم شده، انتخاب می‌شود:

$$S_{opt} = \arg \max I(s)$$

ز) اطلاعات متقابل $I^k = I(S_{opt})$ و ماتریس $\hat{b}^k = \hat{b}(S_{opt})$ در مرحله k ام توسط S_{opt} بروز-رسانی می‌شوند.

ح) اختلاف اطلاعات متقابل در دو تکرار متوالی محاسبه می‌شود: $\delta = I^k - I^{k-1}$ اگر $\delta < \epsilon$ [۶] باشد و یا تعداد تکرار موردنظر برآورده شده باشد، الگوریتم به مرحله بعد می‌رود و در غیر اینصورت به مرحله الف) می‌رود.

ت) پس از برآورده شدن شرط همگرایی، ضرایب بهینه زیرفضا یعنی $\hat{b}^k$ بدست می‌آیند. برای هر باند فرکانسی یک فیلتر فضایی بهینه وجود دارد که از رابطه $W_m = U\hat{b}^k$ بدست آمده و اطلاعات متقابل برای هر باند فرکانسی محاسبه می‌شود: $I_m = I^k$ (تعداد فیلترهای فرکانسی است).

گام ۳) انتخاب باند فرکانسی بهینه

در این مرحله باند فرکانسی بهینه، m_{opt} ، انتخاب می‌شود. باند فرکانسی بهینه باندی است که بیشترین اطلاعات متقابل را از میان باندهای فرکانسی بدهد: (یعنی $m_{opt} = \arg \max I_m(m)$) و در نهایت فیلتر فرکانسی فیلتر میانگذر m_{opt} قرار می‌گیرد و فیلتر فضایی $W_{m_{opt}}$ می‌باشد.

گام ۴) محاسبه بردار ویژگی

برای محاسبه بردارهای ویژگی، همانطور که در شکل (۳-۱) مشاهده می‌شود، داده‌های آموزشی و داده‌های تست از فیلترفرکانسی m_{opt} عبور می‌کنند. سپس توسط فیلتر فضایی m_{opt} نگاشت داده می‌شوند و با محاسبه لگاریتم انتگرال توان بردارهای ویژگی محاسبه می‌گردد. که می‌تواند برای مرحله طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گیرد.

فصل ۴

معرفی پایگاه داده

۴-۱ معرفی پایگاه داده

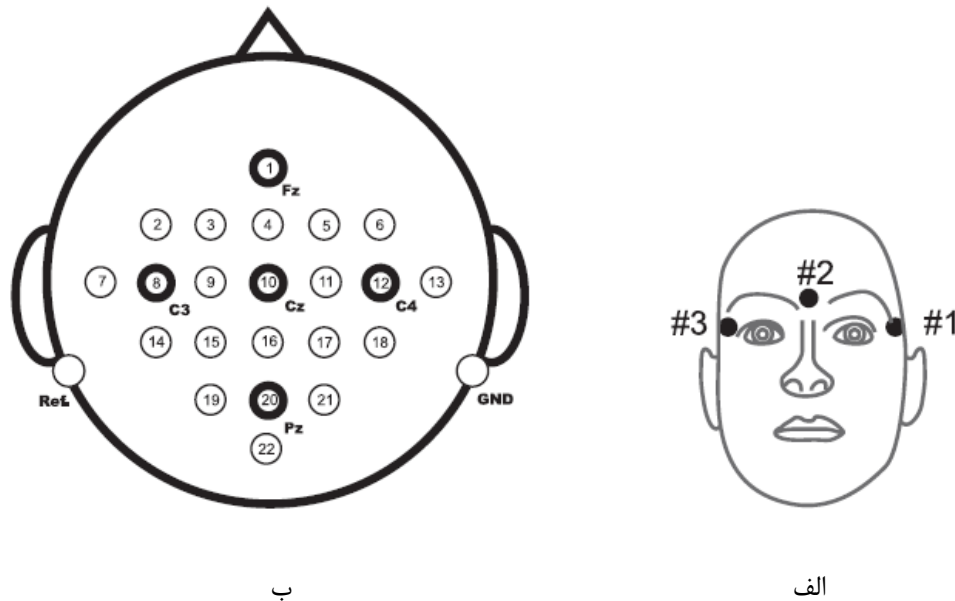
پایگاه داده مورد بررسی در این تحقیق، مجموعه داده 2a از مسابقه چهارم BCI می‌باشد، که توسط دانشگاه Graz تهیه شده و در دسترس می‌باشد [۵]. این مجموعه داده شامل سیگنال‌های EEG مربوط به ۹ شخص می‌باشد، که چهار تصور حرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان را انجام می‌دهند. برای ثبت داده‌های EEG از ۲۲ کانال Ag/AgCl استفاده شده است. سیگنال‌ها با فرکانس ۲۵۰ Hz نمونه برداری شده‌اند و از ۰٫۵ تا ۱۰۰ Hz از فیلتر میانگذر عبور داده شده‌اند. ضبط داده‌ها برای هر فرد در دو جلسه و در دو روز مختلف انجام می‌شود. هر جلسه شامل ۶ اجرا می‌باشد، که توسط یک استراحت کوتاه از هم جدا شده‌اند. در هر اجرا ۴۸ آزمایش (برای هر کلاس ۱۲ آزمایش) انجام می‌شود، که منجر به ۲۸۸ آزمایش در هر جلسه می‌شود.

علاوه بر ۲۲ کانال، ۳ کانال EOG دیگر نیز، ضبط و نمونه برداری شده است. در آغاز هر جلسه، ثبت داده‌های EEG در حدود ۵ دقیقه برای تخمین تأثیر EOG، سیگنال‌های مربوط به حرکت چشم می‌شود. کانال‌های EOG برای پیش پردازش آرتیفکت‌ها فراهم شده‌اند که در طبقه بندی مورد استفاده قرار نمی‌گیرد.

توسط یک کارشناس، تمام مجموعه داده بررسی چشمی می‌شود. چون اگر در هنگام اجرای یک آزمایش، فرد چشم خود را حرکت داده باشد، نسبت به حالتی که چشم فرد هیچ حرکتی ندارد، تغییراتی در سیگنال رخ می‌دهد که قابل شناسایی می‌باشد و آن آزمایش به عنوان آزمایش با آرتیفکت^۱ شناسایی می‌شود. این آزمایش‌ها در هنگام اجرای روش‌های شناسایی الگو می‌توانند کنار گذاشته شوند. در این

¹ Artifact

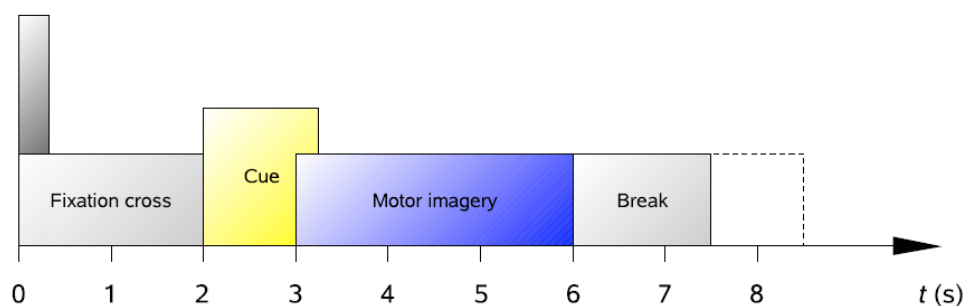
پایان نامه نیز آزمایشات حاوی آرتیفکت ها از مجموعه داده کنار گذاشته شده است. کانال ها و محل قرارگیری آن ها بر روی سر در شکل (۴-۱) آمده است [۵].



شکل ۴-۱ مکان الکترودهای کانال EOG (ب) مکان الکترودهای کانال برای مجموعه داده 2a از مسابقه ۲۰۰۸ [۵]

۴-۲ الگوی تصور حرکتی برای ثبت داده ها در پایگاه داده

در هر آزمایش از افراد خواسته می شود، که بر روی یک صندلی راحت در مقابل صفحه نمایش بشینند. در آغاز هر آزمایش در لحظه $(t=0s)$ ، یک صلیب ثابت بر روی صفحه نمایش سیاه همراه با یک هشدار صوتی ظاهر می شود و بعد از $(t=2s)$ ، یک نشانه به شکل پیکان، به جهات چپ، راست، بالا و پایین اشاره می کند که مطابق یکی از چهار کلاس حرکت دست چپ، دست راست، پا و زبان می باشد. این نشانه به مدت $1.25s$ بر روی صفحه نمایش باقی می ماند. در ثانیه سوم از فرد خواسته می شود تا تصور حرکتی موردنظر را انجام دهد و تا ثانیه ششم به تصور حرکتی خود ادامه دهد. الگوی زمانبندی آزمایش [۵] در شکل ۴-۲ آمده است.



شکل ۲-۴ دیاگرام زمانبندی الگوی تصور حرکتی [۵]

۳-۴ معیار ارزیابی

برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی بر روی مجموعه داده 2a از مسابقه ۲۰۰۸، برای انتخاب بهترین روش، معیار کاپا بکار می‌رود. در این تحقیق ما نیز از معیار کاپا برای ارزیابی روش پیشنهادی خود استفاده می‌کنیم.

