





دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد

ارائه روشی برای طبقه‌بندی سیگنال‌های MEG برای بازیابی حافظه

نگارنده: حامد خلجی

اساتید راهنما

دکتر علی اکبر پویان

دکتر سعیده فردوسی

استاد مشاور

دکتر حمید حسن‌پور

بهمن ۱۳۹۵

ماحصل آموخته‌هایم را تقدیم می‌کنم به آنان که مرا آسانی‌شان آرام بخش آلام زینبی‌ام است

به استوارترین تکیه‌گاهم، دستان پر مهر پدرم

به سبزترین نگاه زندگیم، چشمان سبز مادرم

که هرچه آموختم در مکتب عشق آنان آموختم و هرچه بگو شتم قطره‌ای از دریای بی‌کران مهربانیشان را پاس توانم بگویم .

امروز، مستی‌ام به امید آنان است و فردا کلید باغ بهشتم رضای آنها

سپاس خدای را که سخوران، در ستودن او بماند و شامندگان، شمردن نعمت های او ندانند و کوشندگان، حق او را گزارش ندهند. و سلام و درود بر محمد و خاندان پاک او، طاهران معصوم، هم آنان که وجودمان و مدار وجودشان است؛ و نفرین پیوسته بر دشمنان ایشان تا روز رستاخیز...

بدون شک جایگاه و منزلت معلم، اجل از آن است که در مقام قدردانی از زحمات بی شائبه ی او، بازبان قاصود دست ناتوان، چیزی بنگاریم. اما از آنجایی که تجلیل از معلم، سپاس از انسانی است که هدف و غایت آفرینش را تامین می کند؛ بر حسب وظیفه و از باب "من لم یشکر المنعم من المخلوقین لم یشکر الله عز و جل"، از پدر و مادر عزیزم، این دو معلم بزرگوارم، که همواره بر کوتاهی و دشتی من، قلم عفو کشیده و کریمانه از کنار غفلت هایم گذشته اند و در تمام عرصه های زندگی یار و یاور بی چشم داشت برای من بوده اند. همچنین از استاد با کمالات و شایسته؛ جناب آقای دکتر علی اکبر پویان که در کمال سه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از پیچ کلمی در این عرصه بر من دریغ نمودند و زحمات راهنمایی این رساله را بر عهده گرفتند. جادار و از استاد صبورم، سرکار خانم دکتر سعیده فردوسی، که زحمات راهنمایی و مشاوره این رساله را متقبل شدند. در نهایت از استاد فرزانه و دلسوز؛ جناب آقای دکتر حمید حسن پور که زحمات مشاوره این پایان نامه را متقبل شدند؛ کمال تشکر و قدردانی را دارم.

باشد که این خردترین، بخشی از زحمات آنان را سپاس گوید.

تعهد نامه

اینجانب **حامد خلجی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته هوش مصنوعی دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود، نویسنده پایان نامه ارائه روشی برای طبقه بندی سیگنال های MEG برای بازیابی حافظه ، تحت راهنمایی آقای دکتر علی اکبر پویان متعهد می شوم.

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

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

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

چکیده:

مغز انسان توانایی قابل توجهی در حفظ کردن اطلاعات برای یک مدت طولانی را دارا می باشد. تاکنون آزمایش های مختلفی در زمینه یادآوری حافظه بلندمدت روی انسان، انجام گرفته است. این امر می تواند مربوط به یادآوری یک خاطره پس از دیدن یک منظره باشد و یا یادآوری یک شیء خاص پس از دیدن یک شیء دیگری که در ذهن، بهم وابسته تلقی می شوند. آنچه که مورد نظر این پژوهش است، رمزگشایی حافظه ی درازمدت با استفاده از ثبت سیگنال های مغزی است که یکی از مهمترین این روش ها، MEG می باشد. از همین رو مسابقاتی در سال ۲۰۱۲ به منظور بازیابی حافظه انسان انجام شد. روش پیشنهادی در این پایان نامه بر روی پایگاه داده همین مسابقه پیاده سازی شده است.

روش پیشنهادی در این پایان نامه شامل ۵ گام اصلی است. این گام ها عبارتند از: ۱) استخراج ویژگی های نرمال از روی سیگنال ها در حوزه زمان؛ ۲) کاهش ویژگی ها با کمک PCA؛ ۳) انتخاب ویژگی های برتر به کمک الگوریتم ژنتیک؛ ۴) آموزش طبقه بند SVM با ویژگی های برتر پس از نگاشت به فضای دیگر به کمک LDA؛ ۵) طبقه بندی داده های آزمایشی. روش پیشنهادی بر روی داده های دو سوژه از مسابقات BIOMAG2012 پیاده سازی شد. نتایج آزمایش های ما نشان می دهد روش پیشنهادی از روش های ارائه شده در سال ۲۰۱۲ بهتر است. مسابقات بعدی در سال ۲۰۱۶ برگزار شد که هنوز نتایج آن منتشر نشده است.

کلمات کلیدی: بازیابی حافظه، طبقه بندی، استخراج ویژگی، کاهش ویژگی

¹ Principle Component Analysis

² Support Vector Machine

³ Linear Discriminant Analysis

فهرست

فصل اول: مقدمه.....	۱
۱-۱- تعریف.....	۲
۱-۲- اهداف پروژه.....	۳
۱-۳- ساختار پایان نامه.....	۵
فصل دوم: حافظه و سیگنال‌های مغزی.....	۷
۲-۱- مقدمه.....	۸
۲-۲- مغز آدمی.....	۸
۲-۲-۱- رویکردهای فیلسوفان در مورد مغز و ذهن انسان.....	۱۰
۲-۲-۲- رویکردهای علمی در مورد ذهن و مغز.....	۱۱
۲-۳- شرحی بر حافظه.....	۱۳
۲-۳-۱- حافظه‌ی انسان.....	۱۳
۲-۳-۲- رده‌بندی حافظه.....	۱۵
۲-۴- علوم اعصاب.....	۲۵
۲-۴-۱- علوم عصبی شناختی کنونی.....	۲۸
۲-۵- سیستم BCI.....	۳۶
۲-۵-۱- محدودیت‌های BCI.....	۳۷
۲-۶- سیگنال‌های مغزی و حافظه‌ی درازمدت.....	۳۸
۲-۶-۱- تحقیقات انجام‌شده.....	۳۹

۴۲.....	۲-۷- جمع‌بندی
۴۵.....	فصل سوم: روش پیشنهادی برای کاوش حافظه انسان
۴۶.....	۳-۱- روش پیشنهادی
۴۶.....	۳-۲- گام اول: استخراج ویژگی‌های نرمال از روی داده‌های زمانی
۴۷.....	۳-۲-۱- ویژگی‌های آماری
۵۰.....	۳-۲-۲- ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی
۵۱.....	۳-۲-۳- ویژگی‌های وابسته به انرژی سیگنال در باندهای فرکانسی ویژه
۵۲.....	۳-۲-۴- ویژگی‌های فرکانسی مربوط به تبدیل‌های فرکانسی
۵۳.....	۳-۳- گام دوم: کاهش ویژگی‌های استخراج شده به کمک PCA
۵۳.....	۳-۴- گام سوم: انتخاب ویژگی‌های برتر به کمک الگوریتم ژنتیک
۵۶.....	۳-۴-۱- LDA
۵۹.....	۳-۴-۲- SVM
۶۱.....	۳-۵- گام چهارم: طبقه‌بندی ویژگی‌های برتر به کمک SVM
۶۲.....	۳-۶- گام پنجم: طبقه‌بندی داده‌های آزمایشی
۶۳.....	فصل چهارم: پیاده‌سازی روش پیشنهادی
۶۴.....	۴-۱- مقدمه
۶۴.....	۴-۲- مجموعه داده‌ی به‌کاررفته
۶۶.....	۴-۲-۱- افراد مورد آزمایش
۶۷.....	۴-۲-۲- رکوردهای MEG

۴-۲-۳- طراحی آزمایش ۶۷

۴-۲-۴- پیش پردازش ۷۰

۴-۳- نتایج آزمایش ۷۲

فصل پنجم: نتیجه گیری ۷۵

مراجع ۷۷

فهرست اشکال

- شکل (۲-۱): نواحی عملیاتی مغز [۳]..... ۹
- شکل (۲-۲): ایده فرنولوژی، تفاوت‌های فردی در شناخت می‌توانند به تفاوت‌ها در شکل مجسمه مربوط شوند. ۱۲
- شکل (۲-۳): سیستم چندگانه حافظه و مشارکت آن‌ها با ساختارهای مغز. به طوری که ارتباط هر سیستم با نواحی مجزای مغز مشخص شده است. اصلاح شده توسط SQUIRE و KNOWLTON [۱۱]..... ۱۷
- شکل (۲-۴): بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته مانند تصویربرداری مغزی و ثبت علائم مغزی به منظور کسب اطلاعات درباره کارکردهای شناختی مغز. الف: داوطلبی که کلاه EEG بر سر دارد. ب: داوطلبی که سطح فوقانی مغز به وسیله دستگاه تحریک می‌شود. ج: داوطلبی که مراحل تصویربرداری به وسیله PET را می‌گذراند. د: داوطلبی که از مغز به وسیله FMRI تصویربرداری می‌شود. ه: داوطلبی که برای ثبت امواج مغناطیسی مغز در پویشگر MEG نشسته است [۱۷]..... ۲۷
- شکل (۲-۵): محدوده‌ی دامنه و فرکانس برخی از سیگنال‌های حیاتی [۵]..... ۳۰
- شکل (۲-۶): موقعیت استاندارد الکترودهای EEG [۱۹]..... ۳۱
- شکل (۲-۷): باند دلتا [۲۱]..... ۳۴
- شکل (۲-۸): امواج تتا [۲۱]..... ۳۴
- شکل (۲-۹): ریتم آلفا و بتا [۲۱]..... ۳۶
- شکل (۲-۱۰): اجزاء مختلف سیستم BCI [۲۴]..... ۳۷
- شکل (۳-۱): فلوچارت روش پیشنهادی..... ۴۶
- شکل (۳-۲): مراحل کلی الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های برتر..... ۵۵
- شکل (۳-۳): تابع برازش الگوریتم ژنتیک..... ۵۶
- شکل (۳-۴): انتخاب یک خط برای دو بعد [۴۹]..... ۵۷

شکل (۳-۵): ابرسطح با حداکثر مرز جداکننده به همراه مرزهای جداکننده برای طبقه‌بندی نمونه داده‌های مربوط به دو طبقه متفاوت. نمونه‌های قرار گرفته بر روی مرزها، بردارهای پشتیبان نام دارند. ۵۹.....

شکل (۳-۶): نحوه ساخت ابرسطح جداکننده بین دو طبقه داده در فضای دو بعدی [۵۱]. ۶۰.....

شکل (۴-۱): طراحی آزمایش عمل یادآوری زوج وابسته که در سیستم MEG اجرا شد. یک راهنمایی برای شی موردنظر به مدت کوتاهی نمایش داده شد. که به دنبال آن ۲ ثانیه تاخیر داشتیم. بعد از تاخیر، یک پروب نمایش داده شد. این کار در زمانی انجام شد که فرد باید به سرعت مشخص می‌کرد که آیا این پروب با پنجره زوج مرتبط متناظر است یا نه. مدت زمان نمایش محرک کوتاه در نظر گرفته شد تا یادآوری زوج وابسته در طول مدت زمان تاخیر ارتقا یابد. ۶۸.....

شکل (۴-۲): نسل‌های تولید شده برای سوژه هشتم ۷۳.....

فهرست جداول

- جدول (۱-۲) : نواحی کورتکس و عملکرد آن‌ها [۳]..... ۹
- جدول (۲-۲) : انواع سیگنال‌های مغزی و مشخصات آن‌ها [۵]..... ۲۹
- جدول (۱-۳) : تقسیم‌بندی باندهای فرکانسی برای سیگنال‌های مغزی ۵۲
- جدول (۱-۴) : پارامترهای الگوریتم ژنتیک..... ۷۲
- جدول (۲-۴) : مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های پیشین..... ۷۳

فصل اول: مقدمه

۱-۱- تعریف

مغز انسان توانایی قابل توجهی در حفظ کردن اطلاعات، برای یک مدت طولانی را داراست. به طور کلی پذیرفته شده است که این اطلاعات که در مغز به صورت خاصی رمز شده اند، حافظه‌ی درازمدت^۱ را شکل می‌دهند. به هر حال استفاده از فرآیندهای نوروفیزیولوژیکی دقیق زمانی و مکانی، در بررسی حافظه‌ی درازمدت، بسیار کاراست. یک رویکرد در جهت بررسی آزمایش این فرآیندها، تمرکز بر روی یادگیری وابسته و پیوسته می‌باشد [۱].

با ثبت سیگنال‌های مغزی و پردازش آن‌ها توسط الگوریتم‌های کارا به بررسی حافظه‌ی فرد می‌پردازیم. بعد از ثبت داده از مغز و اجرای پیش‌پردازش‌ها برای حذف برخی از تداخلات، ویژگی‌های مناسبی از داده استخراج و به کمک ویژگی‌های موجود و بر اساس روش‌های مختلف، ماشین تعلیم داده می‌شود. از این پس ماشین آماده خواهد بود تا با استخراج ویژگی‌های مشابه از داده‌های جدید، تشخیص دهد که این داده به کدامیک از کلاس‌ها تعلق دارد.

