

الله أكبر
الله أكبر



پردیس خوارزمی

رشته برق گرایش الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG با استفاده از روش CSP بهینه‌سازی شده

جهت کاربرد در سیستم‌های BCI

نگارنده : مریم فریور

استاد راهنما

دکتر علیرضا احمدی فرد

شهریور ۱۳۹۵

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

تقدیم به:

آنان که در سرتاسر زندگی مشوق و راهنمایم بودند، چون شمع عاشقانه

سوختند تا کرمانش و جود من و روسنکر را هم باشند.

تقدیر و شکر

سپاس و ستایش مر خدای را جل و جلاله که آثار قدرت او بر چهره روز روشن، تابان است و انوار حکمت او در دل شب تار، درخشان. آفریدگاری که خویشتن را به ما شناساند و درهای علم را بر ما گشود و عمری و فرصتی عطا فرمود تا بدان، بنده ضعیف خویش را در طریق علم و معرفت بیازماید. او را بر نعمتهایش می ستاییم چنانکه بر بلایش، و از او بر نفس خود مدد خواهیم که در آنچه باید کاهل است و بر آنچه نباید عاجل، و خواهان بخشش او هستیم در آنچه علمش آن را در برگرفته و در کتابش بر شمرده.

اجرا و تدوین این پایان نامه مدیون راهنمایی، مساعدت و حمایت بزرگوارانی است که بی شک بدون یاری آنها طی نمودن این مسیر، دشوارتر می شد. لذا بر خود لازم می دانم تا مراتب سپاسگزاری خود را نسبت به کلیه عزیزانی که مرا در مراحل مختلف پایان نامه یاری نمودند، ابراز دارم.

استاد راهنمای گرانقدر، جناب آقای دکتر علیرضا احمدی فرد که اگر راهنمایی های دلسوزانه ایشان نبود، آیا چنین سرانجامی می بود؟ پس ایشان را در این گستره محدود سپاس می گویم و بهترین آرزوهایم را نثارشان می کنم.

از خانواده عزیزم که در تمام مراحل زندگی همواره مشوق، همراه و پشتیبانم بودند بسیار سپاسگزارم. از تمامی دوستانی که در این دوره بنده را یاری نمودند سپاسگزاری می نمایم.

در نهایت سلامتی و توفیق یکایک عزیزان را در تمامی مراحل زندگی از ایزد متعال مسئلت دارم.

مریم فرید

شهرورماه ۹۵

تعهد نامه

اینجانب مریم فریوردانشجوی کارشناسی ارشد رشته برق، الکترونیک دانشکده پردیس خوارزمی دانشگاه صنعتی شاهرود، نویسنده پایان نامه با عنوان طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG با استفاده از روش CSP بهینه‌سازی شده جهت کاربرد در سیستم‌های BCI تحت راهنمایی استاد راهنمای اول دکتر علیرضا احمدی فرد متعهد می‌شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه توسط این جانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های دیگر پژوهش‌گران، 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، به دانشگاه صنعتی شاهرود تعلق دارد، و مقالات مستخرج با نام "دانشگاه صنعتی شاهرود" یا "Shahrood University of Technology" به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در بدست آوردن نتایج اصلی پایان نامه تأثیر گذار بوده‌اند، در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آن) 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 اخلاقی انسانی رعایت شده است.

مریم فریورد

۱۳۹۵

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه شاهرود می‌باشد. 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 نمی‌باشد.

چکیده:

بیماری‌های مختلفی می‌توانند باعث صدمه دیدن سیستم عصبی عضلانی، که مغز از طریق آن قادر به ایجاد ارتباط و اعمال کنترل به محیط خارج است، شوند. پیشرفت‌های اخیر در سخت افزار و پردازش سیگنال، استفاده از سیگنال‌های EEG را برای ارتباط انسان و رایانه ممکن ساخته است. سیستم واسط مغز و رایانه (BCI)، یک سیستم ارتباطی برای انتقال پیام از یک شخص به دنیای بیرون است که از طریق مسیرهای خروجی معمولی مغز، یعنی عصب‌های محیطی و ماهیچه‌ها صورت نمی‌گیرد.

یکی از عمده‌ترین روش‌های استخراج ویژگی در سیستم‌های واسط مغز و رایانه (BCI) مبتنی بر ثبت الکتروانسفالوگرام (EEG)، استفاده از الگوی فضایی مشترک (CSP) می‌باشد. با وجود کاربرد گسترده این روش CSP بسیار حساس به نویز است و در مقابل داده‌های کم دچار مشکل می‌شود.

آنچه در این تحقیق مورد توجه قرار گرفته است این است که با استفاده از روش‌های بهینه سازی فیلترهای CSP را به گونه‌ای طراحی کنیم که مشکل نویز تا حد ممکن از بین برود. از این رو از روش‌های رگولار شده و بهبود یافته الگوی فضایی مشترک به عنوان راهکاری جهت استخراج دقیق‌تر ویژگی‌های مورد نظر استفاده شده است.

همچنین در این تحقیق ما روش‌های ارائه شده را به صورتی تعمیم داده‌ایم که قابل اعمال بر روی داده‌های مربوط به چهار کلاس باشد و محدودیت دو کلاسه بودن که در بسیاری از مقالات وجود دارد از بین برود.

الگوریتم دیگری که در این تحقیق ارائه شده است تقسیم بندی زمانی داده‌ها می‌باشد. برای این منظور ابتدا داده‌ها را به بازه های زمانی تقسیم کرده و سپس فیلتر CSP را روی هر بازه زمانی اعمال

نموده و ویژگی‌های آن را استخراج می‌کنیم. در این صورت اثر نویز بسیار کمتر می‌گردد.

در این پژوهش از مجموعه داده 2a از چهارمین دوره مسابقات BCI استفاده شده است. این مجموعه شامل ۲۲ کانال از سیگنال‌های EEG مربوط به ۹ فرد با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۰ Hz می‌باشد. در نهایت عملکرد ۴ الگوریتم RCSP را روی مجموعه داده‌های چهارمین دوره مسابقات جهانی BCI مقایسه می‌کنیم. نتایج نشان می‌دهد که الگوی فضایی منظم شده تیخونوف دارای کارایی بهتری نسبت به دیگر روش‌های الگوی فضایی منظم شده هستند.

کلمات کلیدی

واسط مغز و رایانه، الگوی فضایی مشترک، الگوی فضایی مشترک منظم شده، ضریب تیخونوف

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱- رگولارکردن الگوی فضایی مشترک جهت بهبود طراحی سیستم‌های واسط مغز و رایانه (BCI) ، اولین کنفرانس بین‌المللی دستاوردهای نوین پژوهشی در مهندسی برق و کامپیوتر ، اردیبهشت ماه ۱۳۹۵، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

2- Improved EEG Feature Extraction for BCI Based on RCSP,
International Conference on Electrical Engineering, June 1,2016.
University of Tehran, Tehran, Iran

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
	۱ فصل اول: مقدمه
۲	۱-۱ پیشگفتار
۴	۱-۲ سیستم‌های عصبی و چگونگی تولید سیگنال مغزی
۵	۱-۲-۱ انورون
۷	۱-۲-۲ پتانسیل‌های عمل
۹	۱-۲-۳ تولید سیگنال EEG
۱۰	۱-۲-۴ ساختار مغز
۱۵	۱-۲-۵ امواج مغز در فعالیت‌های طبیعی
۱۸	۱-۲-۶ سیستم ۱۰-۲۰
۱۹	۱-۳ سیستم‌های BCI
۲۱	۱-۳-۱ BCI های تهاجمی و غیرتهاجمی
۲۲	۱-۳-۲ BCI وابسته و ناوابسته
۲۳	۱-۳-۳ بدست آوردن سیگنال
۲۵	۱-۳-۴ قسمت‌های یک سیستم BCI
۲۵	۱-۳-۵ استخراج ویژگی
۲۶	۱-۳-۶ الگوریتم تبدیل

۲۷	۳-۱-۷ وسایل خروجی
۲۸	۳-۱-۸ پروتکل های کاربردی
۲۸	۴-۱ BCI های موجود
۲۹	۴-۱-۱ پتانسیل رخداد بینایی (VEP)
۲۹	۴-۱-۲ پتانسیل های آرام کرتکس (SCP)
۳۰	۴-۱-۳ پتانسیل رخداد P300
۳۱	۳-۱-۴ امواج میو و بتا و سایر فعالیت های کرتکس حسی-حرکتی
۳۲	۱-۵ فیدبک
۳۴	۶-۱ انواع مرجع در سیگنال های EEG
۳۶	۱-۷ کاربردها
۳۷	۱-۸ مسائل و مشکل ها
۳۸	۱-۹ ساختار کلی پایان نامه
۲ فصل دوم: مروری بر روش های انجام شده	
۴۰	۲-۱ مقدمه
۴۰	۲-۲ نگاهی به BCI به عنوان یک سیستم شناسایی الگو
۴۱	۲-۲-۱ استخراج ویژگی
۴۲	۲-۲-۲ کلاسه بندی
۴۲	۲-۳ مروری بر مهم ترین تحقیقات انجام شده
۳ فصل سوم: تئوری روش پیشنهادی	

۶۰	۳-۱ مقدمه
۶۰	۳-۲ روش الگوی فضایی مشترک CSP
۶۱	۳-۲-۱ استخراج ویژگی
۶۳	۳-۲-۲ کلاسه‌بندی
۶۴	۳-۳ روش CSP با استفاده از تابع هدف
۶۵	۳-۴ رگولار کردن الگوی فضایی مشترک RCSP
۶۶	۳-۵ رگولار کردن CSP با استفاده از ضریب تیخونوف TRCSP
۶۶	۳-۶ تعمیم روش CSP به چند کلاس
۶۷	۳-۷ روش LTCSP
	۴ فصل چهارم: پیاده‌سازی روش پیشنهادی
۷۰	۴-۱ مقدمه
۷۰	۴-۲ پایگاه داده
۷۱	۴-۳ پردازش اولیه داده‌ها
۷۱	۴-۴ اجرای روش‌های پیشنهادی بر روی پایگاه داده
	۵ فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهاد کار آتی
۷۶	۵-۱ مقدمه
۷۶	۵-۲ نتیجه‌گیری
۷۸	۵-۳ پیشنهاد برای کارهای آتی

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱: تغییرات پتانسیل غشای نورون و جریان در طول فعالیت‌های سیناپسی ۷
- شکل ۱-۲: نمونه‌ای از پتانسیل عمل ۸
- شکل ۱-۳: ساختار نورون ۹
- شکل ۱-۴: لایه‌های مغز ۱۰
- شکل ۱-۵: بافت عصبی سفید و خاکستری مخ ۱۲
- شکل ۱-۶: لوب‌های مخ ۱۳
- شکل ۱-۷: روش‌های مختلف ثبت سیگنال‌های الکتروفیزیولوژیکی ۲۱
- شکل ۱-۸: سیستم BCI ۲۵
- شکل ۱-۹: نمایشی از پتانسیل‌های SCP برای انتخاب دو حالت ۳۰
- شکل ۱-۱۰: نمایشی از پتانسیل‌های P300 ۳۱
- شکل ۱-۱۱: نمونه‌ای از کاربرد باندهای میو و بتا در حرکت مکان‌نما به دو جهت بالا و پایین ۳۲
- شکل ۱-۱۲: نمونه‌ای از نحوه زمان بندی و تصورات حرکتی دست راست و چپ ۳۳
- شکل ۱-۳: روند قطعه بندی زمان با طول T ثانیه و شیفت زمانی ΔT ۶۸

فهرست جداول

- جدول ۴-۱: نتایج فیلتر CSP کلاسیک بر روی داده‌های دو کلاس ۷۲
- جدول ۴-۲: نتایج فیلتر CSP کلاسیک بر روی داده‌های چهار کلاس ۷۳
- جدول ۴-۳: نتایج الگوریتم‌های استفاده شده در تحقیق ۷۴

فصل اول

مقدمہ

۱ فصل اول

۱-۱ پیشگفتار

با درک بیشتر فعالیت‌های مغزی، تجهیزات ارزان قیمت کامپیوتری و پیشرفت در زمینه شناخت نیازها و پتانسیل‌های افراد ناتوان، محققین بر آن شدند تا تکنولوژی ارتباطات و کنترل را برای بیماران با انواع اختلالات عصبی، عضلانی مانند بیماری‌های ^۱ALS، آسیب به ساقه مغز ^۲ و آسیب‌دیدگی نخاع ^۳ بوجود آورند.

امروزه BCI^۴ می‌تواند قصد و نیت کاربر را از روی سیگنال‌های مختلف الکتروفیزیولوژیکی^۵ تعیین کند. این سیگنال‌ها شامل پتانسیل‌های slow cortical، P300، امواج μ و امواج β می‌باشند که از بالای سر و توسط الکترودهایی ثبت می‌شوند. این سیگنال‌ها به صورت real time به دستوراتی^۶ برای نمایش بر روی کامپیوتر یا بقیه وسایل تبدیل می‌شوند. برای عملکرد صحیح، کاربر باید دستورات خاص را به این سیگنال‌ها کُد کرده و BCI این دستورات را از این سیگنال‌ها استخراج نماید. بنابراین سیستم BCI و کاربر باید از همان ابتدا و در ادامه باهم تطبیق داشته باشند تا عملکرد صحیح داشته باشیم و در این ارتباط، نرخ ارسال اطلاعات مهم است.

پیشرفت بیشتر در این زمینه، بستگی به شرایط زیر دارد:

- شناخت تحقیقات BCI به عنوان یک مسئله میان رشته‌ای شامل نوروبیولوژی^۷، روانشناسی،

مهندسی، ریاضیات و علوم کامپیوتر.

^۱ Amyotrophic lateral sclerosis

^۲ brainstem stroke

^۳ spinal cord injury

^۴ Brain Computer Interface

^۵ electrophysiological

^۶ command

^۷ neurobiology

- شناخت سیگنال‌های مغزی مانند پتانسیل‌های مرتبط با رویداد^۱، امواج اختیاری^۲ یا نرخ آتش نورونی^۳.
 - بهبود روش‌های training برای کمک به کاربران به منظور عملکرد بهتر.
 - استفاده از روش‌های مناسبتر برای تبدیل سیگنال‌های مغزی به دستوراتی برای تجهیزات.
 - توجه به تشخیص و حذف اغتشاشاتی مانند فعالیت‌های^۴ EMG و^۵ EOG.
 - استفاده از روش‌های دقیق و علمی برای ارزیابی عملکرد BCI.
 - تشخیص نیاز به عملکرد کوتاه مدت مانند بلند مدت.
 - تشخیص کاربردهای مناسب و تطبیق مناسب کاربر و کاربردها.
 - توجه به فاکتورهایی که پذیرش کاربر را تحت تأثیر قرار می‌دهد مانند آسانی کاربرد، قیمت و فراهم آوردن توانایی کنترل و ارتباط که مورد نیاز کاربر است.
- با این فرضیات، سیستم‌های BCI می‌توانند برای افراد ناتوان حرکتی، یک روش ارتباطی جدید و یا کنترل ارادی را فراهم آورده و حتی برای افراد سالم نیز یک کانال کنترلی اضافی را برای استفاده در موارد خاص، فراهم آورند.

^۱ evoked potential
^۲ spontaneous rhythms
^۳ neuronal firing rate
^۴ electromyographic
^۵ electrooculographic

۱-۲ سیستم‌های عصبی و چگونگی تولید سیگنال‌های مغزی

از روی سیگنال‌های تولید شده به وسیله مغز، نه تنها فعالیت‌های مغز بلکه حالات تمام بدن را نیز می‌توان فهمید. با توجه به این فرضیه، این انگیزه در ذهن ایجاد می‌شود تا پردازش سیگنال‌های دیجیتال را بر روی سیگنال‌های EEG مغز به کار برده و از آن‌ها برای اهدافی استفاده نمود.

درک فعالیت‌های نورونی^۱ و مشخصات فیزیولوژی اعصاب^۲ به همراه مکانیزم تولید این سیگنال‌ها و ثبت آن‌ها، برای آشکارسازی، تشخیص و معالجه اختلالات مغزی و بیماری‌های مرتبط با آن به کار می‌رود.

بررسی EEG می‌تواند راهی برای تشخیص اختلالات عصبی باشد برای مثال می‌تواند برای بررسی مشکلات زیر در کلینیک‌ها به کار برده شود:

- نمایش هوشیاری، کما و مرگ مغزی .
- تشخیص محل آسیب‌دیدگی بعد از ضربه به سر، سکته و تومور .
- بررسی راه‌های انتقال (توسط evoked potentials) .
- بررسی فعالیت‌های شناختی (امواج آلفا) .
- ایجاد وضعیت‌های بیوفیدبک .
- کنترل عمق بیهوشی^۳ .
- تشخیص بیماری صرع و تعیین محل شروع حمله .
- بررسی اثر داروی صرع .
- نمایش تکامل مغزی .
- بررسی داروها به منظور اثرات تشنج آور .

^۱ neuronal
^۲ neurophysiological
^۳ servo anaesthesia

- تشخیص فیزیولوژی و اختلالات حالت خواب .
- تشخیص اختلالات روانی .

۱-۲-۱ نورون

در دستگاه اعصاب میلیاردها نورون وجود دارند که پیام‌های عصبی را به صورت امواج الکتریکی ملایم منتقل می‌سازند. اما پیام‌های عصبی تنها از یک نورون به نورون دیگر منتقل نمی‌شوند. دندریت‌ها و انتهای آکسون‌ها به چند شاخه منشعب می‌شوند و این شاخه‌ها با چندین نورون ارتباط پیدا می‌کنند، به طوری که هر نورون با چندین نورون مجاور مرتبط می‌گردد. تعداد ارتباطات نورونی در سراسر دستگاه اعصاب فوق‌العاده زیاد است. مسیرهای متفاوتی که هر پیام عصبی می‌تواند انتخاب کند تقریباً پایان ناپذیرند. اندیشه‌ها، احساسات و یاد‌های ما به عنوان الگوهای ویژه پیام‌های عصبی باقی می‌مانند و دائماً از طریق چند مسیر معین به مغز انتقال داده می‌شوند. هر پیام از میان میلیاردها آکسون و دندریت فقط یک مسیر خاص را انتخاب می‌کند.

انتقال یافتن هر پیام عصبی در مسیر هر نورون ممکن است شبیه به عبور یکنواخت جریان الکتریسیته از سیم به نظر برسد، اما در حقیقت چنین نیست. آکسون لوله‌ای است باریک و پر از مواد شیمیایی محلول در آب. حرکت سریع امواج پیام عصبی وابسته به حرکت یون‌ها است. یون‌ها ذرات ریزی هستند که بار الکتریکی دارند. دو نوع اصلی یون در انتقال پیام عصبی نقش دارند که عبارتند از یون پتاسیم و یون سدیم، که دو ماده فلزی معمولی هستند. به طور طبیعی در درون آکسون پتاسیم زیادتر و در درون آبگون دور آن سدیم بیشتر وجود دارد. بار الکتریکی درون آکسون اندکی منفی است، اما سطح خارجی آن بار الکتریکی مثبت دارد. در لحظه ورود پیام عصبی، غشای آکسون تغییر پیدا می‌کند تا یون‌ها بتوانند از آن نشت کنند، یعنی هنگامی که یون‌های پتاسیم از آکسون خارج می‌شوند، یون‌های سدیم وارد آن می‌گردند. این رویداد توازن الکتریکی را در آن نقطه ناگهان تغییر می‌دهد، یعنی بار الکتریکی درون

غشای سطحی از منفی به مثبت تبدیل می‌شود. در حالی که پیام عصبی پیش می‌رود، یون‌ها به جای نخست باز می‌گردند و توازن الکتریکی ابقا می‌گردد. این حالت تبدیل یونی مثل یک موج در سراسر آکسون پیش می‌رود و حرکت پیام عصبی را باز می‌نماید. تمام این فرایندها در یک هزارم ثانیه به وقوع می‌پیوندد. نورون‌ها در عمل یکدیگر را لمس نمی‌کنند. میان هر نورون فضای کوچکی وجود دارد که سیناپس خوانده می‌شود. در این نقطه پیام عصبی به کمک مواد شیمیایی خاصی به نام انتقال دهنده‌های عصبی از یک سوی سیناپس به سوی دیگر آن می‌جهد.

فعالیت‌های سیستم اعصاب مرکزی^۱ (CNS) اساساً وابسته به جریان‌های سیناپسی^۲ که در محل اتصالات آکسون‌ها و دندریت‌ها یا دندریت‌های سلول‌ها وجود دارد، می‌باشد که با تغییر در فعالیت‌های سیناپسی، متغیر می‌باشد. اگر یک پتانسیل عمل^۳ که منجر به سیناپس تحریکی^۴ می‌شود، در طول فیبرها انتقال یابد، یک پتانسیل^۵ (EPSP) در آن نورون خاص ایجاد می‌شود. اگر دو پتانسیل در طول همان فیبر در یک فاصله کوتاه حرکت کنند، مجموع EPSPها، پتانسیل عمل را ایجاد می‌کند که منجر به یک ترشولد خاص در نورون postsynaptic خواهد شد. اگر فیبر به یک سیناپس بازگشتی^۶ منتهی شود، چند قطبی شدن به وجود می‌آید که اشاره به پتانسیل بازگشتی (IPSP) دارد. که در شکل ۱-۱ نشان داده شده است.

بعد از تولید یک IPSP، جریانی از کاتیون‌ها از سلول عصبی خارج می‌شود و یا جریانی از آنیون‌ها به سلول وارد می‌شود. این جریان بلافاصله باعث تغییر پتانسیل در سطح سلول عصبی می‌شود. جریان‌های تراغشایی اولیه باعث ایجاد جریان‌های یونی ثانویه در طول غشای درونی و بیرونی می‌شود.

قسمتی از این جریان‌های ایجاد شده در فضای بیرونی، پتانسیل‌های میدانی را ایجاد می‌کنند. این پتانسیل‌های میدانی که معمولاً دارای فرکانس کمتر از ۱۰۰ Hz می‌باشند، اگر هیچ تغییری در مقدار

^۱ Central Nervous System

^۲ synaptic

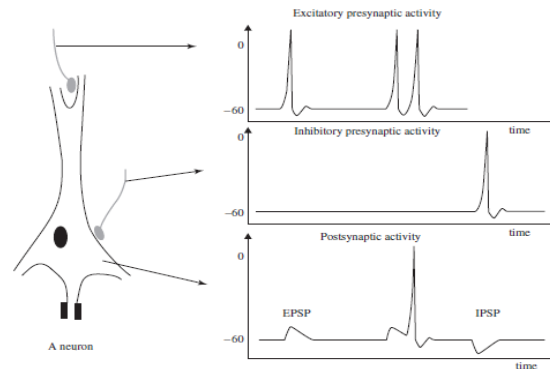
^۳ action potential

^۴ excitatory synapse

^۵ excitory post-synaptic

^۶ inhibitory

متوسط سیگنال نباشد، EEG و اگر در مقدار متوسط سیگنال تغییر وجود داشته باشد، DC نام دارند. ترکیبی از EEG و DC در هنگام اختلالات مغزی مانند صرع، افزایش کربن دی اکسید خون و یا کمبود اکسیژن، وجود دارد.

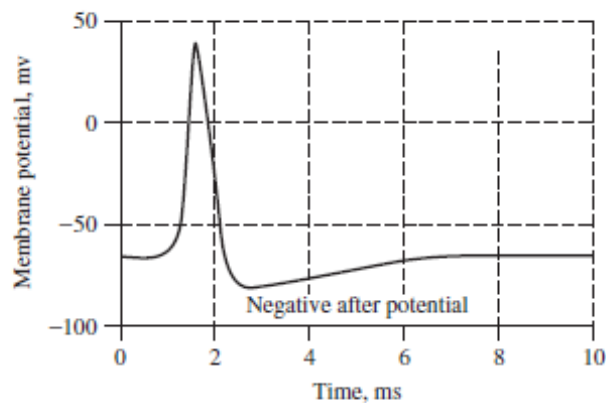


شکل ۱-۱: تغییرات پتانسیل غشای نورون و جریان در طول فعالیت سیناپسی ثبت شده با استفاده از میکروالکترودهای داخلی سلولی. پتانسیل‌های عمل در تحریک و فیبرهای پیش سیناپس بازدارنده به ترتیب منجر به EPSP و IPSP در نورون‌های پس سیناپسی است.