۱-۳-۴ معیار کاپا

در این بخش به معرفی معیار کاپا [۴۵]، می‌پردازیم. در ابتدا ماتریس پراکندگی^۱ را معرفی می‌کنیم. در یک مسئله طبقه بندی با M کلاس، عناصر n_{ij} به این اشاره می‌کند که چند نمونه در کلاس i ام، به عنوان تعلق به کلاس j ام، پیش بینی شده است. بر این اساس، عناصر روی قطر اصلی ماتریس پراکندگی n_{ii} تعداد نمونه هایی که به طور صحیح طبقه بندی شده اند، را نشان می‌دهد. عناصر خارج قطر اصلی n_{ij} بیان می‌کند که چه تعداد از نمونه ها در کلاس i بطور اشتباه در کلاس j طبقه بندی شده اند. برای محاسبه کاپا p_0 ، که با دقت طبقه بندی درست است و p_e بصورت زیر تعریف می‌شوند:

$$p_0 = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N} \quad (۱-۴)$$

^۱Confusion Matrix

$$p_e = \frac{\sum_{i=1}^M n_{.i} n_{i.}}{N^2} \quad (2-4)$$

در اینجا $n_{.i}$ و $n_{i.}$ به ترتیب مجموع عناصر روی ستون و سطر i ام در ماتریس پراکندگی M می باشد. قابل توجه است که $n_{.i}/N$ و $n_{i.}/N$ احتمال پسین و احتمال پیشین هستند. تخمین ضریب کاپا با رابطه زیر بیان می شود:

$$\kappa = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} \quad (3-4)$$

۴-۴ مسابقه چهارم BCI ۲۰۰۸ بر روی پایگاه داده

این مسابقه در سال ۲۰۰۸ برگزار شده و دارای ۵ شرکت کننده بوده است [۵]. داده های آموزشی و تست که مجموعه داده 2a، مربوط به ۹ فرد می باشد، بر روی سایت مسابقات قرار گرفته است و تنها برچسب کلاس های مربوط به داده های آموزشی در دسترس بوده است. هر شرکت کننده می بایست روش پیشنهادی خود را بر روی این مجموعه داده اجرا کرده و برچسب داده های تست را به همراه کد برنامه خود ارسال نماید. بهترین نتیجه برحسب کاپا برای این ۹ فرد، به طور متوسط، به عنوان برنده مسابقات اعلام شده و برچسب داده های تست بعد از اعلام برنده، بر روی سایت قرار گرفته است..

۴-۵ روش ها و نتایج دو گروه برتر مسابقات

در ادامه به معرفی روش ها دو گروه برتر مسابقات که بر مجموعه داده 2a انجام شده و نتایج آن می - پردازیم.

۴-۵-۱ روش گروه اول مسابقات

گروه اول مسابقات [۴۶]، از الگوریتم FBCSP [۲۴] که توضیح آن در فصل دوم آمده است، همراه با روش OVR برای طبقه بندی چهار کلاس تصور حرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان استفاده کرده است. برای کاهش ویژگی روش MIMIF4 [۲۴] بکاربرده است. همچنین، تمامی طبقه بندیها را در روش OVR از نوع $NBPW^1$ قرار داده است و برچسب نهایی را برحسب بیشترین احتمالی که از چهار طبقه بند بدست می‌آید، انتخاب کرده است. بازه زمانی داده های EEG که این گروه از مسابقات انتخاب کرده است، نیم ثانیه قبل از تصور حرکتی تا ۱,۵ ثانیه بعد از تصور می‌باشد. همچنین برای حذف آرتیفکت ها از یک فیلتر میانگذر با باند عبور ۰ تا ۴۰ Hz استفاده شده است.

۴-۵-۲ روش گروه دوم مسابقات

گروه دوم مسابقات [۴۶]، ابتدا داده ها را با یک فیلتر میانگذر IIR مرتبه ۵، بین ۳۰-۸ Hz فیلتر می‌کند. با این پیش پردازش آرتیفکت EOG برداشته می‌شود. برای هر دو کلاس از چهار کلاس تصور- حرکتی، از روش CSP را برای پیدا کردن فیلترهای فضایی استفاده می‌کند. در نتیجه ۶ ماتریس فیلتر فضایی بدست می‌آید. با انتخاب ۸ فیلتر بهتر فضایی، در مجموع $8 \times 6 = 48$ ویژگی بدست می‌آورد. به کمک Fisher LDA ابعاد را از ۴۸ به ۳ ویژگی کاهش می‌دهد. در نهایت طبقه بند بیزین را برای طبقه بندی بردارهای ویژگی بکار می‌برد.

۴-۵-۳ نتایج دو گروه برتر مسابقات انجام شده بر پایگاه داده ۲a

در جدول (۴-۱) نتایج دو گروه برتر مسابقات برای ۹ فرد از مجموعه داده آورده شده است [۴۶].

¹ Nearest neighbor parzen window

جدول ۴-۱ نتایج دو گروه برتر مسابقه چهارم BCI ۲۰۰۸

فرد مورد آزمایش روش	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم	نهم
گروه اول مسابقات	۰,۶۸	۰,۴۲	۰,۷۵	۰,۴۸	۰,۴۰	۰,۲۷	۰,۷۷	۰,۷۵	۰,۶۱
گروه دوم مسابقات	۰,۶۹	۰,۳۴	۰,۷۱	۰,۴۴	۰,۱۶	۰,۲۱	۰,۶۶	۰,۷۳	۰,۶۹

همانطوریکه از ملاحظه می‌گردد، نتایج طبقه بندی دو روش برای افراد مختلف، متفاوت گزارش شده است. مثلاً برای فرد نهم، روش دوم به مراتب دقت بالاتری نسبت به روش اول دارد (۶۹٪ در مقابل ۶۱٪). در حالیکه برای فرد چهارم و پنجم نتایج کاملاً بر عکس می‌باشد.

اینکه نتایج طبقه بندی وابسته به آموزش سیستم برای تک تک افراد می‌باشد، دلالت بر پیچیدگی فرآیند تولید سیگنال‌های EEG در مغز در هنگامی که فرد انجام حرکت خاصی را تصور می‌نماید، دارد.

فصل ۵

روش‌های پیشنهادی

۵-۱ مقدمه

در این فصل به معرفی روش‌های پیشنهادی برای طبقه بندی داده‌های EEG ناشی از تصور حرکتی چهار کلاس حرکت دست چپ، دست راست، پا و زبان با استفاده از تلفیق فیلترهای فضایی-فرکانسی می‌پردازیم.

در روش پیشنهادی اول با الهام از روش OSSFN، که جزئیات دقیق آن در فصل سوم آورده شده است، به تعمیم این روش از یک مسئله دو کلاسه، به یک مسئله چهارکلاسه با استفاده از تکنیک OVR می‌پردازیم.

همانطور که اشاره شد، روش OSSFN تنها با حل مسئله دو کلاسه، طبقه بندی تصور حرکتی را پیشنهاد داده بود.

آنچه اهمیت BCI را در سیستم‌های امروزی بیشتر می‌کند، امکان طبقه بندی کلاس‌های بیشتر توسط سیگنال‌های مغزی EEG می‌باشد. لذا در این پایان نامه، تصمیم به توسعه روش OSSFN برای یک مسئله چهارکلاسه گرفتیم که بخش اول پیشنهاد صورت گرفته در این پایان نامه می‌باشد.

در روش پیشنهادی دوم، بهینه‌سازی فیلترهای فضایی همراه با انتخاب فیلترهای فرکانسی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، انجام می‌شود. بهینه سازی توسط الگوریتم ژنتیک با ماکزیمم نمودن معیار کاپا بمنظور طبقه بندی داده های EEG ناشی از تصور حرکتی چهارکلاسه صورت می‌گیرد.

اگرچه در مقاله [۶]، ادعا شده است که بهینه‌سازی یک سیستم BCI بر مبنای اطلاعات متقابل منجر به دقت طبقه‌بندی درست نیز می‌گردد، به عنوان یک مسئله مورد مطالعه در این پایان‌نامه، بجای بهینه

کردن اطلاعات متقابل، در صدد بهینه کردن ضرایب کاپا برآمدیم. نتایج تجربی در این تحقیق دلالت بر این دارد که روش پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به بهینه سازی اطلاعات متقابل دارد.