برای ثبت داده‌های مغزی، روش‌های مختلفی وجود دارد که از آن جمله می‌توان به EEG^۲ و MEG^۳ اشاره کرد. در EEG به کمک الکترودهای سطحی سیگنالی از جنس پتانسیل الکتریکی ثبت می‌شود. ولی در MEG، حسگرهای مگنتومیتتر سیگنال‌هایی از جنس میدان مغناطیسی را ثبت می‌کنند. هر دوی این روش‌ها غیرتهاجمی هستند. از روش‌های تهاجمی می‌توان به ECoG^۴ اشاره کرد، که بیشتر در جراحی‌های مغزی برای ثبت سیگنال استفاده می‌شود. تحقیقات نشان می‌دهند که MEG قادر است سیگنالی نسبتاً به واقعیت نزدیک‌تر را به دست دهد. MEG حاوی مؤلفه‌هایی از فعالیت مغزی است که EEG آن‌را به صورت تضعیف شده نشان می‌دهد [۱]. در این جا قسمت بزرگی از کار به پردازش سیگنال-های مغزی بر می‌گردد که در بسیاری از موارد می‌توان آن‌را به سه بخش (۱) استخراج ویژگی، (۲) کاهش

^۱ Long Term Memory (LTM)

^۲ Electroencephalogram

^۳ Magnetoencephalogram

^۴ Electrocardiogram

ویژگی و ۳) جداسازی و طبقه‌بندی سیگنال‌ها بر اساس ویژگی‌های مؤثر انتخاب‌شده دسته‌بندی کرد. برای پیدا کردن ویژگی‌های مؤثر بیشتر به این صورت رفتار می‌شود که ویژگی‌هایی که به آن‌ها احتمال کمک در طبقه‌بندی سیگنال‌ها داده می‌شود (مانند ویژگی‌هایی وابسته به کانال دریافت سیگنال MEG، انرژی باندهای مختلف فرکانسی، مشخصات حوزه زمانی و...)، را از سیگنال مغزی استخراج و سپس به کمک روش‌های متفاوت کاهش ویژگی (که گاهی به روش طبقه‌بندی که بکار می‌رود وابسته است)، مؤثرترین‌ها انتخاب می‌شوند. روش‌های متفاوت جداسازی و طبقه‌بندی نیز به طور کلی می‌توانند بر اساس بیز، KNN، SVM و... باشند. بنابراین در این جا ما با این دیدگاه به موضوع می‌نگریم که چه نوع ویژگی‌هایی و چه نوع طبقه‌بندی‌کننده‌ی برای هدف ما مناسب است.

در این بین سعی شده‌است تا با تحقیق و مطالعه‌ی داده‌های MEG ارائه‌شده در مسابقات BIOMAG سال ۲۰۱۲ [۲]، که هدف آن، بررسی حافظه‌ی درازمدت با استفاده از عمل فراخوانی زوج وابسته (تصاویر پنجره‌ای با دو رنگ و جهت متفاوت، همراه با تصاویر نشان داده شده) می‌باشد، به این امر پرداخته شود. که به وسیله‌ی آموزش و تست یک الگوریتم طبقه‌بند روی بخش‌هایی از داده‌ی MEG در خلال فراخوانی متوالی، تلاش می‌شود تا جهت پنجره فراخوانی شده با موضوع آزمایش را پیش‌بینی کند.

۱-۲- اهداف پروژه

تاکنون آزمایش‌های مختلفی در زمینه یادآوری حافظه بلندمدت روی انسان، انجام گرفته است. این امر می‌تواند مربوط به یادآوری یک خاطره پس از دیدن یک منظره باشد و یا یادآوری یک شیء خاص پس از دیدن یک شیء دیگری که در ذهن، بهم وابسته تلقی می‌شوند. یکی از آزمایش‌هایی که اخیراً در این زمینه انجام گرفته و همزمان با آن سیگنال‌های MEG هم ثبت شده‌است مرتبط به آزمایشی است که در آن به هر یک از ۴۸ تصویر مربوط به ۴۸ شیء معمولی (به نام Cue) مورد استفاده روزانه، یکی از ۴

تصویر خاص مرتبط شده است (به نام پروب). این ۴ پروب عبارتند از یک تصویر با زمینه سفید و خطوط مورب مایل به راست یا مایل به چپ و با یکی از دو رنگ سبز یا قرمز. در طی مرحله آموزش، وابستگی بین هر Cue و هر پروب را در حافظه بلندمدت فرد تثبیت می کنند و سپس در روز آزمایش، با نشان دادن متوالی و تصادفی تصاویر Cue، از فرد در مورد پروب متناظر سوال می شود و در صورت پاسخ درست داده های مربوط به بازه ای که شخص در حال یادآوری و پاسخ دادن است، ثبت می شود. پردازش داده های ثبت شده و حل دو مسئله طبقه بندی (متعلق به کلاس مربوط به جهت مایل به راست یا چپ و نیز متعلق به کلاس مربوط به رنگ قرمز یا سبز) عملاً می تواند رمزگشایی حافظه ای درازمدت تلقی شود، که هرچه درصد صحت طبقه بندی بیشتر باشد به معنای تایید حافظه ای درازمدت بین تصاویر Cue و پروب و امکان رمزگشایی آن با پردازش سیگنال های مغزی خواهد بود. بنابراین رمز گشایی حافظه درازمدت تبدیل به یک مسئله طبقه بندی سیگنال های MEG می شود.

این داده ها موضوع یک مسابقه بوده است و بهترین درصد بدست آمده حدود ۶۰٪ است. هدف این پروژه تلاش در جهت بهبود این نتایج با استفاده از ابزارهای مختلف مورد استفاده در قسمت های مختلف این مسئله طبقه بندی است. با افزایش تعداد ویژگی ها، پیچیدگی مسئله بیشتر شده و مسئله کلاسیک طبقه بندی نیازمند بررسی های بیشتر خواهد بود. در این پروژه سعی می شود ضمن پردازش های مورد نیاز بر روی داده های MEG در دست و استخراج ویژگی های مناسب اعم از ویژگی های آماری، فرکانسی و زمان- فرکانسی و...، به کمک داده های آموزش، چند طبقه بندی کننده آموزش داده شوند. در نهایت برنامه طبقه بندی کننده به داده های آزمون اعمال می شود. این برنامه باید قابلیت آن را داشته باشد که مشخص کند هر کدام از آزمایش های داده ای آزمون به کدام کلاس تعلق دارد.

۱-۳- ساختار پایان نامه

در فصل دوم، ابتدا راجع به مغز آدمی و سیستم عصبی انسان و نیز ارتباط آن با حافظه و انواع آن، مطالبی ارائه می‌شود. در این بخش کارهای انجام‌شده در این زمینه مورد بررسی قرار گرفته و توضیحات مفصل در مورد سیگنال‌های مغزی و نحوه‌ی ثبت آن‌ها و نیز ماهیت سیگنال‌های الکتریکی و مغناطیسی، ارائه می‌گردد.

در فصل سوم، روش پیشنهادی توضیح داده شده است. در فصل چهارم، روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده مسابقات BIOMAG سال ۲۰۱۲ پیاده سازی شده است. فصل نیز به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

فصل دوم: حافظه و سیگنال‌های مغزی

۲-۱- مقدمه

پژوهشگران با بهره‌مندی از فناوری‌های پیشرفته، مانند تصویربرداری مغزی و دریافت سیگنال‌های مغزی و پردازش آن‌ها در رایانه به این نتیجه دست یافته‌اند که اطلاعاتی که به مدت طولانی در حافظه‌ی انسان حفظ شده‌اند، به صورت خاصی در مغز رمز شده‌اند و یک حافظه‌ی درازمدت را شکل داده‌اند. اطلاعات مربوط به کارکردهای مغز طی دو دهه اخیر چند برابر شده‌است. یافته‌های پژوهشگران، موجی از بینش‌های جدید در مورد حافظه، توجه و هشیاری، تفکر، هیجان، انگیزش و یادگیری را به ارمغان آورده، به طوری که برنامه‌ریزی در مورد مسائل انسانی و موضوعات اجتماعی را آشکارا تحت تأثیر قرار داده‌است. علوم اعصاب بر حوزه‌هایی چون روان‌شناسی تأثیری بسزا داشته و زمینه‌ی توسعه‌ی رشته‌هایی مانند علوم اعصاب شناختی، روان‌شناسی شناختی تحولی، شناخت اجتماعی و علوم اعصاب اجتماعی را فراهم ساخته‌است. در این بین، کاربرد علوم اعصاب در حیطه‌ی علوم تربیتی، گسترده‌تر از سایر زمینه‌ها نمود یافته‌است [۱].

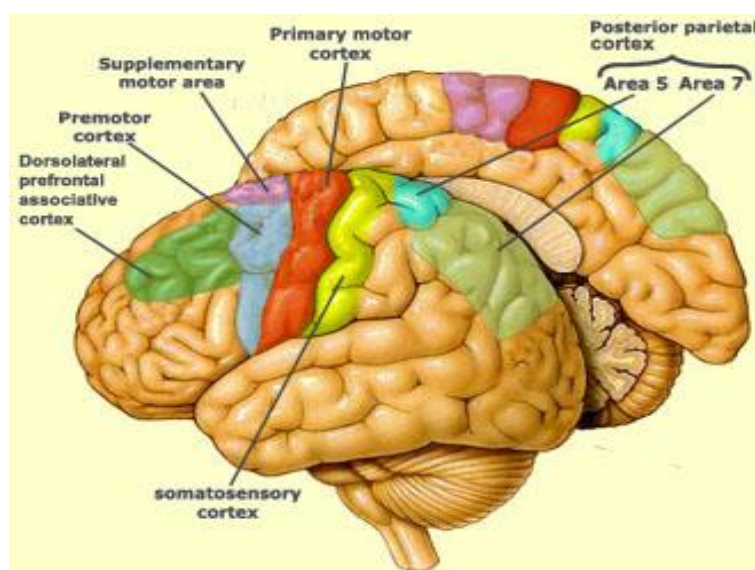
در ادامه ابتدا نگاهی به ساختار مغز، بررسی جامعی از مفهوم حافظه و رده‌بندی عنوان شده برای آن خواهیم داشت و سپس به بررسی علوم اعصاب و حافظه درازمدت و ارتباط آن با پردازش سیگنال‌های مغزی می‌پردازیم.

۲-۲- مغز آدمی

وزن متوسط مغز آدمی حدود ۱۴۰۰ گرم است. مغز آدمی می‌تواند به ۴ ساختار تقسیم شود: کورتکس مغزی، مخچه، ساقه مغز، هیپوتالاموس و تالموس. مرتبط‌ترین آن‌ها با پردازش سیگنال‌های مغزی، کورتکس مغزی است. کورتکس مغزی می‌تواند به دو نیم‌کره تقسیم شود. نیم‌کره‌ها از طریق جسم پینه‌ای به هم متصل‌اند. هر نیم‌کره می‌تواند به چهار لوب تقسیم شود. آن‌ها لوب‌های قدامی، آهیانه،

¹ Corpus Callosum

پس سری و گیج گاهی نامیده می‌شوند. کورتکس مغزی، مسئول اعمال مرتب بسیاری مانند حل مسأله، ادراک زبان و پردازش اطلاعات بصری پیچیده می‌باشد. کورتکس مغزی می‌تواند به نواحی مختلفی تقسیم شود که مسئول اعمال متفاوتی می‌باشند. این نواحی را می‌توان در شکل (۲-۱) دید. اعمال در جدول (۲-۱) توضیح داده شده‌اند. وظایف ذهنی بگونه‌ای انتخاب می‌شوند که قسمت‌های متفاوتی از مغز را تحریک کنند [۳].



شکل (۲-۱): نواحی عملیاتی مغز [۳]

جدول (۲-۱): نواحی کورتکس و عملکرد آنها [۳]

عملکرد	ناحیه قشری
پردازش پیچیده اطلاعات شنوایی	ناحیه وابسته به شنوایی
تشخیص کیفیت صدا (بلندی، تن)	کورتکس سامعه
تولید صحبت و گفتار	مرکز صحبت (ناحیه گل کلمی)
حل مساله، احساسات، تفکرات پیچیده	کورتکس پیشانی
هماهنگی حرکت‌های پیچیده	کورتکس وابسته به حرکت
شروع حرکت ارادی	کورتکس حرکت اولیه
دریافت اطلاعات لامسه‌ای از بدن	کورتکس حس بدنی اولیه

¹ Occipital

پردازش اطلاعات حواس	ناحیه وابسته به حس
پردازش پیچیده اطلاعات بصری	ناحیه بصری
ادراک زبان	ناحیه ورنیک ^۱

۲-۲-۱- رویکردهای فیلسوفان در مورد مغز و ذهن انسان

فلاسفه نیز هم‌چون دانشمندان، مدت‌های مدیدی به این‌که مغز چگونه دنیای ذهنی ما را به وجود می‌آورد علاقه‌مند بوده‌اند. چگونه است که یک ماده فیزیکی می‌تواند عواطف، احساسات و افکار ما را به وجود بیاورد؟ این مسئله با عنوان مسئله‌ی ذهن-بدن شناخته می‌شود. اگرچه باید به آن مسئله ذهن-مغز گفت اما به دلیل آن‌که امروزه همگان بر سر این مسئله به توافق رسیده‌اند که مغز بخش کلیدی بدن برای شناخت است، به آن مسئله‌ی ذهن-بدن گفته می‌گویند. یک دیدگاه آن است که مغز و ذهن، اگرچه با هم در تعاملند، از دو ماده مختلف ساخته شده‌اند. به این دیدگاه ثنویت (دوتایی) می‌گویند و ^۳ رنه دکارت (۱۶۵۰-۱۵۶۹) نیز مشهورترین شخصی است که با این دیدگاه موافق بود. دکارت عقیده داشت که ذهن، غیرفیزیکی و غیرفانی است، درحالی‌که بدن فیزیکی و فانی است. او این نظریه را مطرح کرد که این دو در غده‌ی صنوبری، که در مرکز مغز قرار دارد و اکنون به عنوان قسمتی از سیستم غدد درون‌ریز شناخته می‌شود، با هم در تعاملند. طبق گفته دکارت، تحریک ارگان‌های حسی باعث ایجاد ارتعاش در غده‌ی صنوبری مغز می‌شود و این ارتعاش یک حس آگاهی غیرفیزیکی ایجاد می‌کند. حتی در زمان دکارت هم نقدهایی بر دیدگاه او وجود داشت. اسپینوزا (۱۶۳۲-۱۶۷۷) ابراز کرد که مغز و ذهن سطح‌های مختلف توضیح یک چیز واحد هستند نه دو چیز مختلف. به این دیدگاه تئوری وجه

^۱ Wernick

^۲ Mind-body problem

^۳ Dualism

^۴ René Descartes

^۵ Pineal Gland

^۶ Endocrine

^۷ Spinoza

دوگانه گفته شد و هنوز هم بین^۱ محققین امروزی (مانند ولمانز در سال ۲۰۰۰) محبوبیت خود را حفظ کرده است. روش دیگری که جایگزین دیدگاه ذهن-بدن شده و توسط بسیاری از متفکران مدرن اثبات و تایید شده است، روش کاهش گری است. این دیدگاه بیان می کند که اگرچه مفاهیم شناختی مبتنی بر ذهن مانند احساسات، خاطرات و توجه، امروزه برای تحقیقات علمی مفیدند ولی در نهایت با سازه های کاملاً بیولوژیکی مانند الگوهای سوختن نورونی و آزادسازی نوروترنسمیترها جایگزین می شوند. در نهایت هرچه بیشتر در مورد مغز یاد می گیریم، روان شناسی نیز به زیست شناسی تقلیل می یابد [۴].