۱-۲-۲ پتانسیل‌های عمل^۱

اطلاعات انتقال داده شده توسط سلول عصبی را پتانسیل عمل (AP) می‌نامند. پتانسیل‌های عمل توسط تغییر یون‌ها در دو طرف غشاء نورونی ایجاد می‌شوند و هر AP یک تغییر لحظه‌ای در پتانسیل غشاء است که در طول آکسون انتقال داده می‌شود. این پتانسیل ابتدا در تنه سلول ایجاد شده و سپس از طریق آکسون‌ها در یک جهت انتقال داده می‌شود. پتانسیل غشایی دیپلاریزه (مثبت تر) شده و یک ضربه ایجاد می‌شود. بعد از پیک ضربه دوباره غشاء دیپلاریزه (منفی‌تر) می‌شود. پتانسیل از پتانسیل در حالت استراحت منفی‌تر شده و سپس به صورت نرمال باز می‌گردد. پتانسیل‌های عمل بیشتر سلول‌ها بین ۵ تا ۱۰ میلی‌ثانیه دوام دارند. شکل زیر یک پتانسیل عمل را نشان می‌دهد.

¹Action Potential



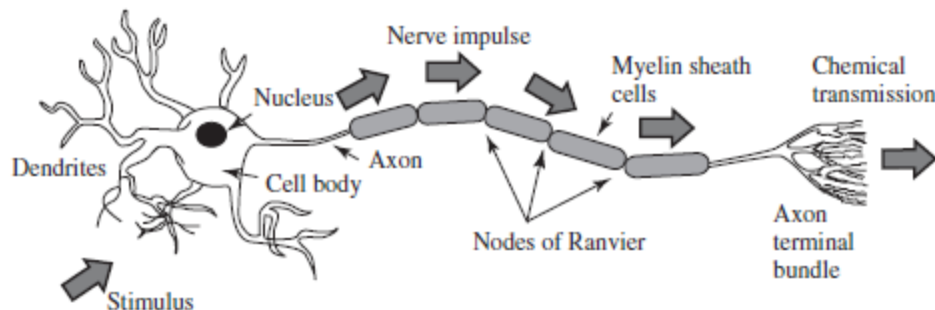
شکل ۱۱-۲: نمونه‌ای از پتانسیل عمل

سرعت انتقال پتانسیل‌های عمل بین ۱ و ۱۰۰ m/s می‌باشد. پتانسیل‌های عمل توسط انواع مختلفی از محرک‌ها ایجاد می‌شوند. سلول‌های حرکتی به بسیاری از محرک‌ها مانند محرک‌های شیمیایی، نور، الکتریسیته، فشار، تماس و کشش پاسخ می‌دهند و از طرف دیگر، سلول‌های موجود در CNS (مغز و نخاع) توسط فعالیت‌های شیمیایی در سیناپس‌ها تحریک می‌شوند. شدت تحریک‌ها باید از یک مقدار آستانه بیشتر باشند تا منجر به AP شوند. تحریک‌های قوی باعث ایجاد یک پارازیت الکتریکی محلی ضعیف شده و انتقال نمی‌یابد. برای انسان دامنه AP تقریباً بین ۶۰- تا ۱۰ میلی‌ولت می‌باشد. هر سلول تقریباً نیاز به ۲ میلی‌ثانیه قبل از تحریک دیگر دارد. در طول این زمان پتانسیل عملی تولید نمی‌شود. به این فاصله، زمان بی‌پاسخی می‌گویند.

۱-۲-۳ تولید سیگنال EEG

سیگنال EEG اندازه‌گیری جریان‌هایی است که در طول تحریک‌های سیناپتیک دندریتهای نورون‌ها در cortex مغزی است. هنگامی که نورون‌ها فعال هستند، جریان‌های سیناپسی در دندریتهای تشکیل می‌شود. این جریان‌ها باعث ایجاد میدان مغناطیسی قابل اندازه‌گیری توسط دستگاه‌های الکترومایوگرام (EMG) و یک میدان ثانویه الکتریکی در پوست سر قابل اندازه‌گیری توسط سیستم EEG می‌شود.

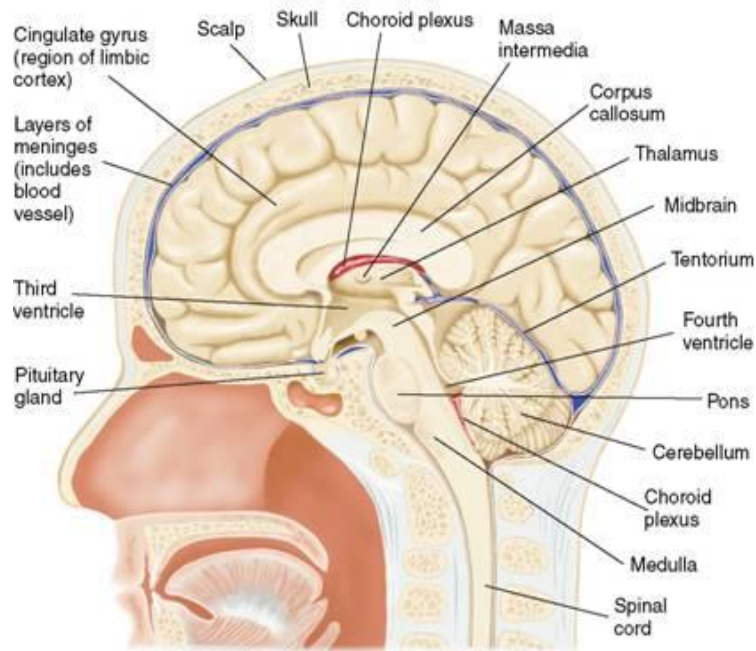
پتانسیل‌های الکتریکی مختلف توسط جمع پتانسیل‌های مدرج postsynaptic سلول‌های هرمی ایجاد می‌شود که این پتانسیل‌ها باعث ایجاد دوقطبی‌های الکتریکی بین جسم سلولی و دندریتهای می‌شوند. جریان‌های مغزی ناشی از پمپاژ یون‌های مثبت سدیم، پتاسیم، کلسیم و یون‌های منفی کلر از طریق غشاء نورون می‌باشند.



شکل ۱-۳: ساختار نورون

سر انسان دارای لایه‌های مختلفی مانند brain, skull, scalp و تعدادی لایه دیگر می‌باشد که در شکل ۱-۴ نشان داده شده است. پوست (skull) تقریباً ۱۰۰ برابر بیشتر از بافتهای نرم، سیگنال‌ها را تضعیف می‌کند و از طرف دیگر، بیشتر نویز یا در داخل لایه brain (نویز داخلی) و یا در بالای scalp (نویز خارجی یا سیستم) ایجاد می‌شود. بنابراین فقط تعداد زیادی از نورون‌های فعال، به طور

همزمان می‌توانند پتانسیل کافی برای ثبت توسط الکترودها را آماده کنند. این سیگنال‌ها سپس به وسیله تقویت‌کننده‌ها، تقویت می‌یابد.



شکل ۱۱-۴: لایه‌های مغز

۱-۲-۴ ساختار مغز

بافت عصبی به دو بخش اصلی تقسیم می‌شود: سیستم اعصاب مرکزی و سیستم اعصاب محیطی (PNS)^۱. سیستم اعصاب مرکزی شامل مغز^۲ و نخاع^۳ بوده و سیستم اعصاب محیطی شامل اعصاب آوران و وابران است که به خارج از مغز و نخاع ادامه می‌یابد.

مغز قطعاً یک فوق کامپیوتر است که تمامی اعمال بدن را کنترل می‌کند. به احساسات جامعیت می‌بخشد و به تحریکات پاسخ می‌دهد. مغز استدلال کرده و عواطف را تولید می‌کند.

^۱ peripheral nervous system
^۲ brain
^۳ spinal cord

از دیدگاه آناتومی، مغز به سه قسمت مخ^۱، مخچه^۲ و ساقه مغز^۳ تقسیم می‌شود.

ساقه مغز عملاً امتداد و جزئی از نخاع و بخشی از مغز است که پیش از همه تکامل می‌یابد و ساختاری به نام بصل‌النخاع را دربردارد که فعالیت‌های غیر ارادی مانند تنفس، تنظیمات قلب، فعالیت‌های هورمونی و کلاً چرخه زیستی را کنترل می‌نماید.

در بالای ساقه مغز، توده ویژه‌ای به نام مخچه وجود دارد. این پردازشگر سیگنال جالب توجه، در حفظ تعادل و انجام حرکات آرام و هماهنگ نقش حیاتی دارد. تالاموس به عنوان یک نقطه انتخاب اولیه برای تمام اطلاعات حسی (بینایی، شنوایی و حس‌های پیکری) که در نهایت به بخش پیچیده‌تر بیرونی مغز یعنی قشر می‌رسند، عمل می‌کند.

قسمت مخ بزرگترین بخش مغز بوده و شامل نیمکره‌های^۴ چپ و راست و چند لوب می‌باشد. غشا مغزی لایه سطحی هر نیم‌کره را تشکیل می‌دهد. مخ شامل مناطقی برای شروع حرکت، احساس هوشیاری، آنالیز پیچیده، فشارهای روانی و حرکتی می‌باشد حرکت‌های ارادی ماهیچه‌ها را هماهنگ ساخته و تعادل برقرار می‌سازد.

لوب‌های مخ، مغز را به چندین ناحیه تقسیم کرده و عملکرد آن‌ها را توصیف می‌کنند. اسامی این لوب‌ها برگرفته از استخوان‌های جمجمه است.

(۱) لوب‌های پس سری^۵ یا قشر بینایی اولیه در قسمت عقب سر که در آن‌ها کنترل بصری و پردازش اطلاعات بینایی انجام می‌شود.

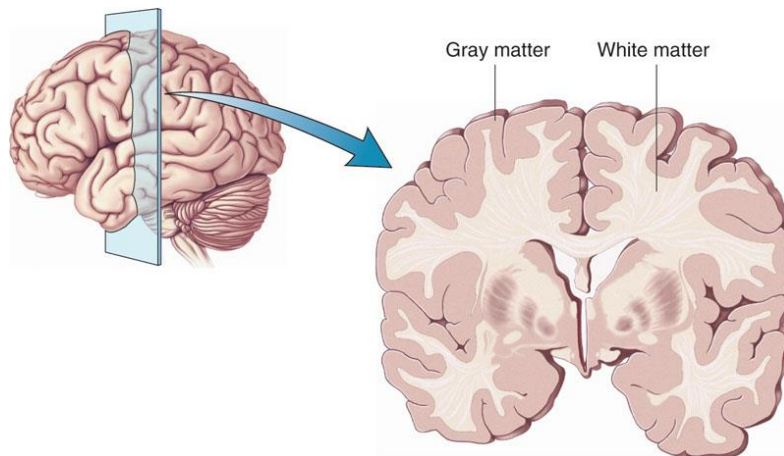
(۲) لوب‌های گیجگاهی^۶ که قسمت پایینی میانی هر یک از نیمکره‌ها را اشغال می‌کند و قشر شنوایی اولیه را دربردارد، نواحی هستند که در آنجا اطلاعات حسی تفسیر شده و در حافظه ذخیره می‌شود.

^۱ cerebrum
^۲ cerebellum
^۳ brainstem
^۴ hemispheres
^۵ occipital lobes
^۶ temporal lobes

۳) لوب‌های آهیانه ای^۱ از عقب به لوب پس‌سری و از جلو به یک فرورفتگی مهم که از چپ به راست امتداد دارد و شیار مرکزی نامیده می‌شود. حس بساویی، ادراک فضایی، ادراک دیداری، بازشناسی اندازه‌ها، رنگ و اشکال از یکدیگر از وظایف این قسمت می‌باشد.

۴) لوب‌های پیشانی^۲ قسمتی از نیمکره‌های راست و چپ هستند که در جلوی شیار مرکزی قرار دارند و کنترل عصبی خاصی روی نورون‌های حرکتی ایجاد می‌کند. این نواحی است که انقباض عضلات ارادی، پردازش فکر در شرایط بحرانی (استدلال) و کنترل حرکتی صحبت کردن را اداره می‌کنند.

مخ از دو نوع بافت عصبی ساخته شده است: ماده خاکستری^۳ و ماده سفید^۴. لایه نازکی از ماده خاکستری سطح خارجی مخ را می‌پوشاند که به کرتکس مخ^۵ معروف است. زیر ماده خاکستری، ماده سفید قرار دارد که عمده‌ترین بخش مخ را تشکیل می‌دهد. ماده خاکستری شامل جسم سلولی نورون‌ها می‌باشد، در حالی که قسمت عمده ماده سفید را آکسون‌های میلین دار تشکیل می‌دهند.

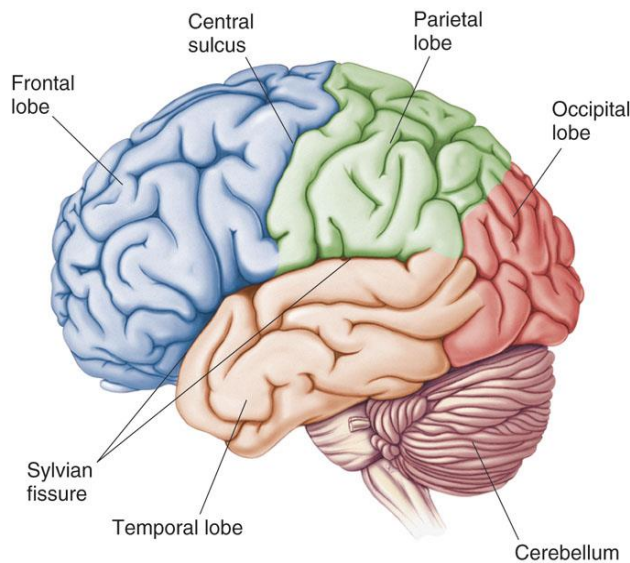


شکل ۱۱-۵: بافت عصبی سفید و خاکستری مخ

- ^۱ parietal lobes
- ^۲ frontal lobse
- ^۳ gray matter
- ^۴ white matter
- ^۵ cerebral cortex

مخچه: نقش مهمی در کنترل حرکتی دارد و همچنین شامل فعالیت‌های شناختی مانند هوشیاری و درک زبان و احتمالاً برخی فعالیت‌های ذهنی مانند ترس و لذت می‌باشد. شروع حرکت با این قسمت نیست اما در هماهنگی، تصمیم‌گیری و زمان‌بندی در طول حرکت، شرکت دارد. این قسمت اطلاعات را از سیستم‌های حسی و بقیه قسمت‌ها و مغز دریافت نموده و با فعالیت‌های حرکتی تلفیق می‌نماید تا یک حرکت صحیح و هماهنگ انجام شود.

ساقه مغز: قسمت عقبی مغز بوده و از لحاظ ساختاری، در ادامه آن نخاع قرار گرفته است. این قسمت تحریک عصبی حسی و حرکتی را به صورت و گردن می‌رساند و یک قسمت اساسی از مغز بوده و به عنوان رابط سیستم‌های حسی و حرکتی از قسمت‌های مهم مغز به اعضای بدن می‌باشد. این قسمت همچنین نقش مهمی در فعالیت‌های قلبی و تنفسی داشته و در تنظیم چرخه خواب نیز مؤثر می‌باشد.



شکل ۱-۶: لوب‌های مخ

حال به بررسی نواحی از مغز که در پاسخ به تحریکات حسی و در حرکت اعضا مهم هستند می‌پردازیم.

pre-motor Primary motor cortex (M1): در لوب پیشانی بوده و این قسمت به همراه قسمت cortex برای حرکت اعضای بدن به کار می‌رود. M1 شامل نورون‌های بزرگی است که آکسون‌های طولی را به سمت spinal cord می‌فرستد تا به نورون‌های حرکتی آلفا که به ماهیچه‌ها متصل هستند، فرمان دهند. نواحی M1 در برنامه‌ریزی و تصحیح حرکت‌ها در پاسخ به ورودی‌های حسی شرکت دارند.

Motor Association cortex: در لوب پیشانی بوده و پیام‌های آمده از نواحی M1 را دریافت نموده و در حین حرکت، اعضای بدن را کنترل می‌نماید.

Speech cortex (Broca's area): قسمت از لوب پیشانی بوده و کنترل نورون‌های حرکتی صورت در هنگام صحبت به عهده این قسمت می‌باشد.

Primery somatosensory cortex (S1): در لوب آهیانه‌ای بوده و شامل پردازش و تحریکات حسی لامسه و تحریکات درونی اعضاست.

sensory association cortex: در لوب آهیانه‌ای بوده و پیام‌های آمده از S1 را دریافت می‌کند و درک احساسات مربوط به مکان و جهت یابی بدن در فضا، از وظایف این نواحی است.

Primary visual cortex: قسمتی از لوب پس‌سری بوده و برای پاسخ اولیه به روشنایی به کار می‌رود و اندازه، رنگ، شدت روشنایی، حرکت و ابعاد جسم را تشخیص می‌دهد.

Visual association area: قسمتی از لوب پس‌سری بوده و اطلاعات به‌دست آمده از primary visual cortex را تفسیر می‌کند.

Audiotory cortex: قسمتی از لوب گیجگاهی بوده و پاسخ اولیه به شنیده‌ها توسط مغز در این قسمت انجام می‌شود. در این قسمت تنها اطلاعات پایه‌ای صوت مانند pitch و بلندی آن تحلیل می‌شود.

Audiotory association area: قسمتی از لوب گیجگاهی بوده و اطلاعات آمده از audiotory cortex را تفسیر کرده و درک کامل صدا در این نواحی انجام می‌گیرد.

Wernicke's area: در قسمت لوب گیجگاهی بوده و درک زبان در این قسمت صورت می‌گیرد.

۱- ۲- ۵ امواج مغز در فعالیت‌های طبیعی

EEG اساساً با دو نوع فعالیت تعریف می‌شود: فعالیت‌های متناوب^۱ و فعالیت‌های گذرا^۲. فعالیت‌های متناوب در حوزه فرکانس به چند باند فرکانسی تقسیم می‌شوند که هر باند فرکانسی دارای یک نام بوده و وجود آن‌ها در پوسته سر نمایانگر یک فعالیت خاص در مغز می‌باشد. بیشتر سیگنال‌های مخ در رنج ۱-۴۰ Hz بوده و خارج این محدوده را نویز در نظر می‌گیرند. باید توجه نمود که تعریف عمومی این باندها در نظر گرفته شده و تعریف‌های مختلفی برای آن‌ها وجود دارد.

در بزرگسالان در حالت سالم، دامنه و فرکانس این سیگنال‌ها در یک حالت به حالت دیگر مانند خواب و بیداری متفاوت می‌باشد. مشخصات این امواج متناسب با سن تغییر می‌کند. در مغز انسان پنج موج متفاوت موجود می‌باشد که توسط محدوده فرکانسی آن‌ها شناخته می‌شوند. این باندهای فرکانسی از فرکانس‌های پایین به بالا به صورت زیر می‌باشند: دلتا، تتا، آلفا و میو، بتا و گاما.

امواج دلتا: فرکانس امواج دلتا زیر ۴ هرتز بوده و گاهی نیز به ۰/۳۳ هرتز می‌رسند و دارای دامنه زیاد می‌باشند. این امواج به طور طبیعی در بزرگسالان به طور برجسته در جلوی مغز (frontal) و در حالت خواب عمیق وجود دارند و ممکن است در بیداری نیز وجود داشته باشند. و در بیماری‌های افسردگی عمیق و نیز کودکان در عقب مغز (occipital) و موارد خواص دیگر مشاهده می‌شود و دارای ریتم آهسته‌ای است. این امواج طبیعتاً در نوزادان نیز وجود دارد. همچنین ممکن است در اثر جراحی‌های subcortical و به طور کلی در جراحی‌های عمیق و در بیماری‌های مغزی متابولیک وجود دارد.

^۱ rhythmic activity

^۲ transients activity

امواج تتا: در محدوده ۴ تا ۸ هرتز بوده و بیشتر در لوب‌های parietal و temporal بوده و به طور طبیعی در نوجوانان وجود دارد و در هنگام خواب و یا هیجان و یا تفکر در بزرگسالان نیز به وجود می‌آید. امواج تتای اضافی در بزرگسالان به معنای فعالیت غیر معمول مغز می‌باشد. EEG افراد طبیعی بالغ شامل مقدار کمی فرکانس‌های تتا است اما هیچ ریتم تتای منظمی در آن دیده نمی‌شود در حالی که فرکانس‌ها و ریتم‌های تتا، نقش عمده‌ای را در دوران نوزادی و کودکی و همچنین در حالات خواب آلودگی و خواب ایفا می‌کند.

امواج آلفا: این موج با فرکانس ۸ تا ۱۲ هرتز و در زمان بیداری در ناحیه پس سری و با دامنه بیشتر در ناحیه اکسپیتال^۱ وجود دارد. در اکثر افراد بالغ دامنه آن زیر ۵۰ میکرو ولت است. با چشمان بسته و در شرایط استراحت و عدم تمرکز بهتر دیده می‌شود. و با تمرکز ودقت (به ویژه تمرکز بینایی) و در هنگام تفکر و فعالیت ذهنی قطع و یا دامنه آن تضعیف می‌شود. عدم حساسیت ریتم آلفا به تحریکات بینایی بسیار نادر است و یک پدیده غیرطبیعی محسوب می‌شود. با باز کردن چشم‌ها امواج آلفا قطع می‌شود و بلافاصله پس از بستن آن امواج آلفا با حد اکثر دامنه ظاهر می‌گردد.

امواج آلفا به صورت یک موج سینوسی ۸ تا ۱۲ هرتز هستند که با یک موج فرکانسی پایین‌تر مدوله شده‌اند. دامنه این موج در نیم کره راست بیشتر از نیم کره چپ است.

امواج میو: علاوه بر آلفای occipital یک نوع موج دیگر در همین رنج به نام امواج میو وجود دارد که در نواحی sensory motor cortex وجود داشته و در هنگامی که دست‌ها و بازوها بیکار هستند زیاد می‌شوند. حرکت اعضا باعث ناپدید شدن امواج میو می‌شود. این حرکت می‌تواند ارادی، رفلکسی و یا حتی پسویو باشد. از نظر فرکانس و دامنه بسیار شبیه امواج آلفا است لیکن شکل ظاهری و ویژگی‌های فیزیولوژیک آن‌ها بسیار متفاوت است. این ریتم در گروه کمی از افراد (۳ تا ۸ درصد) دیده می‌شود.

¹occipital

امواج میو در بیشتر موارد دارای یک فاز منفی تیز و یک فاز مثبت گرد می‌باشد. رایج‌ترین فرکانس دیده شده برای این امواج ۱۰ هرتز است ولی از ۹ هرتز کمتر و از ۱۱ هرتز بیشتر هم گزارش شده است.

ناپدید شدن این موج در دو نیم‌کره اتفاق می‌افتد اما در ناحیه رولاندیک سمت مخالف حرکت بارزتر است و جالب توجه آنکه این ناپدید شدن قبل از انقباض واقعی ماهیچه مربوط به عضو بوجود می‌آید. تنها فکر کردن شخص به اینکه می‌خواهد عضو بدنش را به حرکت در آورد باعث ناپدید شدن امواج میو می‌شود.

کوهلمن روی حساسیت امواج میو به تحریکات حسی تأکید کرده است و معتقد است که همان طور که امواج آلفا را میتوان ریتم استراحت و بیکاری کرتکس بینایی دانست، امواج میو را هم می‌توان کرتکس حرکتی دانست.