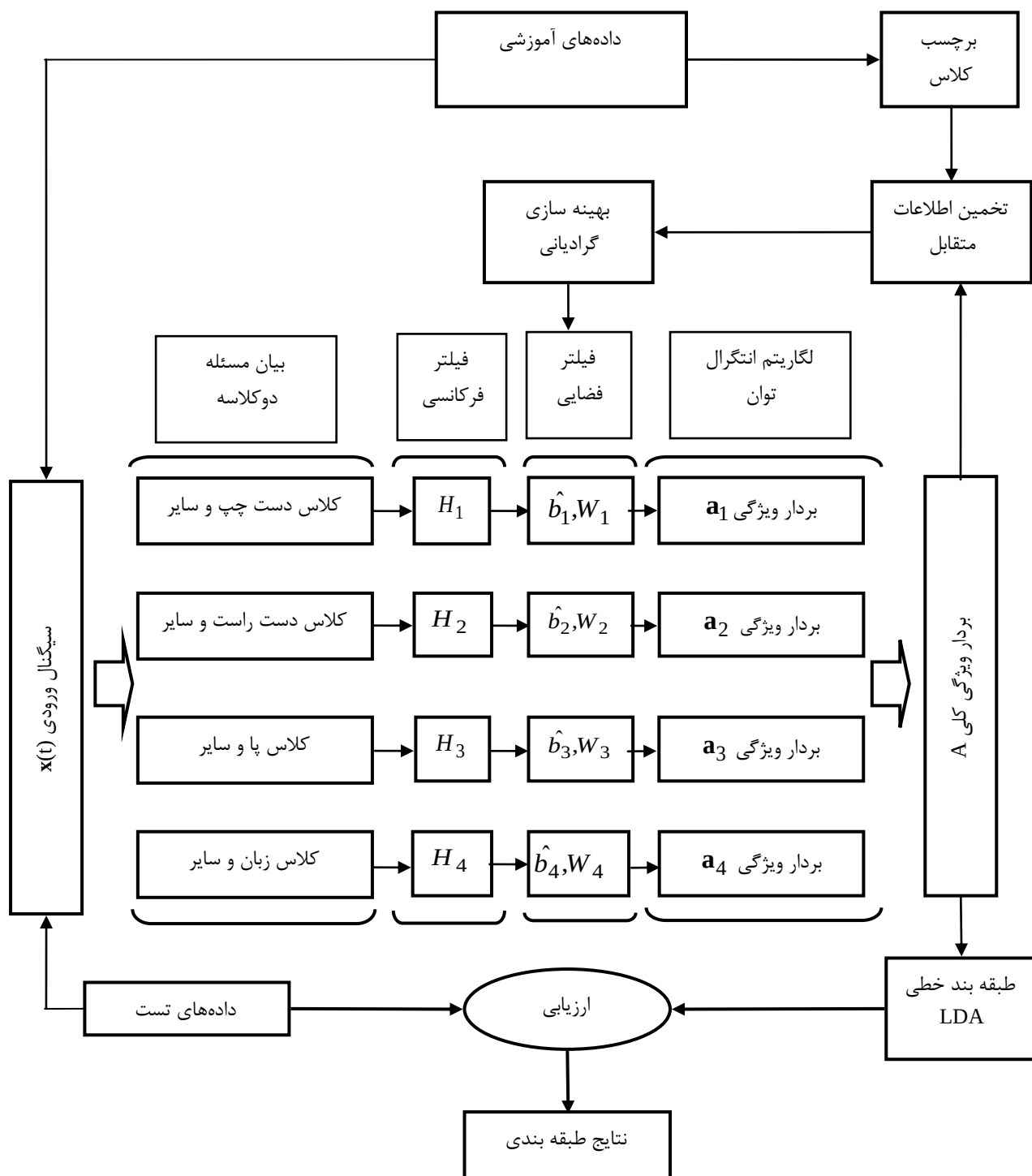
۵-۲ تعمیم روش OSSFN

همانطور که در فصل دوم نیز بیان شد، این شبکه با ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل بین برچسب کلاسها و بردار ویژگی، به بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی می پردازد و طبقه بندی را بر روی یک مساله دو کلاسه انجام می دهد.

در این پایان نامه، برای تعمیم روش OSSFN از یک مساله دو کلاسه به یک مساله چهار کلاسه از روش OVR [۷]، استفاده شده است. تکنیک OVR ویژگی های استخراج شده از هرکلاس را، نسبت به ویژگی های سه کلاس دیگر مقایسه می کند. برای طبقه بندی داده های تصور حرکتی چهار کلاسه با استفاده از روش OVR، مسئله را به چهار مسئله دو کلاسه تبدیل می کنیم. به این ترتیب چهار کلاس تصور حرکتی دست چپ در مقابل بقیه، تصور حرکتی دست راست در مقابل بقیه، تصور حرکتی پا در مقابل بقیه و تصور حرکتی زبان در مقابل بقیه روبرو هستیم.

۵-۲-۱ مرحله آموزش تعمیم روش OSSFN

تعمیم روش OSSFN از یک مسئله دو کلاسه به یک مسئله چهار کلاسه در شکل (۵-۱) مشاهده می شود.



شکل ۵-۱ شبکه OSSFN برای بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی در طبقه بندی تصور حرکتی چهارکلاسه بر مبنای روش گرادینتی

چون در مرحله آموزش، با چهار مساله دو کلاسه مواجه هستیم، برای هر مساله دو کلاسه در هر ردیف (شکل (۵-۱)) داده های EEG را به گونه ای سازماندهی می کنیم که هر بار داده های یک کلاس به عنوان کلاس اول و از بهم پیوستن داده های سه کلاس دیگر داده های کلاس دوم را داشته باشیم.

الگوریتم ابتدا برای هر مسئله دو کلاسه، داده های EEG را به آرایه ای از باندهای فرکانسی که تمام محدوده ی فرکانسی ریتیم ERD را در برمی گیرد، تجزیه می کند. سپس بهینه سازی فیلترهای فضایی را توسط الگوریتم گرادیانی روی هر باند انجام می دهد (که توضیح جزئیات بخش ۳-۴-۶ آمده است). همانطور که در شکل (۵-۱) مشاهده می شود، این بهینه سازی در یک پروسه تکراری شامل فیلتر نمودن فضایی (W)، محاسبه لگاریتم انتگرال توان برای محاسبه بردار ویژگی (a) و تخمین اطلاعات متقابل توسط این بردارهای ویژگی و بروز رسانی فیلترهای فضایی انجام می شود. پس از انجام بهینه سازی گرادیانی بر روی هر باند فرکانسی، باندی را که ماکزیمم اطلاعات متقابل را از بین باندهای فرکانسی داشته باشد، انتخاب می شود. فیلتر فضایی بهینه شده مربوط به این باند فرکانسی، به عنوان فیلتر فضایی بهینه ی مناسب برای طبقه بندی تصور حرکتی در نظر گرفته می شود. به این ترتیب برای هر مسئله دو کلاسه یک فیلتر فرکانسی و یک فیلتر فضایی بدست می آید. پس از انتخاب فیلتر فرکانسی و با داشتن فیلتر فضایی بهینه می توان بردار ویژگی را بدست آورد.

۵-۲-۲ بدست آوردن بردارهای ویژگی

با توجه به شکل (۵-۱) برای هر مسئله دو کلاسه، داده های آموزشی EEG، از فیلتر فرکانسی بهینه عبور داده می شوند و توسط فیلتر فضایی نگاشت داده می شوند و با محاسبه لگاریتم انتگرال توان (رابطه ۳-۱۹) بردار ویژگی $a_{C_{OVR}}$ بدست می آید. اندیس C_{OVR} یک کلاس حرکتی در مقابل بقیه را نشان می دهد. که چون چهار مساله دو کلاسه داریم و از هر کلاس یک بردار ویژگی حاصل می شود، در مجموع ۴

بردار ویژگی وجود خواهد داشت. از کنار هم چیدن این بردارها، بردار ویژگی نهایی A، برای داده های آموزشی حاصل می شود.

۵-۲-۳ مرحله ارزیابی

همانطور که از شکل (۵-۱) مشاهده می شود، در مرحله ارزیابی، داده های تست از فیلتر فرکانسی عبور داده می شوند و با فیلتر فضایی بهینه نگاشت داده می شوند. سپس با محاسبه لگاریتم انتگرال توان (رابطه ۳-۱۹)، بردار ویژگی حاصل می شود. در نهایت از طبقه بند LDA، برای طبقه بندی داده های EEG چهار کلاس تصور حرکتی استفاده می شود.

۵-۲-۴ نتایج روش تعمیم OSSFN

با توجه به جدول (۵-۱) ملاحظه می گردد که استفاده از الگوریتم OSSFN برای انتخاب بهینه فیلترهای فضایی-فرکانسی در یک مسئله چهار کلاسه مؤثر می باشد. همانطور که ملاحظه می گردد، برای اکثر افراد در پایگاه داده ضریب کاپا (معیار طبقه بندی صحیح) با استفاده از الگوریتم بهینه سازی OSSFN نسبت به روش متداول CSP بهبود را نشان می دهد.

جدول ۵-۱ نتایج طبقه بندی تصور حرکتی چهار کلاسه با استفاده از تعمیم روش OSSFN

فرد مورد آزمایش	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم	نهم
بدون بهینه سازی	۰,۶۸	۰,۳۶	۰,۷۹	۰,۵۴	۰,۳۰	۰,۲۰	۰,۷۰	۰,۷۶	۰,۵۶
تعمیم روش OSSFN	۰,۷۱	۰,۳۶	۰,۸۳	۰,۵۵	۰,۳۰	۰,۲۵	۰,۷۳	۰,۷۵	۰,۶۳

برای هر مساله دو کلاسه، فیلترهای فرکانسی مناسب برای هر فرد قبل از بهینه سازی و بعد از بهینه سازی توسط روش OSSFN به ترتیب در جدول های (۵-۲) و (۵-۳) آورده شده است.

جدول ۲-۵ فیلترهای فرکانسی انتخاب شده از فیلتربانک پیش از بهینه سازی گرادانی

فرد مورد آزمایش	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم	نهم
کلاس تصویر حرکتی									
دست چپ در مقابل سایر	۳	۳	۳	۳	۸	۳	۶	۲	۲
دست راست در مقابل سایر	۳	۳	۳	۵	۸	۴	۶	۳	۳
پا در مقابل سایر	۳	۷	۳	۶	۸	۵	۷	۳	۳
زبان در مقابل سایر	۳	۴	۳	۶	۵	۴	۳	۵	۲

جدول ۳-۵ فیلترهای فرکانسی بهینه انتخاب شده پس از بهینه سازی گرادانی

فرد مورد آزمایش	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم	نهم
کلاس تصویر حرکتی									
دست چپ در مقابل سایر	۷	۳	۳	۴	۸	۳	۶	۲	۳
دست راست در مقابل سایر	۳	۳	۳	۵	۸	۳	۶	۳	۳
پا در مقابل سایر	۳	۷	۴	۶	۸	۵	۷	۲	۳
زبان در مقابل سایر	۳	۴	۳	۶	۵	۴	۳	۵	۸

از جدول ۲-۵ و جدول ۳-۵ ملاحظه می گردد که باند مناسب فیلترهای میانگذر بر سر راه سیگنال های

EEG جهت بهبود طبقه بندی برای افراد مختلف متفاوت است. این موضوع، به دلیل اینست که، EEG

تولید شده برای افراد مختلف حاوی مؤلفه های فرکانسی متفاوت می باشد.