۲-۲-۲- رویکردهای علمی در مورد ذهن و مغز

با وجود این که برخی بینش های مهم در زمان های خیلی دور به دست آمدند، درک ما از مغز از نظر تاریخی دیر و به طور عمده در قرن ۱۹ به وقوع پیوست. ارسطو (۳۸۴-۳۲۲ قبل از میلاد) اشاره کرد که نسبت سایز مغز به سایز بدن در گونه های پیشرفته متفکر مانند انسان، بیشترین مقدار را دارد. متأسفانه او به غلط ادعا کرد که شناخت، بیش تر محصول قلب است تا عقل. گال^۴ و اسپرهایم^۵ ایده ی فرنولوژی^۶ را مطرح کردند (شکل (۲-۲)). فرنولوژی یک ایده ی ناموفق بود مبنی بر این که تفاوت های فردی در شناخت می توانند به تفاوت ها در شکل جمجمه مربوط شوند [۴].

¹ Dual aspect

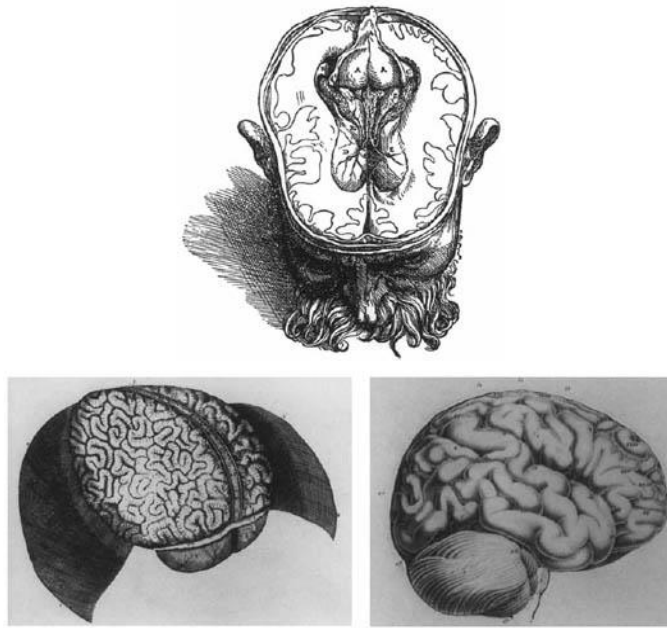
² Velmans

³ Reductionism

⁴ Gall

⁵ Spurzheim

⁶ Phrenology



شکل (۲-۲): ایده فرنولوژی، تفاوت‌های فردی در شناخت می‌توانند به تفاوت‌ها در شکل جمجمه مربوط شوند.[۴].

فرنولوژی دو فرضیه کلیدی داشت: اول آن که قسمت‌های مختلف مغز کارهای مختلفی انجام می‌دهند که به رفتارهای مختلف مرتبط است. دوم این که اندازه این قسمت‌ها، ناهموازی‌های جمجمه را به وجود می‌آورد و با تفاوت‌های فردی در شناخت و شخصیت افراد رابطه دارد.

خصوصی سازی عملکردی^۱ نیز تئوری دیگری است مبنی بر آن که قسمت‌های مختلف مغز برای کارهای خاصی انتخاب شده‌اند. این ایده راه را برای پیشرفت‌های آتی در قرن ۱۹ که شاخص‌ترین آن‌ها نیز گزارش بروکا^۲ (۱۸۶۱) از دو بیمار با آسیب مغزی بود، فراهم کرد.

بروکا دو موردی را بررسی کرد که در آن‌ها آسیب مغزی ایجاد شده توانایی سخن گفتن شخص را از بین برده بود اما بقیه قسمت‌های شناخت به دقت کار می‌کردند. او نتیجه گرفت که زبان می‌تواند در قسمت خاصی از مغز قرار گرفته باشد. در مطالعات بعدی، لکسیم و ورنیک^۳ بیان کردند که زبان به خودی خود یک موجودیت مفرد نیست اما می‌تواند به درک سخن، تولید سخن و دانش ادراکی تقسیم شود.

^۱ Functional Specialization

^۲ Broca

^۳ Lichtheim and wernicke

۲-۳- شرحی بر حافظه

درک ما از پردازش‌های حافظه در مغز همچنان محدود است. اما علم روان‌شناسی اعصاب، قویاً اشاره می‌کند که ما چندین سیستم حافظه مختلف داریم. ما می‌توانیم حافظه‌ها را بر حسب طول مدت آن‌ها به حافظه‌هایی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت تقسیم‌بندی کنیم. ساختارهای مغزی که محل قرارگیری این حافظه‌ها هستند، به ترتیب عبارتند از کورتکس واقع در جلوی استخوان پیشانی، هیپوکامپوس و نئوکورتکس. آسیب دیدن هیپوکامپوس مشکلات سختی را برای ایجاد حافظه‌های مقطعی سبب می‌شود؛ به عنوان مثال می‌توان به "فراموشی منحنی" اشاره کرد [۵-۷].

نظریه‌ای که چگونگی تشکیل حافظه‌ها را بیان می‌کند، اعلام می‌کند که وقایع مهم در هیپوکامپوس که قادر به یادگیری سریع (از وقایع منفرد) است، ذخیره می‌شوند و به همان نسبت سریع فراموش می‌شوند [۸]. هنگام خواب، حافظه‌ها در هیپوکامپوس دوباره فعال می‌شوند و همچنین نئوکورتکس را که شبکه یادگیری آرام‌تری است، دوباره فعال می‌کند. در نئوکورتکس حافظه‌ها ماندگارتر هستند. تجدید فعال‌سازی مکرر حافظه‌ها، سیناپس‌های غشایی را افزایش می‌دهد و حافظه به حالت ماندگارتری تبدیل می‌شود.

می‌توان این پردازش را به این صورت تعمیم داد که وقتی وقایع متصل از دروازه توجه انسان عبور می‌کنند، ابتدا در یک قالب بسیار فرار در کورتکس واقع در جلوی استخوان پیشانی که هیپوکامپوس را دوباره فعال می‌کند، ذخیره می‌شوند. به زودی حافظه‌ها برای انتقال آتی به نئوکورتکس، از کورتکس جلوی پیشانی به هیپوکامپوس، مطابق با توضیحات بالا منتقل می‌شوند.

۲-۳-۱- حافظه‌ی انسان

پرسش درباره‌ی حافظه‌ی انسان، این‌که چگونه و چرا خاطرات مشخصی درک می‌شوند و سرانجام فراموش می‌شوند و یا درعوض، به خاطراتی عمری تبدیل می‌شوند، توجه فیلسوفان را مدت‌ها قبل از روان‌شناسان علوم شناختی به خود جلب کرده است و اندکی بعد، دانشمندان علوم اعصاب، اولین مدارک

واقعی از این که چگونه مغز کار حافظه را با موفقیت به انجام می‌رساند، جمع‌آوری کردند. این زمینه از علم برای صدها سال فقط محدود بود به حوزه کاری فیلسوفان و ادراک‌هایی با قوه تصور زیاد اما دقت کم، درباره‌ی این که حافظه چیست و چگونه کار می‌کند. بنابراین بعد از این دوره، اولین مطالعات بالینی تجربی درباره‌ی این بود که واقعا حافظه چیست؟ [۵]

حافظه‌ی انسان برای ما اولین و مهمترین توانایی برای ذخیره‌ی اطلاعات تجربه‌شده‌ی پیشین برای استفاده در آینده و بازیابی موفقیت‌آمیز آن است. ما زمانی از تخریب حافظه صحبت می‌کنیم که در عملیات ذخیره یا بازیابی خدشه‌ای وارد شده باشد. به گونه‌ای که حافظه با کارکردی دوگانه تعریف می‌شود و تمایز این دو کارکرد با مشاهده انحصاری به آسانی میسر نیست. برخلاف تصور عموم، حافظه بسیار بیشتر از دو کارکرد ذخیره‌ی ساده و بازیابی است و در واقع اگر ما می‌توانیم به روشنی، گذشته را توسط حافظه‌مان به یادآوریم، آن هنوز نسخه بسیار ویرایش‌شده و فشرده‌ی تجربه‌ی واقعی است. امروزه ابزارهای عملیاتی تصویربرداری مغز، مطالعات بالینی و مدل‌های حیوانی، علوم مغزی را قادر ساخته‌است که به کشفیات سریعی در طول چند دهه برسد. کشفیات به عمل آمده از واقع‌بینی‌ها و تحلیل‌های منطقی و مطالعات فلسفی برای چندین قرن جلوگیری کرد.

اما قبل از این که وارد جزئیات شویم، بهتر است تعریف دیگری را بررسی کنیم. حافظه چیست؟ در حالی که می‌توان این گونه بحث کرد که حافظه، عبارت است از هر تغییری که در پی یک تجربه باشد. بسیار مطلوب‌تر است که این تعریف را اندکی بیشتر محدود کنیم. بنابراین می‌توان به تعریف عصب‌شناسی به نام یادین دودای ارجاع داد. کسی که حافظه را این گونه تعریف می‌کند: "نگهداشت تجربه‌ی وابسته به نمایش‌های داخلی در طول زمان".

۲

^۱ Yadin Dudai

^۲ The retention of experience dependent internal representations over time.

در مراجع فیزیولوژیکی و تحقیقات نروسایکولوژیکی، تقسیم‌بندی‌های مختلفی برای حافظه صورت گرفته‌است، که هریک از دیدگاه خاصی، حافظه را مورد بررسی قرار داده‌اند. در بخش‌های بعدی این فصل، هریک از این تقسیم‌بندی‌ها را مورد بررسی و تحلیل قرار می‌دهیم.

۲-۳-۲- رده‌بندی حافظه

برخلاف تئوری‌های اولیه‌ی حافظه، که حافظه را به عنوان یک سیستم واحد در نظر می‌گیرد، حافظه‌ی انسانی فقط یک بلوک ذخیره‌سازی بزرگ در قسمتی از مغز نیست. در حقیقت ما ماژول‌های مختلف و بخش‌های مغزی متفاوتی داریم که هر کدام به صورت‌های مستقل و متفاوتی از حافظه ظاهر می‌شوند. آنچه که بسیار مهم می‌نماید، تمایز بین حافظه‌ی کوتاه‌مدت و حافظه‌ی بلندمدت است که اولین بار توسط ویلیام جیمز در سال ۱۹۸۰ مطرح شد. توسط اتکینسون و شیففرین، در سال ۱۹۷۶ به مدل^۳ ذخیره چندگانه توسعه داده‌شد. موارد بسیاری از روان‌شناختی عصبی وجود دارد که جداسازی STM-LTM را حمایت می‌کنند. موازندی وجود دارد که STM به شدت آسیب دیده‌است در حالی که کارایی LTM حفظ شده [۹] و موارد دیگری که LTM به شدت تنزل کرده در حالی که روی کارایی STM تاثیری نداشته است [۵]. از منظر عصب‌شناسی، STM به عنوان یادآوری آنچه که ما هم‌اکنون، چند لحظه پیش دیدیم یا شنیدیم، فعالانه مستقل است. محتویاتش در فعالیت فعلی عصبی‌اش ذخیره می‌شود. این ذخیره به صورت آتش کردن مداوم اتصال نرون‌ها، حتی بعد از این که محرک اصلی از بین رفته‌است، انجام می‌شود. این شکل از حافظه در یادگیری همزمان بسیار ضروری است. اما در ظرفیت، بسیار محدود و فرار است (ایجاد صدای ناگهانی در مغز می‌تواند به سرعت محتویاتش را پاک کند). [۱۰].

¹ William James

² Atkinson

³ Shiffrin

⁴ Short-Term Memory - Long-Term Memory
Real-time learning°

اسکوائر و کوهن در سال ۱۹۸۰ به ترتیب حافظه‌های اخباری^۲ و غیراخباری را عنوان کردند [۱۱].^۳ این دو براساس این حقیقت که حافظه‌ی اخباری می‌تواند با تصمیم فرد دوباره جمع‌آوری شود (مانند یادآوری حقایق)، در حالی که حافظه‌ی غیراخباری، غیرقابل‌دسترس برای یادآوری مستقیم و آگاهانه است (به عنوان مثال، توضیح دادن چگونگی دوچرخه‌سواری)، به این نتیجه رسیدند. اعتبار این تفاوت مهم در موارد فراموشی بسیار مشخص است. به طوری که بیماران کارایی حافظه‌ی غیراخباری خود را، به طور کامل حفظ می‌کنند؛ بدون از دست دادن توانایی جمع‌آوری هشیارانه‌ی آنچه که به آن‌ها آموخته‌اند.

یک مثال بسیار متاثرکننده، مورد موسیقی‌دانی به نام کلایو ویرینگ، که موسیقی‌دانی ممتاز و برگزیده است. او از یک عفونت مغزی ویروسی رنج می‌برد که در نهایت او را کشت و هر دو بخش شقیقه او را تخریب کرد. وضعیت او در هر دو حالت توسعه فراموشی (او فقط ایده‌ی مبهمی از هویت خود داشت) و همچنین ناتوانی او در یادگیری چیز جدید، بسیار سخت بود. اگرچه استعداد موسیقی او به صورت گسترده‌ای باقی‌ماند [۹].