امواج بتا: در محدوده ۱۲ تا ۳۰ هرتز بوده و معمولاً در هردو طرف به صورت متقارن موجود بوده و بیشتر به صورت *frontally* مشهود می‌باشند. این امواج وابسته به فعالیت‌های حرکتی بوده و به طور عموم در طول حرکت‌های شدید کاهش می‌یابند. دامنه این موج‌ها کم است و اغلب به صورت هارمونیکی و در هنگام تفکر شدید نیز ظاهر می‌شوند. این امواج در اثر تأثیر داروها نیز به وجود می‌آیند. در نواربرداری‌های رایج به دلیل وجود فیلتر، فرکانس‌های بالای ۷۰ هرتز به طور قابل ملاحظه‌ای تضعیف می‌شوند و این خود به خود حد بالایی را برای امواج بتا، بین ۵۰ تا ۱۰۰ هرتز اعمال می‌کند. فعالیت ریتمیک بتا بیشتر در ناحیه فرونتال و سنترال دیده می‌شود و فرکانس آن به طور معمول از ۳۰ هرتز بیشتر نیست. ریتم بتای سنترال با ریتم میوی رولاندیک ارتباط نزدیکی دارد و در اثر فعالیت اعضای حرکتی یا تحریکات لمسی محو می‌شوند. دامنه فعالیت‌های بتا به ندرت از ۳۰ میکرو ولت تجاوز می‌کند. امواج بتا در اکثر افراد بالغ سالم دیده می‌شود و بیشتر در مواقع فعالیت ذهنی و حالت هوشیاری دیده می‌شود. اما در جریان فعال شدن سیستم عصبی مرکزی و یا فشارهای روانی نیز دیده می‌شود.

امواج گاما: امواج در حدود ۳۰ تا ۱۰۰ هرتز بوده و به نظر می‌رسد که ناشی از فعالیت شبکه‌ای

از نورون‌ها با هم در هنگام فعالیت شناختی یا حرکتی باشند. این امواج در مناطق *sensorymotor*

cortex وجود داشته و هنگام مشغولیت شدید ذهنی شناختی مانند پردازش بر روی نور و صدا و در هنگام درگیری های حافظه به وجود می آیند.

۱-۲-۶ سیستم ۱۰-۲۰

محل قرار گرفتن الکترودها روی سر در بیشتر نقاط دنیا یکسان بوده و از یک استاندارد بین المللی موسوم به سیستم ۱۰-۲۰ پیروی می کنند. فواصل الکترودها نیز باید هم در محور طولی و هم در محور عرضی حتی المقدور برابر باشد.

سیستم ۱۰-۲۰ توسط فدراسیون بین المللی الکتروانسفالوگرافی و نیز فیزیولوژی عصبی معرفی شده است این نام گذاری به آن دلیل انجام یافته که در این سیستم فاصله های خطی بین شقیقه های راست و چپ و بین پیشانی و برآمدگی پس سر را از روی سر به دو بخش ۱۰ درصدی و چهار بخش ۲۰ درصدی تقسیم می کنند. نقاط تقاطع که از کشیدن خطوط عمود بر خطوط راست-چپ و قوامی-خلفی در مرز هر ناحیه ۱۰ یا ۲۰ پدید می آیند، مشخص کننده نقاط استاندارد الکتروود گذاری هستند و برای ساده شدن کار گزارش دهی به هر یک از نقاط یک اسم استاندارد اختصاص دادند.

تعیین مکان های دقیق الکترودها برای تعبیر و تفسیر درست نوار EEG لازم است. یک عدم تقارن یک سانتی باعث تغییر در مقادیر خوانده شده در نوار EEG خواهد شد.

۱-۳ سیستم‌های BCI

بیماری‌های مختلفی می‌توانند باعث صدمه دیدن سیستم عصبی عضلانی، که مغز از طریق آن قادر به ایجاد ارتباط و اعمال کنترل به محیط خارج است، شوند. بیماری‌هایی از قبیل^۱ ALS، آسیب به ساقه مغز^۲، آسیب دیدگی نخاع^۳، اختلال در گفتار^۴، پلاسیدگی ماهیچه‌ها^۵ و فلج چندگانه^۶ مثال‌هایی از انواع بیماری‌هایی هستند که مسیر عصبی کنترل عضلات در آن‌ها آسیب می‌بیند. در شرایط حاد بیماری، فرد مبتلا ممکن است تمام حرکات ارادی خود را از دست بدهد. حتی ممکن است حرکات چشم و تنفس که اعمالی غیرارادی هستند نیز امکان پذیر نباشد، به این گونه بیماران، اصطلاحاً Locked – in گفته می‌شود.

این شاخه از علم با عناوین زیادی شناخته می‌شود که واسط مغز و رایانه^۷، رابط بین ذهن و دستگاه^۸، رابط نورونی مستقیم^۹ و رابط تلپاتی^{۱۰} چند تا از این نام‌ها است و در جهت بهبود شناخت انسان از محیط پیرامونش و افزایش توانایی او در ارتباط با دستگاه‌ها مختلف فعالیت دارد. شروع تحقیقات روی BCI اولین بار در دانشگاه دانشگاه کالیفرنیا، لس‌آنجلس (UCLA) تحت قراردادی که با سازمان پروژه‌های پیشرفته دفاعی دارپا بسته شد، آغاز شد و مقالاتی که در آن زمان داده شد، اولین‌ها در این زمینه بودند.

در غیاب روش‌هایی برای جبران فیزیولوژیکی آسیب‌های وارده در اثر این بیماری‌ها، سه انتخاب برای بازآفرینی عملکرد طبیعی بیماران وجود دارد :

- افزایش قابلیت‌های مسیرهای عصبی-عضلانی باقیمانده. مثلاً افرادی با آسیب دیدگی ساقه مغز می‌توانند از حرکت چشم برای پاسخ به سؤال و یا رساندن مفاهیم کوچک استفاده کنند. و یا

^۱ Amyotrophic lateral sclerosis

^۲ brainstem stroke

^۳ spinal cord injury

^۴ Cerebral Palsy

^۵ Dystrophic

^۶ Multiple Sclerosis

^۷ Brain Computer interface

^۸ Brain Machine Interface

^۹ direct neural interface

^{۱۰} synthetic telepathy interface

افراد با نارسایی عضوی در صحبت کردن، می‌توانند از حرکت دست‌ها برای رساندن منظور خود استفاده کنند .

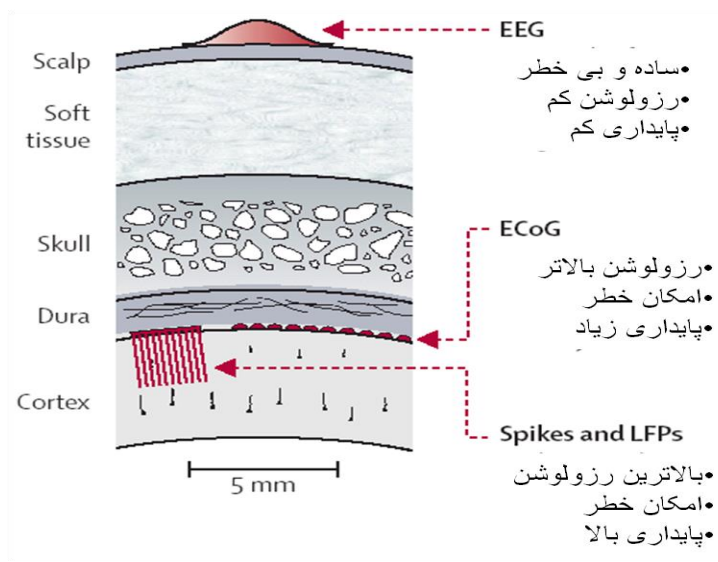
- بازسازی عملکرد از دست رفته توسط عبور از مناطق آسیب دیده در مسیر عصبی. مثلاً در افراد با آسیب دیدگی نخاعی، با استفاده از سیگنال‌های EMG از روی ماهیچه‌ها در قسمت‌های آسیب دیده در مسیر عصبی، می‌توان سیگنال خاص را دریافته و بازسازی کرده و به مقصد رساند .
- فراهم آوردن مسیر ارتباطی جدید و غیرماهیچه‌ای برای مغز که از طریق آن بتواند مستقیماً پیام‌ها و دستورات عمل‌های کنترلی را به محیط خارج ارسال نماید: یک رابط مغز و رایانه.

خصوصیتی که این رابط‌های مغز و رایانه را از سایر وسایل ارتباطی مجزا می‌کند، عدم نیاز به حرکتی آشکار در بدن به منظور انتقال اطلاعات می‌باشد. بدین ترتیب در حالتی ایده‌آل، شخص باید بتواند بی حرکت در جای خود نشسته و با تمرکز بر برخی افکار و تولید امواج مغزی مناسب منظور خود را بیان کند. با توجه به عدم امکان تحرک در برخی بیماران، اهمیت این موضوع بیشتر نمایان می‌شود. مطالعات متعددی نشان دهنده تأثیر فعالیت‌ها و تصورات ذهنی گوناگون بر امواج مغزی بوده‌اند.

فعالیت‌های عصبی باعث ایجاد سیگنال‌های الکتریکی در سر می‌شود و همچنین تغییرات در جریان اکسیژن خون نیز با میزان فعالیت‌های عصبی ارتباط دارد. زمانی که سلول‌های عصبی فعال هستند اکسیژنی که توسط هموگلوبین خون حمل می‌شود را مصرف می‌کنند. پاسخ محلی به این کاهش اکسیژن، افزایش جریان خون در ناحیه‌هایی است که فعالیت‌های عصبی زیاد است. از طرف دیگر در اثر فعالیت‌های عصبی و انتقال پیام‌های عصبی جریان الکتریکی تولید می‌شود که این جریان الکتریکی طبق قانون مارکوف یک میدان مغناطیسی را تولید می‌کند.

۱-۳-۱ BCI های تهاجمی و غیرتهاجمی

در BCI، ورودی همان سیگنال‌های الکتریکی ثبت شده از روی پوست سر و یا از داخل مغز می‌باشند. بنابراین می‌توان آن را به دو دسته تهاجمی یا نیازمند به عمل جراحی و غیرتهاجمی یا بدون نیاز به عمل جراحی (مانند BCI مبتنی بر EEG) تقسیم نمود بعد از به وجود آمدن سیگنال‌ها، باید آن‌ها را توسط الکترودهایی ثبت کرده و سپس تقویت نموده و آنگاه به صورت دیجیتالی ذخیره کرد. روش‌های مختلفی برای ثبت سیگنال‌های الکتروفیزیولوژیکی^۱ مانند استفاده از کاشت الکترودهای epidural، subdural، intracortical و ثبت از روی پوست سر (EEG) وجود دارد. روش‌های کاشت الکترودهای epidural و subdural می‌توانند همان سیگنال‌های EEG را با رزولوشن بالا ایجاد نمایند و الکترودهای intracortical می‌تواند فعالیت‌های نورون‌ها را به تنهایی بررسی نماید. این روش‌ها می‌توانند سرعت و دقت بالاتری از روش EEG داشته باشند اما چون نیاز به عمل جراحی دارند، احتمالاً برای افرادی استفاده می‌شوند که ناتوانایی شدیدتری دارند.



شکل ۱-۷: روش‌های مختلف ثبت سیگنال‌های الکتروفیزیولوژیکی و مقایسه آن‌ها با هم

^۱ electrophysiological

۱-۳-۲ BCI وابسته و ناوابسته

BCI یک سیستم ارتباطی برای انتقال پیام با دستور از یک شخص به دنیای بیرون است که از طریق مسیرهای خروجی معمولی مغز، یعنی عصب‌های محیطی و ماهیچه‌ها صورت نمی‌گیرد. برای مثال، در BCI مبتنی بر EEG، پیام‌ها به صورت سیگنال EEG کد می‌شوند. یک کاربرش را با یک روش تناوبی برای ارتباط با محیط بیرون آماده می‌کند. BCI ها به دو دسته تقسیم می‌شوند: وابسته و ناوابسته.

BCI یک سیستم وابسته، برای انتقال پیام از مسیرهای معمول مغز استفاده نمی‌کند اما فعالیت این مسیرها برای تولید فعالیت مغزی یعنی EEG لازم‌اند. برای مثال، یک BCI وابسته، یک ماتریس از حروف را به کاربر نشان می‌دهد که در هر لحظه یک حرف فلش خورده و کاربر یک حرف خاص را با نگاه مستقیم به آن انتخاب می‌کند و در نتیجه، پتانسیل عمل مربوط به دیدن آن حرف هنگامی که فلش می‌خورد،¹ VEP از روی سر و از بالا visual cortex، از وقتی که سایر حروف فلش می‌خورند، بزرگتر است. در این مورد، کانال خروجی مغز، EEG است اما تولید سیگنال EEG وابسته به جهت نگاه کردن و بنابراین به ماهیچه‌های دیدگاهی و اعصاب جمجمه ای برای فعال کردن آن‌ها می‌باشد.

در طرف مقابل، BCI ناهمبسته، مبتنی بر مسیرهای خروجی معمول مغز نبوده و پیام‌ها توسط اعصاب محیطی و ماهیچه‌ها منتقل نمی‌شوند و به علاوه، فعالیت این مسیرها برای تولید فعالیت مغزی نیاز نیست. برای مثال، یک BCI ناوابسته، به کاربر ماتریسی از حروف نشان می‌دهد که هر لحظه یکی از آن‌ها فلش می‌خورد و کاربر یک حرف خاص را با تولید یک پتانسیل رخداد P300 انتخاب می‌کند. در این مورد، کانال‌های خروجی مغز، EEG هستند و تولید EEG اساساً به تصور فرد بستگی دارد نه به جهت چشم‌ها. اعصاب محیطی و ماهیچه‌ها، نقش مهمی در اینجا ایفا نمی‌کنند. به دلیل اینکه BCI ناوابسته، مسیرهای ارتباطی جدید می‌سازند، مورد توجه‌تر از انواع وابسته می‌باشند و بنابراین برای

¹ visual evoked potential

افراد با ناتوانایی‌های عصبی-عضلانی شدید، که ممکن است تمام کانال‌های ارتباطی خود را از دست داده باشند (از جمله ماهیچه‌های بینایی) مناسب‌ترند.

۳-۳-۱ بدست آوردن سیگنال

با توجه به این مطالب ما روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری فعالیت‌های مغزی داریم:

- (PET)^۱، این روش جریان خون مغز را اندازه‌گیری می‌کند.
- (fMRI)^۲، این روش سطح اکسیژن خون را اندازه‌گیری می‌کند.
- optical imaging، این روش جریان خون مغز را اندازه‌گیری می‌کند.
- (MEG)^۳، این روش سیگنال‌های مغناطیسی را اندازه‌گیری می‌کند.
- EEG^۴، این روش سیگنال‌های الکتریکی تولید شده توسط مغز را اندازه‌گیری می‌کند.

با وجود این که دقت مکانی EEG پایین است ولی دقت زمانی آن بالاست و کمتر از چند میلی ثانیه می‌باشد. همچنین این روش نسبت به بقیه روش‌ها ارزان است و استفاده از آن نیز آسان می‌باشد. به دلیل این خصوصیات اکثر BCIها از این روش برای ثبت فعالیت‌های مغز استفاده می‌کنند.

در دهه هفتم بعد از مقاله Hans Berger در سال ۱۹۲۹، EEG به طور اساسی برای بررسی اختلالات نورولوژی در کلینیک‌ها و برای تشخیص فعالیت‌های مغزی در آزمایشگاه‌ها به کار برده شد و تحقیقات بسیاری، کاربرد درمانی آن را کشف کردند. در این فاصله، محققان به این نتیجه رسیدند که شاید EEG کاربرد دیگری نیز داشته باشد که بتوان با استفاده از آن، به تفکرات آدمی پی برد و به وسیله آن، اشخاص بتوانند مستقیماً با استفاده از مغز و بدون استفاده از کانال‌های طبیعی یا اعصاب

¹Positron Emission Tomography

²Functional Magnetic Resonance Imaging

³Magneto encephalography

⁴electroencephalography

محیطی و ماهیچه‌ها، با دیگران ارتباط برقرار کنند و یا وسایلی را کنترل نمایند. تا این زمان، این ایده به صورت خیال و دروغین بود مانند فیلمی که در سال ۱۹۷۷ ساخته شد و هواپیمایی با سیگنال‌های EEG مغز خلبان کنترل می‌شد.

ارتباطات مبتنی بر EEG به دو دلیل علمی، کمتر به منظور ارتباطات مورد توجه قرار می‌گرفت: همانطور که EEG می‌تواند فعالیت‌های مغزی را نشان دهد، می‌تواند منظور فرد را نیز نشان دهد. رزولوشن و واقعی بودن اطلاعات ارادی مغز به دلیل فعالیت‌های غیر ارادی مغز، هندسه فضایی و پیچیده مغز و عدم هماهنگی فعالیت‌های مختلف مغز از یک آزمایش به آزمایش دیگر^۱، محدود می‌شود. در نتیجه احتمال تشخیص یک پیام یا دستور در میان این پیچیدگی، اعوجاج و اختلافات، دور از دسترس به نظر می‌رسید.

ارتباطات مبتنی بر EEG نیاز به تحلیل سیگنال‌های چند کاناله به صورت real time دارد که این تکنولوژی یا وجود نداشت و یا خیلی سخت بود.

رخداد‌های علمی و تکنولوژی اخیر، این شرایط را تغییر داده است. اول اینکه، تحقیقات کلینیکی به اطلاعات جزئی سیگنال‌های EEG دست یافتند و دیری نپایید که محل و مکانیزم شروع امواج اصلی و پتانسیل‌های رخداد EEG و ارتباط آن‌ها با فعالیت‌های مغزی آشکار شد و مطالعات مختلفی، همبستگی بین سیگنال‌های EEG و حرکات‌های تصویری یا واقعی و فعالیت‌های ذهنی را بررسی نمودند. در این زمان سیگنال‌های EEG به عنوان وسیله‌ای برای ارتباطات و کنترل در نظر گرفته شد. ثانیاً پیشرفت سریع و پیوسته سخت افزار و نرم افزار کامپیوتری ارزان، تحلیل سیگنال‌های چند کاناله مغز را حمایت می‌نمود و این انقلاب دیجیتالی منجر به این حقیقت شد که توانایی‌های ارتباط ساده مانند yes و no و یا on و off می‌تواند فعالیت‌های پیچیده مانند پردازش کلمات^۲ یا کنترل مصنوعات را شکل دهد. و ثالثاً تشخیص نیازها و پتانسیل‌های اشخاص با اختلالات شدید عصبی – عضلانی مثل

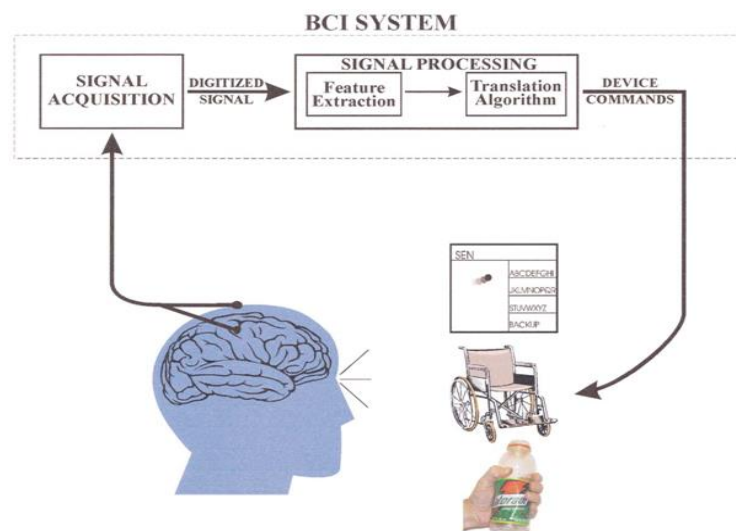
^۱ trial-to-trial

^۲ word processing

آسیب نخاعی یا فلج مغزی، تلاش برای بهبود تکنولوژی ارتباطات و کنترل را بیشتر می‌کرد. پیشرفت در چنین تکنولوژی‌هایی، انگیزه برای تحقیقات BCI را بیشتر می‌نمود.

۱-۳-۴ قسمت های یک سیستم BCI

مانند هر سیستم کنترلی یا ارتباطی، BCI نیز دارای ورودی (فعالیت الکتروفیزیولوژیکی کاربر)، خروجی (دستورات به دنیای بیرون)، اجزایی که ورودی را به خروجی تبدیل می‌کند و پروتکلی که آغاز، پایان و زمان انجام کار را تعیین می‌نماید، می‌باشد. شکل ۱-۸ این عناصر و تعامل بین آن‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۸: سیستم BCI

۱-۳-۵ استخراج ویژگی

سیگنال‌های دیجیتالی، سپس به فرایندهایی برای استخراج ویژگی از جمله فیلترینگ زمانی، اندازه‌گیری دامنه ولتاژ، آنالیز طیفی و ... وارد می‌شود. BCI می‌تواند از ویژگی‌هایی استفاده کند که در حوزه زمان (مثل دامنه پتانسیل‌های رخداد) یا در حوزه فرکانس (مثل دامنه طیف امواج میو یا بتا) هستند و همچنین می‌تواند از هر دو حوزه استفاده نموده و عملکرد بهتری داشته باشند. به طور کلی

ویژگی‌های سیگنالی مورد استفاده دو گونه هستند: ویژگی‌های گذرا یا پتانسیل‌های مغزی مرتبط با وقوع یک رخداد خاص و ویژگی‌های ریتمیک و سنکرون شده سیناپسی. اطلاع راجع به این رخدادها می‌تواند به پیشرفت BCI کمک کند. موقعیت، سایز و نوع کار ناحیه‌ای از مغز که ریتم‌ها یا پتانسیل‌های رخداد را می‌سازد، می‌تواند چگونگی ثبت آن، چگونگی کنترل دامنه آن توسط کاربر و چگونگی تشخیص و حذف اثر اغتشاشات را تعیین نماید. در مورد انتخاب ویژگی باید دقت نمود که انتخاب ویژگی‌ها توسط اغتشاشات EMG، EOG یا بقیه اغتشاشات غیرفعالیت عصبی، تأثیر پذیر نیستند.

۱-۳-۶ الگوریتم تبدیل

این قسمت، ویژگی‌های به‌دست آمده از سیگنال را به‌دستوراتی برای وسایل خروجی تبدیل می‌نماید که نماینده منظور کاربر است. این الگوریتم می‌تواند از روش‌های خطی (مثل آنالیز کلاسیک آماری) و یا غیرخطی (مانند شبکه عصبی) استفاده نماید.

الگوریتم‌های مؤثر در سه سطح با هر کاربر تطبیق می‌یابد. هنگامی که یک کاربر در ابتدا به BCI دسترسی می‌یابد، این الگوریتم با ویژگی‌های سیگنال آن کاربر تطبیق می‌یابد. مثلاً اگر ویژگی‌های استخراج شده دامنه ریتم میو باشد، این الگوریتم با دامنه مربوط به همین کاربر تنظیم می‌شود چرا که مشخصات سیگنالی برای هر کاربر متفاوت است. BCI‌هایی که فقط این مرحله از تطبیق با کاربر را دارا می‌باشند، تنها زمانی موفق هستند که عملکرد کاربر خیلی پایدار است. اما EEG و سایر سیگنال‌های الکتروفیزیولوژیکی، دارای تغییرات کوتاه مدت و بلندمدت وابسته به زمان، سطح هورمونی، تجهیزات ثبت، حوادث اتفاق افتاده اخیر برای فرد، خستگی، بیماری، سن و سایر فاکتورها می‌باشند. بنابراین یک BCI کارا، باید دارای سطح دومی از تطبیق سازی باشد: تنظیم متوالی که تأثیر این عوامل غیرارادی را کاهش دهد.

هرچند که در سطوح ۱ و ۲، تعامل بین کاربر و BCI وجود دارد، سطح سوم، مرحله تطبیق سازی و تقویت توانایی‌های وفقی مغز می‌باشد. در این سطح ویژگی‌های سیگنال ورودی در BCI به عنوان خروجی، به دستوراتی برای وسایل تبدیل می‌شوند که مشاهده این دستورات می‌تواند ویژگی‌های سیگنال ورودی را تحت تأثیر قرار دهد یعنی از خروجی به ورودی فیدبک داریم. و در موارد مطلوب، مغز، ویژگی‌های سیگنال را برای عملکرد بهتر BCI تغییر می‌دهد. برای مثال، اگر ویژگی‌ها دامنه ریتم میو باشد، باید همبستگی بین دامنه و منظور کاربر، با زمان افزایش یابد. الگوریتمی که سطح سوم به کار می‌برد، می‌تواند دارای ارتباطات سریعتری با کاربر باشد. از طرف دیگر، تطبیق بیش اندازه و نامناسب نیز می‌تواند به عملکرد آسیب رسانده و پیشرفت مهارتی را کاهش می‌دهد. این سطح شامل تعامل بین مغز و کامپیوتر است و یکی از مشکلات اساسی برای محققان BCI می‌باشد.