۵-۲-۵ پیاده سازی روش تعمیم OSSFN

برای پیاده سازی تعمیم روش OSSFN ابتدا داده ها را به نرخ ۱۰۰ هرتز، دوباره نمونه برداری کردیم تا حجم محاسبات الگوریتم کاهش یابد. مطابق آنچه در سایر تحقیقات گزارش شده است، یک فاصله زمانی ۰ تا ۲ ثانیه از لحظه شروع تصورحرکتی را از سیگنال های EEG انتخاب کردیم. برای ساختن فیلتربانک، از یک ساختار فیلتربانکی شامل ۸ فیلتر میانگذر چبی شف^۱ نوع II که با فرکانس های مرکزی ۸ تا ۳۲ هرتز که با فواصل ثابت در حوزه لگاریتمی گسترده شده اند، استفاده کردیم [۶]. فرکانس های مرکزی این فیلترها به ترتیب ۸، ۹، ۷۵، ۱۱، ۸۹، ۱۴، ۴۹، ۱۷، ۶۷، ۲۱، ۵۳، ۲۶، ۲۵ و ۳۲ هرتز است [۶]. همه فیلترها Q-factor (نسبت پهنای باند به فرکانس مرکزی) ۰،۳۳ یکسانی دارند. تعداد تکرار برای همگرایی گرادیانی را برابر ۱۰ تکرار، به طور تجربی قرار دادیم. در این تحقیق تعداد فیلترهای فضایی مطابق آنچه در مقالات آمده است، تعداد ۴ فیلتر قرار دادیم ($n_l = 4$). همچنین تعداد زیرفضایی که قرار است اطلاعات متقابل نسبت به آن ماکزیمم شود، ۴ بعدی قرار دادیم ($n_u = 4$) [۶]. همچنین نرخ یادگیری را برابر ۰،۰۲ و محدوده این ضریب را در بازه [۱-] قرار دادیم [۶]. نتایج برحسب ضرایب کاپا (رابطه ۴-۳) بیان شده اند.

۵-۳ روش پیشنهادی GAOSFN

همانطوری که اشاره شد، روش OSSFN مبتنی بر بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی با توجه به معیار بهینه سازی اطلاعات متقابل بنا شده است. در این روش از الگوریتم گرادیانی جهت بهینه سازی فیلترها استفاده می شود. با بررسی این روش و توسعه آن به مسئله چهار ۴ کلاسه که در قسمت قبل ارائه شد، متوجه شدیم که تخمین اطلاعات متقابل با فرضیات زیادی همراه است و بهینه سازی آن الزاماً موجب بهینه سازی ضریب کاپا (معیار طبقه بندی صحیح) نخواهد شد. از طرفی معضل روش گرادیانی در

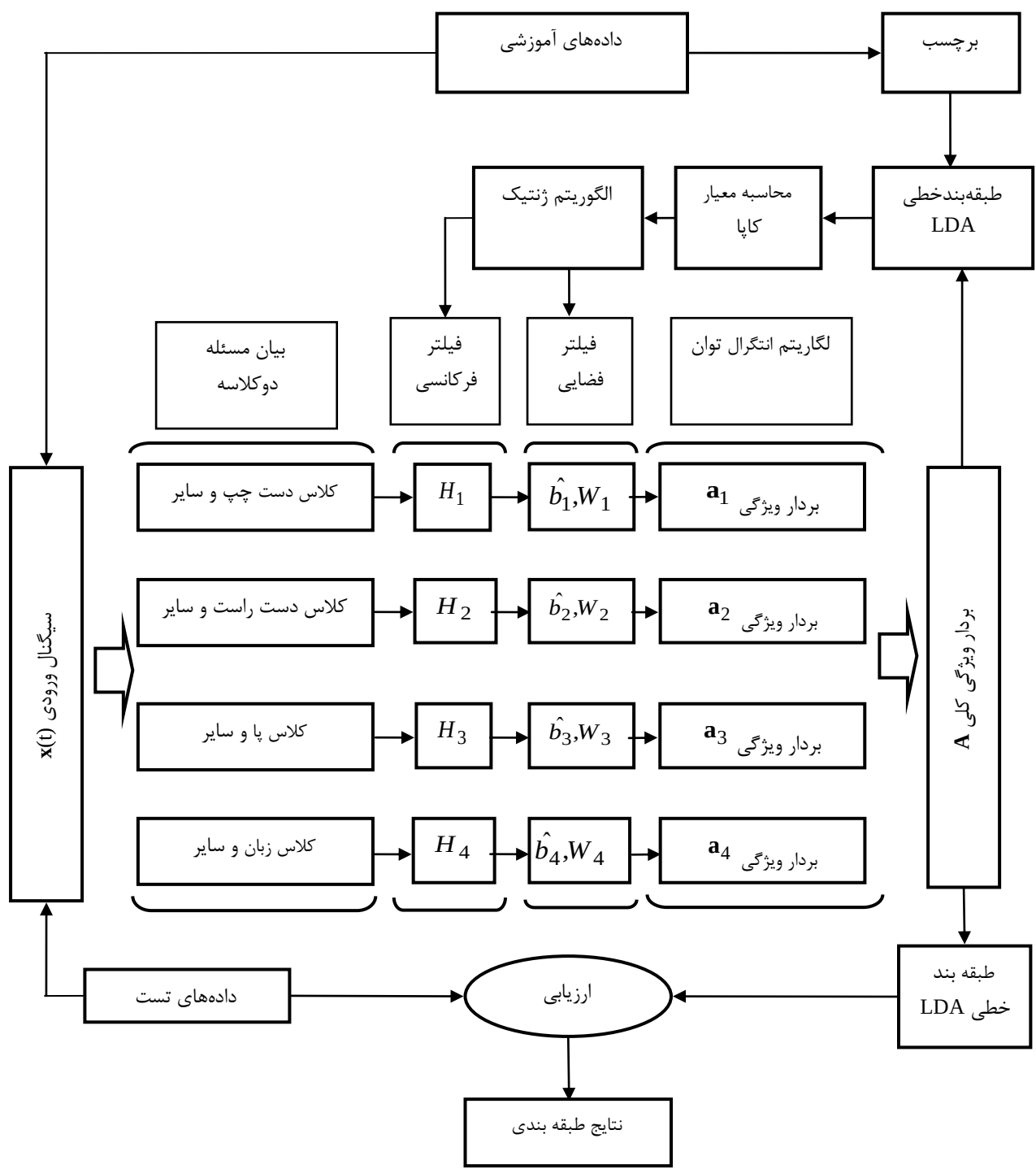
¹ chebyshev

بهینه سازی و احتمال بدام افتادن به تله‌های محلی ما را بر آن داشت که روشی پیشنهاد نمائیم که در آن بهینه سازی معیار کاپا بجای اطلاعات متقابل مدنظر قرار گیرد. همچنین بهینه سازی فیلترهای این سیستم را توسط الگوریتم ژنتیک اجرا می‌نمائیم.

در روش پیشنهادی دوم، طرح کلی به این صورت است که الگوریتم ژنتیک ضرایب بردارهای پایه که فیلترهای فضایی را می‌سازند (رابطه (۳-۴۳))، به گونه ای می‌یابد که معیار کاپا برای طبقه بندی ماکزیمم شود. پیشنهاد ما این است که از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب فیلتر فرکانسی همزمان با بهینه سازی فیلترهای فضایی استفاده شود.

۵-۳-۱ آموزش شبکه GAOSFN

در مرحله آموزش شبکه GAOSFN همانطور که در شکل (۵-۲) مشاهده می‌شود، با چهار مسئله دو کلاسه (هر یک از چهار ردیف) رو برو هستیم. با استفاده از این چهار مسئله دو کلاسه، می‌توان ویژگی‌های فضایی و فرکانسی بهینه برای طبقه‌بندی چهار کلاس تصور حرکتی را طبق تکنیک OVR استخراج نمود. روند کلی استخراج فیلترهای فضایی-فرکانسی در شبکه GAOSFN با توجه به شکل (۵-۲) شامل مراحل زیر است:



شکل ۵-۲ شبکه GAOSSFN برای بهینه سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی برای طبقه بندی داده‌های EEG ناشی از تصور حرکتی چهار کلاسه

۱) فیلتر نمودن فرکانسی

پس از انتخاب فیلتر فرکانسی، توسط الگوریتم ژنتیک برای هر مساله دو کلاسه، داده های آموزشی از این فیلتر فرکانسی عبور داده می شوند.

۲) فیلتر نمودن فضایی

با تعیین ضرایب بردارهای پایه فیلترهای فضایی توسط الگوریتم ژنتیک، یعنی تعیین ماتریس $\hat{b}$ (رابطه (۳-۴۳))، فیلتر فضایی W ، بدست می آید ($W = U\hat{b}$). با داشتن ماتریس W ، داده های فیلتر شده فرکانسی در مرحله ۱) توسط W نگاشت داده می شوند.

۳) لگاریتم انتگرال توان

در این مرحله بردارهای ویژگی توسط لگاریتم انتگرال توان رابطه (۳-۱۹) محاسبه می شوند.