۲-۳-۲-۱- سیستم چندگانه حافظه

در برخی از مراجع فیزیولوژیکی، حافظه را به صورت یک سیستم چندگانه معرفی کرده‌اند. در شکل (۲-۳) سیستم چندگانه حافظه و مشارکت آن با بخش‌های مختلف مغز نشان داده شده است. بر این اساس، حافظه به دو دسته اخباری و غیراخباری یا صریح و تلویحی تقسیم‌بندی شده است.^۶

^۱ Squire , Cohen

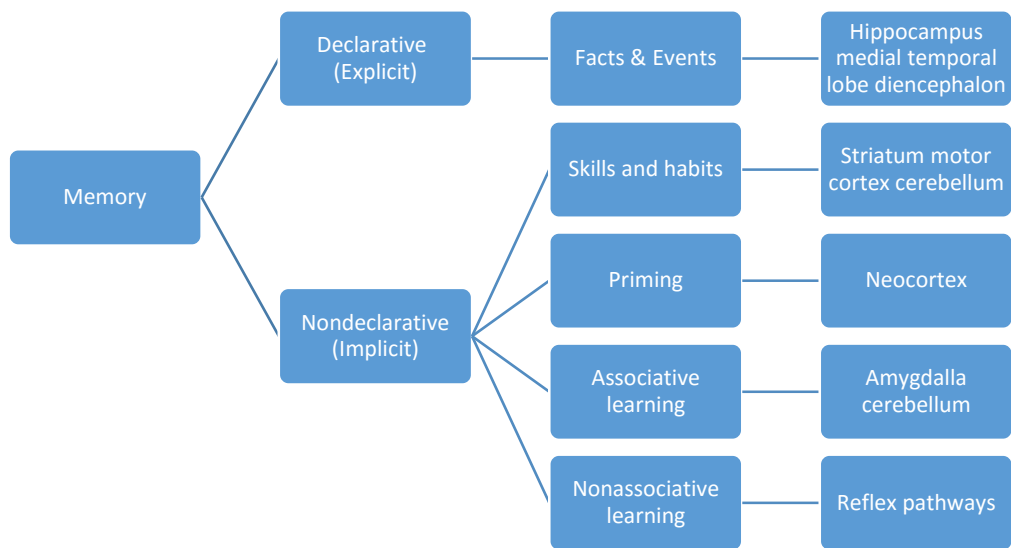
^۲ Declarative

^۳ Nondeclarative

^۴ Clive Wearing

^۵ Explicit

^۶ Implicit



شکل (۲-۳) : سیستم چندگانه حافظه و مشارکت آن‌ها با ساختارهای مغز. به طوری که ارتباط هر سیستم با نواحی مجزای مغز مشخص شده است. اصلاح شده توسط Squire و Knowlton [۱۱].

• حافظه غیراخباری (تلویحی)

این حافظه، حافظه‌ای است که برای بازیابی نیاز به هوشیاری ندارد؛ و شامل مهارت‌ها و عادات، حافظه پرایمینگ (که طبق تعریف عبارت‌آست از افزایش توانایی برای شناسایی یا آشکارسازی یک تحریک با استفاده از تجربیات قبلی)، یادگیری ارتباطی و غیرارتباطی می‌باشد (شکل ۲-۳). که برخی از آن‌ها را به طور مجزا مورد بررسی قرار می‌دهیم.

• یادگیری غیرارتباطی

¹ Skills and Habits

² Priming

³ Associative learning

⁴ Nonassociative learning

یادگیری غیرارتباطی، عبارت از یادگیری یک یا چندین فرایند پایه است، که شامل تاثیر یک رخداد ساده روی توانایی پاسخ‌دهی فرد می‌باشد. دو مثال ساده از یادگیری غیرارتباطی عبارت از عادت کردن و حساس شدن می‌باشد.^۲

عادت کردن به صورت کاهش واکنش نسبت به یک محرک تکراری تعریف می‌شود. درحالی که حساس شدن به معنی قوی تر شدن پاسخ نسبت به تحریک تکراری داده شده می‌باشد [۱۲].

• یادگیری ارتباطی

یادگیری ارتباطی دسته‌ی بزرگی از یادگیری‌ها را شامل می‌شود مانند یادگیری صحبت کردن، یادگیری یک زبان خارجی و یادگیری نواختن پیانو. در واقع، یادگیری ارتباطی شامل شکل‌دهی مشارکت‌ها بین تحریک‌ها یا پاسخ‌ها می‌باشد [۱۲].

• حافظه اخباری (صریح)

تعاریف مختلفی برای جداسازی مفاهیم حافظه صریح و تلویحی ارائه شده است، که هر یک از نقطه نظر خود قابل بررسی است. به عنوان مثال یکی از تمایزات اصلی که بین حافظه صریح و تلویحی در نظر گرفته شده، کاربرد هوشیاری در به خاطر آوردن اطلاعات است. به این صورت که حافظه صریح یا اخباری با به خاطر آوردن هوشیارانه‌ی تجربیات قبلی مشخص می‌شود. درحالی که حافظه‌ی تلویحی یا غیراخباری با توانایی غیرهوشمندانه‌ی آن تجربیات، که به صورت تغییر در سرعت یا کیفیت انجام همان کار یا کار مشابه آن ظاهر می‌شود، تعریف می‌گردد. به عنوان مثال هنگام خواندن این پاراگراف، شما قادر خواهید بود با یادآوری اطلاعاتی از حافظه و تجربیات قبلی خواندن کتاب با استفاده از حافظه صریح، عمل خواندن را انجام دهید. همچنین شما قادر به سریع تر خواندن همان پاراگراف با استفاده از حافظه‌ی تلویحی خواهید بود؛ و شما تمایل به انتخاب کلمات مشابه برای توصیف حافظه با استفاده از حافظه تلویحی

^۱ Habituation
^۲ Sensitization

خواهید داشت. اما دانشمندی به نام اسکوائر ، حافظه‌ی اخباری را در قالب سیستم مغز بیان کرد؛ بدین صورت که تمام فعالیت‌های حافظه را که داخل بخش گیجگاهی میانی مغز هستند، جزء این دسته، و فعالیت‌های حافظه‌ای خارج از آن را جزء حافظه‌ی غیراخباری قرار داد [۱۲]. اسکوائر و زولا-مورگان در سال ۱۹۹۱ حافظه اخباری را به حافظه ضمنی و مفهومی تقسیم کردند. حافظه ضمنی مربوط به وقایع گذشته و ارتباطشان با یکدیگر است درحالی‌که حافظه‌ی مفهومی، دانش واقعی و انتزاعی را ترکیب می‌کند. البته این‌ها می‌توانند از درون به هم متصل باشند (به عنوان مثال هنگامی که ما به یاد می‌آوریم کجا و چگونه حقیقتی را یاد گرفته‌ایم). اما اکثر اوقات دانش معنایی ما از تجربه‌ی یادگیری اصلی منتج می‌شود. به عنوان مثال ما می‌دانیم که پایتخت روسیه کجاست، بدون این که بدانیم چگونه این حقیقت را آموختیم. اگر بدانیم، به عنوان حافظه ضمنی به حساب می‌آید. شرحی بر حافظه‌ی ضمنی و مفهومی در ادامه می‌آید.

طبق تعریف، حافظه‌ی ضمنی عبارت است از به‌خاطر آوردن صریح یک واقعه که در یک زمان و مکان خاص در گذشته برای فرد رخ داده‌باشد. محققان تلاش‌های زیادی برای اندازه‌گیری حافظه‌ی ضمنی با درخواست از افراد برای به‌خاطر آوردن اطلاعاتی که در یک زمان و مکان خاص در گذشته فراگرفته شده‌اند، انجام داده‌اند. تخریب نواحی میانی و داخلی لوب گیجگاهی ، شامل هیپوکامپ، تاثیر زیادی روی فراگیری اطلاعات جدید در حافظه ضمنی دارد. بطوری‌که بیمارانی که نواحی میانی بخش گیجگاهی آن‌ها تخریب شده‌است، مشکلات زیادی در به‌خاطر آوردن وقایع زندگی روزمره، و آنچه که مربوط به حافظه‌ی ضمنی است، دارند. نواحی همچون قشر پیش‌پیشانی مغز نقش کلیدی در حافظه‌ی ضمنی دارند. اگرچه بیمارانی که دچار تخریب نواحی پیش‌پیشانی هستند، دچار فراموشی جدی برای وقایع اخیر نیستند اما آن‌ها مشکلات زیادی در به‌خاطر آوردن زمان و مکان رخداد‌های به وجود آمده دارند (که

¹ Squire

² Medial temporal lobe

³ Zola-Morgan

⁴ Temporal lobe

⁵ Prefrontal cortex

از ویژگی‌های حافظه‌ی ضمنی می‌باشد). بنابراین، هر دو ناحیه‌ی پیش‌پیشانی و میان‌گیجگاهی، نقش مهمی در حافظه‌ی ضمنی ایفا می‌کنند. گرچه که، نوع همکاری هریک در حافظه‌ی ضمنی متفاوت است.

حافظه مفهومی شامل حقایق و مفاهیمی می‌شود که به زمان و مکان خاصی وابسته نیست. به عنوان مثال حافظه‌ی ضمنی برای به‌خاطر آوردن یک ملاقات خاص در شهر تهران مهم است، در حالی که حافظه مفهومی برای دانستن این که تهران پایتخت ایران است، حائز اهمیت است. فراگیری حافظه‌ی مفهومی جدید (همانند فراگیری حافظه‌ی ضمنی جدید) به بی‌عیب بودن بخش میان‌گیجگاهی بستگی دارد، زیرا فراگیری اطلاعات جدید که شامل هر دو حافظه‌ی مفهومی و ضمنی است، به سلامت ناحیه میان‌گیجگاهی ربط دارد، که مجموع حافظه‌ی مفهومی و ضمنی (حافظه اخباری) را تشکیل می‌دهند. به‌هر حال حافظه‌ی مفهومی و ضمنی، قابل تفکیک از یکدیگر هستند. برای بررسی بیشتر نواحی مرتبط با حافظه اخباری، و نحوه عملکرد آن، به بررسی یک بیمار مبتلا به فراموشی که دارای ضایعه‌ی مغزی است، می‌پردازیم [۱۳].

یکی از بیمارانی که در برخی مقالات و مراجع فیزیولوژیکی به منظور مطالعه‌ی حافظه‌ی ضمنی به آن اشاره شده است، فردی است که به دلیل داشتن بیماری صرع، تمام بخش میان‌گیجگاهی او توسط عمل جراحی برداشته شده است. او پس از عمل جراحی و بهبود نسبی، توانایی کمی در نگهداری و به‌خاطر آوردن اطلاعات جدید، بعد از گذشت زمان خاصی داشته است. اما مشکلی در نگهداری اطلاعات، به صورت کوتاه‌مدت نداشته است. که این نشان‌دهنده‌ی تمایز بین حافظه‌ی کوتاه‌مدت و بلندمدت در نواحی مغزی می‌باشد.

۲-۳-۲-۲- انواع دیگر حافظه

از انواع دیگر حافظه نیز می‌توان به حافظه‌ی کاری و حافظه‌ی کاذب اشاره کرد.^۲

• حافظه کاری

در تقسیم‌بندی حافظه بر اساس فاصله‌ی زمانی ثبت، حافظه‌ی کاری، مرتبط با زمان‌های ثبت کوتاه و در حدود چند ثانیه است. حافظه‌ی کاری برای نگهداری اطلاعات به صورت برخط و به‌منظور انجام فعالیت‌های درکی پایه، مانند درک کردن، استدلال، و حل مسأله می‌باشد. نواحی مغز مرتبط با این نوع حافظه، در بخش قشر پیش‌پیشانی و نواحی وسیعی از قشر مغز می‌باشد [۱۴].

• حافظه کاذب

حافظه کاذب را می‌توان به صورت اشتباه فرد در به‌یادآوری وقایع گذشته که به یک زمان و مکان خاصی مربوط هستند، تعریف کرد. معمولاً برای آشکارسازی این نوع حافظه، به نوعی سعی می‌شود افراد مورد آزمایش را در یادآوری وقایع گذشته به اشتباه بیاندازند. به عنوان مثال برای چک کردن این نوع حافظه از یک سری کلمات دارای وجه مشترک استفاده می‌شود. مثلاً: سرما، زمستان، برف، یخ، باران، تگرگ و بعد مثلاً کولاک را بین کلمه‌های تست قرار می‌دهند و پاسخ فرد را نسبت به آن بررسی می‌کنند [۱۵].

۲-۳-۲-۳- تقسیم‌بندی حافظه بر اساس دوام آن

می‌دانیم که برخی از حافظه‌ها تنها چند ثانیه دوام می‌آورند و برخی دیگر ساعت‌ها، روزها، ماه‌ها یا سال‌ها باقی می‌مانند. برای بحث در این باره از تقسیم‌بندی رایج حافظه استفاده می‌کنیم که آن را به انواع زیر

Working Memory^۱
False memory^۲
On-line^۳

تقسیم می‌کند (۱): حافظه کوتاه‌مدت: شامل حافظه‌هایی است که ثانیه‌هایی یا حداکثر دقایقی به طول می‌انجامد، مگر آن‌که به حافظه‌های بلندمدت تبدیل شوند؛ (۲) حافظه میان‌مدت: که روزها یا هفته‌ها طول می‌کشد، ولی سرانجام از دست می‌رود؛ (۳) حافظه بلندمدت: که بعد از تثبیت، با گذشت سال‌ها و یا حتی تا پایان عمر می‌توان آن‌را به یاد آورد.

• حافظه کوتاه‌مدت

نمونه مشخصی از حافظه کوتاه‌مدت، حفظ ۷ تا ۱۰ رقم شماره‌ی تلفن (یا ۷ تا ۱۰ واقعیت مجزای دیگر) بمدت چند ثانیه تا چند دقیقه در هر بار است که تنها تا زمانی که شخص همچنان به ارقام یا واقعیت‌ها می‌اندیشد باقی می‌ماند.

بسیاری از فیزیولوژیست‌ها مدعی شده‌اند، این حافظه کوتاه‌مدت حاصل فعالیت مداوم عصبی است که بر اثر گردش مکرر پیام‌های عصبی در مداری از نرون‌های انعکاسی در رد موقت حافظه، ایجاد می‌شود. تسهیل یا مهار پیش‌سیناپسی، توجیه احتمالی دیگری در حافظه کوتاه‌مدت است. این اتفاق در سیناپس‌هایی می‌افتد که روی پایانه‌های پیش‌سیناپسی قرار می‌گیرد نه بر روی نرون بعدی. میانجی‌های عصبی که در این گونه پایانه‌ها ترشح می‌شوند غالباً موجب تسهیل یا مهار (بسته به نوع میانجی ترشح‌شده) طولانی می‌گردند که ثانیه‌ها و یا حتی دقایقی به طول می‌انجامد این نوع مدارها ممکن است به حافظه کوتاه‌مدت منجر شوند [۵].

• حافظه میان‌مدت

اکنون به حافظه میان‌مدت می‌رسیم که ممکن است چند دقیقه یا حتی ماه‌ها طول بکشد. این گونه حافظه‌ها نهایتاً از بین می‌روند مگر آن‌که ردهای حافظه ماندنی‌تر شوند؛ در آن صورت آن‌ها را تحت نام حافظه بلندمدت تقسیم‌بندی می‌کنند. تجربیات انجام‌شده در حیوانات بدوی، نشان داده که این نوع

^۱Intermediate long-term memory
^۲Circuits of reverberating neurons
^۳Presynaptic facilitation or inhibition

حافظه‌ها می‌توانند ناشی از تغییرات موقت شیمیایی یا فیزیکی یا هر دوی آن‌ها در پایانه‌های پیش‌سیناپسی یا غشای پس‌سیناپسی باشند؛ تغییراتی که می‌توانند چند دقیقه تا چند هفته طول بکشند [۵].