۱-۳-۷ وسایل خروجی

برای بیشتر BCIها، خروجی، صفحه مانیتور کامپیوتر می‌باشد اما هر وسیله خروجی دیگر مانند ویلچر و اعضای مصنوعی و ... نیز می‌تواند باشد. در خروجی صفحه مانیتور، خروجی اصلی انتخاب یک هدف، حرف یا آیکون‌های موجود روی صفحه می‌باشد. بعضی از BCIها نیز خروجی موقتی دارند مانند حرکت کرسر به سمت هدف قبل از رسیدن به آن. مطالعات اولیه، BCI کنترلی را در افراد با آسیب نخاعی برای کنترل مصنوعات عصبی^۱ به کار بردند که در اینجا خروجی همان دست خود فرد می‌باشد که قرار است باز و بسته شود.

¹ neuroprosthesis

۱-۳-۸ پروتکل‌های کاربردی

هر BCI دارای پروتکلی است که عملکرد آن را هدایت می‌کند. این پروتکل مشخص می‌کند که چگونه یک سیستم خاموش یا روشن شود، آیا تبدیل پیام‌ها توسط سیستم تریگر می‌شود یا کاربر، توالی و سرعت تعامل بین کاربر و سیستم چگونه است و اینکه آیا فیدبک وجود دارد و خروجی فیدبک چیست .

بیشتر پروتکل‌های BCI، کاملاً برای اهداف BCI متناسب نیستند که بتوانند نیازهای یک فرد ناتوان را برآورده سازند. بیشتر آزمایشگاه‌ها به کاربر کنترل خاموش/ روشن کردن دستگاه را نداده و این کار به عهده محقق می‌باشد . به دلیل اینکه محققان می‌خواهند سرعت و دقت روش‌های پیشنهادی را بسنجند، از کاربر می‌خواهند تا پیام دلخواه آن‌ها را بفرستد در صورتی که در دنیای واقعی، کاربر پیام‌ها را انتخاب می‌کند. این تفاوت در پروتکل‌ها می‌تواند گذر از تحقیق تا کاربرد را پیچیده سازد .

۱-۴ BCI‌های موجود

سیستم‌های BCI با توجه به نوع سیگنال الکتروفیزیولوژیکی مورد استفاده آن‌ها به پنج دسته تقسیم می‌شوند: گروه اول از VEP ها استفاده می‌کند که از نوع BCI های وابسته می‌باشد و چهار نوع دیگر از انواع ناوابسته می‌باشند.

۱-۴-۱ پتانسیل رخداد بینایی^۱ VEP

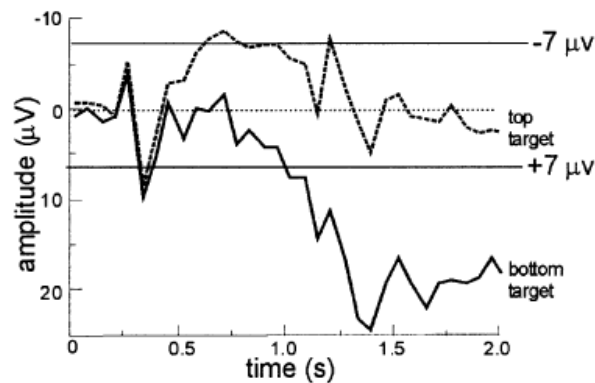
روش‌های مختلفی برای این نوع BCI وجود دارد. میدندورف و همکارانش در سال ۲۰۰۰ روشی را برای این BCI پیشنهاد دادند که به طور معمول از آن استفاده می‌شود. در این روش بر روی صفحه چند دکمه نمایش داده می‌شود که به طور متناوب هر دکمه با فرکانس خاصی روشن می‌شود. ابتدا صفحه سیاه است و شخص به دکمه مورد نظر خیره می‌شود و سپس دکمه‌ها هر کدام با یک فرکانس خاص و به طور متناوب شروع به فلش خوردن می‌کنند. سیگنال‌های مغزی از روی cortex بینایی ثبت شده و شخص به هر دکمه‌ای که نگاه کند باعث می‌شود که فرکانس فلش خوردن آن در سیگنال‌های مغزی بیشتر شود.

۲-۴-۱ پتانسیل‌های آرام کرتکس^۲ SCP

از جمله ویژگی‌های فرکانس پایین، تغییرات ولتاژی است که به صورت شیفت‌های پتانسیلی ایجاد می‌شوند و SCP نام دارند. SCPهای منفی مربوط به حرکت و دیگر توابع شامل فعالیت‌های cortical می‌باشند در حالی که SCPهای مثبت مربوط به حالت استراحت بعد از فعالیت‌های cortical می‌باشند. در مطالعات نشان داده شده که مردم می‌توانند یاد بگیرند تا SCPها را کنترل نموده و بنابراین حرکت یک شیء را در صفحه کنترل نمایند. کاربر با افزایش یا کاهش سطح ولتاژ از یک مقدار بحرانی، می‌تواند دکمه به سمت پایین یا بالا را انتخاب نماید. که خروجی به صورت حرکت عمودی کرسر نشان داده می‌شود. این نوع BCI می‌تواند برای بیماران ALS با درجه زیاد به کار رود. یک پروتکل جدید دسترسی به اینترنت را برای افراد ناتوان فراهم ساخته است و به کاربری که کلاهی را ۲۴ ساعته می‌پوشد، اجازه می‌دهد تا با سلسله‌ای از SCPهای مثبت و منفی، آیکون‌هایی را انتخاب نمایند.

^۱Visual evokes potential

^۲Slow cortical



شکل ۹-۱۱: نمایشی از پتانسیل‌های SCP برای انتخاب دو حالت

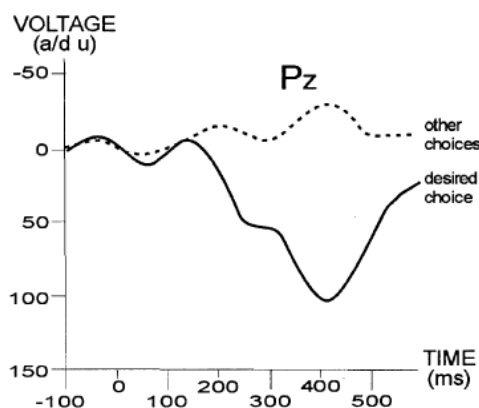
۳-۴-۱ پتانسیل رخداد^۱ P300

یک تحریک حسی، بصری یا شنوایی غیرمعمول، در هنگام تحریکات معمول، بعد از ۳۰۰ms در بالای partial cortex، یک پیک مثبت ایجاد خواهد نمود.

برای مثال کاربر روبروی یک ماتریس از حروف، اعداد یا بقیه سمبل‌ها قرار گرفته و ابتدا صفحه تاریک است و بعد از آن، هر ۱۲۵ms یک سطر یا ستون فلش می‌خورد و در ۱۲ بار فلش خوردن، هر سمبل موجود در یک سطر و ستون، ۲ بار روشن خواهد شد. هر دفعه که سمبل خاموش است یک رویداد معمول داریم و بعد از فلش خوردن سمبل یک رویداد غیرمعمول اتفاق افتاده و بعد از ۳۰۰ میلی ثانیه پتانسیل P300 ایجاد می‌شود. چون پتانسیل‌های ایجاد شده در مغز کوچک هستند، اغلب از متوسط‌گیری استفاده می‌شود.

BCI مبتنی بر P300 یک مزیت دارد و آن این است که نیازی به آموزش کاربر ندارد چرا که P300، پاسخ بارز به یک انتخاب مطلوب است که البته با زمان قابل تغییر بوده و بنابراین در این روش از BCI نیز وفقی سازی لازم است.

¹P300 evoked potential



شکل ۱۱-۱۰: نمایشی از پتانسیل‌های P300

۱-۴-۴ امواج میو و بتا و سایر فعالیت‌های کرتکس حسی - حرکتی

در افراد هوشیار و زمانی که پردازش بر روی ورودی‌های حسی و یا خروجی حرکتی وجود ندارد، در نواحی حسی یا حرکتی cortical، فرکانس ۸-۱۲ Hz وجود دارد این فعالیت‌ها در زمان بیکاری از بالای cortex حسی- حرکتی، امواج میو نام دارند. البته در کرتکس بینایی نیز چنین باند فرکانسی وجود دارد که باند آلفا نامیده می‌شود. برخلاف امواج آلفای بینایی که در اکثر افراد وجود دارد، امواج میو در اقلیت افراد وجود داشته ولی در اکثر افراد بزرگسال موجود می‌باشد. امواج میو معمولاً به همراه امواج بتا با ۱۸-۲۴ Hz می‌باشند که امواج بتا هارمونیک‌های امواج میو می‌باشند. چندین عامل اشاره به این دارد که امواج میو و بتا می‌توانند ویژگی‌های خوبی برای BCIهای حرکتی باشند. این امواج مربوط به نواحی cortical مغز می‌باشند که مستقیماً به کانال‌های خروجی حرکتی مغز اتصال دارند.

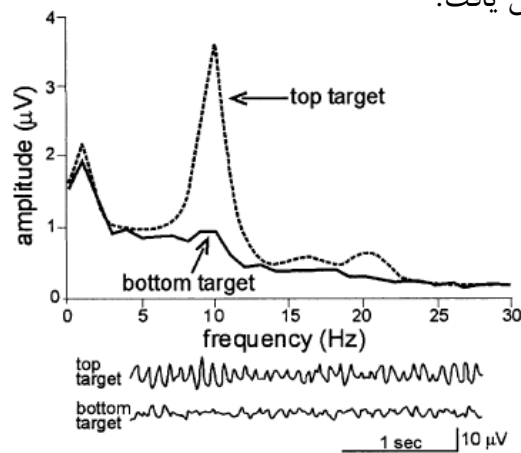
حرکت یا اقدام برای حرکت معمولاً باعث کاهش در امواج میو و بتا می‌شود که این کاهش ERD^۱ نام دارد و در مقابل آن، افزایش این امواج یا ERS^۲ بعد از حرکت و با استراحت اتفاق می‌افتد. بنابراین در کاربردهای BCI، ERD و ERS نیاز به حرکت واقعی ندارند و آن‌ها با تصور حرکتی نیز

^۱event related desynchronization

^۲Event related synchronization

اتفاق می‌افتند و بنابراین می‌توانند در یک BCI ناوابسته به کار روند. که در سال ۱۹۸۰ انواع BCI

مبتنی بر امواج میو/بتا گسترش یافت.



شکل ۱۱-۱: نمونه‌ای از کاربرد باندهای میو و بتا در حرکت مکان‌نما به دو جهت بالا و پایین

۱-۵ فیدبک

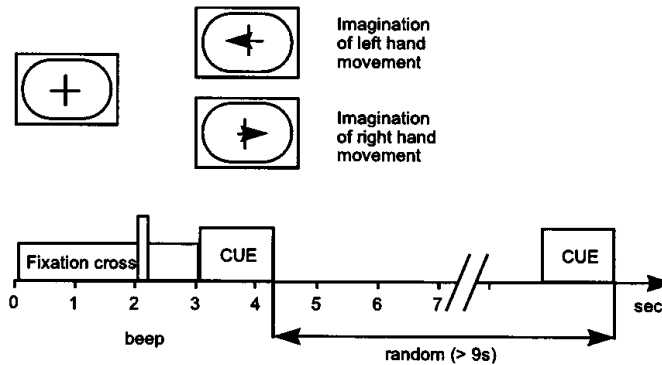
در اکثر این مقالات در روش تصورات حرکتی^۱ (MI)، شخص در حدود یک متر از کامپیوتر نشسته و به صفحه مانیتور نگاه می‌کند. هر آزمایش با ظهور یک علامت (+) در وسط مانیتور ظاهر می‌شود و بعد از چند ثانیه یک صدای کوچک beep به منظور آماده باش ایجاد شده و بعد از حدود یک ثانیه، یک فلش جهت دار^۲ در وسط صفحه نمایان می‌شود و شخص با توجه به این علامت باید حرکت دست چپ یا راست خود را تصور نماید. بعد از حدود ۱۰ ثانیه دوباره آزمایش تکرار می‌شود. برای هر فرد، چند بخش^۳ در نظر گرفته می‌شود که شامل چند آزمایش^۴ می‌باشد و هر بخش نیز در یک روز انجام می‌شود و برای آزمایش فرد در شرایط مختلف، تمامی بخشها در یک روز انجام نمی‌شود.

^۱Motor imagery

^۲cue

^۳session

^۴trial



شکل ۱۱-۱۲: نمونه‌ای از نحوه زمان بندی و تصورات حرکتی دست راست و چپ

در بعضی از مقالات از فیدبک استفاده می‌شود. استفاده از فیدبک برای این است که شخص و سیستم با هم تنظیم شوند. روند کار به این صورت است که ابتدا یک بخش بدون فیدبک انجام شده و آزمایشات آن به عنوان داده‌های آموزش^۱ در نظر گرفته می‌شود و یک کلاسی فایر خاص با این داده‌ها تنظیم می‌شود. سپس در یک روز دیگر، یک بخش فیدبک دار انجام می‌شود و بعد از هر آزمایش، نتیجه آزمایش به عنوان داده تست در نظر گرفته شده و کلاسی فایر تنظیم شده در بخش بدون فیدبک قبل بر روی آن اعمال شده و نتیجه این کلاسه‌بندی به عنوان فیدبک به فرد نشان داده می‌شود و در ضمن درست یا غلط بودن نتیجه، میزان درست یا غلط بودن نیز با علامت نشان داده می‌شود و دوباره آزمایش تکرار می‌شود و شخص با توجه به نتیجه کلاسه‌بندی آزمایش قبل، تصور خود را دقیق‌تر کرده و خود را با پارامترهای این کلاسی فایر، به روز می‌کند. بعد از این بخش فیدبک دار دوباره یک بخش بدون فیدبک وجود داشته و نتایج آن دوباره برای تنظیم یک کلاسه‌بندی جدید، به عنوان داده‌های آموزشی در نظر گرفته می‌شوند و سپس در یک روز دیگر، یک بخش با فیدبک وجود دارد و به همین ترتیب این روند تکرار می‌شود تا شخص یاد بگیرد چگونه ویژگی‌های مورد نظر سیگنال‌های مغزی خود را کنترل نماید.

همانطور که ذکر شد، در تمامی سیستم‌های BCI بخشهای فیدبک دار وجود ندارند در این صورت در چند روز، چند بخش بدون فیدبک انجام شده و بخشی از آزمایشات به عنوان داده آموزشی و برخی به عنوان داده تست در نظر گرفته می‌شوند.

¹ training

لازم به ذکر است که کلاسه‌بندی باید برای هر فرد به طور جدا انجام شود چرا که سیگنال‌های EEG برای هر فرد متفاوت بوده و با توجه به سن و جنس و سایر خصوصیات فردی، متفاوت خواهد بود و همچنین لازم به ذکر است که اکثر مقالات از باندهای میو و بتا استفاده نموده اند .

۱-۶ انواع مرجع در سیگنال‌های EEG

الکترودهای سطح سری که معمولاً به کار گرفته می‌شود از صفحات Ag-AgCl (نقره-کلرید نقره) با قطر ۱ تا ۳ میلیمتر با یک سیم رابط بلند و انعطاف پذیر تشکیل شده‌اند که می‌تواند به یک تقویت‌کننده وصل شود. در ثبت معمول EEG بالینی الکترودهای ورودی مشکل‌زا هستند آن‌ها باید کوچک باشند. همچنین باید به آسانی و با حداقل اغتشاش از روی موها بر روی جمجمه ثابت شوند. در ضمن باید سبب ناراحتی نشوند و برای زمان طولانی در جای خود باقی بمانند. روی قسمت نقره‌ای الکترودها تکه‌ای پارچه از جنس کتان که توسط حلقه‌های کشی روی الکترودها نگه داشته می‌شود پوشانده می‌شود. برای ایجاد ارتباط الکتریکی مناسب بین الکترودها و پوست این الکترودها را از قبل در محلول سالین نگه می‌دارند تا این محلول توسط کتان جذب شود.

می‌توان از الکترودهای سوزنی نیز استفاده کرد ولی به دلیل دردناک بودن و امکان عفونت در انسان استفاده نمی‌شود. در ضمن گاهی اوقات نیز پوست را می‌خراشند اما به دلیل سوزش و عفونت کمتر این کار را انجام می‌دهند.

برای استفاده از الکترودهای سطحی باید سطح پوست به خوبی تمیز شود تا حداقل امپدانس اتصال به دست آید. تکنسین‌ها سطح جمجمه را برای این کار آماده می‌کنند.

چربی سطح محل ثبت را با الکل پاک می‌کنند و یک ژل هدایت کننده استفاده می‌نمایند.

سپس الکترودهای غیر پلاریزه Ag-AgCl را می‌چسبانند یا با تسمه‌های لاستیکی نگه می‌دارند. مطلوب آن است در محل اتصال الکترودها پوست امپدانس کمتر از ۱۰ کیلو اهم داشته باشیم.

چون نصب همه الکترودها و ثابت کردن آنها از نظر مکانیکی مشکل است از چسب رسانای الکترودها (collodion) استفاده می‌کنند که کمک می‌کند تا به امیدانس پایین دست یابیم و الکترودها را در مکان خود نگه می‌دارد.

الکترودها بر روی سطح خارجی مجموعه به یک جعبه هد EEG وصل هستند این جعبه یک پانل مجزا است که شامل یک تقویت‌کننده اولیه هم هست و در نزدیک سر بیمار قرار می‌گیرد. معمولاً EEG از شخص هوشیار و بیدار که بر روی تخت به صورت نیمه خوابیده و با چشم‌های بسته است ثبت می‌شود. در چنین وضعی آرتیفکت‌های حاصل از حرکت لید- الکترودها به میزان زیادی کاهش می‌یابد. برای آسانی کار الکترودهای نوع CAP به صورت یک کلاه طراحی شده‌اند که بیمار آن را روی سر قرار می‌دهد.

انتخاب نوع مرجع مناسب می‌تواند در کاهش نویز و اغتشاشات مؤثر بوده و در نتایج کلاسه‌بندی نیز تأثیر گذار باشد برای این منظور ابتدا سیگنال‌های به‌دست آمده از روی سر با توجه به یک مرجع مثلاً در لاله گوش و زمین در روی پیشانی به‌دست آمده (referential) و سپس به یکی از چهار نوع زیر دوباره بازسازی می‌شوند:

Small Laplacian Reference: در این روش مقدار مرجع برای هر الکترودها توسط میانگین‌گیری از چهار نزدیکترین همسایه آن الکترودها بدست می‌آید یعنی مقدار جدید آن الکترودها برابر با تفاضل مقدار قبلی و این مقدار متوسط است.

Large Laplacian Reference: در این روش مقدار مرجع برای هر الکترودها برابر با مقدار نزدیکترین همسایه آن است.

Bipolar Recordings: در این روش مقدار مرجع برای هر الکترودها، تفاضل بین الکترودها جلویی^۱ و الکترودها عقبی^۲ می‌باشد.

¹ anterior
² posterior

Common Average Referenced (CAR): در این روش، متوسط کل الکترودها برای تمامی

آن‌ها به عنوان مرجع در نظر گرفته می‌شود.

۷-۱ کاربردها

بیماری‌های عصبی بسیاری وجود دارد که نورون‌های اعصاب حرکتی در آن آسیب می‌بینند و امکان ارسال دستورات حرکتی به عضلات وجود ندارد. این امر باعث ناتوانی فرد در انجام کارهای روزمره می‌شود. برای رفع این مشکل، پژوهشگران اقدام به طراحی سیستم‌هایی تحت عنوان سامانه های واسط مغز و رایانه (BCI) کردند. این سامانه‌ها بر مبنای سیگنال‌های مغزی عمل می‌کنند که بیشترین آن‌ها بر اساس تصور حرکت هستند.

بسیاری از سیستم‌های هجی BCI از جمله نواخت میو و P300 بر سیگنال‌های EEG مبتنی هستند. سیستم‌های نواخت میو برای به حداقل رساندن آموزش از پارادایم یادگیری ماشین استفاده می‌کنند. میانگین سرعت کاربران دو سیستم مبتنی بر میو ۷۲.۳ کلمه و ۳.۸۲.۸۵ کلمه در دقیقه گزارش شده است.

میانگین کاربران P300 نیز ۳.۶۶ انتخاب در دقیقه بوده است. نرخ گزارش شده در مورد سیستم P300 به نحوه محاسبه شکل بستگی دارد ولی نویسندگان مطالعات دیگر به این جزئیات اشاره نکرده‌اند. حذف زمان میان آزمایش‌ها، نتایج P300 را از ۳.۶۶ به ۵.۹۲ کاراکتر در ثانیه افزایش داد. در هر حال عملکرد این سیستم‌ها همگی در یک بازه کلی مشابه قرار می‌گیرند. با نرخ کاراکتر BCI های فعلی تنها کاربرانی با گزینه‌ها محدود می‌توانند از آن‌ها استفاده کنند.

یکی دیگر از کاربردهای سیستم‌های BCI کنترل است. به عنوان مثال گروه‌های مختلف نشان داده‌اند که سوژه‌های انسانی می‌توانند از فعالیت EEG خود برای هدایت ویلچرهای شبیه سازی شده استفاده کنند. بل و همکارانش نشان دادند که می‌توان از P300 برای انتخاب دستورات پیچیده به یک ربات

انسان‌نمای نیمه خودمختار استفاده کرد. برای بررسی کاربردهای BCI در دستگاه‌های رباتیک و نوروپروتز می‌توانید به مقاله مک فارلند و ولپا مراجعه کنید.

نگرانی‌های اقتصادی منجر به ساخت دستگاه‌های ارزان قیمتی شده که ادعا می‌شود EEG را اندازه‌گیری می‌کنند. اموتیوونوروسکی دستگاه‌هایی با تعداد محدودی الکتروود ساختند که از فناوری‌های متداول که برای کار به وجود ژل نیاز دارند استفاده نمی‌کنند. هدف از تولید آن‌ها فراهم کردن داده‌های ورودی برای بازی‌های ویدیویی است. آنچه خیلی روشن نیست میزان استفاده واقعی آن‌ها از فعالیت EEG در مقابل فعالیت عضلات سر یا سایر سیگنال‌های غیرمغزی است. با توجه به غلبه فعالیت EMG در فعالیت‌های ضبط شده از مغز، به نظر می‌رسد که احتمالاً بیشتر سیگنال‌های مورد استفاده این دستگاه‌ها از این جنس باشند.

۸-۱ مسائل و مشکل‌ها

یک چالش کلیدی در تحقیقات جاری BCI این است که چگونه ویژگی‌های سیگنال‌های EEG تصادفی متغیر با زمان را استخراج کنیم و آن‌ها را با حداکثر دقت ممکن طبقه‌بندی کنیم. موفقیت این روش به انتخاب روش‌های مناسب برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی سیگنال‌های وابسته است.

یکی از مشکلات دیگری که در این مسیر وجود دارد این است که ذات سیگنال‌های EEG بسیار غیرخطی، غیرگوسی، تصادفی و ناهمبسته است. بنابراین برای تفکیک این سیگنال‌ها باید از روش‌های بسیار دقیق استفاده شود.

خصوصیات ویژگی‌های EEG به چند عامل وابسته است مانند: خود شخص، سن و وضعیت روانی فرد. از این رو مطالعه رفتار و پویایی مغز درگیر بسیاری از روش‌های پردازش سیگنال خطی و غیرخطی می‌شود.

با توجه به محدودیت‌های طبیعی مانند وابستگی به زمان، ابعاد بزرگ مجموعه بردار ویژگی، تصمیم‌گیری سریع و صحیح سیگنال‌های EEG به عنوان یک چالش برای مهندسان است. برای دست یافتن به نتایج سریع و صحیح، زمان تاخیر سیستم و زمان پاسخ باید کاهش یابد به طوری که سیستم BCI طراحی شده یک سیستم real-time باشد.