۴) محاسبه معیار کاپا

چون چهار مسئله دو کلاسه داریم، در هر نسل چهار بردار ویژگی a_c بدست می آید. که از کنار هم قراردادن آنها، بردار ویژگی نهایی A حاصل می شود. سپس بردار ویژگی A به طبقه بند خطی LDA چهار کلاسه برای طبقه بندی داده می شود و معیار کاپا (رابطه (۴-۳)) محاسبه می گردد.

مراحل ۱) تا ۴) توسط الگوریتم ژنتیک با هدف ماکزیمم نمودن معیار کاپا تا جایی ادامه می یابد که نسل ها به یک مقدار ثابت همگرایی برای معیار کاپا برسند.

فیلتر فرکانسی و فیلتر فضایی بدست آمده در این مرحله، فیلترهای فرکانسی (H_{opt}) و فضایی بهینه شده (W_{opt}) برای طبقه بندی چهار کلاس تصور حرکتی می باشند.

۵-۳-۲ طبقه‌بندی

برای طبقه‌بندی داده های EEG، پس از استخراج فیلترهای فضایی و فرکانسی، بردار ویژگی مجموعه داده آموزشی و داده تست را بدست می‌آوریم.

برای این منظور مجموعه داده های آموزشی و داده های تست از چهار فیلتر فرکانسی (H_{opt}) مطابق با شکل (۵-۳)، عبور داده می‌شود. سپس توسط فیلترهای فضایی (W_{opt}) نگاشت داده می‌شوند و پس از محاسبه لگاریتم انتگرال توان، چهار بردارهای ویژگی را می‌دهند. که از کنار هم قرار دادن آنها بردار ویژگی نهایی A حاصل می‌شود.

بردار ویژگی داده های آموزشی و تست برای طبقه بندی چهار کلاس تصور حرکتی به یک طبقه‌بند خطی LDA چهار کلاسه داده می‌شود و سپس معیار کاپا محاسبه می‌گردد.

۵-۳-۳ نتایج روش GAOSFEN

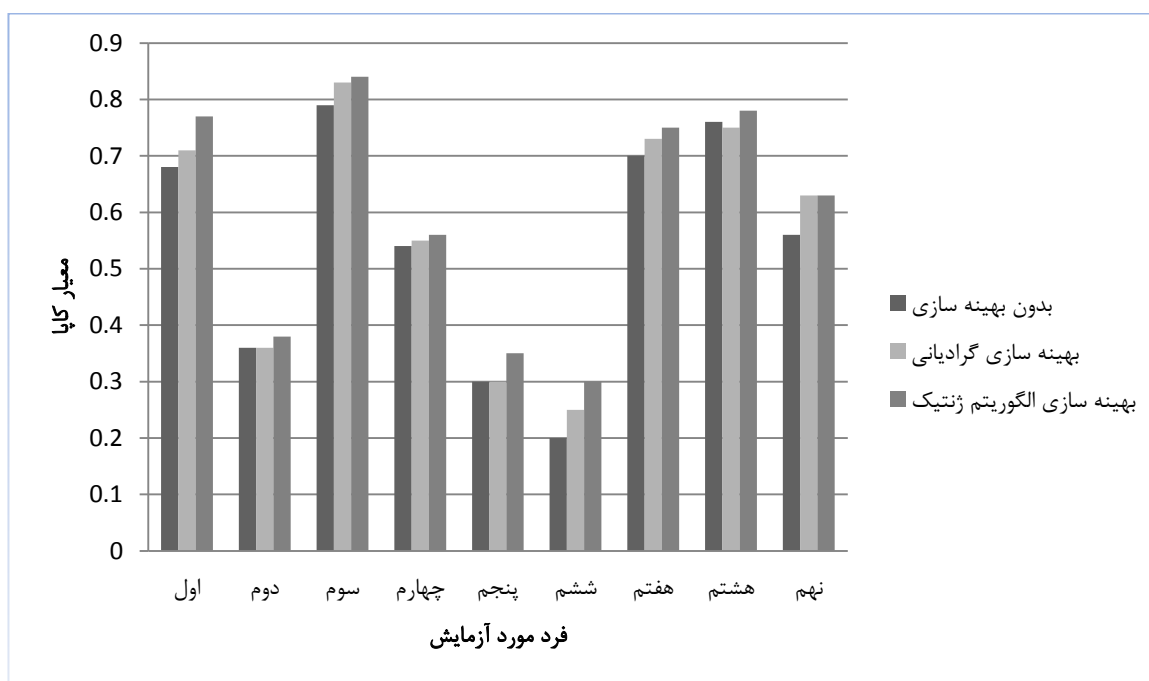
نتایج روش GAOSFEN در طبقه‌بندی چهار کلاس تصور حرکتی برحسب معیار کاپا در جدول (۵-۴) آمده است. همانطوریکه در جدول (۵-۴) ملاحظه می‌گردد، روش پیشنهادی دوم که با معیار بهینه سازی کاپا و روش الگوریتم ژنتیک اجرا می‌شود، نسبت به CSP بهبود قابل ملاحظه‌ای برای تمام افراد پایگاه داده دارد. مقایسه این نتایج با نتایج جدول (۵-۱)، نیز برتری روش پیشنهادی دوم را به روش OSSFEN چهار کلاسه نشان می‌دهد. لازم به توجه است که میزان بهبود معیار طبقه‌بندی (کاپا) در روش های پیشنهادی برای تمام افراد یکسان نمی‌باشد. این به دلیل پیچیدگی فرایند تولید سیگنالهای EEG در افراد مختلف و استخراج ویژگیهای مهم از آنها می باشد.

جدول ۵-۴ نتایج روش GAOSFEN برحسب معیار کاپا برای طبقه بندی

فرد مورد آزمایش	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم	نهم
بدون بهینه سازی	۰,۶۸	۰,۳۶	۰,۷۹	۰,۵۴	۰,۳۰	۰,۲۰	۰,۷۰	۰,۷۶	۰,۵۶
روش GAOSSEN	۰,۷۶	۰,۳۸	۰,۸۴	۰,۵۶	۰,۳۵	۰,۳۰	۰,۷۵	۰,۷۸	۰,۶۳

مقایسه روش‌های پیشنهادی در حالت بهینه سازی و بدون بهینه سازی در نمودار شکل (۳-۵) آورده

شده است.



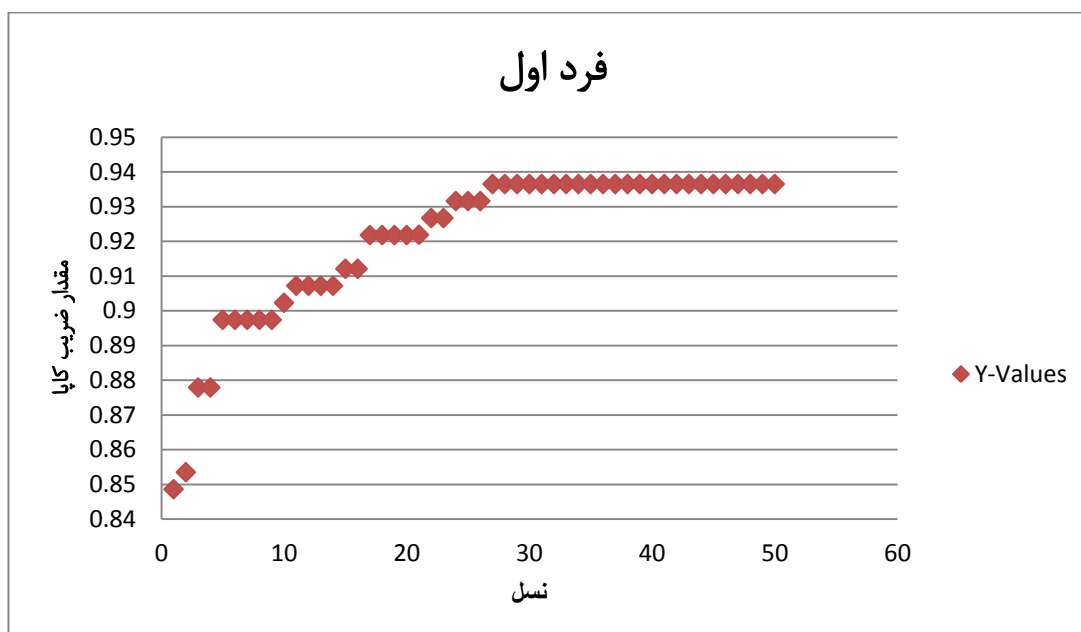
شکل ۳-۵ مقایسه نتایج روش‌های طبقه بندی داده های تصوری حرکتی چهار کلاسه با سه روش بدون بهینه سازی، بهینه سازی با روش گرادیانی و بهینه سازی با روش الگوریتم ژنتیک

۴-۳-۵ روش پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی دوم

در الگوریتم ژنتیک پیاده شده تعداد جمعیت اولیه را برابر ۱۵۰ و تعداد نسل ها را برابر ۵۰ نسل بطور تجربی قرار دادیم. نرخ جهش برابر ۰.۸، پیش فرض برنامه متلب می باشد. پارامترهای اولیه فیلترهای فضایی، یعنی همان مقادیر اولیه بردارهای b_i در رابطه (۳-۴۳) در روش گرادیانی [۶]، بصورت $b_1^0 = [1, 0, \dots, 0]$ ، $b_2^0 = [0, 0, \dots, 1]$ ، $b_3^0 = [0, 1, 0, \dots, 0]$ انتخاب شدند. در بهینه سازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک نیز به طور مشابه همان مقادیر اولیه را برای بردارهای b_i در نظر گرفتیم با این تفاوت که در بردارهای b_i^0 ، درایه ای که دارای مقدار ۱ می باشد، عددی از بازه [۰، ۹] قرار می دهیم. این بازه بطور تجربی بدست آمده است.