• حافظه بلندمدت

هیچ مرز حقیقی بین انواع طولانی‌تر حافظه میان‌مدت و حافظه بلندمدت حقیقی وجود ندارد، بلکه تفاوت آن‌ها از جهت کمی است. البته عموماً معتقدند حافظه بلندمدت حاصل تغییرات واقعی ساختمانی و نه تغییرات شیمیایی در سیناپس‌ها است که هدایت پیام را تقویت یا سرکوب می‌کنند. در این مورد هم به ذکر تجارب انجام‌شده در حیوانات ابتدایی (که مطالعه دستگاه عصبی آن‌ها بسیار آسان‌تر است) می‌پردازیم که کمک زیادی به فهم مکانیسم‌های احتمالی حافظه بلندمدت نموده‌است.

تصاویر میکروسکوپ الکترونی از حیوانات بی‌مهره نشان داده که در جریان تشکیل ردهای حافظه بلندمدت، تغییرات متعددی در ساختمان فیزیکی سیناپس‌ها ایجاد می‌شود. اگر دارویی به حیوان بدهیم که مانع از نسخه‌برداری از دستگاه DNA نرون پیش‌سیناپسی جهت ساختمان پروتئین‌ها شود، نه تغییرات ساختمانی رخ خواهد داد و نه رد حافظه دائمی ایجاد خواهد شد. بنابراین به نظر واضح می‌رسد که تشکیل حافظه بلندمدت حقیقی به نوسازی فیزیکی خود سیناپس‌ها بستگی دارد، به گونه‌ای که حساسیت آن‌ها را برای هدایت پیام‌های عصبی افزایش دهد. لذا در جریان استقرار ردهای حافظه بلندمدت حقیقی، قابلیت ساختمانی سیناپس‌ها در هدایت پیام‌ها از چند طریق افزایش می‌یابد [۱۶]. در ادامه بهتر است موارد زیر بررسی شود.

• تثبیت حافظه

حافظه کوتاه مدت برای آن که به حافظه بلند مدت تبدیل شود و بتواند هفته ها یا سال ها بعد در خاطر بماند، باید «تثبیت» تغییرات شیمیایی، فیزیکی و تشریحی سیناپس ها را که مسؤول نوع بلند حافظه هستند، به طریقی آغاز نماید. این روند به پنج تا ۱۰ دقیقه برای حداقل تثبیت، و یک ساعت یا بیشتر برای تثبیت قوی نیاز دارد. مثلاً اگر یک اثر قوی حسی بر مغز گذاشته شود ولی ظرف چند دقیقه پس از آن، مغز را با تحریک الکتریکی دچار تشنج کنند، تجربه حسی به خاطر نخواهد ماند. به همین ترتیب ضربه ی مغزی، اعمال ناگهانی بیهوشی عمیق عمومی، یا هرگونه اثر دیگری که عملکرد پویای مغز را موقتاً متوقف سازد، می تواند جلوی تثبیت را بگیرد. اگر به کارگیری شوک قوی الکتریکی را تا بیش از ۱۰ دقیقه به تأخیر بیندازیم، حداقل بخشی از رد حافظه مستقر خواهد شد. اگر شوک را یک ساعت به تعویق اندازیم، حافظه بسیار کامل تر تثبیت خواهد شد. تثبیت و زمان لازم برای آن را می توان به ترتیب زیر با پدیده تکرار حافظه کوتاه مدت توجیه کرد.

• نقش تکرار در تبدیل حافظه کوتاه مدت به حافظه بلند مدت

بررسی های روان شناختی نشان داده که تکرار دوباره و دوباره ی اطلاعاتی مشخص در ذهن، باعث تسریع و تقویت میزان تبدیل حافظه کوتاه مدت به حافظه بلند مدت و در نتیجه تسریع و تقویت تثبیت می شود. مغز تمایلی ذاتی به تکرار اطلاعات تازه یافته دارد؛ بویژه اطلاعاتی تازه که توجه ذهن را جلب کند. لذا خصوصیات مهم تجارب حسی در طول مدتی، به تدریج بیشتر و بیشتر در ذخایر حافظه ثابت می شود. این توجیه گر آن است که چرا فرد کاملاً هوشیار، بسیار بهتر از فردی که دچار خستگی ذهنی است می تواند حافظه ها را تثبیت کند [۱۶].

• رمزگذاری حافظه در جریان تثبیت

یکی از خصوصیات تثبیت آن است که حافظه‌ها در دسته‌های متفاوتی از اطلاعات رمزگذاری می‌گردند. در طول این روند، اطلاعات مشابه از انبارک‌های حافظه به‌خاطر آورده می‌شوند و از آن‌ها برای کمک به پردازش اطلاعات جدید استفاده می‌گردد. اطلاعات جدید و قدیم از نظر شباهت‌ها و تفاوت‌ها باهم مقایسه می‌شوند و بخشی از روند ذخیره‌سازی مربوط به ذخیره‌کردن اطلاعات راجع به این شباهت‌ها و تفاوت‌هاست، نه ذخیره‌کردن اطلاعات خام. لذا در جریان تثبیت، حافظه‌های جدید به‌طور اتفاقی در مغز ذخیره نمی‌شوند. بلکه در ارتباط مستقیم با حافظه‌هایی از همان نوع ذخیره می‌گردند. این از آن جهت لازم است که شخص در آینده قادر باشد مخزن حافظه را برای یافتن اطلاعات مورد نیاز جستجو کند [۱۶].

۲-۴- علوم اعصاب

علوم اعصاب، به ویژه شاخه‌ی اعصاب‌شناختی آن، ابزارهای الکتروفیزیولوژیک و روش‌های تصویربرداری مغز را برای درک نحوه‌ی پردازش دانش، بینش و تجربه در مغز و مسیرهای عصبی دخیل در آن‌ها بکار گرفته‌است. از سوی دیگر، دلایل زیادی در ضرورت تبیین رابطه‌ی علوم اعصاب‌شناختی و آموزش و یادگیری مطرح شده‌است. که در زیر به برخی از آن‌ها اشاره می‌گردد. بهبود وضعیت آموزش و پرورش خصوصاً در مورد کودکان، از مهمترین اولویت‌های راهبردی بسیاری از کشورهاست. از آن‌جا که مغز عضو اصلی دخیل در فرایند یادگیری است، تولید و توسعه‌ی دانش درباره‌ی کارکرد مغز می‌تواند به بهبود برنامه‌های آموزشی بینجامد.

علوم اعصاب‌شناختی با سرعت و شتابی قابل توجه روبه‌رشد است و بر اساس یافته‌های آن، رویکرد علمی به آموزش در کلاس‌های درس می‌تواند روز به روز از مسیر پر ابهام کنونی فاصله بگیرد. انقلاب چندرسانه‌ها نیز به نحو چشمگیری بر طیف وسیعی از یادگیری‌های انسان اثر گذاشته‌است. رشد ذهن نسل جدید، تا حد زیادی به بهره‌برداری از فناوری‌های جدید وابسته است. لازم به ذکر است که علوم اعصاب بر حوزه‌هایی چون روان‌شناسی تأثیری بسزا داشته و زمینه‌ی توسعه‌ی رشته‌هایی مانند علوم اعصاب‌شناختی، روان‌شناسی شناختی تحولی، شناخت اجتماعی و علوم اعصاب اجتماعی را فراهم

ساخته‌است. در این بین، کاربرد علوم اعصاب در حیطه علوم تربیتی، گسترده‌تر از سایر زمینه‌ها نمود یافته‌است. دانستن جزئیات کارکرد مغز در فرایند آموزش و یادگیری با بهره‌گیری از مطالعات تصویربرداری عصبی، اطلاعات ارزشمندی را در اختیار قرار داده‌است و در پرتو آن دانشمندان حوزه‌ی یادگیری و یاددهی، یافته‌های علوم اعصاب را در عرصه‌ی تعلیم و تربیت به کار گرفته‌اند.

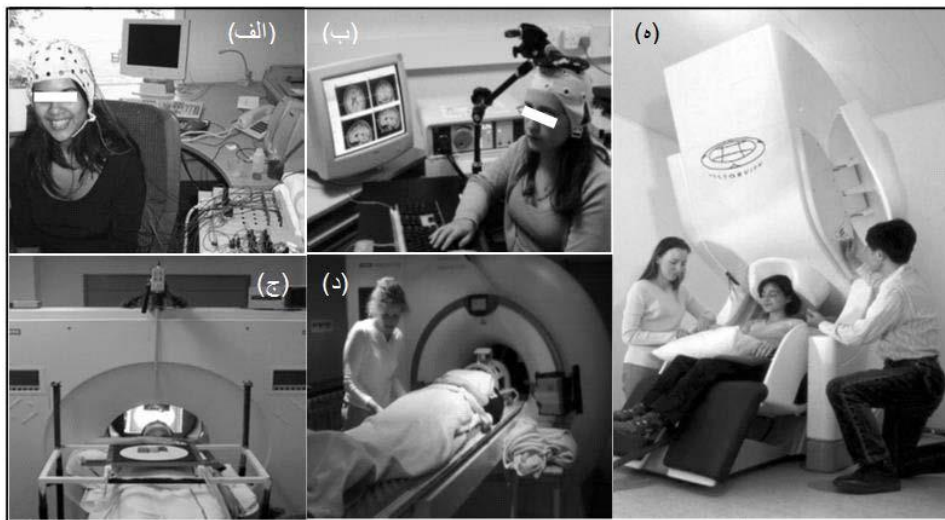
حوزه‌ی مطالعات جدیدی تحت عنوان علوم اعصاب تربیتی، با تلفیق روش‌های علوم اعصاب‌شناختی به‌ویژه تصویربرداری کارکردی مغز با علوم تربیتی، سعی در بررسی علمی مسایل یاددهی و یادگیری دارد.

تعامل علوم اعصاب و علوم تربیتی می‌تواند در بهبود نظریه، تفکر و عمل در حوزه علم یاددهی-یادگیری مؤثر افتد. البته آشنایی با چگونگی یادگیری مغز، پیش‌نیاز هرگونه بحث درتلفیق کاربردی این دو حوزه است. پژوهش‌های علوم اعصاب نشان داده‌است که یادگیری در جریان تغییر سازمان کارکردی مغز صورت می‌گیرد و لذا تدریس، نوعی هنر تغییر مغز است که پیوندهای جدیدی را بین محرک‌ها، تجربیات و رفتار فراگیر ایجاد می‌کند. انعطاف‌پذیری مغز که لازمه تطابق مداوم مغز با شرایط درحال تغییر محیط است، ایجاد چنین پیوندهایی را ممکن می‌سازد. بنابراین، مهمترین حلقه‌ی اتصال علوم اعصاب و آموزش و پرورش، مطالعه‌ی ماهیت و چگونگی یادگیری و شکل‌گیری حافظه است [۱۷].

البته هنوز علوم اعصاب‌شناختی آن‌چنان که باید جایگاه خود را در امر آموزش به دست نیاورده‌است، ولی به رغم نوپایی علوم اعصاب تربیتی، ضروری است بررسی نقش این علم نوین در تبیین برنامه‌ها و راهبردهای آموزشی به طور کلی و آموزش پزشکی به‌طور خاص، جدی‌تر مورد توجه قرار گیرد. بدین ترتیب، باید با نگاه علمی و مبتنی بر شواهد، درپی دستیابی به راهکارها و روش‌های از میان برداشتن شکاف موجود بین یافته‌ها و مفاهیم غنی علوم اعصاب‌شناختی و آموزش پزشکی بود.

حوزه بین‌رشته‌ای علوم اعصاب و آموزش و پرورش شامل یافته‌های به‌هم‌پیوسته سه نوع مطالعات، یعنی علمی، واسط و عمل‌محور می‌باشد؛ که هر کدام برگرفته از سه نوع شواهد بنیانی (زیست‌شناختی، تجربی و اجتماعی) است. امروزه فناوری‌های پیشرفته‌ای چون تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی

(fMRI)^۱، الکتروانسفالوگرافی (EEG)، انسفالوگرافی مغناطیسی (MEG) و توموگرافی نشر پوزیترون (PET)، همچون ابزارهایی کارآمد در مطالعات علوم اعصاب جایگاهی بارز یافته‌اند (شکل ۲-۴).



شکل (۲-۴): بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته مانند تصویربرداری مغزی و ثبت علائم مغزی به منظور کسب اطلاعات درباره کارکردهای شناختی مغز. الف: داوطلبی که کلاه EEG بر سر دارد. ب: داوطلبی که سطح فوقانی مغز به وسیله دستگاه تحریک می‌شود. ج: داوطلبی که مراحل تصویربرداری به وسیله PET را می‌گذراند. د: داوطلبی که از مغز به وسیله fMRI تصویربرداری می‌شود. ه: داوطلبی که برای ثبت امواج مغناطیسی مغز در پوششگر MEG نشسته است [۱۷].

روش‌هایی که از طریق آن‌ها می‌توان شواهد لازم را به‌منظور رسیدن به اهداف تحقیقات عصب‌شناسی شناختی در حوزه‌های مرتبط از جمله یاددهی و یادگیری، جمع‌آوری و تحلیل کرد. البته باید دانست که بین این سه نوع مطالعه و سه نوع شواهدی که تکیه‌گاه آن‌ها هستند هیچ رابطه‌ی متناظر یک به یکی وجود ندارد [۱۷].

¹ Functional magnetic resonance imaging

۲-۴-۱- علوم عصبی شناختی کنونی

علوم عصبی شناختی کنونی، از متدهای گسترده و متنوعی تشکیل شده است. فرق بین روش‌های ضبطی^۱ و تحریکی^۲ در نروساینس شناختی قطعی است. امروزه تحریک الکتریکی مغز در انسان‌ها با قدرت انجام می‌شود. در مطالعات امروزی از مغناطیس به جای الکتریسیته استفاده می‌شود که TMS نام دارد. این تحریک مغناطیسی می‌تواند به جای خود مغز از روی مجموعه اعمال شود.

روش‌های EEG/ERP و MEG و ضبط تک‌سلولی، خصوصیات مغناطیسی^۳ و الکتریکی نرون‌ها را ثبت می‌کنند. در مقابل روش‌های PET و fMRI تغییرات فیزیولوژیکی مرتبط با خون مورد نیاز مغز را ثبت می‌کنند. این‌ها روش‌های همودینامیک هستند که در ادامه در مورد آن‌ها صحبت می‌کنیم [۵].