برای اینکه یک سیستم بتواند در محیط واقعی کار کند نیاز به اعمال بهبود روی الگوریتم‌ها می‌باشد.

۹-۱ ساختار کلی پایان نامه

این تحقیق شامل شش فصل است. در فصل جاری شمای کلی از موضوع و چالش‌ها و مزیت‌ها مطرح شد. در فصل بعد مروری بر روش‌های انجام شده تا کنون و مقایسه‌ای بین روش‌ها را با ذکر معایب و محاسن هر کدام خواهیم داشت. در فصل سوم تئوری نظری روش‌های مطرح شده در فصل چهارم آورده شده است که باعث درک بهتر آن‌ها می‌شود. از جمله این تئوری‌ها الگوی فضایی مشترک و انواع روش‌های بهینه سازی شده آن می‌باشد. در فصل چهارم نحوه پیاده‌سازی تئوری‌ها و روش پیشنهادی مطرح شده است. در فصل پنجم نتایج کار و مقایسه آن با روش‌های پیشین صورت گرفته است. فصل آخر جمع بندی و پیشنهادات برای کارهای آینده می‌باشد.

فصل دوم

مروری بر روش‌های انجام شده

۲ فصل دوم

۱-۲ مقدمه

در این فصل قصد داریم مطالعه‌ای اجمالی بر پژوهش‌هایی که تاکنون بر روی سیستم‌های BCI مبتنی بر تصورات حرکتی انجام شده است، داشته باشیم. سپس با بیان معایب و مزایای هر روش و کاربرد آن‌ها می‌توانیم مقایسه‌ای کارآمد بین روش‌ها ارائه دهیم.

۲-۲ نگاهی به BCI به عنوان یک سیستم شناسایی الگو

سیستم‌های رابط مغز-رایانه (BCI) به عنوان ابزاری جهت ایجاد ارتباط مستقیم بین مغز و دنیای خارج شناخته می‌شوند. برای دستیابی به چنین ارتباطی، یک سیستم BCI باید قادر به تبدیل سیگنال‌های مغزی به دستورات کنترلی باشد. اگر سیستم BCI به عنوان یک سیستم شناسایی الگو در نظر گرفته شود، مهمترین مسئله در چنین سیستمی شامل استخراج ویژگی و طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی خواهد بود. کارایی یک سیستم شناسایی الگو، وابستگی زیادی به ویژگی‌های استخراج شده و همچنین قدرت تعمیم الگوریتم طبقه‌بندی مورد استفاده دارد. یکی از روش‌های دستیابی به طبقه‌بندی دقیق و قدرتمند، تنظیم پارامترهای طبقه‌بندها می‌باشد. بر همین اساس با استفاده از روش پیشنهادی در این تحقیق، میزان تأثیر گذاری تنظیم پارامترهای طبقه‌بند در خروجی یک سیستم BCI مورد آزمایش قرار گرفته است؛ بدین منظور با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی، به تنظیم پارامترهای طبقه‌بندها پرداخته شده است. برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی در این تحقیق، از دیتاست‌هایی از نوع تصورات حرکتی استفاده شده است؛ این دیتاست‌ها توسط گروه Graz برای مسابقات جهانی BCI تدارک دیده شده‌اند. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که روش پیشنهادی کارایی

مطلوبی دارد، به طوری که طبقه‌بندهای تنظیم شده با آن توانستند نتایجی برتر از نتایج برندگان مسابقات BCI و نتایج دیگر مطالعات انجام شده بر روی دیتاست‌های مذکور، داشته باشند.

۲-۲-۱ استخراج ویژگی

استخراج ویژگی (Feature extraction) فرایندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده آن مشخص می‌شود. هدف استخراج ویژگی این است که داده‌های خام به شکل قابل استفاده‌تری برای پردازش‌های آماری بعدی درآیند. روش‌های مختلف استخراج ویژگی بنا به فلسفه پشت سرشان ممکن است یک یا چند کار زیر را انجام دهند:

۱. حذف نوفه داده‌ها
 ۲. جداسازی اجزای مستقل داده‌ها
 ۳. فروکاهی ابعاد برای تولید بازنمایی مختصرتر
 ۴. افزایش بعد برای تولید بازنمایی جدایی‌پذیری‌تر
- انجام استخراج ویژگی فرایند بسیار متداولی در انواع مختلف پردازش داده‌ها چون پردازش سیگنال، پردازش تصویر، پردازش صوت و غیره است.

۲-۲-۲ کلاسه بندی

پس از آن که از داده های خام ویژگی های مورد نظر را استخراج کردیم بایستی این ویژگی ها را روی داده های جدیدی که برای سیستم ناشناخته هستند مورد مطالعه قرار دهیم تا میزان دقت تشخیص در سیستم به دست آید و بتوانیم داده ها را در گروه های مشخص خودشان طبقه بندی کنیم. برای این منظور از کلاسه بندی های متفاوتی استفاده می گردد. در ادامه به بررسی مقالات موجود و کلاسه بندی های مورد استفاده در آنها می پردازیم و همچنین مزایا و معایب هر کدام را در تشریح می کنیم.

۲-۳ مروری بر مهم ترین تحقیقات انجام شده

مرجع [۱] شامل دو کلاس تصور حرکت دست راست و دست چپ است و در آن از فیدبک استفاده شده است و در طول هر آزمایش ، سیگنال های EMG و EOG نیز ثبت شده و آزمایشاتی که در آنها حرکت دست و یا چشم وجود دارد، حذف شده اند . سپس سیگنال ها در فرکانس ۰.۵ تا ۳۵ هرتز تقویت شده و با فرکانس ۱۲۸ هرتز نمونه برداری شده اند . در این تحقیق برای هر فرد، ۳ یا ۴ بخش بدون فیدبک و ۳ یا ۴ بخش با فیدبک در نظر گرفته شده که در شکل ۲-۱ نمایش داده شده است. در این مقاله از روش کلاسه بندی ^۱DSLQ استفاده شده که در مرجع [۲] اشرح آن آورده شده است و در مرجع [۳] نشان داده شده که این روش کلاسه بندی نتایج خوبی برای جداسازی داده های EEG دارد . این روش ، پیشرفته تر از روش LVQ بوده و نسبت به نویز پایدار است .

¹distinctive sensitive learning vector quantization

در این مقاله سیگنال های دو الکتروود C3, C4 استفاده شده و سیگنال پنجره شده آن ها با طول یک ثانیه از بعد از ظهور نشانه CUE در نظر گرفته شده است. سپس از آن FFT گرفته می شود که بردارهای ویژگی شامل مقادیر FFT در فرکانس های ۹ تا ۲۸ هرتز بوده که برای دو کانال ۴۰ ویژگی داریم. که بعد از استفاده از روش DSLVQ تنها تعدادی از این ویژگی ها باقی می ماند.

در مرجع [۴] نیز دو کلاس تصور حرکت دست چپ و دست راست وجود دارد که در این تحقیق چهار بخش با ۴۰ آزمایش در هر بخش انجام یافته و در هر آزمایش، سیگنال های EOG و EMG ثبت می شود هر آزمایش که دارای حرکت دست و یا چشم بوده، حذف شد و در این تحقیق از هر ۴ نوع مرجع استفاده شده و داده ها از یک فیلتر میانگذر ۳۰-۸ Hz عبور دادند تا سیگنال ها شامل باندهای میو و بتا باشند.

در این تحقیق از CSP ها استفاده شده که هدف از این روش به دست آوردن سری های زمانی است که واریانس آن ها برای جداسازی مناسب می باشند. در این مقاله، برای هر فرد، داده ها به پنجره های ۱.۵ ثانیه بدون تداخل تقسیم شده و برای هر پنجره به روش cross-validation، ۲۰ بار کلاسه بندی انجام شده و بهترین پنجره زمانی انتخاب می شود. در این مقاله برای کلاسه بندی از روش LDA استفاده شده است.

در این مقاله $m=2$ می باشد و نتایج برای ۲ کانال C3 و C4 و برای تعداد مختلف کانال در اطراف این دو الکتروود، نتایج بررسی می شود. در دو کانال از روش CSP استفاده نمی شود بلکه مستقیماً واریانس دو کانال به دست می آید. در روش referential، ۱۸ تا اطراف این دو الکتروود را در نظر گرفته، که جواب بهبود یافته است. ولی با افزایش بیشتر این کانال ها جواب بهتر نمی شود. در روش لاپلاسیین بزرگ، این نتایج به تعداد کانال مرتبط نیست. روش bipolar که به نوعی مشتق دوم است بیشتر قابل جداسازی است.

در این مقاله، برای مقایسه با کل باند فرکانسی ۳۰-۸ Hz و برای در نظر گرفتن باندهای میو و بتا در کلاسه بندی، سیگنال ها را ابتدا فیلتر نموده و بعد روش CSP اجرا می شود که نتایج پهن باند از همه بهتر بوده است .

برای به دست آوردن دو کانال مهمتر ، می توان از CSP ها استفاده نمود برای این منظور واریانس دو سیگنال فیلتر شده ابتدا و انتهای را به دست می آوریم برای سمت چپ هر کدام بیشتر بود ستون مربوط به آن را در CSP ها به عنوان توزیع این گروه در نظر گرفته و به روش درون یابی رسم می کنیم. در هر کجا واریانس بیشتر بود ، همان الکترودها را در نظر می گیریم.

در مرجع [۶] نشان داده شده که نوع مرجع بر نتیجه کلاسه بندی بی تأثیر است. فیدبک سریع و پیوسته نیز کلاسه بندی را بهبود می دهد.

در مرجع [۷] ، ۵ کلاس (تصور حرکت دست راست ، دست چپ ، پا ، زبان و یک محاسبه ذهنی) وجود داشته و از ۲۹ الکتروود برای کلاسه بندی استفاده شده و فرکانس ۰.۵ تا ۳۰ هرتز به ۵ باند فرکانسی تقسیم شده و مقدار طیفی این باند به عنوان ویژگی در هر باند و برای هر کانال در نظر گرفته می شود در نتیجه ابعاد فضای ویژگی ، ۱۴۵ می باشد که از طریق روشی مانند LDA کاهش ویژگی صورت می گیرد و برای کلاسه بندی از روش HMM^1 استفاده شده و نرخ کلاسه بندی که در مرجع [۸] به صورت زیر تعریف می شود ، برای هر فرد و برای تعداد مختلف کلاس ها بدست آمده است که N تعداد کلاس ها و P مقدار صحت کلاسه بندی می باشد .

$$B = \log_2^N + P \log_2^P + (1 - P) \log_2^{\frac{1-P}{N-1}} \quad (2-1)$$

در مرجع [۹] از دو کلاس تصور دست چپ و راست استفاده شده و فقط از دو کانال $C3, C4$ استفاده شده است .

¹hidden markov model

با توجه به متوسط گیری بر روی تمام *trial*ها، استفاده از *ERD* در تمام طول *baseline* ممکن است باعث اشتباه شود که برای این کار می‌توان تمامی *trial*ها را به ۴ قسمت در زمان تقسیم کرد و *ERD* را در این زیر گروه‌ها محاسبه نمود و دو زیر گروهی که دارای بیشترین دامنه هستند را انتخاب نمود و برای اطمینان بیشتر می‌توان دو دامنه کوچکتر را به عنوان *ERS* نیز در نظر گرفت .

در اینجا از ویولت با تابع مارلت استفاده شده و دامنه این دو باند در هر دو کانال به دست آمده یعنی برداری با ۴ ویژگی که در کلاسه‌بندی، از روش بیزین استفاده شده است. این مقاله از داده‌های *dataset2* از *BCI2005* استفاده کرده است .

در مرجع [۹] از حرکت دست چپ و راست برای حرکت کرسر به بالا و پایین استفاده شده است . در این مقاله دو سؤال مطرح است : کدام روش برای کلاسه‌بندی مناسب‌تر است و تعداد فیچرها چه تأثیری بر عملکرد کلاسی فایردارد . از ۱۵ کانال استفاده شده که سیگنال‌های بین $0.5-30$ Hz به هفت باند فرکانسی تقسیم شده و مقدار متوسط طیفی آن‌ها به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود در نتیجه ۱۰۵ ویژگی برای هر *EEG* وجود دارد که به روش *sequential forward selection* که در مرجع [۱۰] تشریح شده ، ویژگی‌ها مرتب شده و تنها ۳۰ ویژگی اول در نظر گرفته می‌شود . سپس از سه روش که هر کدام شامل یک تابع می‌باشند برای کلاسه‌بندی استفاده شده است . در نهایت تمامی روش‌ها بهترین نتیجه خود را در ۱۰-۲۰ ویژگی داشتند و روش‌های ۱ بعدی خطی از روش‌های ۲ بعدی خطی و روش‌های یک بعدی غیرخطی بهترند .

در مرجع [۱۰] ابتدا از فیلتر لاپلاسیین برای کاهش نویز استفاده شده که در هر کانال، متوسط ۴ کانال کناری از خود سیگنال کم می‌شود. از ۱۵ کانال در *Sensorimotor coexrt* استفاده شده است . در دو کانال *C3* و *C4*، از تبدیل *time-freq* (ویولت مارلت) در چند سیگنال نمونه، استفاده شده تا ببینند که در کدام فاصله زمانی و فرکانسی، *ERD* اتفاق می‌افتد . در این مقاله از *ICA* استفاده شده و از روش *two-equivalent-dipole source model* [۱۱] استفاده شده است و از این حقیقت استفاده شده که با تصور حرکت در یک سمت بیشترین *de* را در طرف دیگر داریم و در همان طرف

نیز در برخی نقاط بیشترین فعالیت را داریم که در این مقاله از یک روش استفاده کرده و دو نقطه با بیشترین فعالیت به دست آمد اگر هر دو در یک طرف بودند همان طرف می‌شود جواب و اگر در دو طرف بودند طرف بزرگتر جواب است.

در مرجع [۱۲] یک مسئله دو کلاسه بوده و از ویژگی‌های حوزه زمان و از دو کانال C3 و C4 استفاده شده و توسط یک NN، سری زمانی پیش‌بینی زده برای سیگنال‌های دو کانال برای هر دو کلاس استخراج می‌شود که ویژگی‌ها به صورت توان خطای پیش‌بینی شده از سیگنال واقعی و یا توان سری پیش‌بینی تولیدی، می‌باشد که برای پنجره با طول‌های مختلف به دست آمده است و هر طولی که نتیجه بهتری داشت همان در نظر گرفته می‌شود در این مقاله از کلاسه‌بندی LDA استفاده می‌شود. و البته نتایج این روش با روش ضرایب AAR^۱ که توسط فیلتر کالمن به دست می‌آید، مقایسه شده است که نتایج این روش بهتر بوده و بین ۸۸ تا ۹۸ درصد می‌باشد که نتایج خوبی است. در این مقاله ابتدا توسط روش لاپلاسین تمامی سیگنال‌ها را دینویز کرده و ۹ کانال روی سنسوری موتور را انتخاب می‌کنیم و سپس توسط فیلتر باترورث هر کانال به ۱۳ باند فرکانسی تقسیم می‌شود و بعد از تبدیل هیلبرت گرفتن هر باند، پوش آن بدست می‌آید و تمامی پوش‌ها برای ۹ کانال در یک بردار ۱۱۷ تایی قرار داده و متوسط می‌گیریم. در کلاسه‌بندی از تابع همبستگی برای دو کلاس استفاده می‌شود.

چون سیگنال‌های EEG، خیلی آغشته به نویز و اغتشاشات می‌باشند، روش CSP چون روی واریانس داده‌های زمانی بحث می‌کند، نسبت به نویز مصون نمی‌باشد که برای رفع مشکل آن در مرجع [۱۴] پیشنهادی داده شده است و آن هم استفاده از فیلترهای FIR می‌باشد که به طور انحصاری برای هر فرد در نظر گرفته می‌شوند که اساس ساخت این فیلترها مبتنی بر یک مقدار ثابت شیفت زمانی داده‌ها می‌باشد و CSP^۲ نام دارد.

^۱adaptive autoregressive

^۲Common Spatial Pattern

از آنجایی که در تصور حرکتی، بیشتر دو باند فرکانسی میو و بتا مطرح می باشد و سایر اغتشاشات مانند سیگنلهای EOG و EMG در باندهای دیگر می باشند بهتر است باندهای فرکانسی محدود شوند و از طرف دیگر از آنجایی که برای افراد مختلف، تمرکز بر روی باندهای فرکانسی متفاوت است، در این روش می توان با سعی و خطا و با تغییر دادن پارامتر τ ، بهترین فیلتر را برای هر فرد و در دو کلاس انتخاب کرد. مزیت دیگر روش CSSP¹ بر CSP این است که نرخ ارسال بالاتری دارد.

در روش CSSP فیلترها انعطاف پذیری ندارند.

در مرجع [۱۵]، روشی ارائه شده که می توان یک فیلتر FIR دلخواه در تحلیل CSP وارد نمود که استفاده از این روش CSSP²، جواب های بهتری از روش های CSP و CSSP بدست داده است.

در مرجع [۱۶] از دو کانال C3 و C4 برای کلاسه بندی دو کلاس استفاده شده که از آنها بردارهای ویژگی چهار تایی از دامنه طیفی باند آلفا و بتای این دو کانال به دست آمده. علاوه بر فازی، سه کلاسی فایر SVM غیر خطی، MLP³ و LC⁴ استفاده شده که فازی از همه بهتر بوده است.

یکی از معایب CSP و CSSP که از شیفت یافته زمانی سیگنال استفاده می کند، این است که خیلی به نویز حساس است و دیگر اینکه ویژگی های زمانی را در نظر نمی گیرد و تنها واریانس را در نظر می گیرد. در نتیجه واریانس global را در نظر می گیرد. شاید واریانس local که ویژگی های زمانی را نیز در نظر می گیرد بهتر جواب دهد. چرا که نویز یک ناحیه مانند EMG و EOG نیز کمتر اثر دارد.

در مرجع [۱۷] سیگنال ها را پنجره بندی نموده و به نوعی از واریانس محلی استفاده شده است و به این ترتیب اثر نویز را کاهش داده است که در این صورت نتایج کلاسه بندی نسبت به روش CSP بهبود یافته است. این مقاله از datasetIV از BCI2003 استفاده نموده که دو کلاس تصور حرکت دست راست و دست چپ را شامل می باشد.

¹Common Spatio-Spectral Pattern

²Common Sparse Spatio-Spectral Pattern

³multilayer perceptron

⁴Linear classifier

روش CSSSP از لحاظ محاسباتی، پیچیده است که برای رفع این مشکل و برای داشتن درصدهای بالا، در مقاله [۱۸] از روش^۱ ISSPL استفاده شده است که همان روش CSSSP می باشد که به طور تکرارپذیر، بهترین فیلتر را استفاده میکند. در این مقاله از dataset Iva از BCI2005 استفاده شده که دارای دو کلاس تصور حرکت دست راست و پا بوده و با استفاده از این روش درصدهای بالای ۹۰ به دست آمده است.

روش CSP ابتدا برای دو کلاس مطرح شده که برای تعمیم آن به چند کلاس باید هر کلاس را برحسب سایر کلاسها بررسی نموده و در انتها از تمامی نتایج استفاده نمود و کلاسی که ماکزیمم رأی را دارد در نظر گرفت. در نتیجه یک روش ذهنی است که نیاز به زمان زیادی برای اجرا شدن دارد. در مقاله [۲۰] برای رفع این مشکل این روش را با JAD^۲ تلفیق شده که همان روش ICA می باشد و به این ترتیب توانسته ۴ کلاس را از هم تفکیک نموده و نتایج خوبی به دست آورد. در این مقاله به عنوان مرجع به مقاله [۲۱] اشاره شده که در آن هم از همین روش استفاده شده و نسبت به روش بررسی دو به دو نتایج خوبی به دست آمده است. در هر دوی این مقالات از dataset IIIa از BCI2005 استفاده شده است. که به عنوان مرجع می تواند استفاده شوند.

در مراجع [۲۲] و [۲۳] از قبل از روش CSP فیلتر بانکهای ثابتی قرار داده شده است و مثلاً از ۹ فیلتر بانک برای استخراج ویژگی استفاده شده است.

در مقاله [۲۴] روشی پیشنهاد شده که به جای فیلتر بانکهای ثابت، برای هر فرد فیلترهای متناسب را بدست آورند. و بعد از روش SVM برای کلاسه بندی استفاده شده است. در اینجا ابتدا از کانالهای C3 و C4 برای انتخاب باندهای فرکانسی مناسب برای جداسازی (با استفاده از نسبت فیشر)، استفاده شده و سپس این باندهای فرکانسی در قالب فیلتر بانکهایی به تمامی کانالها در

¹Iterative Spatio-Spectral Patterns Learning

²joint approximate diagonalization

قالب روش CSP اعمال می شود. در این مقاله تنها کلاسه بندی دو کلاس مطرح می باشد و از داده های dataset Iva از BCI2005 و dataset Iib از BCI2008 استفاده شده است .

در مقاله [۲۵] نیز از چهار کلاس با استفاده از دیتا بیس IIIa از BCI2005 استفاده شده است . در این تحقیق نیز ابتدا از روی کانال C4 ، با استفاده از مقادیر $r2$ ، برای نمودار توان طیفی چهار کلاس، و از روی $r2$ برای نمودارهای زمانی آنها، محدوده های زمانی و فرکانسی مناسب برای جداسازی چهار کلاس بدست آمده و سپس CSP برای چهار باند فرکانسی مختلف ، برای دو به دوی کلاس ها به دست آمده که ۲۴ توزیع به دست می آید که مناسب ترین آنها انتخاب شده و در کلاسه بندی به روش ¹BLDA از آنها استفاده شده است . که این روش نسبت به روش کلاسه بندی LDA پایدارتر بوده و نتایج بهتری دارد.

در مرجع [۲۶] از روش ^۲NTSPP استفاده کرده که توسط یک ^۳NN ، داده ها را به یک فضای با ابعاد بیشتر می برد و به این وسیله ، جدایی پذیری آنها را بیشتر می سازد . از طرفی نیز با تعداد ابعاد بیشتر، ممکن است جزئیات بیشتر شود که برای این منظور بعد از این طبقه که از روی سیگنال های زمانی، ضرایب پیش بینی شده آنها را می سازد ، یک طبقه CSP قرار داده شده تا تعداد ویژگی ها کاهش یابد . به این ترتیب هم تعداد ویژگی های مناسبی بدست می آید و هم جدایی پذیری آنها زیاد است. در این مقاله نیز برای تأکید بیشتر بر روی باندهای میو و بتا از فیلترهایی با پهنای باندهای فرکانسی ۸-۱۲ ، ۸-۱۶ ، ۸-۲۰ و ۸-۲۴ هرتز قبل از طبقه CSP استفاده شده و نتایج آنها به طور مجزا بررسی شده است که با توجه به نتایج آن ، در بعضی مواقع استفاده از باند ۸-۱۲ Hz جواب بهتری دارد اما در اکثر مواقع از باند پهن باند ۸-۲۴ Hz استفاده می شود که نتایج آن نسبت به باریک باند بهتر می باشد. البته این روش نیز تنها بر روی دو کلاس بحث می کند که از داده های IIIa از

¹Bayesian linear discriminant analysis

²neural-time-series-prediction preprocessing

³Neural network

BCI2005 و Ila از BCI2008 استفاده نموده است. برای کلاسه بندی از روش LDA^1 ، SVM^2 ، $MDAC^3$ و $GDBC^4$ استفاده شده که نتایج روش های LDA و SVM از بقیه روش ها بهتر می باشد [27].