برای انتخاب فیلترهای اولیه، از یک ساختار فیلتربانکی شامل ۸ فیلتر میانگذر چبی شف نوع II که با فرکانس های مرکزی ۸ تا ۳۲ هرتز که با فواصل ثابت در حوزه لگاریتمی گسترده شده اند، استفاده کردیم [۶]. فرکانس های مرکزی این فیلترها به ترتیب ۸، ۹، ۷۵، ۸۹، ۱۱، ۴۹، ۱۷، ۶۷، ۵۳، ۲۱، ۲۵، ۲۶ و ۳۲ هرتز است. برای انتخاب فیلترهای فرکانسی در جمعیت اولیه با تخمین اطلاعات متقابل بین بردارهای ویژگی و برچسب کلاس اطلاعات متقابل را برای هشت فیلتر محاسبه می کنیم (بخش ۳-۴-۴). فیلتری که ماکزیمم اطلاعات متقابل را می دهد را برای جمعیت اولیه در الگوریتم ژنتیک قرار می دهیم. به این معنی که برای هر مساله دو کلاسه فیلتری که ماکزیمم اطلاعات متقابل را می دهد محاسبه می شود. چون چهار مساله دو کلاسه داریم این چهار فیلتر، به عنوان نسل اولیه برای فیلترهای فرکانسی انتخاب می شوند. به دلیل افزایش فضای جستجو و امکان عدم انتخاب فیلترهای فرکانسی مناسب، محدوده انتخاب فیلترهای فرکانسی را برای هر مساله دو کلاسه، چهار فیلتری ماکزیمم اطلاعات متقابل را که در حالت بدون بهینه سازی می دهند، در نظر می گیریم.

در نمودارهای شکل (۳-۵) تا (۳-۱۲) مقادیر کاپا در بهینه سازی بر مبنای الگوریتم ژنتیک در نسل-های مختلف آورده شده است که پس از چند نسل به یک مقدار ثابت همگرا شده است.



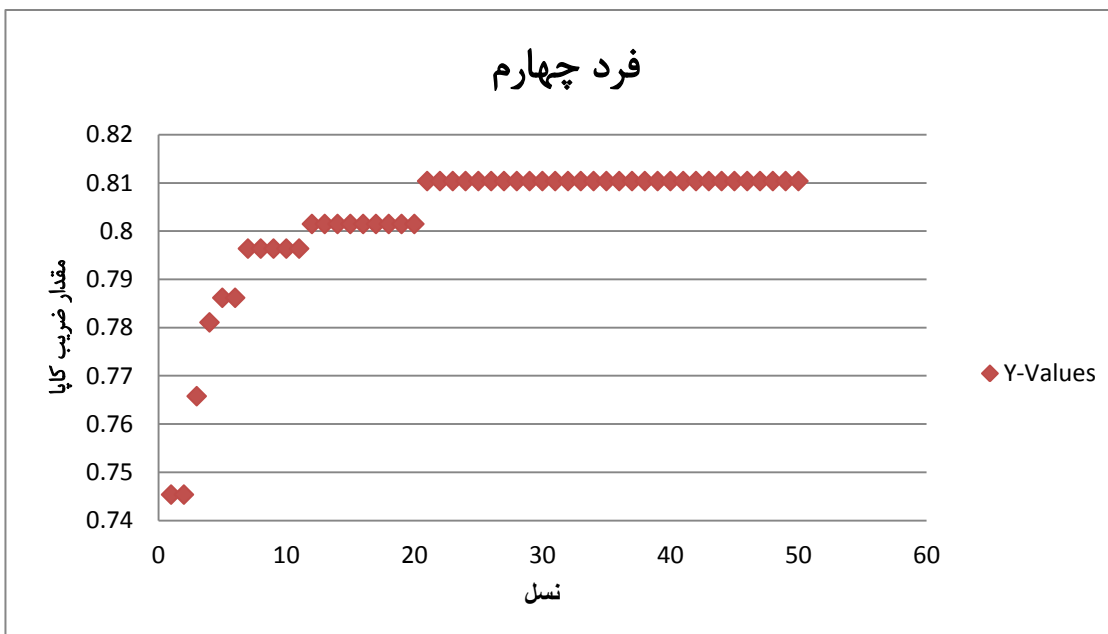
شکل ۴-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد اول



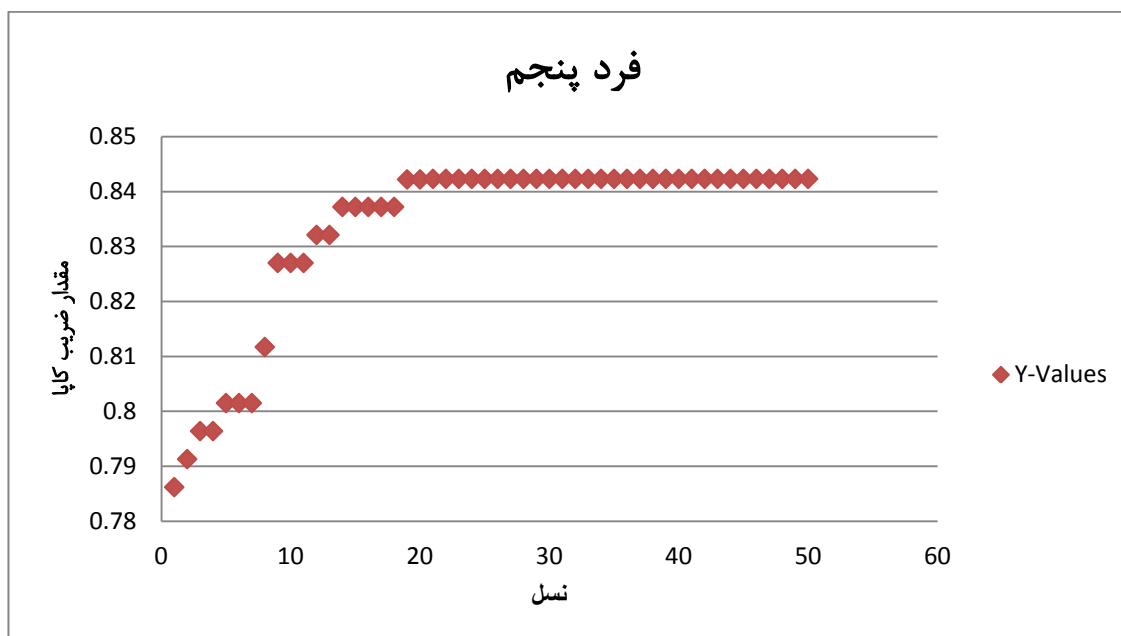
شکل ۵-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد دوم



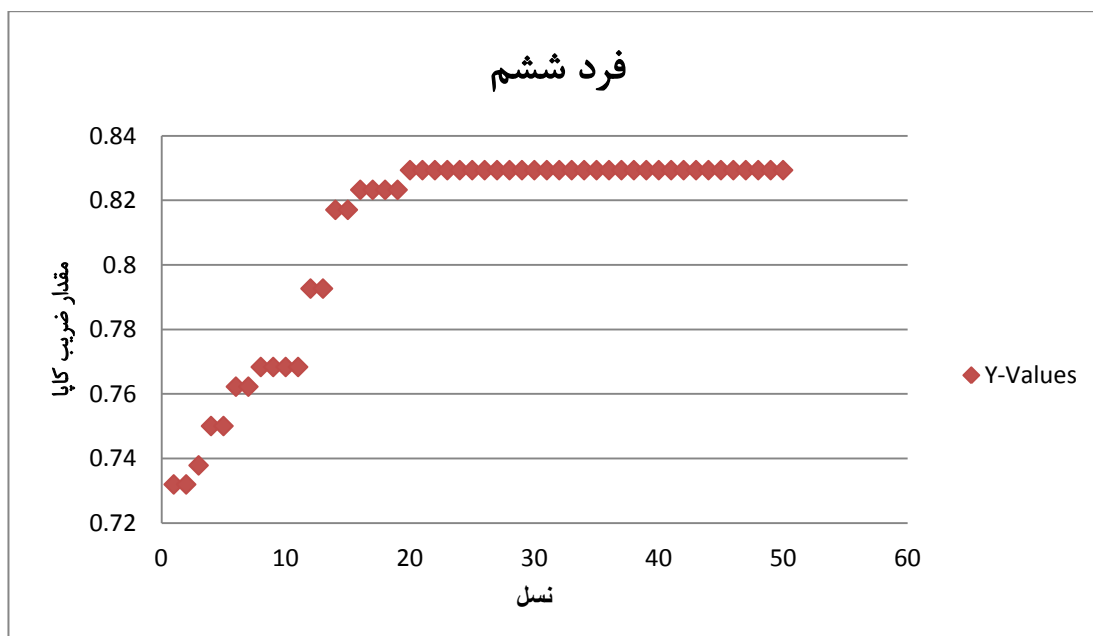
شکل ۵-۶ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد سوم