روش‌های نروساینس شناختی می‌توانند در ابعاد مختلفی مورد بحث قرار گیرند:

- رزولوشن زمانی^۴ دقتی که با آن می‌توان زمان وقوع یک اتفاق را اندازه‌گیری کرد. متدهایی مانند EEG، MEG، TMS رزولوشنی در حد میلی ثانیه و روش‌های fMRI و PET رزولوشن دقیقه‌ای و ثانیه‌ای دارند.
- رزولوشن مکانی^۵ دقتی که با آن می‌توان مکان وقوع یک اتفاق را اندازه‌گیری کرد. روش‌های fMRI و PET رزولوشن مکانی در سطح نرون‌ها دارند.
- تهاجمی بودن^۶ به بررسی این مطلب می‌پردازد که تجهیزات در داخل محیط قرار دارند یا خارج آن. PET نیز یک روش تهاجمی به حساب می‌آید؛ زیرا در این روش به تزریق یک ایزوتوپ نیاز

Recording^۱
Stimulation^۲
Cognitive Neuroscience^۳
Transcranial Magnetic Stimulation^۴
Single-cell Recording^۵
Hemodynamic^۶
Temporal resolution^۷
Spatial resolution^۸
Invasiveness^۹

داریم. روش‌های ضبط تک‌سلولی بر روی خود مغز اعمال می‌شوند و به طور نرمال بر روی

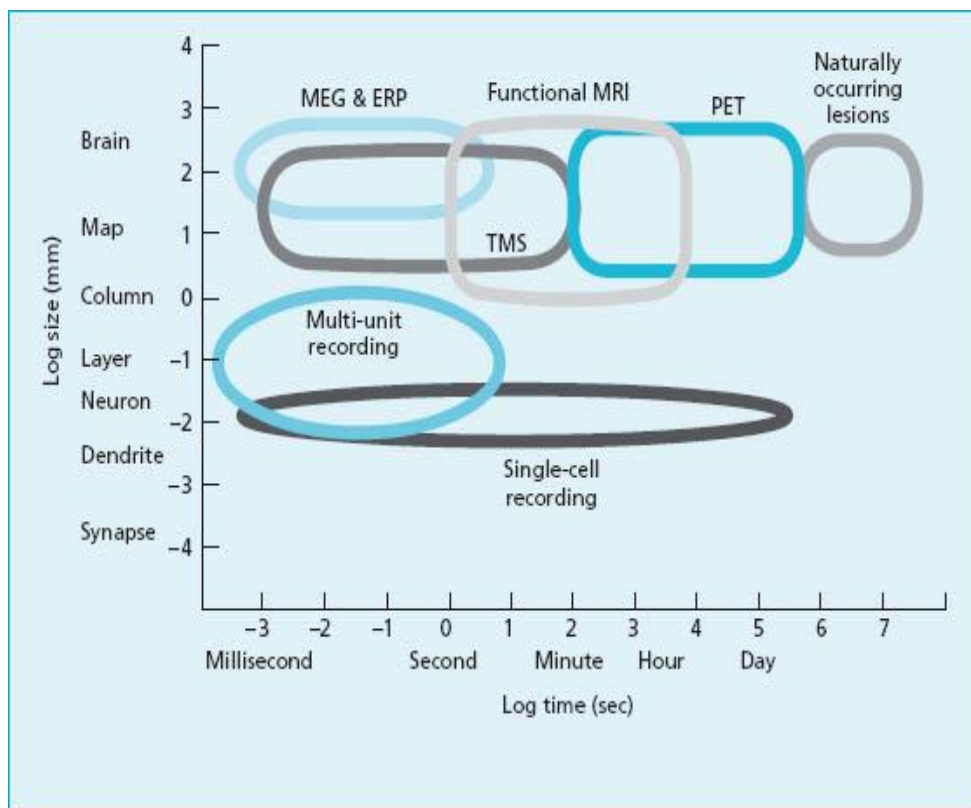
حیوانات انجام می‌شوند [۵].

به طور کلی برخی از خصوصیات این روش‌ها در جدول (۲-۲) آمده و در شکل (۲-۵) نیز می‌توان

محدوده‌ی این روش‌ها از لحاظ رزولوشن مکانی و زمانی را مشاهده کرد.

جدول (۲-۲): انواع سیگنال‌های مغزی و مشخصات آن‌ها [۵]

Method	Method type	Invasiveness	Brain property used
EEG/ERP	Recording	Non-invasive	Electrical
Single cell recordings	Recording	Invasive	Electrical
TMS	Stimulation	Non-invasive	Electromagnetic
MEG	Recording	Non-invasive	Magnetic
PET	Recording	Invasive	Hemodynamic
fMRI	Recording	Non-invasive	Hemodynamic



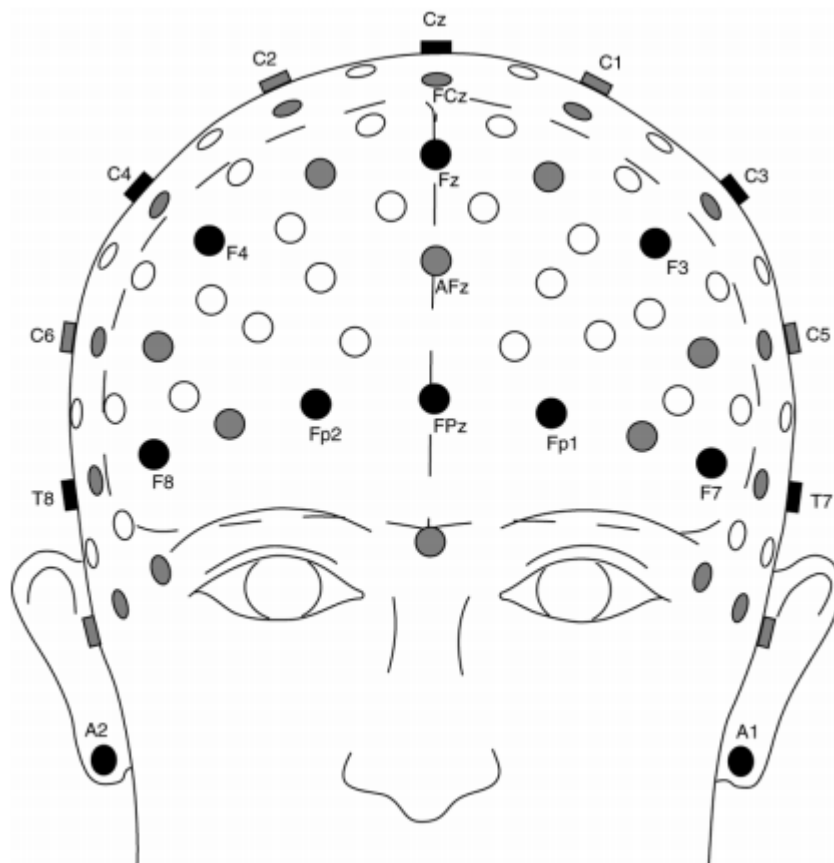
شکل (۲-۵): محدوده‌ی دامنه و فرکانس برخی از سیگنال‌های حیاتی [۵]

در ادامه نیز به طور مختصر راجع به برخی از این روش‌ها، توضیحاتی داده خواهد شد.

۲-۴-۱-۱-EEG

خاصیت الکتریکی سیستم عصبی، نزدیک به یک قرن است که شناخته شده‌است. تغییرات توزیع پتانسیل سطحی روی جمجمه، نماینده‌ای از تغییرات فعالیت سیستم اعصاب مرکزی است. با قرار دادن الکترود روی پوست سر و خواندن ولتاژ بین الکترودها و الکترود زمین، می‌توان این فعالیت‌ها را ثبت کرد. این سیگنال ثبت شده EEG نام دارد (شکل (۲-۶)). امروزه، با تکنیک‌های پیشرفته، EEG در حدود میکروولت (از روی سر جمع‌آوری و) دیجیتال شده و به رایانه انتقال می‌یابد. در رایانه سیگنال، فیلتر و تا ۱۰۰۰ برابر تقویت می‌شود. این تکنولوژی قویاً به نوع قرار گرفتن و جنس الکترودها بستگی دارد؛ به

همین دلیل الکترودها از جنس کلرید طلا یا نقره هستند و برای حفظ سیگنال به نويز قابل قبول از ژل رسانا برای چسباندن الکترودها استفاده می‌شود [۱۸، ۱۹].



شکل (۲-۶): موقعیت استاندارد الکترودهای EEG [۱۹]

سیگنالی که از الکتروود ثبت می‌شود حاوی فرکانس‌های مختلفی است که به بازه‌های مختلف تقسیم می‌شود که به آن‌ها ریتم‌های مغز می‌گویند. اگرچه این بازه‌ها هیچ‌گاه به تنهایی در سیگنال ظاهر نمی‌شود ولی سطح هوشیاری فرد می‌تواند برخی ریتم‌ها رانسبت به بقیه تقویت کند.

۲-۴-۱-۲-ECOG

در این نوع سیگنال نیز توزیع پتانسیل ثبت می‌شود با این تفاوت که به کمک یک آرایه‌ی سطحی الکتروود، سیگنال از روی سطح کورتکس ثبت می‌شود. روش دیگری نیز وجود دارد که با الکترودهای

سوزنی، سیگنال از روی سنسورهایی در مجاورت بافت‌های مغزی ثبت می‌شود. این روش‌ها تهاجمی بوده و بیشتر در هنگام اعمال جراحی که جمجمه باز می‌شود، کاربرد دارد.

MEG - ۳-۱-۴-۲

MEG یکی از روش‌های ثبت سیگنال‌های مغزی است. در این روش به جای توزیع پتانسیل، میدان مغناطیسی حاصل از فعالیت نورون‌ها در مغز به کمک وسایل با حساسیت بالا بنام SQUID اندازه‌گیری می‌شود. این روش کاملاً غیرتهاجمی و بی‌ضرر برای ثبت فعالیت‌های مغناطیسی مغز است. قبل از این روش، به طور گسترده از EEG برای درک عملکرد مغز استفاده می‌شد. اگرچه پدیده فیزیکی مورد اندازه‌گیری در MEG و EEG با هم متفاوت است ولی در واقع هر دو بازتابی از یک واقعیت هستند و فعالیت مغزی موردنظر را اندازه می‌گیرند. به این ترتیب می‌توان گفت که هر دو از یک واقعیت فیزیکی نشأت می‌گیرند و البته شایان ذکر است که تقسیم‌بندی فرکانسی سیگنال مغزی EEG درمورد MEG هم صادق است.

در اثر فعالیت نورون‌ها، درون مغز، تبدلات یونی در غشای سلول‌های عصبی رخ می‌دهد که منجر به حرکت بار در فضا می‌شود. طبق قوانین ماکسول این جا به جایی بار در اطراف خود، میدان مغناطیسی و میدان الکتریکی ایجاد می‌کند. ثبت این میدان الکتریکی، سیگنال EEG را به دست می‌دهد. این حرکت بار در طول دندریت‌ها میدان مغناطیسی در فضای اطراف ایجاد می‌کند که به علت کوتاه بودن مسیر جریان‌های الکتریکی می‌توان فرض کرد که منبع تولید آن‌ها یک دو قطبی مغناطیسی است. اندازه این میدان بسیار ضعیف است بنابراین برای آن که قابل اندازه‌گیری با ابزارهای موجود باشند، باید چندین منبع یا به عبارت دیگر چندین هزار دندریت موازی با هم و همزمان فعال شوند تا میدان قابل توجهی حاصل شود. چنین شرایطی تنها در ناحیه کورتکس مغز روی می‌دهد. در این ناحیه که جسم خاکستری مغز نامیده می‌شود، میلیون‌ها سلول هر می قرار گرفته‌اند که جهت دندریت‌های این

سلول‌ها عمود بر سطح آن است. به همین دلیل میدان مغناطیسی حاصل از این نوره‌ها قابل اندازه‌گیری است. ثبت این میدان مغناطیسی، سیگنال MEG را به دست می‌دهد.

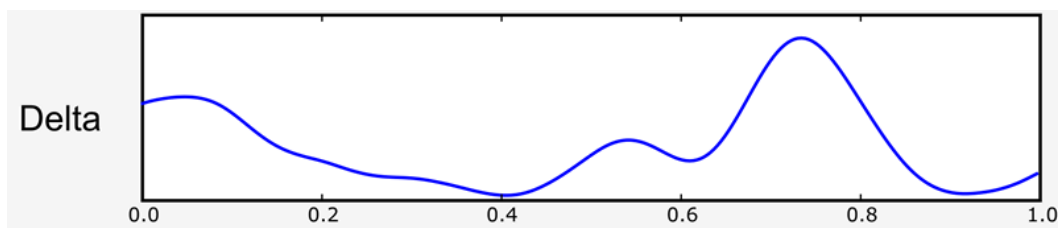
میدان مغناطیسی مغز بسیار ضعیف و در حدود تنها چندصد فمتوتسلا است. حتی قوی‌ترین سیگنال‌های نور و مغناطیسی، که مربوط به حملات صرعی است، تنها چند هزار فمتوتسلا هستند. این تنها یک میلیاردیم میدان مغناطیسی یکنواخت زمین و همچنین میدان‌های مغناطیسی مغل ایجادشده توسط اجسام فلزی متحرک (ماشین، آسانسور و...) و سیم‌های برق است. ردیابی میدان‌های مغناطیسی مغز یک مشکل بزرگ است (مانند شنیدن صدای پای مورچه در وسط یک کنسرت). برای کاهش مقدار میدان مغناطیسی مغل رسیده به حسگر میدان مغناطیسی، لازم است که سیستم اندازه‌گیری در یک اتاق عایق به میدان‌های مغناطیسی و امواج قرار گیرد. در نمونه‌های اولیه این حسگرها، محفظه‌ی ثبت و جمع‌آوری، دارای سیم‌پیچ‌های اندازه‌گیری میدان بودند که همواره در درون هلیوم مایع در دماهای ابررسانایی نزدیک به $4/2$ درجه کلوین نگهداری می‌شدند. در این دما رساناها خاصیت ابررسانایی از خود بروز می‌دهند و به ازای تغییرات کوچک شار، جریان القایی در رساناها تغییر می‌کند. برای سیم‌های معمولی این جریان به دلیل مقاومت، به سرعت به صورت گرما تلف می‌شود. به همین دلیل سیم‌پیچ‌های القایی از سیم‌های ابررسانا ساخته می‌شود. امروزه از SQUID برای اندازه‌گیری میدان‌های بسیار ضعیف مثل MEG استفاده می‌شود [۲۰].