در مقاله [28]، ویژگی های سیگنال توسط تخمین انرژی در حوزه های فرکانس، $t-f^5$ و $t-s^6$ استفاده شده که برای این منظور از روش های چگالی طیف توان 7 ، تجزیه اتمی 8 مانند روش تبدیل فوریه زمان کوتاه 9 ، توزیع های انرژی در حوزه زمان-فرکانس 10 مانند توزیع های $wigner\ ville$ ، RID ، $Born-Jordan$ ، $Choi-Williams$ ، $Zhao-Atlas-Marks$ و همچنین از ویولت گسسته و پیوسته برای به دست آوردن انرژی باندهای فرکانسی میو (8-12Hz) و بتای مرکزی (18-25Hz) در دو کانال C3 و C4 استفاده شده است. در این مقاله از این حقیقت استفاده شده است که تصور حرکت دست در یک سمت بدن، باعث ERD در امواج میو در سمت مخالف مغز و ERS در باند بتای مرکزی در همان سمت مغز می شود. در این مقاله از دو کلاس تصور دست راست و چپ استفاده شده و برای کلاسه بندی، روش های LDA و SVM خطی و غیرخطی به کار برده شده است. در نهایت استفاده از روش PSD در تمامی کلاسه بندی ها، نتایج بهتری داشته است. در این مقاله تمامی نتایج زیر 80 درصد بوده که می تواند باز هم بهبود یابد.

در مرجع [29] مانند روش CSP می توان توزیعی از تغییرات کانال های مختلف به دست آورد با این تفاوت که در این مقاله، می توان کانال های مهم تر را برای جداسازی به دست آورد و اینکه برای انتخاب کانال ها نیازی به اطلاعات اولیه نوروفیزیولوژی مغز نمی باشد و برای این منظور از روش

¹linear discriminant analysis

²support vectors machines

³Mahalanobis distance analysis classifier

⁴generalized distance based classifier

⁵time-frequency domain

⁶time-scale domain

⁷power spectral density (PSD) techniques

⁸atomic decompositions

⁹short time fourier transform(STFT)

¹⁰time-frequency(t-f) energy distributions

¹RTDA استفاده نموده و پترن های جدایی پذیر را می یابد و می تواند تعداد کانال های مؤثر را تا دو کانال کاهش دهد. در این مقاله از روش مبتنی بر tensor درجه ۳ [۳۰] استفاده نموده که برای این منظور توزیعی سه بعدی از زمان-فرکانس-کانال را با استفاده از تبدیل ویولت کانال ها به دست آورده و سپس توسط یک الگوریتم تکرار پذیر ، کانال ها پترن های مناسب را برای جداسازی، می یابد. در این مقاله از دو کلاس تصور حرکت دست چپ و راست استفاده شده و نتایج این روش نسبت به روش CSP بهتر می باشد .

در مقاله [۳۱] نیز هدف ، کلاسه بندی دو کلاس تصور حرکت دست راست و چپ می باشد که روشی سریع و دقیق پیشنهاد شده است . در این مقاله بر روی تنها یک کانال (C4) یک منحنی درجه دو اعمال شده و ضرایب آن به عنوان ویژگی در نظر گرفته شده است. برای کلاسه بندی، از روش ²KNN برای کلاسه بندی استفاده شده که نسبت به روش SVM و MLP سریعتر است و نتایج بهتری دارد .

مقاله [۳۲] نیز یک مسئله دو کلاسه برای تصور حرکت دست چپ و راست می باشد که به روش ANFIS³ سری زمانی پیش بینی شده از سیگنال EEG را در نظر می گیرد و بعد از آن از سیگنال اصلی و سیگنال پیش بینی شده ، ویولت به دست آمده و از روش Fractal geometry برای انتخاب ویژگی استفاده می شود و سپس ویژگی های فضای فرکتال برای داده های اصلی و پیش بینی شده از هم کم شده و به عنوان ویژگی های اصلی به کار برده می شوند که برای کلاسه بندی آن ها از روش LDA استفاده شده است و به نتایج خوبی دست یافته است .

در مقاله [۳۴] برای انتخاب باندهای فرکانسی و مکان الکترودها از روش الگوریتم انتخاب فیچر [۳۳]SFFS و برای کلاسه بندی از روش LDA استفاده شده است .

¹regularized tensor discriminant analysis

²k-nearest neighbor

³adaptive neuro-fuzzy inference system

در مقاله [۳۵] از ضرایب ویولت گسسته برای یافتن ویژگی ها استفاده شده است . که این مقاله نیز مبتنی بر استفاده از باندهای میو و بتا بوده و با توجه به نرخ نمونه برداری سیگنال ها ، می توان زیر گروه مربوط به باندهای مربوطه را یافته و ضرایب آن را به عنوان ویژگی در نظر گرفت و در این مقاله، از روش Fuzzy SVM برای کلاسه بندی دو کلاس تصور حرکت دست چپ و راست از دیتابیس IIIa از BCI2005 استفاده شده که تنها از سه کانال C3 ، C4 و Cz استفاده کرده و نتایج خوبی به دست آمده است .

در مقاله [۳۶] از ویژگی های زمانی و فرکانسی هر دو با هم استفاده شده است . در این مقاله از dataset 4,5 از BCI2003 استفاده شده و نتایج کلاسی فایرهای NN ، SVM و LDA با نتایج به دست آمده از competition مقایسه شده است . در این تحقیق از دو کانال C3 و C4 استفاده کرده و cumulant درجه ۳ از این سیگنال ها به دست آمده که به صورت

$$C_{3x} = E[x(k)x(k+m)x(k+n)]$$

تعریف می شود و سپس bispectrum آن به صورت تبدیل فوریه درجه ۲ از آن، به دست می آید. ویژگی ها در این مقاله ، به صورت ترکیبی از ویژگی های زمانی و فرکانسی می باشند که به این صورت تعریف شده اند : ۴ ضریب از ضرایب AR سیگنال ، ۴ ویژگی مربوط به PSD سیگنال و ۴ ویژگی آماری از bispectrum به دست آمده . در نتیجه ، نهایتاً از دو کانال مورد استفاده ، ۲۴ ویژگی به دست آمده است .

در مقاله [۳۷] که از dataset Ia,Ib از BCI2003 استفاده شده، بر روی SCP بحث می شود، دارای دو کلاس بوده و ویژگی ها توسط تجزیه Wavelet Packet به دست می آیند که برابرند با انرژی یک زیرباند خاص، که از ضرایب ویولت در آن باند خاص به دست می آیند و سپس توسط تابع فیشر، مناسب ترین ویژگی ها برای جداسازی به دست می آیند. در این مقاله ، شبکه عصبی برای کلاسه بندی به کار برده شده است . لازم به ذکر است که داده های EEG از ۶ کلاس به دست آمده اند.

در مقاله [۳۸] از دو کانال C3 و C4 برای کلاسه‌بندی دو کلاس تصور حرکت دست راست و چپ استفاده شده است. در این مقاله یک نوع wavelet به نام CP¹ استفاده شده که سیگنال را به قسمت‌های زمانی تقسیم کرده و ERS و ERD محلی را در این قسمت‌ها به دست آورده و قسمت‌هایی انتخاب می‌شود که برای کلاسه‌بندی، مناسب‌تر باشد که این عمل توسط به دست آوردن یک cost function به عنوان آنتروپی انجام می‌شود که نهایتاً قسمت‌هایی انتخاب می‌شود که برای فشرده سازی سیگنال مناسب می‌باشند. پس از به دست آوردن ویژگی‌ها، از روش PCA برای کاهش ابعاد و سپس از روش LDA برای کلاسه‌بندی استفاده شده است.

مقاله [۳۹] نیز یک مسئله ۴ کلاسه یعنی تصور حرکت دست راست، دست چپ، پا و زبان می‌باشد و از این حقیقت استفاده شده که در تصور حرکت دست راست، امواج میو در نواحی حرکتی دست، کاهش می‌یابد (ERD) و در تصور حرکت پا و زبان، امواج میو در این نواحی افزایش می‌یابد (ERS). در این مقاله ابتدا توان سیگنال در سه کانال C3، C4 و Cz در باندهای فرکانسی دو هرتزی با تداخل یک هرتز و در محدوده ۶ تا ۴۲ هرتز به دست آمده و پس از مشاهده محدوددهای متناسب ERD و ERS برای ۴ کلاس با استفاده از محاسبه فاصله r^2 [۴۰]، با استفاده از ضرایب برای سیگنال در این محدوده‌های فرکانسی از سیگنال زمانی، و با استفاده از کلاسی‌فایر DSLVQ [۴۱]، کلاسه‌بندی انجام می‌شود.

مقاله [۴۲] یک مسئله ۲ کلاسه از تصور حرکت دست و پا بوده و تعریف جدیدی از ERD و ERS را ارائه داده است. در این مقاله نیز از دو کانال C3 و C4 استفاده شده و بعد از محاسبه FFT بر روی این دو کانال باند فرکانسی ۲ تا ۳۳ به فاصله‌های ۴ هرتزی تقسیم شده و به جای اندازه باند فرکانسی از فاز در این باندهای فرکانسی، استفاده شده است. بعد از تعیین بهترین باندها برای کلاسه‌بندی، از روش محاسبه همبستگی برای دو کلاس استفاده شده و برای برخی افراد، نتایج بهتری نسبت به استفاده از اندازه در ERD و ERS به دست آمده است.

¹local cosine packet

در مرجع [۴۳] روشی مانند CSP مبتنی بر بردارهای ویژه برای استخراج فیلتر بانک‌هایی به عنوان source برای سیگنال‌های چند کانال به کار برده شده و بعد از به دست آوردن کمترین و بیشترین مقادیر ویژه برای سیگنال‌ها، این فیلترها به دست می‌آیند و بعد از اعمال این فیلترها به سیگنال‌های اصلی، سیگنال‌های منبع استخراج و واریانس آن‌ها به دست می‌آید. کلاسی فایر مورد استفاده در این مقاله، SVM می‌باشد که بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد که در بعضی مواقع این روش، بهتر از روش CSP ها نتیجه داده است. البته با ترکیب ویژگی‌های این دو روش نیز می‌توان به نتایج خوبی رسید .

در مرجع [۴۴] ابتدا از روش لاپلاسیین برای کاهش نویز استفاده شده و سپس از ۵ حوزه فرکانسی اطراف C3 و C4 استفاده شده و در اینجا هر کانال به ۱۳ باند فرکانسی تقسیم شده و بعد از تبدیل هیلبرت گرفتن پوش آن‌ها بدست می‌آید و در کلاسه‌بندی نیز از ضریب همبستگی استفاده می‌شود. روش‌های WPD^۱ که تا سال ۲۰۰۷ وجود دارد ، انرژی زیرباندها را به عنوان ویژگی در نظر می‌گیرد که این قضیه معایبی دارد از جمله اینکه این روش‌ها وفقی^۲ نیستند بنابراین نمی‌توانند بهترین زیر باندها را انتخاب کنند و ما باید بر اساس اطلاعات اولیه نورو فیزولوژی ، این زیر باندها را انتخاب نماییم و اینکه این زیر باندها در عمل برای هر فرد متفاوت می‌باشد و بنابراین انتخاب فرکانس‌ها توسط ما خیلی بهینه نمی‌باشد. هدف از مقاله [۴۵] یافتن بهترین زیر باندها برای هر فرد از طریق محاسباتی ساده و تکرارپذیر می‌باشد . بعد از انتخاب زیر باندها ، توان آن‌ها به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود. کلاسی فایر مورد استفاده در تحقیق ، PNN می‌باشد . لازم به ذکر است که این روش تنها برای یک کانال بهترین زیرباندها را انتخاب می‌کند که بهترین کانال با دیدن نتایج کلاسه‌بندی انتخاب می‌شود.

¹wavelet packet decomposition

² adaptive

در مرجع [۴۶] نیز از حوزه زمان- فرکانس استفاده شده و ابتدا توسط ویولت پیوسته، نمایش زمان- فرکانس برای تمامی کانال ها به دست آمده و این نمایش ها را کنار هم قرار داده و ماتریس X ساخته می شود. سپس این ماتریس به دو ماتریس U و V تجزیه می شود که ستونهای ماتریس V بردارهای پایه ای هستند که مشخصات طیفی را برمی گردانند و سطرهای ماتریس U ویژگی های مورد استفاده می باشند. و سپس از روش KNMF [۴۷] برای انتخاب بهترین ویژگی ها برای جداسازی استفاده می شود. برای کلاسه بندی از روش time-dependent linear discriminant analysis [۴۸] و یا روش Viterbi algorithm [۴۹] استفاده می شود. قابل ذکر است که این روش بر روی داده های دو کلاسه Graz از competition استفاده نموده و نسبت به نتایج آن مسابقه، به درصد های چشم گیری دست یافته است.

در مقاله [۵۰] از دو کانال $C3$ و $C4$ برای کلاسه بندی دو کلاس تصور حرکت دست راست و چپ استفاده شده است. ابتدا توسط روش NTSP¹ سری زمانی پیش بینی شده را برای سیگنال های EEG به دست آمده از این دو کانال به دست آورده و سپس می توان ویژگی های زمانی، فرکانسی و زمان- فرکانس را از این سری ها به دست آورد. مثلاً برای به دست آوردن ویژگی های زمانی می توان از متوسط مجذور تفاضل سری به دست آمده از مقادیر اصلی سیگنال ها استفاده نمود و برای به دست آوردن ویژگی های حوزه فرکانس، می توان از تبدیل فوریه بر روی این سری ها و برای به دست آوردن ویژگی های حوزه زمان- فرکانس می توان از تبدیل فوریه زمان کوتاه (STFT) بر روی سری های به دست آمده استفاده نمود. در انتها نیز از روش LDA برای کلاسه بندی ویژگی های به دست آمده، استفاده شده است.

در مرجع [۵۱] نیز ویژگی ها از فضای زمان- فرکانس به دست می آیند و نیازی به اطلاعات اولیه راجع به باندهای فرکانسی مرتبط با تصور حرکتی و مکان های لازم برای شناسایی کلاس ها، نمی باشد. در این تحقیق سیگنال ها را توسط local cosin packet به سگمنت های زمانی تقسیم

¹Neural-time-series-prediction-processing

نموده و سپس زیر باندهای فرکانسی لازم برای کلاسه بندی را توسط الگوریتم های clustering یافته و سرانجام این ویژگی ها توسط روش discriminant power مرتب شده و به منظور کاهش ابعاد k تای اول آن ها برداشته می شود و سپس از روش SVM برای کلاسه بندی استفاده می شود. در این مقاله از database IVa از BCI2005 استفاده شده و به طور متوسط به صحت ۹۶ درصدی در کلاسه بندی رسیده است .

در مقاله [۵۲] نیز ۴ کلاس باز و بسته بودن مچ دست راست و دست چپ وجود دارد. ویژگی ها در این مقاله از ۱۴ کانال و ۸ باند فرکانسی استفاده کرده پس ۱۱۲ ویژگی داریم . که برای انتخاب ویژگی های جدایی پذیر در دو کلاس از روش فاصله bhattacharyya استفاده نموده که برای این منظور در یک توزیع کانال- فرکانس از تفاضل دامنه این باندهای فرکانسی در این کانال ها در دو کلاس استفاده می شود و سپس از الگوریتم ژنتیک استفاده نموده است . برای کلاسه بندی از SVM استفاده شده است. این مقاله درصدهای قابل توجهی به دست آورده و شاید بتوان برای ۴ کلاس حرکت دست و پا و زبان استفاده نمود .

در مقاله [۵۳] از ICA برای انتخاب کانال و از DTW برای انتخاب باندهای فرکانسی و وجود یا عدم وجود ERS و ERD در هر کلاس و برای هر شخص استفاده می شود چرا که برای اشخاص مختلف متفاوت می باشد. از ۲۹ کانال برای کلاسه بندی ۴ کلاس حرکت دست و پا و زبان استفاده شده است.

برای هر کانال باند فرکانسی به فاصله های ۳.۹ هرتز تقسیم شده و اندازه (Bhattacharyya distance) آن ها را در یک ماتریس قرار داده و آن هایی که پایین تر از ۱۰۰ هستند را به صفر می برند. آن هایی که اندازه بزرگتری دارند فیچرهای بزرگتری هستند. در این مقاله نسبت به روش های قبلی، الگوی ERD/ERS به ویژگی های باندهای فرکانسی و کانال ها، گسترش می یابد. این مقاله نیز می تواند مرجع خوبی باشد .

در مرجع [۵۴] از ۲۲ کانال برای کلاسه‌بندی ۴ کانال، حرکت دست راست، دست چپ، پا و زبان استفاده شده است. در این مقاله ۳ نمونه ICA یعنی Infomax، Fast ICA و SOBI با روش CSP مقایسه شده تا نشان دهد کدام روش برای انتخاب spatial filter ها در کلاسه‌بندی موفق‌تر است. CSP یک روش supervised است اما ICA یک روش unsupervised می‌باشد. CSP تنها برای دو کلاس مطرح است و برای ۴ کلاس باید دوبه دوی کلاس‌ها را نسبت به هم یا نسبت به حالت rest بررسی نموده و بهترین جواب را در نظر گرفت. در نتیجه‌گیری این مقاله نشان داده شده است که روش Infomax از دو روش دیگر ICA بهتر بوده و CSP از روش ICA بدتر است و PCA قبل از ICA برای Fast ICA بهتر کرده و برای Infomax بدتر می‌شود.

برای به‌دست آوردن طبقه‌بندی صحیح در روش CSP، لازم است که باندهای فرکانسی که در ارتباط با فعالیت‌های مغز و BCI هستند را پیدا کنیم. در مقالات گذشته روش‌های متعددی برای تعیین مجموعه‌ای از باندهای فرکانسی پیشنهاد شده است. با این حال روش‌های موجود نمی‌تواند باندهای فرکانسی مختلف را فقط با دانستن داده‌ها پیدا کند. در مرجع [۵۵] برای رفع این مشکل بانک فیلتر متمایز کننده^۱ DFBCSP پیشنهاد شده است که فیلترهای با پاسخ ضربه محدود و وزن‌های مکانی وابسته به بهینه‌سازی یک تابع هدف که یک گسترش طبیعی از BCI است را طراحی می‌کند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که این روش می‌تواند باندهای مربوط به فعالیت‌های مغز را از تصورات حرکتی شناسایی و استخراج نماید. در این مقاله بردار ویژگی‌ها از سیگنال‌های EEG با روش‌های متفاوتی همچون CSP، CSSP، CSSSP، SPEC-CSP، FBCSP و DFBCSP به‌دست آمده است و توسط روش LDA طبقه‌بندی صورت گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که روش ارائه شده DFBCSP از بقیه روش‌ها عملکرد بهتری دارد.

در مرجع [۵۶] از الگوی فضایی مشترک استفاده شده است. با توجه به اینکه این روش بسیار به نویز

¹ Discriminative Filter Bank CSP

حساس بوده و در زمان تعداد آزمایشات کم نتیجه دقیقی به ما نمی‌دهد در این مقاله سعی شده است که با استفاده از تابع هزینه بهینه‌سازی روی این روش صورت گیرد. از مزایای این مقاله استفاده از تعداد افراد مورد آزمایش بیشتر و همچنین به کارگرفتن روش‌های متعدد روی مجموعه داده می‌باشد که باعث می‌شود در مورد صحت نتایج با اطمینان بیشتری صحبت کنیم. در این مقاله برای کاهش اثر نویز از روش RCSP استفاده شده است. دو روش برای طراحی الگوریتم RCSP بیان شده است: تخمین ماتریس کوواریانس و دیگری سطح تابع هدف با استفاده از تابع هزینه مرتبه ۲ می‌باشد. در این مقاله یک روش جدید برای CSP با استفاده از ضریب تیخونوف بیان شده است. در این روش ماتریس K در تابع جریمه به صورت $K=I$ تعریف می‌شود. نشان داده شده است که الگوری فضای مشترک منظم شده تیخونوف دارای کارایی بهتری نسبت به دیگر روش‌های الگوی فضایی مشترک منظم شده دارند.

در مرجع [۵۷] تحلیل سیگنال‌های EEG برای واسط‌های BCI مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در این مقاله چهار مرحله سیستم‌های BCI بصورت زیر عنوان شده است: جمع‌آوری و بدست آوردن سیگنال، پیش پردازش سیگنال، استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی و تعامل با کامپیوتر. این مقاله یک دید کلی جهت انجام هر مرحله بصورت تئوری در اختیار ما قرار می‌دهد که پس از آن می‌توانیم با روش‌های متفاوت استخراج ویژگی و طبقه‌بندی به نتایج مطلوبی در پردازش سیگنال‌های EEG برای استفاده در سیستم‌های BCI دست یابیم.

فصل سوم

توری روش پیشنهادی

۳ فصل سوم

۳-۱ مقدمه

در این فصل قصد داریم به منظور درک بهتر روش پیشنهادی، تئوری روش‌های مطرح شده را بیان کنیم. تئوری‌های مطرح شده در این فصل عبارتند از: الگوی فضایی مشترک CSP، RCSP، کلاسی‌فایر LDA.

۳-۲ روش الگوی فضایی مشترک CSP

تا کنون روش‌های مختلفی برای افزایش کارایی سامانه‌های واسط مغز و رایانه ارائه شده است. یکی از روش‌های معمول استفاده از الگوی فضایی مشترک (CSP) است. این الگوهای فضایی از دو مجموعه آزمون‌های EEG مربوط به دو کلاس به دست آمده به طوری که تفاوت این دو مجموعه را زیاد کند [۴].

این فیلترها که بیشتر برای بازشناسی الگو طراحی شده‌اند در سال ۱۹۹۵ توسط Koles مطرح شد و نخستین بار برای تجزیه مؤلفه‌های نورولوژیک در کاربردی کلینیکی از الکتروانسفالوگرافی استفاده شد. روش الگوهای فضایی مشترک بر اساس قطری‌سازی همزمان دو ماتریس متقارن حقیقی (که توسط Fukunaga ارائه شدند) کار می‌کند. قطری‌سازی همزمان اجازه تجزیه سیگنال EEG خام به دو الگوی مجزا از دو کلاس را می‌دهد که در این دو کلاس به صورت همزمان، واریانس یکی از کلاس‌ها بیشینه و واریانس دیگری کمینه است. در این صورت اگر تنها از فیلترهای با قابلیت تفکیک بیشتر استفاده شود، ابعاد داده هم کاهش می‌یابد و عملکرد طبقه‌بندی کننده نیز بهتر می‌شود [۵].

۳-۲-۱ استخراج ویژگی

یکی از محبوب‌ترین الگوریتم‌های استخراج ویژگی برای واسط‌های مغز و رایانه الگوریتم الگوی فضایی مشترک CSP است. فرض کنید X و Y آزمایش‌های مربوط به دو کلاس با ابعاد $N \times M$ باشند که N تعداد کانال و M تعداد نمونه‌ها در هر آزمایش است.

واریانس نرمالیزه شده برای این دو آزمایش به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$R_x = \frac{X * X^T}{\text{trace}(X * X^T)}$$

$$R_y = \frac{Y * Y^T}{\text{trace}(Y * Y^T)} \quad (3-1)$$

که در آن trace مجموع درایه‌های روی قطر اصلی ماتریس و T ترانپوز ماتریس است.

سپس واریانس ترکیبی برای تمامی آزمایشات یک کلاس محاسبه می‌شود:

$$R = \langle R_x \rangle + \langle R_y \rangle \quad (3-2)$$

ماتریس R می‌تواند به بردارهای ویژه خود تجزیه شود:

$$R = P_0 \lambda_0 P_0^T \quad (3-3)$$

که در آن P_0 ماتریس $N \times N$ از بردارهای ویژه R بوده و λ ماتریس قطری مقادیر ویژه آن می‌باشد. توجه داشته باشید که مقادیر ویژه به صورت نزولی مرتب شده‌اند.