شکل ۵-۷ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد چهارم



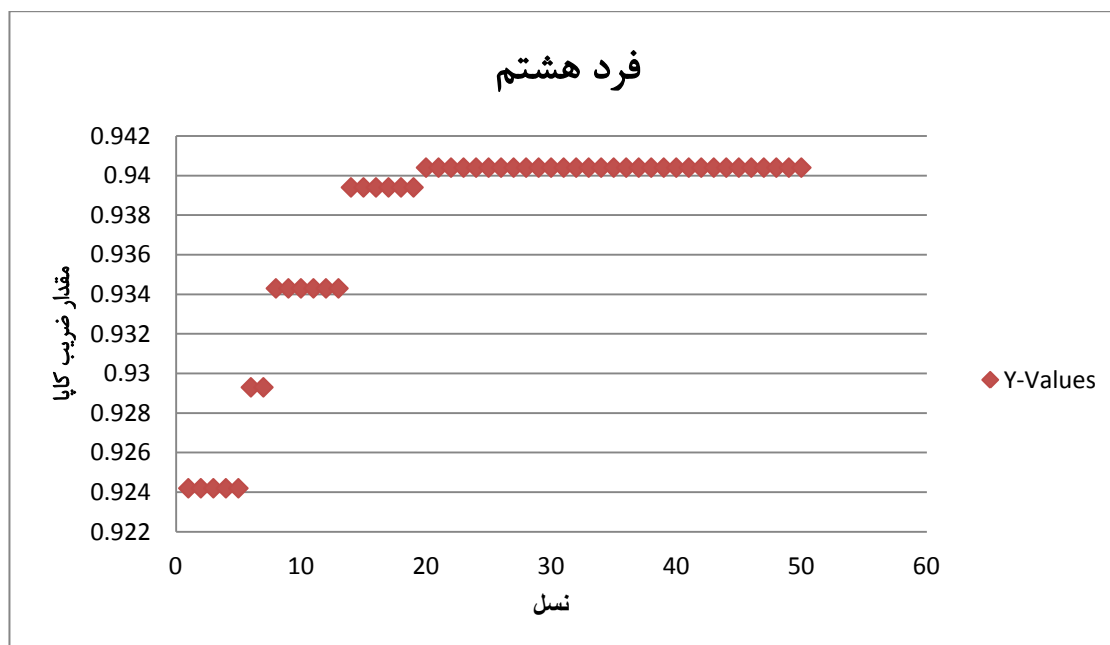
شکل ۸-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد پنجم



شکل ۹-۵ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد ششم



شکل ۵-۱۰ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد هفتم



شکل ۵-۱۱ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد هشتم



شکل ۵-۱۲ مقادیر ضرایب کاپا در نسلهای متوالی برای فرد نهم

فصل ۶

نتیجه گیری و پیشنهادات آینده

۶-۱ نتیجه‌گیری

هدف از این پایان‌نامه طبقه‌بندی چهار تصورحرکتی از داده‌های EEG دست چپ، دست راست، پا و زبان با استفاده از تلفیق فیلترهای فضایی-فرکانسی می‌باشد.

مطالعات قبلی نشان می‌دهد که بر مبنای تحلیل ERD، طبقه‌بندی تصورحرکتی دست چپ، دست راست، پا و زبان امکان‌پذیر است. برای رمزگشایی تصورات حرکتی مختلف از داده‌های EEG، کار اساسی تشخیص سیگنال‌های ERD مربوط به آن تصور حرکتی است. هرچند مکان‌یابی دقیق سیگنال‌های ERD به این دلیل که سیگنال‌های دریافت شده از پوست سر فاصله دارند، دشوار است.

روش CSP یک روش متداول برای استخراج ویژگی‌های جداساز کلاس‌های تصورحرکتی می‌باشد. این روش بدنبال یافتن فیلترهای بهینه فضایی است که با نگاشت به کمک این فیلترهای فضایی، سیگنال‌هایی تولید می‌شود که واریانس آنها برای یک کلاس مینیمم و برای کلاس دیگر ماکزیمم شود.

فیلترهای فضایی و ریتم‌های ویژه برای افراد مختلف، متفاوت است و برای هر فرد آموزش جداگانه‌ای را می‌طلبد. روش‌های فیلتر نمودن فضایی برای استخراج ویژگی‌های فضایی از ERD برای داده‌های EEG بطور گسترده‌ای بکار گرفته می‌شوند.

معمولاً، فیلتر فضایی CSP همراه با یک فیلتر فرکانسی برای انتخاب ویژگی‌های فضایی-فرکانسی بهینه ویژه هر فرد مورد استفاده قرار می‌گیرد. اخیراً، روشی به نام OSSFN پیشنهاد شده است که در آن با استفاده از رهیافت تئوری اطلاعات، برای هر فرد فیلترهای فضایی-فرکانسی ویژه بدست می‌آید. الگوریتم OSSFN با ماکزیمم نمودن اطلاعات متقابل بین بردارهای ویژگی و برجسب کلاس‌های مربوطه شان توسط یک الگوریتم مبتنی بر گرادیان به بهینه نمودن فیلترهای فضایی همراه با انتخاب فیلترهای

فرکانسی می‌پردازد. این روش برای طبقه‌بندی داده‌های EEG شامل تصور حرکتی دو کلاس اجرا شده است.

در این تحقیق روش OSSFN را از یک مسئله دو کلاس به یک مسئله چهار کلاس توسعه دادیم. نتایج این روش کارآمدی آن را نسبت به روش CSP نشان می‌دهد. در این روش بهینه‌سازی فیلترهای فضایی همزمان با انتخاب بهترین فیلتر فرکانسی که ماکزیمم اطلاعات متقابل را بدهد، کارایی طبقه‌بند را بالا می‌برد. همچنین با ساختار پیشنهاد شده، می‌توان این الگوریتم را برای هر چند کلاس تصور حرکتی توسعه داد.

در توسعه روش OSSFN به مسئله چهارکلاس متوجه پیچیدگی محاسباتی الگوریتم گرادیانی در بهینه‌سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی با معیار اطلاعات متقابل شدیم. اولاً، معیار اطلاعات متقابل، الزاماً موجب افزایش ضریب کاپا (طبقه‌بندی) نمی‌گردد. چرا که در محاسبه و تخمین اطلاعات متقابل فرضیات زیادی صورت گرفته [۱]، که الزاماً برقرار نیست. لذا پیشنهاد نمودیم تا از معیار کاپا بطور مستقیم بجای اطلاعات متقابل استفاده کنیم. ثانیاً برای کاهش پیچیدگی الگوریتم بهینه‌سازی، الگوریتم ژنتیک را بجای بهینه‌سازی گرادیانی پیشنهاد کردیم.

روش دیگری که در این تحقیق پیشنهاد دادیم طبقه‌بندی چهار تصور حرکتی با بهینه نمودن پارامترهای فیلترهای فضایی همراه با انتخاب فیلتر فرکانسی، توسط الگوریتم ژنتیک برای ماکزیمم کردن معیار کاپا بود. همانطور که از نتایج این روش مشاهده این روش دقت طبقه‌بند را بطور چشم‌گیری افزایش داده است.

۶-۲ پیشنهادات برای کارهای آینده

انتظار می‌رود در دو روش پیشنهادی در این پایان‌نامه (تعمیم روش OSSFN و روش GAOSSFN) بتوان با در نظر گرفتن ساختار زمانی داده‌ها، توسط روش‌هایی مانند LTCSP یا قطعه بندی زمانی دقت طبقه بندی را بالا برد. از آنجا که پدیده ERD برای افراد مختلف در زمان‌های مختلف صورت می‌گیرد، می‌توان از روش قطعه بندی زمانی، بازه زمانی بهینه از سیگنال‌های EEG مناسب برای هر فرد را بدست آورد. همچنین از آنجا که روش LTCSP در ساختن ماتریس کواریانس از همسایگی داده‌های زمانی استفاده می‌کند، نویز و سایر اغتشاشات نمونه های زمانی دیگر بر روی سیگنال‌های EEG تأثیری ندارد و استفاده از این الگوریتم می‌تواند در بهبود طبقه بندی مؤثر واقع شود.

با توجه به اینکه ژنتیک الگوریتم تعداد پارامترهای مختلفی مانند تعداد جمعیت اولیه، تعداد نسل‌ها، تعداد تکرارها، نرخ جهش و نوع جهش و سایر دارد. یافتن پارامترهای بهینه برای شبکه GAOSSFN برای سیگنال‌های EEG ناشی از تصور حرکتی چهار کلاسه می‌تواند به عنوان یک موضوع مورد تحقیق بررسی شود.

می‌توان روش GAOSSFN را از حوزه BCI به حوزه تشخیص بالینی و تشخیص بیماری برد و با توجه به الگوهای فضایی-فرکانسی بدست آمده از سیگنال‌های EEG برای هر فرد به تشخیص نوع بیماری پرداخت.

- [1] G. Pfurtscheller, C. Neuper, D. Flotzinger, and M. Pregenzer, "EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 103, no. 6, pp. 642-651, 1997.
- [2] C. Brunner, M. Naeem, R. Leeb, B. Graimann, and G. Pfurtscheller, "Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, no. 8, pp. 957-964, 2007.
- [3] M. Grosse Wentrup, C. Liefhold, K. Gramann, and M. Buss, "Beamforming in Noninvasive Brain Computer Interfaces," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 56, no. 4, pp. 1209-1219, 2009.
- [4] H. Ramoser, J. Müller-Gerking, and G. Pfurtscheller, "Optimal Spatial Filtering of Single Trial EEG During Imagined Hand Movement," *IEEE Transactions On Rehabilitation Engineering*, vol. 8, 2000.
- [5] <http://www.bbc.de/competition/iv/>
- [6] Z. Haihong, C. Zheng Yang, A. Kai Keng, G. Cuntai, and W. Chuanchu, "Optimum Spatio-Spectral Filtering Network for Brain Computer Interface," *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. 22, no. 1, pp. 52-63, 2011.
- [7] G. Dornhege, B. Blankertz, G. Curio, and K. R. Muller, "Boosting bit rates in noninvasive EEG single-trial classifications by feature combination and multiclass paradigms," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 6, pp. 993-1002, 2004.
- [8] S. Sanei, and J. Chambers, *EEG Signal Processing*, John Wiley & Sons, 2007
- [9] <http://www.wikipedia.org/>
- [10] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K. R. Muller, "Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, no. 1, pp. 41-56, 2008.
- [11] R. Kreple, G. Curio, B. Blankertz, and K. R. M. Iler, "Berlin Brain-Computer Interface-The HCI communication channel for discovery," *International journal of Human-Computer Studies*, vol. 65, pp. 460-477, 2007.
- [12] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767-791, 2002.
- [13] J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 5, pp. 787-798, 1999.
- [14] N. Birbaumer, A. Kübler, N. Ghanayim, T. Hinterberger, J. Perelmouter, J. Kaiser, I. Iversen, B. Kotchoubey, N. Neumann, and H. Flor, "The Thought Translation Device (TTD) for Completely Paralyzed Patients," *IEEE Transactions On Rehabilitation Engineering*, vol. 8, 2000.
- [15] J. Hu, D. Xiao, and Z. Mu, "Application of Energy Entropy in Motor Imagery EEG Classification," *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, vol. 3, June, 2009.