در این سیگنال‌ها مولفه‌هایی با فرکانس‌های فوق‌العاده کم و خیلی زیاد دیده می‌شوند که از نظر کلینیکی اهمیتی ندارند، مگر در شرایط خاص. به همین دلیل در نوربرداری عادی، محدوده خاصی از فرکانس‌ها در نظر گرفته می‌شود که از نظر فیزیولوژی اعصاب و روان دارای بیشترین اهمیت هستند. این محدوده بین $0/1$ تا 100 هرتز و در حالت محدودتر بین $0/3$ تا 70 هرتز است. در یک فرد بالغ نرمال بیدار، محدوده‌ی فرکانس‌های پایین ($0/3$ الی 7 هرتز) و فرکانس‌های بالا (بالای 30 هرتز) به ندرت دیده می‌شود، در حالیکه فرکانس‌های متوسط بین 8 تا 13 هرتز و فرکانس‌های بالا، بین 14 تا 30 هرتز، ریتم غالب را تشکیل می‌دهند. طبقه‌بندی معمول ریتم‌های اصلی EEG بر اساس محدوده‌های فرکانسی

زیر صورت می‌گیرد که عبارتند از : دلتا ($0/1$ هرتز تا 4 هرتز)، تتا (4 تا 8 هرتز)، آلفا (8 تا 13 هرتز)، بتا (13 تا 30 هرتز) و گاما (بالای 30 هرتز) که همین محدوده‌های فرکانسی برای طبقه‌بندی معمول ریتم‌های MEG نیز به کار می‌رود.

• باند دلتا

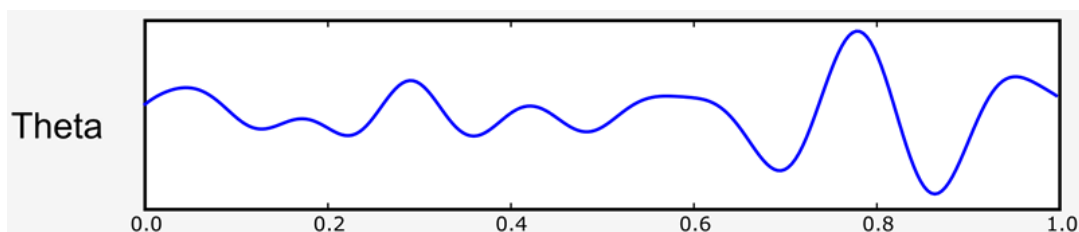
باند فرکانسی $0/1$ تا 4 هرتز را باند آلفا می‌نامند. این ریتم موقع خواب عمیق و بدون حرکات سریع چشم و بی‌هوشی و تمرکز خودآگاهانه، بدون هیچ حرکتی دیده می‌شود (شکل (۲-۷)).



شکل (۲-۷): باند دلتا [۲۱]

• باند تتا

این موج با باند فرکانسی $4-8$ هرتز می‌باشد. ریتم تتا از ارتباط بین قشر مخ و گروه‌های نورونی ایجاد می‌شود و در مواقع حرکات سریع چشم در خواب و استراحت و استرس‌های حسی و رویا نیز در کودکان مشاهده می‌شود (شکل (۲-۸)).



شکل (۲-۸): امواج تتا [۲۱]

• باند آلفا

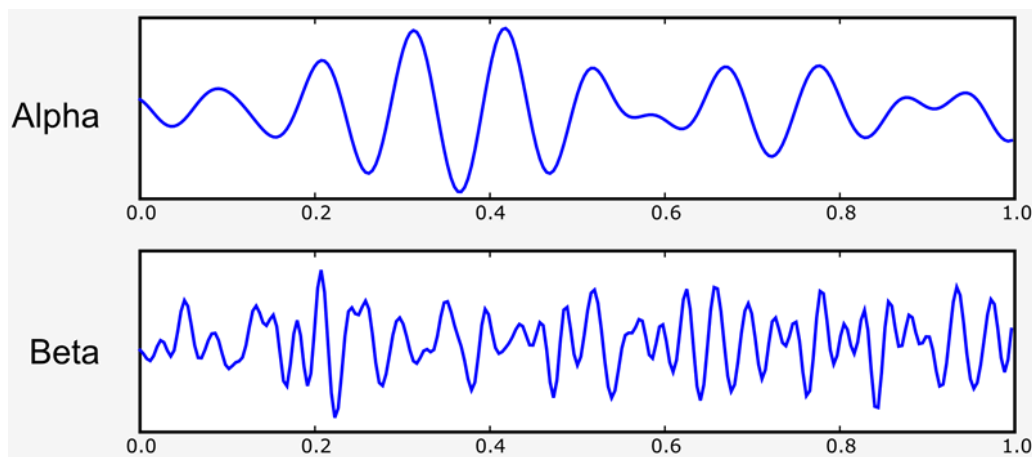
این ریتم در زمان استراحت با چشمان بسته و عدم تمرکز یا تفکر دیده می‌شود و زمانی که فرد یک سیگنال حسی دریافت می‌کند یا قصد تفکر، تمرکز بینایی و فعالیت ذهنی دارد این ریتم ناپدید می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که باند موثر آلفا از یک فرد به فرد دیگر ممکن است تغییر کند. بنابراین در تحقیقات اخیر سعی شده تا به کمک الگوریتم ژنتیک محدوده موثر باند آلفا را برای فرد معین کنند [۲۲]. باند فرکانسی بین ۱۰ تا ۱۲ هرتز، که در محدوده ریتم آلفا قرار دارد به خاطر کاربرد زیاد در پردازش سیگنال MEG موسوم به ریتم میو می‌باشد. به عنوان مثال در حالت حرکت واقعی انرژی سیگنال MEG در باند میو به شدت کاهش می‌یابد. در شکل (۲-۹) ریتم آلفا مشهود است.

• باند بتا

ریتم بتا در حالتی که فرد با چشمانی باز با آرامش بر روی صندلی نشسته، بر روی سطح پوست سر ظاهر می‌شود. هرچند محدوده استاندارد ریتم بتا ۱۳ تا ۳۰ هرتز می‌باشد، محدوده فرکانسی موثر در کاربردهای BCI بین ۱۶ تا ۲۴ هرتز است (شکل (۲-۹)).

• ریتم گاما

در بعضی کاربردها، فرکانس‌های بالاتر از ۳۰ تا ۶۰ هرتز را هم در نظر می‌گیرند که در همه جای سر دیده می‌شود. ولی در اغلب تحقیقات باند بین ۳۶ تا ۴۴ هرتز را گاما می‌نامند. این باند را مرتبط با توجه تقویت‌شده، تعمق و مراقبه و تغییر حالت هشیاری می‌دانند.



شکل (۲-۹): ریتم آلفا و بتا [۲۱]

۲-۴-۱-۴- تفاوت MEG با EEG

اولین تفاوت آن است که MEG حاوی اطلاعات عمیق تر است. دیگر آن که پدیده پراکندگی روی EEG تأثیر دارد. این پدیده ناشی از مقاومت الکتریکی بین منبع تولید میدان الکتریکی و محل استقرار الکتروود است و این مقاومت روی ولتاژی که الکتروود اندازه گیری می کند، اثر می گذارد. بنابراین دامنه داده های حاصل از EEG با مقدار واقعی میدان، متفاوت است. در صورتی که MEG از این پدیده تأثیر نمی گیرد و داده ها به مقدار واقعی نزدیکتر هستند و این بدلیل یکی بودن ضریب گذردهی مغناطیسی یکسان هوا و مغز و مجسمه است.

به طور کلی می توان نتیجه گرفت که اطلاعاتی که در MEG ظاهر می شود کمتر از EEG ولی دقیق تر است. بنابراین بسیار مناسب است که این دو با هم و به صورت مکمل بررسی و پردازش شوند. سیگنال های EEG و MEG هر دو، نوسانات یک منبع یکسانی را به تصویر می کشند. بنابراین به نظر می آید که محتوی فرکانسی آنها باید تقریباً یکسان عمل کند.

۲-۵- سیستم BCI

BCI سیستمی است که سیگنال های مغزی را دریافت و آنالیز می کند؛ با این هدف که یک مسیر ارتباطی بین مغز و رایانه ایجاد شود. این سیستم می تواند با اهداف گوناگون پیاده سازی شود:

- کاربردهای زیست مهندسی: برای راه اندازی پروتزها برای افراد معلول

- بررسی سوژه‌های انسانی: به عنوان مثال در مراحل مختلف خواب، هوشیاری، صرع و ...
 - کاربردهای علم اعصاب: تطبیق عملکرد سوژه با سیگنال‌های مغزی ثبت شده
 - ارتباط بین انسان و ماشین: وسایل واسط که باعث تبادل اطلاعات بین انسان و ماشین می‌شوند.
- شکل (۲-۱۰) اجزاء مختلف یک سیستم نوعی BCI را نشان می‌دهد [۲۳].



شکل (۲-۱۰): اجزاء مختلف سیستم BCI [۲۴].

اولین گام در یک سیستم BCI ثبت سیگنال مغزی است. این مرحله شامل ثبت، فیلتر، تقویت، دیجیتالی کردن و انتقال به رایانه است. در رایانه نیز پردازش مناسب، بسته به مسئله و نویز یا تداخل‌های موجود روی سیگنال اجرا می‌شود. همانگونه که گفته شد، هدف BCI درک تصمیم کاربر است. معمولاً اهداف محدود و هر کدام به یک وظیفه اشاره می‌کنند. درک تصمیم سوژه در رایانه چیزی جز اجرای عمل طبقه‌بندی نیست. یک طبقه‌بندی شامل مراحل مختلف است: استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی، کاهش بعد ویژگی و آموزش طبقه‌بند. خروجی عمل طبقه‌بندی، هدف یا تصمیم سوژه است. از این پس سیستم کنترلی بر اساس هدف معین شده، یک ربات، ویلچر، پروتز یا هر وسیله‌ی دیگر را کنترل می‌کند. نتیجه عمل سیستم کنترلی می‌تواند به رایانه (کنترل هدف) یا سوژه (کنترل فرآیند) بازخورد داده‌شود. بنابراین می‌توان گفت که در سیستم BCI، دو سیستم کنترلی، رایانه و انسان، هدف را کنترل می‌کنند [۲۴].

۲-۵-۱- محدودیت‌های BCI

گرچه هدف غایی BCI، ارتباط انسان با محیط بیرون از طریق پردازش سیگنال‌های مغزی توسط رایانه است ولی این مسئله هنوز عمدتاً در مرحله‌ی تحقیقات است و یک سیستم BCI معمولاً در آزمایشگاه یا مراکز با شرایط کلینیکی کنترل شده و در محیطی به دور از تداخل و نویز اتفاق می‌افتد. سوژه اعم

از انسان و حیوان باید وظیفه را در شکل خاصی از اندام و در برهه زمانی معین انجام دهد. علیرغم تمام شرایط کنترل شده، نتایج بسیار متغیر هستند؛ بدین معنی که از سوژه به سوژه تغییر می کند. عملکرد یک سوژه از یک آزمایش تا آزمایش دیگر و در یک روز با روز دیگر متفاوت خواهد بود [۲۳].

۲-۶- سیگنال های مغزی و حافظه‌ی درازمدت

مغز انسان توانایی قابل توجهی در حفظ کردن اطلاعات برای یک مدت طولانی را دارا است. این اطلاعات که به صورت سیناپسی یکپارچه در مغز رمز شده اند، حافظه‌ی درازمدت را شکل می دهند. در مسابقات BIOMAG سال ۲۰۱۲، با استفاده از داده های MEG ارائه شده در این مسابقات، هدف، بازیابی و بررسی حافظه‌ی درازمدت بوده است به گونه ای که برای یادآوری موضوع خاصی، تصویر مرتبط با آن موضوع که دارای جهت و رنگ خاصی است، به فرد نمایش داده شد تا یادآوری یکی، یادآوری دیگری را سبب شود [۲]. این پدیده تحت عنوان "عمل یادگیری زوج وابسته" بررسی شده است. پس از ثبت سیگنال های MEG طی فرایند یادگیری و یادآوری، با آموزش و تست یک الگوریتم طبقه بند، روی بخش هایی از داده ی MEG در خلال یادآوری های متوالی، سعی بر این بود تا جهت یا رنگ تصویر مرتبط با موضوع آزمایش، پیش بینی شود.

اولین گام، انتخاب ویژگی هایی مناسب است که حاوی اطلاعات حرکتی در سیگنال مغزی باشند. به طور خاص در حرکت، باند فرکانسی امواج میو و بتا مورد توجه محققین برای استخراج ویژگی بوده است. ویژگی های دیگر ضرایب تبدیل ویولت هستند. طبقه بندهای مورد استفاده در مقالات بیشتر از نوع فاصله اقلیدسی و روش خطی هستند. دیگر روش های موجود، روش SVM و k امین همسایه نزدیک است. گاهی برای اطمینان از مؤثر بودن ویژگی های استخراج شده، تعداد زیادی ویژگی استخراج می شود و لازم است که از این میان ویژگی های مؤثرتر انتخاب شوند. برای این کار روش های مختلفی مثل PCA و... به کار گرفته شده است.

مقالات در زمینه طبقه‌بندی روی MEG محدود است. تحقیقات نشان می‌دهد که از آن‌جا که محتوی فرکانسی سیگنال‌های MEG و EEG یکی است، در طبقه‌بندی تاثیر تقریباً یکسانی دارند. تاکنون بیشتر از EEG برای بررسی سیگنال‌های مغزی استفاده شده است. از آنجا که محتوی فرکانسی EEG با MEG یکسان است، بررسی تحقیقات گذشته روی EEG بسیار مفید خواهد بود.