حال تبدیل سفیدکننده زیر را در نظر بگیرید که تحت این تبدیل، بردارها به فضایی می‌روند که بردارهای پایه آن، بردارهای ویژگی P_0 هستند.

$$Q = \sqrt{\lambda_0} P_0^T \quad (3-4)$$

حال ماتریس واریانس منحصر بفرد $\langle R_x \rangle$ و $\langle R_y \rangle$ به صورت زیر تغییر شکل یافته‌اند:

$$\begin{aligned} Ux &= Q < Rx > Q^T \\ Uy &= Q < Ry > Q^T \end{aligned} \quad (3-5)$$

Ux و Uy دارای بردارهای ویژه یکسان بوده و رابطه زیر همواره بین آن‌ها برقرار خواهد بود:

$$\begin{aligned} Ux &= U \lambda_x U^T \\ Uy &= U \lambda_y U^T \\ \lambda_x + \lambda_y &= I \end{aligned} \quad (3-6)$$

که در آن I ماتریس واحد است. یعنی جمع مقادیر ویژه هر دو کلاس یک خواهد شد. به عبارتی بزرگترین مقادیر ویژه یک کلاس متناظر با کوچکترین مقادیر ویژه کلاس دیگر خواهد بود و برعکس. این ویژگی باعث می‌شود که از بردارهای ویژه U برای کلاسه‌بندی دو کلاس استفاده شود. سیگنال سفید شده بردارهای EEG در اولین و آخرین بردار ویژگی U (مربوط به بزرگترین مقادیر ویژه دو کلاس) بردارهای ویژگی را می‌دهد که برای جداسازی مناسب هستند.

با ماتریس جداسازی $W=(U^T Q)^T$ ، می‌توان سیگنال‌های EEG را به فضای دیگری برای جداسازی برد. یعنی

$$Z=WE \quad (3-7)$$

واریانس اولین ستون Z برای یک گروه ماکزیمم و برای گروه دیگر مینیمم می‌باشد و برای سطر آخر برعکس. بنابراین واریانس سطر اول و آخر Z می‌تواند اطلاعات مرتبطی برای مجزا سازی داشته باشد [۵].

و همچنین می‌توان نوشت $E=W^{-1} Z$ یعنی ماتریس E به دو ماتریس تجزیه شده است که ستونهای W^{-1} همان Common spatial pattern (CSP)ها می‌باشند و می‌توان گفت، واریانس سطرهای Z وقتی بالاست که توزیع زمانی این سطرها نیز بالا باشد. چون CSPها خود از EEG به دست آمده‌اند، دارای اطلاعاتی راجع به توزیع دامنه سیگنال‌ها می‌باشند. پس می‌توان CSPها را به عنوان بردارهای توزیع منبع EEG در نظر گرفت که با زمان تغییر نمی‌کنند.

۳-۲-۲ کلاسه‌بندی

برای کلاسه‌بندی، ویژگی‌ها توسط تجزیه (فیلتر کردن) سیگنال‌های EEG طبق رابطه قبل بدست می‌آیند. برای هر کلاس، واریانس m سیگنال تجزیه شده EEG که برای جداسازی متناسب‌ترین را در نظر می‌گیریم. یعنی آن‌هایی که متناظر با بزرگترین مقادیر ویژه دو کلاس هستند. در نتیجه m سط از اول و m سطر از آخر را در نظر می‌گیریم. یعنی $Z_p (P = 1, \dots, 2m)$.

ویژگی‌ها به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f_p = \log \frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Z_i)} \quad (3-8)$$

که برای کلاسه‌بندی، تعدادی از داده‌ها برای آموزش و تعدادی برای تست به کار می‌روند. داده‌هایی که برای بدست آوردن W به کار می‌روند داده‌های کالیبره‌سازی نام دارند که از ویژگی‌های همین داده‌ها برای انتخاب پارامترهای کلاسی‌فایر استفاده می‌شوند. به طور متوالی و تصادفی، داده‌های تست و آموزش را تغییر داده و نتایج کلاسه‌بندی را بررسی می‌نماییم و بهترین نتیجه را در نظر می‌گیریم. (*cross-validation*).

معایب این روش:

برای این روش حداقل ۱۸ الکتروود لازم است که بنابراین سخت افزار زیادی لازم دارد. با وجود بهره‌وری شناخته شده این روش و استفاده گسترده از آن، چون این روش از ویژگی‌های زمانی یعنی واریانس دامنه استفاده می‌کند و بنابراین نسبت به نویز پایدار نیست. تنها $C3, C4$ استفاده می‌شود اما این دو الکتروود به تنهایی نمایانگر فعالیت‌های مغزی نیست و با اضافه کردن الکتروودهای بیشتر، نتیجه می‌تواند بهتر شود. اگرچه در مرجع [۱۱] اظهار شده که الکتروودهای منطقه *primary sensorymotor* بیشترین اطلاعات را دارند ولی الکتروودهای اطراف *premotor* و *supplementarymotor* نیز می‌توانند اطلاعات مفیدی راجع به تصور حرکتی داشته باشند.

این روش در شرایطی که تعداد نمونه‌های آزمایش کم باشد نیز نتایج مطلوبی به دست نخواهد داد. در مرجع [۶] نشان داده شده که نوع مرجع بر نتیجه کلاسه‌بندی بی‌تأثیر است. فیدبک سریع و پیوسته نیز کلاسه‌بندی را بهبود می‌دهد.

۳-۳ روش CSP با استفاده از تابع هدف

همان‌طور که در بخش قبل گفته شد هدف الگوی فضایی مشترک CSP طراحی فیلتری است که واریانس سیگنال‌های مغزی عبور داده شده از یک فیلتر میان‌گذر یک کلاس را حداکثر، در حالی که واریانس سیگنال‌های فیلتر شده از کلاس دیگر را حداقل کند. [۵۵] هدف CSP به دست آوردن تفکیک بهینه برای BCI بر اساس ویژگی‌های توان است. در این راستا، فیلتر فضایی W طوری به دست می‌آید تا تابع ارزشی زیر را حداکثر کند [۵۸]:

$$J(W) = \frac{W^T X^T X W}{W^T Y^T Y W} = \frac{W^T C_1 W}{W^T C_2 W} \quad (3-9)$$

در این رابطه T نشان‌دهنده ترانهاده و C_i ماتریس کوواریانس داده‌های کلاس i ام است که از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$C_i = \frac{X_i^T * X_i}{\text{trace}(X_i^T * X_i)} \quad (3-10)$$

ماتریس X_i ، ماتریس داده‌های کلاس i ام است. نمونه‌های داده‌های هر کانال (الکتروود) در هر آزمایش در یک سطر قرار دارد. در نهایت C_i با گرفتن میانگین کوواریانس آزمون‌های مختلف برای دسته i به دست می‌آید [۵۸]. با استفاده از روش ضرب کننده لاگرانژ، می‌توان مساله بهینه سازی مقید فوق را با ماکزیمم کردن تابع ذیل به دست آورد:

$$L(\lambda, w) = w^T C_1 w - \lambda (w^T C_2 w - 1) \quad (3-11)$$

می‌توان نشان داد فیلتری (w) که رابطه ۹ را حداکثر می‌کند بردارهای ویژه متناظر با کوچکترین و بزرگترین مقادیر ویژه ماتریس $M = C_2^{-1} C_1$ هستند.

۳-۴ رگولار کردن الگوی فضایی مشترک RCSP^۱

با وجود کارایی، فیلتر CSP نسبت به نویز و داده‌های کم آموزشی بسیار حساس می‌باشد [۵۸]. یک روش برای حل این مساله اضافه کردن اطلاعات قبلی به CSP و بدین ترتیب رگولار کردن آن می‌باشد [۵۸]. نشان داده شده است که رگولار شده CSP نسبت به CSP بهتر عمل می‌کند. روش‌های مختلفی برای رگولار کردن CSP پیشنهاد شده است. یک روش اصلاح تابع ارزشی الگوریتم CSP به صورت ذیل است:

$$J_p(W) = \frac{W^T C_1 W}{W^T C_2 W + \alpha P(w)} \quad (3-12)$$

در حالی که $P(w)$ تابع جریمه بوده و بیان کننده این است که چقدر فیلتر w حاوی اطلاعات قبلی است. برای حداکثر کردن $J_p(w)$ باید $P(w)$ حداقل شود. پارامتر α مثبت بوده و میزان اهمیت تابع جریمه را مشخص می‌کند و بوسیله کاربر تعیین می‌شود. در [۵۸] تابع جریمه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P(w) = w^T K w \quad (3-13)$$

این تابع موجب می‌شود تا فیلترهای به دست آمده دارای نرم کوچک باشند و اثر تداخل و نمونه‌های غیرمعمول را کاهش دهد و فیلترهای فضایی که رابطه ۱۰ را حداکثر می‌کنند بردارهای ویژه متناظر با بزرگترین مقادیر ویژه ماتریس $M_1 = (C_2 + \alpha K)^{-1} C_1$ و $M_2 = (C_1 + \alpha K)^{-1} C_2$

^۱Regularized Common Spatial Pattern

هستند [۵۸]. به این روش اصلاح شده الگوی CSP، الگوی فضایی مشترک منظم شده یا RCSP می‌گویند.

۳-۵ رگولار کردن CSP با استفاده از ضریب تیخونوف^۱ TRCSP

الگوی RCSP خود دارای انواع مختلفی است [۵۸]، که یکی از آنها روش تیخونوف می‌باشد. در این روش ماتریس K در تابع جریمه به صورت $K=I$ تعریف می‌شود. نشان داده شده است که الگوی فضایی مشترک منظم شده تیخونوف دارای کارایی بهتری نسبت به دیگر روش‌های الگوی فضایی مشترک منظم شده دارند [۵۸].

۳-۶ تعمیم روش CSP به چند کلاس

همان طور که مشاهده شد برای طبقه‌بندی با استفاده از روش CSP دقت بالای ۹۰٪ گزارش شده است. یکی از محدودیت‌های روش CSP کلاسیک این است که روی دو کلاس پیاده‌سازی می‌شود. برای تعمیم روش CSP به چند کلاس از روش یکی در مقابل بقیه^۲ OVR استفاده می‌کنیم. در این روش ویژگی‌های یکی از کلاس‌ها را در مقابل ویژگی‌های بقیه کلاس‌ها محاسبه می‌کنیم. به عبارتی کلاس مورد مطالعه را به عنوان کلاس ۱ و بقیه داده‌های مربوط به کلاس‌های دیگر را به عنوان کلاس ۲ در نظر می‌گیریم. بنابراین محاسبه میانگین کواریانس فضایی در حالت چندکلاسه به صورت زیر می‌باشد:

$$\langle C_1 \rangle = \langle X_i \rangle \quad \langle C_2 \rangle = \sum_{k \neq i} X_k \quad (3-14)$$

سپس مطابق همان الگوریتم‌های گفته شده در بخش قبل می‌توان عملیات مورد نظر را روی

^۱Tikhonov Regularized Common Spatial Pattern

^۲One-Versus-the Rest

داده‌ها انجام داد. به این ترتیب روش‌های ما دیگر محدود به دو کلاس نیستند و قابل تعمیم به هر تعداد کلاس که مدنظر ما باشد هستند.

۳-۷ روش^۱ LTCSP

روش CSP هر نقطه زمانی را به عنوان یک بردار ویژگی در طول کل کانال در نظر می‌گیرد و آن را به فضایی مطابق با ماتریس میانگین کواریانس در سراسر سیگنال EEG نگاشت می‌کند. در نتیجه وجود نویز در یک بازه زمانی کوچک می‌تواند ماتریس کواریانس کل سیگنال EEG را تحت تأثیر قرار دهد.

در روش پیشنهادی بازه‌های زمانی را برای سیگنال‌های EEG در نظر گرفته ایم و روش CSP را روی هر بازه به‌طور جداگانه اعمال کرده‌ایم. با این روش وجود نویز در یک بازه زمانی کوچک فقط روی ماتریس کواریانس همان بخش اثر می‌گذارد و روی کل سیگنال تأثیر ندارد. از این رو تأثیر نویز بر روی ماتریس ویژگی‌های سیگنال EEG به‌طور چشمگیری کاهش می‌یابد.

پیش پردازش:

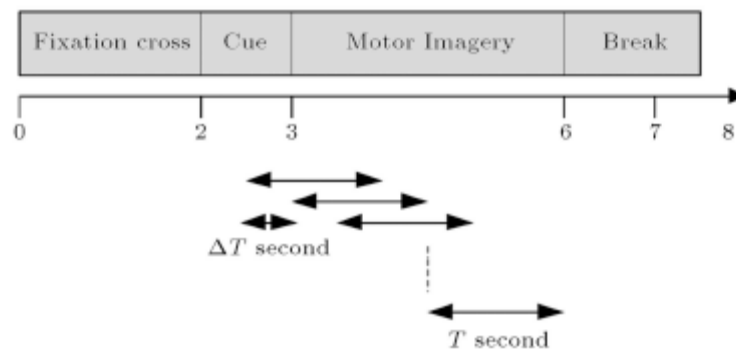
در این مرحله از یک فیلتر میان‌گذر برای تفکیک فرکانس بین ۸ تا ۳۰ هرتز استفاده می‌گردد. جزئیات این بخش قبلاً بررسی گردیده است.

قطعه‌بندی زمانی:

پس از پیش پردازش سیگنال EEG به بازه‌های مختلف زمانی تقسیم می‌شود. طول بازه زمانی بایستی به حد مناسب باشد. در صورتی که بازه زمانی بسیار کوچک باشد حجم داده‌ها زیاد شده و سرعت پردازش افزایش می‌یابد. از طرفی این بازه‌های زمانی نباید آنقدر بزرگ باشد که نویز روی

¹Local Temporal common Spatial Pattern

ویژگی‌های استخراج شده اثر مخرب داشته باشد. بازه زمانی مناسب برای افراد مختلف متفاوت می‌باشد. در مرحله آموزش دقت طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG بر اساس قطعه‌بندی زمانی مهم و مورد نظر ما است. بازه زمانی مربوط به بیشترین دقت انتخاب می‌شود. روند قطعه‌بندی سیگنال‌های EEG به قطعه‌هایی به طول T ثانیه و شیفت زمانی ΔT در شکل زیر نشان داده شده است.



شکل ۳-۱: روند قطعه‌بندی زمان با طول T ثانیه و شیفت زمانی ΔT

فصل چهارم

ساده‌سازی روش شهاد

۴ فصل چهارم

۴-۱ مقدمه

در این فصل ابتدا پایگاه داده استفاده شده شرح داده خواهد شد و سپس به بیان روش جدیدی برای استخراج ویژگی‌های سیگنال EEG مربوط به MI و علت استفاده از آن خواهیم پرداخت. در ادامه با استفاده از تئوری‌های گفته شده در فصل قبل و نرم افزار متلب روش پیشنهادی را پیاده‌سازی می‌کنیم. روش پیشنهادی شامل دو بخش است: پیش پردازش و تشخیص تصورات حرکتی که هر کدام نیز شامل زیر بخش هایی هستند.

۴-۲ پایگاه داده

در این تحقیق، مجموعه داده 2a از چهارمین دوره مسابقات BCI استفاده شده است. این مجموعه شامل ۲۲ کانال از سیگنال‌های EEG مربوط به ۹ فرد با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۰ Hz می‌باشد. سیگنال‌های ثبت شده از فیلتر میان گذر در محدوده ۰.۵-۱۰۰ Hz با فرکانس قطع ۵۰ Hz عبور داده شده‌اند. در مقابل فرد مورد مطالعه صفحه نمایشی وجود داشته است. در شروع آزمایش در $t=0$ یک علامت + بر روی صفحه مشکی ظاهر می‌شود و صدای هشدار کوتاهی پخش می‌گردد. بعد از ۲ ثانیه یکی از علامت‌های چپ، راست، بالا و پایین مطابق با یکی از چهار حالت تصور حرکت (دست راست، دست چپ، پا یا زبان) بر روی صفحه نمایش ظاهر می‌شود. این علامت به مدت ۱.۲۵ ثانیه بر روی صفحه نمایش باقی می‌ماند. فرد مورد مطالعه تا زمان $t=6$ ثانیه فعالیت خواسته شده را تصور می‌کند. بعد از یک زمان استراحت کوتاه همین روند کار تکرار می‌شود. در بسیاری از مقالات بررسی شده تنها از داده‌های مربوط به تصور دست راست و چپ استفاده شده است. ولی ما در این تحقیق از

داده‌های مربوط به هر چهار کلاس دست راست، دست چپ، پا و زبان استفاده کرده‌ایم. داده‌های EEG برای هر فرد شامل ۷۲ داده آموزش و ۷۲ داده تست در هر کلاس بوده و داده‌های تست در روز دیگری ثبت شده‌اند.

در این تحقیق از محدوده زمانی ۰.۵ تا ۲.۵ ثانیه بعد از ظاهر شدن علامت بر روی صفحه نمایش برای استخراج ویژگی استفاده شده است (مانند برنده چهارمین مسابقه BCI در همین مجموعه داده).

۳-۴ پردازش اولیه داده‌ها

برای حذف نویز از یک فیلتر میان‌گذر با باند عبور ۸ تا ۳۰ هرتز روی سیگنال استفاده کرده‌ایم. این بازه دو باند فرکانسی میو و بتا که جز باندهای مهم در سیستم‌های BCI به شمار می‌روند را در بر داشته و نسبت به بازه‌های با پهنای باند باریک‌تر عملکرد بهتری در جداسازی الگوهای تصورات حرکتی از خود نشان داده و دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهند. در مرجع [۵۸] که بعنوان مرجع کار ما قرار گرفته است، برای پیش پردازش داده‌ها از یک فیلتر باترورث مرتبه ۵ استفاده شده است. ما از یک فیلتر میان‌گذر برای این کار استفاده کرده‌ایم و در شرایط یکسان نتایج بهتری به دست آورده‌ایم.

۴-۴ اجرای روش‌های پیشنهادی بر روی پایگاه داده

روش CSP کلاسیک که در بخش‌های قبلی تشریح گردید را در نرم افزار متلب روی داده‌های موجود پایه‌سازی کردیم. یک بار این کار را مشابه مرجع [۵۸] بر روی داده‌های دو کلاس دست راست و دست چپ انجام دادیم و سپس بار دیگر همین روند را بر روی داده‌های چهار کلاس و با در نظر گرفتن بازه‌های زمانی مختلف انجام دادیم.

در بخش اول داده‌های مربوط به ۹ نفر مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. و روش CSP کلاسیک روی آن‌ها اعمال شده است. در این شبیه سازی سائز پنجره (m) را تغییر داده و بهترین حالت را ملاک

قرار داده‌ایم. بزرگترین مقدار به‌دست آمده را بصورت پررنگ مشخص کرده‌ایم.

در جدول ۱-۴ روش CSP کلاسیک بر روی داده‌های مربوط به‌دست راست و دست چپ اعمال شده است.

جدول ۱-۴: نتایج فیلتر CSP کلاسیک بر روی داده‌های دو کلاس

اندازه پنجره (m)	فرد مورد مطالعه	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
		۱	۹۵.۶۵	۹۷.۸۳	۹۴.۲۱	۸۵.۵۱	۹۶.۳۸	۹۵.۶۵	۹۶.۳۸
۲	۸۰.۶۰	۸۶.۶۷	۷۹.۸۵	۸۸.۰۶	۹۳.۲۸	۷۹.۱۰	۸۵.۰۷	۶۷.۱۶	
۳	۷۹.۸۵	۷۷.۶۱	۷۵.۳۷	۸۳.۵۸	۸۳.۵۸	۷۰.۹۰	۷۱.۶۴	۷۰.۱۵	
۴	۷۰.۱۸	۷۹.۸۳	۶۴.۹۱	۹۳.۸۶	۸۷.۷۲	۸۰.۷۰	۹۸.۲۵	۹۴.۷۴	
۵	۶۸.۲۵	۸۷.۳۰	۷۸.۵۷	۹۹.۲۱	۷۹.۳۷	۸۶.۵۱	۷۲.۲۲	۷۶.۹۸	
۶	۵۱.۸۹	۵۱.۸۹	۵۱.۸۹	۵۱.۸۹	۵۲.۸۳	۵۲.۸۳	۵۲.۸۳	۵۱.۸۹	
۷	۵۰.۷۶	۵۳.۰۳	۵۳.۰۳	۵۹.۹۱	۶۳.۶۴	۶۹.۷۰	۷۳.۴۸	۹۵.۴۵	
۸	۹۱.۶۷	۷۳.۴۸	۵۳.۷۹	۵۵.۳۰	۶۶.۶۷	۶۵.۱۵	۷۲.۷۳	۶۹.۷۰	
۹	۹۵.۲۸	۹۹.۰۶	۸۰.۱۹	۸۹.۶۲	۹۹.۰۶	۸۵.۸۵	۸۴.۹۱	۹۲.۴۵	
میانگین	۹۰.۱۳								
میانه	۹۵.۴۵								
انحراف معیار	۱۴.۸۴								

در بیشتر مقالات روش CSP بر روی داده‌های دو کلاس پیاده‌سازی شده است. ما در این تحقیق روش CSP را بر روی چهار کلاس تعمیم دادیم. مراحل انجام روش CSP تعمیم یافته در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت.

جدول ۲-۴ نتایج حاصل از این روش را برای بزرگترین مقدار m به‌دست آمده نمایش می‌دهد.

جدول ۴-۲: نتایج فیلتر CSP کلاسیک بر روی داده‌های چهار کلاس

اندازه پنجره (m)	فرد مورد مطالعه	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
		۱	۸۷.۶۹	۸۲.۳۱	۸۰.۷۳	۸۵	۸۵.۳۹	۸۴.۶	۸۴.۲۱
۲	۴۴.۸۶	۶۷.۵۲	۶۱.۱۴	۵۸.۵۴	۵۷.۱۹	۵۷.۹۵	۶۰.۴۴	۶۰.۱۸	
۳	۷۷.۳۵	۹۷.۵۱	۹۴.۳۵	۸۵.۹۴	۸۳.۰۲	۸۶.۹۱	۸۸.۷۴	۸۹.۱۸	
۴	۶۶.۰۲	۶۲.۲۸	۶۷.۸۲	۵۹.۰۲	۶۵.۷۵	۶۱	۵۵.۰۲	۶۳.۷۵	
۵	۵۱.۷۸	۳۹.۹۱	۴۱.۷۱	۴۵.۰۷	۴۶.۰۷	۴۸.۴۶	۴۸.۷۹	۴۵.۲۳	
۶	۵۳.۴۵	۶۵.۸۳	۶۱.۵۱	۶۲.۹۹	۶۶.۹	۷۴.۰۲	۶۷.۴۷	۷۱.۱۲	
۷	۷۲.۵	۶۴.۲۶	۸۱.۷۶	۷۵.۴۶	۷۴.۵۳	۷۲.۱۷	۷۸.۰۲	۷۴.۷۳	
۸	۶۶.۵۶	۶۲.۷۳	۸۰.۱	۸۷.۳۶	۹۰.۲۹	۹۲.۵۸	۸۶.۲۸	۸۶.۲۷	
۹	۶۸.۸۳	۴۶.۲۹	۵۵.۵۸	۵۶.۴	۵۵.۳۱	۸۵.۴۲	۹۰	۸۶.۲۶	
میانگین					۷۸.۹۶				
میانه					۸۱.۷۶				
انحراف معیار					۱۴.۸				

مرحله بعد روش CSP را با استفاده از تابع هزینه شرح داده شده از مرجع [۵۸] پیاده‌سازی کرده‌ایم. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از تابع هزینه می‌تواند نتایج بهتری را در طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG داشته باشد. همچنین روش‌های بهینه‌سازی شده RCSP و TRCSP را روی داده‌ها اعمال کرده‌ایم. همانطور که مشاهده می‌گردد روش TRCSP بهترین نتایج را ارائه داده است.

در این مرحله قطعه‌بندی زمانی را بر روی داده‌های چهار کلاس انجام می‌دهیم و سپس الگوریتم CSP کلاسیک را بر روی آن اعمال می‌نماییم. این روش را OVR-SEG-CSP می‌نامند. که بازه‌های زمانی مختلف را تقسیم بندی کرده و هر بار الگوریتم پیشنهادی را بر روی داده‌ها اعمال کرده و در نهایت نتیجه حاصل از بهترین پنجره (m) در بازه زمانی مناسب را بعنوان مقدار مطلوب در نظر می‌گیریم.

جدول ۳-۴ نتایج حاصل از همه الگوریتم‌ها را مورد نمایش می‌دهد.