- [16] J. Kalcher, D. Flotzinger, C. Neuper, S. Göllly, and G. Pfurtscheller, "Graz brain-computer interface II: Towards communication between humans and computers based on online classification of three different EEG patterns," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 34, no.5, pp. 382-388, 1996.
- [17] A. Schlögl, D. Flotzinger, and G. Pfurtscheller, "Adaptive autoregressive modeling used for single-trial EEG classification," *Biomedizinische Technik*, vol. 42, no. 6, pp. 162-167, 1997.
- [18] W. Haixian, "Multiclass Filters by a Weighted Pairwise Criterion for EEG Single-Trial Classification," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 5, pp. 1412-1420, 2011.
- [19] Y. Pang, Y. Yuan, and K. Wang, "Learning optimal spatial filters by discriminant analysis for brain-computer-interface," *Neurocomputing*, vol. 77, no. 1, pp. 20-27, 2012.
- [20] W. Haixian, and Z. Wenming, "Local Temporal Common Spatial Patterns for Robust Single-Trial EEG Classification," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 16, no. 2, pp. 131-139, 2008.
- [21] B. B. Steven Lemm, Gabriel Curio, Klaus-Robert Müller, "Spatio-Spectral Filters for Improving the Classification of Single Trial EEG," *BIOMEDICAL ENGINEERING*, vol. 52, 2005.
- [22] G. Dornhege, B. Blankertz, M. Krauledat, F. Losch, G. Curio, and K. R. Muller, "Combined Optimization of Spatial and Temporal Filters for Improving Brain-Computer Interfacing," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 11, pp. 2274-2281, 2006.
- [23] W. Wei, G. Xiaorong, H. Bo, and G. Shangkai, "Classifying Single-Trial EEG During Motor Imagery by Iterative Spatio-Spectral Patterns Learning (ISSPL)," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 6, pp. 1733-1743, 2008.
- [24] A. Kai Keng, C. Zhang Yang, Z. Haihong, and G. Cuntai, "Filter Bank Common Spatial Pattern (FBCSP) in Brain-Computer Interface," in *Neural Network*, pp. 2390-2397, 2008.
- [25] K. P. Thomas, G. Cuntai, T. Lau Chiew, and A. P. Vinod, "Discriminative FilterBank selection and EEG information fusion for Brain Computer Interface" in *Circuits and Systems* pp. 1469-1472, 2009.
- [26] S. Heung-Il, and L. Seong-Whan, "A probabilistic approach to spatio-spectral filters optimization in Brain-Computer Interface", *Systems Men and Cybernetics* pp. 19-24, 2011.
- [27] S. Lemm, C. Schafer, and G. Curio, "BCI competition 2003 data set III: probabilistic modeling of sensorimotor mu rhythms for classification of imaginary hand movements," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 6, pp. 1077-1080, 2004.
- [28] Q. Lei, and H. Bin, "A wavelet-based time-frequency analysis approach for classification of motor imagery for brain-computer interface applications," *Journal of Neural Engineering*, vol. 2, no. 4, pp. 65, 2005.
- [29] P. Herman, G. Prasad, T. M. McGinnity, and D. Coyle, "Comparative Analysis of Spectral Approaches to Feature Extraction for EEG-Based Motor Imagery

- Classification,” *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 16, no. 4, pp. 317-326, 2008.
- [30] H. Lee, A. Cichocki, and S. Choi, “Kernel nonnegative matrix factorization for spectral EEG feature extraction,” *Neurocomputing*, vol. 72, no. 13–15, pp. 3182-3190, 2009.
- [31] N. Brodu, F. Lotte, and A. Lécuyer, “Exploring two novel features for EEG-based brain–computer interfaces: Multifractal cumulants and predictive complexity,” *Neurocomputing*, vol. 79, pp. 87-94, 2012.
- [32] W. Y. Hsu, “Fuzzy Hopfield neural network clustering for single-trial motor imagery EEG classification,” *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 1, pp. 1055-1061, 2012.
- [33] W. Y. Hsu, “EEG-based motor imagery classification using neuro-fuzzy prediction and wavelet fractal features,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 189, no. 2, pp. 295-302, 2010.
- [34] L. Xu, Y. Ping, and Y. Dezhong, “An Empirical Bayesian Framework for Brain Computer Interfaces,” *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 6, pp. 521-529, 2009.
- [35] J. Li, and L. Zhang, “Regularized tensor discriminant analysis for single trial EEG classification in BCI,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 7, pp. 619-628, 2010.
- [36] L. Qin, L. Ding, and He, “Motor imagery classification by means of source analysis for brain-computer interface applications,” *Neural Eng.*, vol. 1, pp. 135-141, 2004.
- [37] M. Naeem, C. Brunner, R. Leeb, and B. Graimann, “Separability of four-class motor imagery data using independent components analysis,” *Neural Eng.*, vol. 3, pp. 208-216, 2006.
- [38] H. Ramoser, J. Müller-Gerking, and G. Pfurtscheller, “Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 4, pp. 441-446, 2000.
- [39] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2th ed.: Academic Press, 1990.
- [40] Z. Haihong, A. Kai Keng, G. Cuntai, and W. Chuanchu, "Spatio-spectral feature selection based on robust mutual information estimate for brain computer interfaces." in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC*, pp. 4978-4981, 2009.
- [41] N. Yamawaki, C. Wilke, Z. Liu, and B. He, “An Enhanced Time-Frequency-Spatial Approach for Motor Imagery Classification,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 250, 2006.
- [42] T. M. Cover, and J. A. Thomas, *Elements of Information Theory*: New York: Wiley, 2006.
- [43] P. Viola, and W. M. Wells, “Alignment by maximization of mutual information,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 24, pp. 137-154, 1997.
- [44] A. W. Bowman, and A. Azzalini, "Applied Smoothing Techniques for Data Analysis," *The Kernel Approach with S-Plus Illustrations*, New York: Oxford Univ. Press, 1997.
- [45] <http://www.bbci.de/competition/iv/results/index.html#dataset2a>.
- [46] A. Schlogl, J. Kronegg, J. E. Huggins, and S. G. Mason, "Evaluation Criteria for BCI Research," *Toward Brain-Computer Interfacing*, pp. 327-342: MIT Press, 2007.

Abstract

Development of Brain–computer interface systems have attracted many attentions from scientists in the last two decades. A brain-computer interface (BCI) is a system which receives signals such as electroencephalogram (EEG) from brain and converts them into proper commands to control peripherals such as an implant arm, a wheelchair, a robot or other accessory devices. In brain-computer interface based on motor imagery, a person is asked to imagine some specific movement of his body, without actually moving any part of his body. This imaginary movement will lead to producing special signals in the brain which effects on EEG signals.

This thesis is concerned with classifying the four classes of motor imagery using EEG data. The considered classes are motor imaginary for right hand, left hand, foot and tongue. The data set used for evaluating the proposed system in this thesis is Dataset 2a of BCI Competition IV. This competition was held in 2008. In our study, we suggested two methods for BCI classification.

One of well known methods for discriminating imaginary movements is Common Spatial Pattern (CSP) method. In this method, selecting a proper frequency filter along with a spatial filter is an important challenge. Unfortunately the proper filter band differs from a person to another. In one of the recent methods called OSSFN (Optimal Spatio-spectral Filtering Network), the optimization of spatial filters jointly with a bandpass filter is proposed based on maximization the mutual information between the feature vectors and the corresponding class labels.

In the first proposed algorithm of this thesis, we extended OSSFN method from a two-class issue to a four-class solution. Synchronized optimization of frequency-spatial filters will increase the accuracy of classification comparing to CSP method.

In the second part of this thesis, instead of considering mutual information between the feature vectors and the corresponding class labels, KAPA criterion is used for optimization. KAPA criterion is measure of classification accuracy. For optimization, we used genetic algorithm rather than gradient method which is highly complicated and likely to be trapped

in local optimum points. The result of experiments indicates the superiority of recommended method to OSSFN. The proposed algorithm is called GAOSSFN.

Key words: BCI System, CSP method, OVR technique, Motor imagery, gradient method, genetic algorithm, spatio-spectral filters, four-class motor imagery



Shahrood University of Technology
Faculty of Electrical and Robotic Engineering

**Classifying EEG signals during Motor Imagery using frequency and
spatial filters**

Roya Hatami

Supervisors:

Alireza Ahmadyfard

Hossein Khosravi

Advisor:

Hossein Marvi

FOR THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE

February 2013