جدول ۳-۴ : نتایج الگوریتم‌های استفاده شده در تحقیق

انحراف معیار	میانگین	C9	C8	C7	C6	C5	C4	C3	C2	C1	فرد مورد مطالعه		
۱۴.۸۴	۹۵.۴۵	۹۰.۱۳	(۲) ۹۹.۰۶	(۱) ۹۱.۶۷	(۹) ۹۵.۴۵	(۵.۶.۷) ۵۲.۸۳	(۴) ۹۹.۲۱	(۷) ۹۸.۲۵	(۵.۴) ۸۳.۵۸	(۵) ۹۳.۲۸	(۲) ۹۷.۸۳	دو کلاس (m)	کلاسیک CSP
۱۴.۸۱	۸۱.۷۶	۷۶.۹۶	(۷) ۹۰	(۶) ۹۲.۵۸	(۳) ۸۱.۷۶	(۶) ۷۴.۰۲	(۱) ۵۱.۷۸	(۳) ۶۷.۸۲	(۲) ۹۷.۵۱	(۲) ۶۷.۵۲	(۱) ۸۷.۶۹	چهار کلاس (m)	
۱۶.۷۵	۶۲.۲۶	۶۱.۲۴	(۵.۱.۷) ۷۱.۰۹	(۱.۷) ۷۷.۴۴	(۵.۱) ۶۲.۲۶	(۷.۱) ۴۶.۹۲	(۵.۸.۲) ۴۰	(۸.۱) ۵۲.۷	(۳.۱) ۸۲.۸۳	(۵.۶.۲) ۴۰.۵۲	(۸.۱) ۷۷.۳۷	چهار کلاس (m,T)	
۳.۴۷	۹۸.۲۵	۹۷.۵۲	(۹.۸) ۹۷.۱۷	(۷) ۱۰۰	(۷.۶) ۹۸.۴۸	(۴) ۹۷.۱۷	(۳) ۱۰۰	(۳) ۹۸.۲۵	(۸) ۱۰۰	(۸) ۸۸.۸۱	(۷) ۹۷.۸۳	دو کلاس (m)	تابع هزینه
۱۳.۳۹	۷۰.۴۱	۷۰.۲۴	(۸) ۵۶.۳۸	(۳) ۷۰.۴۱	(۶) ۸۱.۸۸	(۸) ۷۱.۴۵	(۱) ۵۶.۹۳	(۷) ۶۳.۳۳	(۹) ۹۲.۳۷	(۳) ۵۶.۱	(۸) ۸۳.۳۷	چهار کلاس (m)	
۱۸.۳۴	۶۸.۴۹	۶۷.۳۰	(۶.۱.۵) ۷۸.۲	(۲.۳) ۸۵.۱۸	(۸.۱) ۶۸.۴۹	(۳.۲) ۵۱.۶۱	(۸.۲) ۴۴	(۳.۲) ۵۷.۹۷	(۷.۱.۵) ۹۰.۵۵	(۷.۳) ۴۴.۵۷	(۱.۷) ۸۵.۱۱	چهار کلاس (m,T)	
۲.۱۲	۹۸.۶۵	۹۷.۸۳	(۴) ۹۸.۹۵	(۵) ۹۶	(۸) ۹۳.۶۸	(۴) ۹۹.۰۲	(۶) ۹۸.۶۵	(۳) ۹۶.۲۴	(۶) ۱۰۰	(۷) ۹۷.۹۵	(۷) ۱۰۰	دو کلاس (m)	RCSP
۱.۹۲	۸۸.۷۹	۸۸.۰۴	(۱) ۸۹.۰۶	(۲) ۸۶.۳	(۸.۵) ۸۴.۳۱	(۴) ۸۹.۱۲	(۱) ۸۸.۷۹	(۴) ۸۶.۶۲	(۶) ۹۰	(۶) ۸۸.۱۶	(۳) ۹۰	چهار کلاس (m)	
۱.۹۲	۹۹.۶۴	۹۸.۵۹	(۲.۴) ۹۹.۹۴	(۳.۲) ۹۶.۹۶	(۱.۵.۶) ۹۴.۶۲	(۱.۸) ۱۰۰	(۲.۵.۵) ۹۹.۶۴	(۲.۳) ۹۷.۲۰	(۱.۵.۲) ۱۰۰	(۲.۷) ۹۸.۹۳	(۴.۳) ۱۰۰	چهار کلاس (m,T)	
۰.۶۳	۹۸.۹۵	۹۸.۳۲	(۳) ۹۸.۱۴	(۲.۵) ۱۰۰	(۴) ۹۹.۴۶	(۱) ۹۸.۱۴	(۳) ۱۰۰	(۳) ۹۸.۲۵	(۸) ۱۰۰	(۸) ۹۲	(۷) ۹۸.۸۶	دو کلاس (m)	TRCSP
۰.۵۴	۸۹.۴۳	۸۹.۹۷	(۱) ۸۷.۴۵	(۳) ۹۰	(۲) ۸۸.۶۳	(۶) ۸۷.۴۵	(۷) ۹۰	(۵) ۸۸.۴۳	(۷) ۹۰	(۶) ۸۱.۷۳	(۳) ۸۸.۰۵	چهار کلاس (m)	
۱.۰۴	۹۹.۸۳	۹۸.۷۹	(۷.۸) ۹۷.۱۷	(۷) ۱۰۰	(۶.۷) ۹۸.۴۸	(۶.۴) ۹۷.۱۷	(۲) ۱۰۰	(۷) ۹۹.۲۳	(۸) ۱۰۰	(۵) ۹۱.۷۲	(۵) ۹۸.۸۱	چهار کلاس (m,T)	

در جداول نشان داده شده مشخص است که روش استفاده از ضریب تیخونوف بطور میانگین دقت بالاتری را به دست آورده است.

در جداول مقدار m که مربوط به پنجره فیلتر می باشد در پرانتز مشخص شده و بیانگر این موضوع می باشد که برای هر فرد در بازه زمانی خاص و با m بخصوصی بهترین نتیجه به دست آمده است.

فصل پنجم

نتیجه گیری و پیشنهاد کار آتی

۴ فصل پنجم

۱-۵ مقدمه

در ابتدا کارهای انجام شده در این تحقیق بررسی می‌شود و سپس پیشنهادهایی برای کارهای آینده مطرح می‌گردد.

۲-۵ نتیجه‌گیری

این تحقیق با هدف استخراج ویژگی‌های سیگنال‌های EEG مربوط به تصورات حرکتی صورت گرفت. کاربرد این تحقیق در کمک به بیماران با انواع اختلالات عصبی، عضلانی مانند بیماری‌های ALS، آسیب به ساقه مغزو آسیب‌دیدگی نخاع است.

در فصل اول مقدمه‌ای جهت آشنایی بیشتر با موضوع و هدف از انجام این تحقیق و مشکلات موجود در این زمینه بیان شد.

در فصل دوم این تحقیق مروری بر روش‌های مطرح شده برای استخراج ویژگی‌های سیگنال‌های EEG صورت گرفت و یک دسته‌بندی جدید برای این روش‌ها مطرح شد. در این دسته‌بندی بر روی داده‌های به‌دست آمده از ۹ نفر کار شده است. همچنین به منظور مقایسه بین روش‌های مطرح شده یک ارزیابی کلی روی تمامی روش‌ها صورت گرفت.

به منظور بهبود ویژگی‌های به‌دست آمده و ارائه راهکاری جدید برای استخراج ویژگی‌های سیگنال‌های EEG، الگوریتمی بر مبنای روش‌های RCSP و TRCSP و اعمال این الگوریتم بر روی

چهار کلاس و همچنین در بازه‌های زمانی متفاوت پیشنهاد شد.

در این تحقیق ابتدا از روش CSP استفاده شده است. در بیشتر مقالات بر روی داده‌های دو کلاس کار شده است. در اینجا الگوریتم‌ها را تعمیم داده و ویژگی‌های مربوط به داده‌های چهار کلاس استخراج شده است.

همچنین برای کاهش اثر نویز بر روی نتایج به دست آمده از قطعه بندی زمانی استفاده شده است. همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، در الگوریتم‌های قبلی در صورتی که قسمت کوچکی از داده‌ها دچار نویز باشد در واریانس این نویز روی کل داده‌ها اثر گذار خواهد بود و نتایج را از حد دلخواه ما دور می‌سازد ولی با استفاده از قطعه بندی زمانی، چون محاسبات واریانس روی بازه‌های زمانی مختلف تعیین شده صورت می‌گیرد، اگر بخشی از داده‌ها آلوده به نویز باشند فقط محاسبات همان بخش تحت تأثیر قرار می‌گیرند و مابقی بخش‌ها از نویز در امان هستند و این روی نتایج نهایی تأثیر مثبتی دارد.

در این مرحله از کار موفق به ایجاد حذف نویز موجود در سیگنال و استخراج ویژگی‌هایی با کیفیت مطلوب شدیم.

در مرحله بعد الگوریتم CSP را بهینه سازی نموده و از روش‌های RCSP و TRCSP استفاده شده است. این روش‌ها در استخراج هر چه بهتر ویژگی‌های سیگنال EEG به ما کمک می‌کنند.

از مشکلاتی که در این زمینه وجود دارد، ذات سیگنال‌های EEG است که بسیار تصادفی، متغیر با زمان، بسیار غیرخطی، غیر گوسی و غیرهمبسته است.

۳-۵ پیشنهاد برای کارهای آتی

در بخش‌های قبل گفتیم که مغز می‌تواند با دنیای بیرون ارتباط برقرار کند اما هنوز نتوانسته به خیالات جامه عمل بپوشاند. BCI ها هنوز نتوانسته‌اند هواپیما را به پرواز درآوردند و نمی‌توانند در هر زمانی استفاده شوند. BCI های نوابسته می‌توانند در بهترین لحظات با نرخ ۲۵ bit/min کار کنند که این نرخ برای آن‌هایی که هیچگونه اختیاری در کنترل ماهیچه‌ها ندارند خوب است. یک BCI به آن‌ها توانایی می‌دهد که سریعاً به سؤالات ساده پاسخ داده و یا تجهیزات (مثل لامپها، وسایل گرمایی و برودتی، تلویزیون و...) را کنترل نمایند. اما هنوز نگرانی محققان این است که چگونه می‌توان نرخ ارسال اطلاعات را در این سیستم‌ها افزایش داد. پیشرفت BCI هنوز در مراحل اولیه است. هنوز روشن نیست که BCI تا کجا پیش خواهد رفت. تنها چیزی که روشن است این است که پیشرفت این سیستم‌ها وابسته به چند عامل است که عبارتند از: ناهمبستگی BCI از کانال‌های ارتباطی عصبی-عضلانی معمول و وابستگی بر جنبه‌های درونی فعالیت‌های طبیعی مغز، انتخاب روش‌های به‌دست آوردن سیگنال، ویژگی‌های سیگنال، روش‌های استخراج ویژگی، الگوریتم‌های ترجمه (translation)، وسایل خروجی و پروتکل‌های عملکردی.

مراجع :

- [1] Martin Pregenzer , Gert Pfurtscheller. “Frequency Component Selection for an EEG-Based Brain to Computer Interface”. IEEE transactions on rehabilitation engineering, vol. 7, no. 4, eceember 1999.
- [2] M. Pregenzer, DSLVQ. Aachen, Germany: Schaker Verlag, 1998.
- [3] M. Pregenzer, D. Flotzinger, and G. Pfurtscheller, “Distinction sensitive learning vector quantization—A noise insensitive classification method,”in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks ICNN’94, Orlando, FL; Piscataway, NY: IEEE Service Center, 1994, pp. 2890–2894.
- [4] H. Ramoser, J. Müller-Gerking, and G. Pfurtscheller, “Optimal spatial filtering of single-trial EEG during imagined hand movement,” IEEE Trans. Rehab. Eng., vol. 8, pp. 441–446, Dec. 2000.
- [5] “Mapping procedures,” in Digital Biosignal Processing, R. Weitkunat, Ed: Elsevier, 1991, vol. 5, Techniques in Behavioral and Neural Sciences.
- [6] C. Guger, H. Ramoser, and G. Pfurtscheller,” Real-Time EEG Analysis with Subject-Specific Spatial Patterns for a Brain–Computer Interface (BCI)”, IEEE transactions on rehabilitation engineering, vol. 8, no. 4, december 2000.
- [7] Bernhard Obermaier, Christa Neuper, Christoph Guger, Gert Pfurtscheller,” Information Transfer Rate in a Five-Classes Brain–Computer Interface”, IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 9, no. 3, september 2001.
- [8] C. E. Shannon and W. Weaver, Mathematical Theory of Communication. Champaign, IL: Univ. Illinois Press, 1964.
- [9] Steven Lemm, Christin Schäfer, and Gabriel Curio, “BCI Competition 2003—Data Set III: Probabilistic Modeling of Sensorimotor μ Rhythms for Classification of Imaginary Hand Movements”, IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 51, no. 6, june 2004.

- [10] P. A. Devijer and J. Kittler, Pattern Recognition: A Statistical Approach. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1982.
- [11] B. He and T. Musha, "Equivalent dipole localization of spontaneous EEG alpha activity: Two moving dipole approach," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 30, pp. 324–332, 1992.
- [12] Damien Coyle, Girijesh Prasad, Thomas Martin McGinnity, "A Time-Series Prediction Approach for Feature Extraction in a Brain–Computer Interface", IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 13, no. 4, december 2005.
- [13] Nobuyuki Yamawaki, Christopher Wilke, Zhongming Liu, Bin He, Fellow, "An Enhanced Time-Frequency-Spatial Approach for Motor Imagery Classification", IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 14, no. 2, june 2006 .
- [14] Steven Lemm, Benjamin Blankertz, Gabriel Curio, Klaus-Robert Müller, "Spatio-Spectral Filters for Improving the Classification of Single Trial EEG", IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 52, no. 9, september 2005 .
- [15] Guido Dornhege, Benjamin Blankertz, Matthias Krauledat, Florian Losch, Gabriel Curio, Klaus-Robert Müller, "Combined Optimization of Spatial and Temporal Filters for Improving Brain-Computer Interfacing" , IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 53, no. 11, november 2006.
- [16] Lotte Fabien, Lécuyer Anatole, Lamarche Fabrice, Arnaldi Bruno, "Studying the Use of Fuzzy Inference Systems for Motor Imagery Classification", IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 15, no. 2, june 2007.
- [17] Haixian Wang and Wenming Zheng, "Local Temporal Common Spatial Patterns for Robust Single-Trial EEG Classification" , IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 16, no. 2, april 2008 .
- [18] Wei Wu, Xiaorong Gao, Bo Hong, Shangkai Gao, Fellow, "Classifying Single-Trial EEG During Motor Imagery by Iterative Spatio-Spectral Patterns Learning

- (ISSPL)”, IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 55, no. 6, june 2008 .
- [19] Moritz Grosse-Wentrup, Martin Buss, “Multiclass Common Spatial Patterns and Information Theoretic Feature Extraction”, IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 55, no. 8, august 2008.
- [20] Moritz Grosse-Wentrup, Martin Buss, “Multiclass Common Spatial Patterns and Information Theoretic Feature Extraction” , IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 55, no. 8, august 2008 .
- [21] Guido Dornhege, Benjamin Blankertz, Gabriel Curio, Klaus-Robert Müller, “Boosting Bit Rates in Noninvasive EEG Single-Trial Classifications by Feature Combination and Multiclass Paradigms” , IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 51, no. 6, june 2004.
- [22] K. K. Ang, Z. Y. Chin, H. Zhang, and C. Guan, “Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface,” in Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Netw., Jun. 2008, pp. 2390–2397.
- [23] P. T. Kavitha, C. Guan, C. T. Lau, and A. P. Vinod, “An adaptive filter bank for MI based brain-computer interface,” in Proc. 30th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol., Aug. 2008, pp. 1104–1107.
- [24] Kavitha P. Thomas, Cuntai Guan, Chiew Tong Lau, A. P. Vinod, and Kai Keng Ang. “A New Discriminative Common Spatial Pattern Method for Motor Imagery Brain–Computer Interfaces” , IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 56, no. 11, november 2009.
- [25] Xu Lei, Ping Yang, Dezhong Yao. “An Empirical Bayesian Framework for Brain–Computer Interfaces “ . IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 17, no. 6, december 2009 .
- [26] Damien Coyle , “neural network based auto association and time-series prediction for biosignal processing in brain-computer interfaces”, IEEE computational intelligence magazine, 2009 .
- [27] A. Schlogl. BIOSIG toolbox for biosignal processing [Online]. Available: <http://biosig.sourceforge.net/>

- [28] Pawel Herman, Girijesh Prasad, Thomas Martin McGinnity, Damien Coyle, "Comparative Analysis of Spectral Approaches to Feature Extraction for EEG-Based Motor Imagery Classification", *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, vol. 16, no. 4, august 2008.
- [29] Jie Li, Liqing Zhang, "Regularized tensor discriminant analysis for single trial EEG classification in BCI", *Pattern Recognition Letters* 31 (2010) 619–628.
- [30] Harshman, R.A., 1970. *Foundations of the PARAFAC Procedure: Models and Conditions for an "explanatory" Multi-modal Factor Analysis*. s. n.
- [31] Temel Kayikcioglu, Onder Aydemir, "A polynomial fitting and k-NN based approach for improving classification of motor imagery BCI data", *Pattern Recognition Letters* 31 (2010) 1207–1215.
- [32] Wei-Yen Hsu, "EEG-based motor imagery classification using neuro-fuzzy prediction and wavelet fractal features", *Journal of Neuroscience Methods* 189 (2010) 295–302.
- [33] Pudil P, Novovicova J, Kittler J. Floating search methods in feature selection. *Pattern Recognit Lett* 1994;15:1119–25.
- [34] Christa Neuper, Reinhold Scherer, Selina Wriessneger, Gert Pfurtscheller, "Motor imagery and action observation: Modulation of sensorimotor brain rhythms during mental control of a brain–computer interface", *Clinical Neurophysiology* 120 (2009) 239–247.
- [35] Qi Xu, Hui Zhou, Yongji Wang, Jian Huang, "Fuzzy support vector machine for classification of EEG signals using wavelet-based features", *Medical Engineering & Physics* 31 (2009) 858–865.
- [36] Shang-Ming Zhou, John Q. Gan, Francisco Sepulveda, "Classifying mental tasks based on features of higher-order statistics from EEG signals in brain–computer interface", *Information Sciences* 178 (2008) 1629–1640.
- [37] Wu Ting, Yan Guo-zheng, Yang Bang-hua, Sun Hong, "EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface", *Measurement* 41 (2008) 618–625.

- [38] Nuri F. Ince, Ahmed H. Tewfik, Sami Arica, "Extraction subject-specific motor imagery time–frequency patterns for single trial EEG classification", *Computers in Biology and Medicine* 37 (2007) 499 – 508.
- [39] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlogl, F.H. Lopes da Silva, "Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks", *NeuroImage* 31 (2006) 153 – 159.
- [40] McFarland, D.J., McCane, L.M., David, S.V., Wolpaw, J.R., 1997. Spatial filter selection for EEG-based communication. *Electroencephalogram.Clin. Neurophysiol.* 103, 386–394.
- [41] Pregenzer, M., Pfurtscheller, G., Flotzinger, D., 1996. Automated feature selection with a distinction sensitive learning vector quantizer. *Neurocomputing* 11, 19– 29.
- [42] George Townsend , Yi Feng , " Using phase information to reveal the nature of event-related desynchronization", *Biomedical Signal Processing and Control* 3 (2008) 192–202.
- [43] Shiliang Sun , " Extreme energy difference for feature extraction of EEG signals", *Expert Systems with Applications* 37 (2010) 4350–4357.
- [44] Tao Wang, Jie Denga, Bin Hea, "Classifying EEG-based motor imagery tasks by means of time–frequency synthesized spatial patterns", *Clinical Neurophysiology* 115 (2004) 2744–2753.
- [45] Yang Bang-hua , Yan Guo-zheng, Yan Rong-guo, Wu Ting. "Adaptive subject-based feature extraction in brain–computer interfaces using wavelet packet best basis decomposition", *Medical Engineering & Physics* 29 (2007) 48–53.
- [46] Hyekyoung Lee, Andrzej Cichocki , Seungjin Choi , " Kernel nonnegative matrix factorization for spectral EEG feature extraction", *Neuro computing* 72(2009)3182–3190.
- [47] A.Cichocki, H.Lee, Y.-D.Kim, S.Choi, Nonnegative matrix factorization with a divergence , *Pattern Recognition Letters* 29(9)(2008)1433–1440.
- [48] Damien Coyle, T. Martin McGinnity, Girijesh Prasad, "Improving the separability

of multiple EEG features for a BCI by neural-time-series-prediction-preprocessing”, *Biomedical Signal Processing and Control* 5 (2010) 196–204.

- [49] Nuri F. Ince , Fikri Goksu , Ahmed H. Tewfik , Sami Arica, ” Adapting subject specific motor imagery EEG patterns in space–time–frequency for a brain computer interface”, *Biomedical Signal Processing and Control* 4 (2009) 236–246.
- [50] Ou Bai , Peter Lin , Dandan Huang , Ding-Yu Fei , Mary Kay Floeter . ” Towards a user-friendly brain–computer interface: Initial tests in ALS and PLS patients”, *Clinical Neurophysiology* 121 (2010) 1293–1303.
- [51] Valerie Morash , Ou Bai , Stephen Furlani, Peter Lin , Mark Hallett , ” Classifying EEG signals preceding right hand, left hand, tongue, and right foot movements and motor imageries”, *Clinical Neurophysiology* 119 (2008) 2570–2578.
- [52] Clemens Brunner , Muhammad Naeem, Robert Leeb, Bernhard Graimann, Gert Pfurtscheller, ”Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis”, *Pattern Recognition Letters* 28 (2007) 957–964.
- [53] Hiroshi Higashi , ”Simultaneous Design of FIR Filter Banks and Spatial for EEG Signal Classification”, *Journal of LaTeX Class Files*, 6, NO.1, JANUARY (2007).
- [54] Sijuan Huang , Xiaoming Wu, ”Feature Extraction and Classification of EEG for Imagery Movement Based on Mu/Beta Rhythms”, 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics , 978-1-4244-6498 , IEEE(2010).
- [55] Hongyu Sun , Yang Xiang , Yaoru Sun , Huaping Zhu , Jinhua Zeng , ”Online EEG Classification Based on CSP and SVM”, 3rd International Congress on Image and Signal Processing, 978-1-4244-6516 , IEEE(2010).
- [56] Fabien Lotte , Cuntia Guan , ”Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs : Theory and Algorithms”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* , X , NO. Y , (2010).
- [57] Swati Vaid , Preeti Singh , Chamandeep Kaur , ”EEG Signal Analysis for BCI Interface : A Review”, fifth International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies , 2327-0659 , IEEE(2015).

Abstract

Several diseases can cause damage to the neuromuscular system, through which the brain is able to communicate and control the external environment. Recent advances in hardware and signal processing, using EEG signals is possible to the communication between human and computer. brain-computer interface (BCI), is a communication system to transmit messages from one person to the external world is through the normal exit routes brain, the peripheral nerves and muscles would be taken.

One of the most popular feature extraction algorithms for brain-computer interface (BCI) based on electroencephalogram (EEG), is using a common spatial pattern (CSP). Despite the popularity, efficiency and widespread use of CSP for BCI design, CSP is also known to be highly sensitive to noise and to severely overfit with small training sets.

Hence, regular and improved methods of common spatial pattern as a way to extract the desired feature is more accurate.

The methods presented in this study we have as an extension that Applicable on data from four classes and two classes of limitations that exist in many articles wiped out.

Another algorithm is presented in this paper is divided into given time. For this purpose, data is divided into intervals and then filtered on any time frame imposed CSP and its features are extracted. In this case, the effect of noise is much less

We used dataset 2a of BCI competition IV for evaluate our method. This data set consists 22 channel of EEG signals from 9 subjects were recorded and sampled with 250 Hz.

Finally we compare 4 RCSP algorithms to data sets of BCI competition. The results shows that Tikhonov regularized common spatial pattern (TRCSP) has better performance than the other methods.

Keywords-component:

Brain Computer Interface, Common spatial Pattern, Regularized Common Spatial Pattern, Tikhonov.



دانشگاه صنعتی شاهرود

shahrood university of technology

Faculty of Kharazmi pardis

MSC thesis in Science in Electrical Engineering

EEG Signal Classification In BCI Systems Using Optimized CSP

BY: Maryam Farivar

Supervisor:

Dr Alireza Ahmadifard

September 2016