۲-۶-۱- تحقیقات انجام شده

مطالعات الکتروفیزیولوژی در میمون‌ها، نرون‌هایی را در کورتکس فرعی شقیقه (IT)^۱ و کورتکس واقع در جلوی استخوان پیشانی (PFC)^۲ شناسایی کردند که در عمل یادگیری زوج وابسته دخیل هستند. ساکای و میاشیتا به این نتیجه رسیدند که تعدادی از سلول‌ها در IT میمون‌ها، در طول ارائه تصویر (یکی از اعضای زوج)، پاسخی قوی برای انتخاب عکس نشان می‌دهند [۲۵]. این مشاهده، فرضیه‌ای را تحت عنوان "نرون‌های کدکننده‌ی زوج"، پیشنهاد می‌کند. سلول‌های دیگر که به آن‌ها لقب "نرون‌های یادآوری زوج"^۳ اعطا شده است، فعالیت انتخاب عکس را در طول یک مدت زمان تاخیر بعد از اشارات و راهنمایی دریافت شده از سلول‌های مذکور، تقویت می‌کنند. این نرون‌های یادآوری زوج، هنگام پاسخ به یک عکس بخصوص و در لحظاتی که زوج وابسته‌ی این عکس بخصوص، به عنوان راهنمایی استفاده شد، بالاترین مقدار فعالیت را داشته‌اند. دلیلی که این نرون‌های بخصوص در IT پیدا شدند، می‌تواند با جایگاه نرون در بدن توضیح داده شود. IT، سیستم بینایی را به بخشی از کورتکس میانی (MTL)^۴ متصل می‌کند. MTL ناحیه‌ای ضروری برای تحکیم LTM است [۲۶]. نرون‌هایی که توسط ساکای و میاشیتا شرح داده شدند، به عنوان عناصر ذخیره حافظه در عمل یادآوری زوج وابسته، فعالیت می‌کنند. علاوه بر این، پژوهشی که روی جداره‌ی برش خورده مغز میمون انجام شد، نیز نشان داد که

^۱ Inferior temporal

^۲ Prefrontal cortex

^۳ Sakai, Miyashita

^۴ Pair-coding neurons

^۵ Pair-recall neuron

^۶ Medial temporal lobe

بازیابی اطلاعات از IT، تحت کنترل بالا به پایین بخش PFC است [۲۷]. به علاوه، تقریباً ۱۸۰ میلی ثانیه تاخیر فعالیت نرون "یادآوری زوج" IT، طولانی تر از شرایط پایین به بالا دیده شد که این امر یک نقش بحرانی برای PFC در پردازش های بازیابی LTM را نشان می دهد [۲۸]. در همین راستا اندرو و فوناهاشی هم نرون های کدکننده ی زوج را در PFC شناسایی کردند. شبیه به آنچه که در IT توسط ساکای و میاشیتا یافت شد اما در این حالت نسبت به نرون های یادآوری زوج، با تاخیر فعالیت کوتاه تری مواجه شدند [۲۹]. در مجموع نرون های PFC و نرون های کدکننده ی زوج IT و همچنین نرون های یادآوری زوج، در یادآوری زوج وابسته، به صورت خاص درگیر هستند.

در انسان ها کارکرد نرون های منفرد در طول یادآوری زوج وابسته، به خوبی قابل درک نیست. هوندا و همکاران، یک مطالعه EEG روی انسان انجام دادند و "پتانسیل های وابسته به رخداد" (ERP^۱) را در طول یادآوری زوج وابسته، آزمایش کردند [۳۰]. بواسطه ی مقایسه ی یادآوری زوج وابسته با یک عکس العمل تصادفی و کنترل بینایی، هوندا و همکاران دو مولفه ERP مرتبط با یادآوری زوج وابسته، پیدا کردند. در ابتدا، یک مولفه مثبت پسین (عقبی)، بین ۳۹۰ و ۱۱۰۰ میلی ثانیه بعد از دریافت اشاره و راهنمایی لازم، مشاهده شد، که به آن مولفه P500 می گویند. سپس هوندا و همکاران، یک مولفه منفی پیشین (جلویی) قوی شناسایی کردند که حدود ۱۱۰۰ میلی ثانیه بعد از دریافت راهنمایی و اشاره لازم، شروع می شود و تا نمایش تصویر (یکی از اعضای زوج) ادامه دارد. مولفه پسین (عقبی) ممکن است بازیابی LTM زوج وابسته را در حالی منعکس کند که مولفه ی پیشین (جلویی) اخیراً تقویت شده، توانسته نگهداشت این LTM را در حافظه کاری بازتاب دهد. علاوه بر این پالر و رنگنس هم مولفه های

¹ Pair-recall

² Andreau , Funahashi

Paired associate recall^۲

Honda^۳

Event-related potentials^۴

Posterior positive component^۱

Frontal negative component^۲

Ranganath, Paller^۳

ERP جلویی مرتبط با بازیابی LTM را گزارش داده‌اند که در حدود ۴۰۰ میلی‌ثانیه بعد از دریافت اشارات و راهنمایی لازم اتفاق می‌افتد [۳۱]. اگرچه همه این مولفه‌های ERP می‌تواند به خوبی، پردازش‌های کلی مرتبط با بازیابی LTM را منعکس کند اما همان‌طور که در مطالعات فوق‌الذکر مشاهده شد، هنوز شفاف نیست که آیا این مولفه‌های ERP شامل اطلاعات نمایشی هستند و متشکل از اجتماع قابل توجه و قابل مشاهده‌ای از نرون‌های کدکننده زوج هستند، یا فعالیت نرون‌های یادآوری زوج مشاهده‌شده را تشکیل می‌دهند.

در آزمایش‌های متنوعی از تصویربرداری تشدید مغناطیسی تابعی (fMRI) برای بررسی، نگهداری و بازیابی حافظه‌ی گذشته بهره‌برده‌اند [۳۵-۳۲]. با این حال دقت زمانی ضعیف و بد fMRI در برابر تحقیقات فرآیندهای دینامیکی وابسته به مکان و زمان، مانع ایجاد کرده است [۳۶].

اگرچه تفکیک‌پذیری زمانی ضعیف fMRI مانع تحقیقات درباره‌ی پویایی سریع این پردازش‌ها نظیر مولفه P500 عقبی (یافت شده توسط هوندا و همکاران) می‌شود. در مقابل، MEG یک روش تصویربرداری است که توانایی زیادی برای اندازه‌گیری فعالیت مغز انسان در مقیاس میلی‌ثانیه با تفکیک‌پذیری قابل قبول دارد. این ویژگی‌ها به MEG پتانسیل قابل ملاحظه‌ای برای پردازش و تحقیق را می‌دهد [۳۲]. این پتانسیل را می‌توان با مثالی همچون بررسی ادراک سمت چپ یا راست بودن تصویر (یکی از اعضای زوج) شرح داد [۳۷، ۳۸].

در [۳۹] آلنه یسن سعی کرد مدلی برای مقاومت سازی STM نسبت به نویز با استفاده از پردازش سیگنال‌های EEG ارائه دهد. در تحقیقات دیگری نیز از سیگنال‌های مغزی برای بررسی سیستم حافظه به خوبی بهره‌برده شده، نظیر مقاله [۴۰] که در آن گوینز از سیگنال EEG برای^۲ تحلیل تغییرات روزانه‌ی حافظه‌ی کاری و حافظه‌ی درازمدت بهره‌برد. مینا و همکاران در [۴۱] حافظه‌ی کوتاه‌مدت چنین انسان را با استفاده از سیگنال‌های MEG مورد بررسی قرار دادند. در زمینه‌ی بهره‌گیری از

Ole Jensen^۱
Gevins^۲
Minna^۲

سیگنال‌های MEG برای تجزیه و تحلیل مغز انسان نیز تحقیقات زیادی صورت گرفته که در این بین می‌توان به مقاله‌ی [۴۲] اشاره کرد که دلیری و همکاران روش استخراج ویژگی جدیدی را برای بهبود رمزگشایی مغز و یا به عبارتی برای افزایش کارایی طبقه‌بندی سیگنال‌های MEG استفاده کردند. در [۲۰، ۴۳] نیز قابلیت رمزگشایی سیگنال‌های مغزی بررسی شده است. آن‌ها نشان دادند که رمزگشایی حرکت دست با استفاده از سیگنال‌های EEG و یا حتی MEG به خوبی امکان‌پذیر است. در [۴۴] با استفاده از داده‌های MEG مسابقات BIOMAG سال ۲۰۱۰، پیاده‌سازی‌های متفاوتی از روش‌های مختلف طبقه‌بندی و انتخاب ویژگی ارائه شد. بنابراین رمزگشایی حافظه درازمدت با استفاده از سیگنال‌های MEG، می‌تواند تبدیل به یک مسئله طبقه‌بندی سیگنال‌های MEG شود و لذا در آن همه‌ی مراحل طبقه‌بندی مورد بررسی قرار می‌گیرد. الکساندر بکاس از تجزیه تحلیل الگوهای چند متغیره (MVPA) بر روی داده‌های مسابقات BIOMAG سال ۲۰۱۲ برای بازیابی حافظه‌ی درازمدت استفاده کرده است، که در نتیجه توانست به درصد صحتی در حدود ۶۰ درصد دست یابد [۴۵]. ما نیز برآنیم تا با روش‌های مختلف طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی را بهبود بخشیده و گامی در جهت پیشرفت این زمینه برداریم.

۲-۷- جمع‌بندی

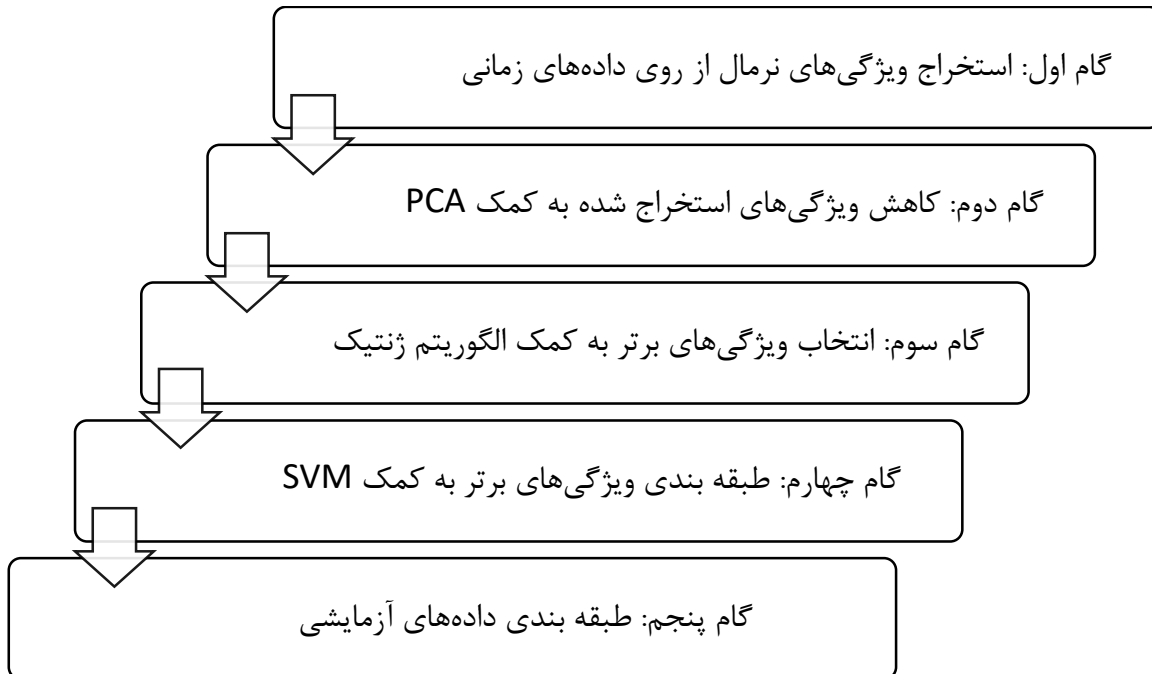
در این فصل ابتدا به ساختار مغز آدمی و رویکردهای فلسفی و علمی به ذهن و مغز، پرداخته شد. سپس مقدمه‌ای بر حافظه‌ی انسان و رده‌بندی‌های عنوان شده برای حافظه شرح داده شد؛ همان‌طور که عنوان شد، رایج‌ترین رده‌بندی حافظه، تقسیم‌بندی آن بر اساس مدت دوام است که عبارت است از حافظه‌ی کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت. در ادامه مقدمه‌ای بر علوم اعصاب عنوان شد و فناوری‌های

پیشرفته‌ای همچون MEG و EEG که در مطالعات علوم اعصاب جایگاهی بارز یافته‌اند، بررسی شدند. سپس سیستم دریافت و تحلیل سیگنال‌های مغزی (BCI) شرح داده شد. در ادامه به تفصیل، تحقیقات انجام شده در زمینه‌ی بررسی حافظه‌ی دراز مدت با استفاده از سیگنال‌های مغزی مورد بررسی قرار گرفت.

فصل سوم: روش پیشنهادی برای کاوش حافظه انسان

۳-۱- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی این پایان نامه در فلوچارت شکل (۳-۱) آورده شده است.



شکل (۳-۱): فلوچارت روش پیشنهادی

۳-۲- گام اول: استخراج ویژگی‌های نرمال از روی داده‌های زمانی

آنچه که در کلاس بندی یک سری داده موثر می باشد، ویژگی هایی است که از داده ها استخراج می شوند تا طبقه بندی کننده بر پایه ی این ویژگی ها کلاس بندی را به انجام برساند. در این گام، ویژگی هایی از داده ها استخراج می شود که جزئیات آن ها در زیر آمده است.

این ویژگی ها، ویژگی سیگنال های وابسته به یک کار خاص ذهنی نمی باشند بلکه ویژگی هایی کلی است که احتمال سودمندی آن ها در پردازش سیگنال های مغزی می رود. سیگنال های ثبت شده، در حوزه زمان می باشند و در هر آزمایش می توان آن را به صورت رابطه (۱) نشان داد که در آن N_e تعداد الکتروده و N_{Spt} تعداد نمونه در هر آزمایش می باشد [۲۱].

$$S = \begin{bmatrix} s_1(1) & s_1(1) & \dots & s_1(N_{Spt}) \\ s_2(1) & s_2(1) & \dots & s_2(N_{Spt}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{N_e}(1) & s_{N_e}(1) & \dots & s_{N_e}(N_{Spt}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

از روی سیگنال هر کانال در حوزه زمان ویژگی‌های زیر استخراج شدند. بعضی از این ویژگی‌ها از ۱۳ بازه‌ی زمانی ۶۰ نقطه‌ای استخراج شده‌اند. بدین صورت که سیگنال هر کانال در حوزه زمان به ۱۳ بازه مساوی تقسیم شده است و از هر بخش به صورت مستقل، ویژگی مدنظر استخراج شده است. با استخراج ویژگی، اندازه‌ی بردار ویژگی در اکثر روش‌ها از تعداد نقاط زمانی سیگنال $(213994 = 781 * 274)$ به $(3562 = 13 * 274)$ می‌رسد. محدوده‌ی تغییرات ویژگی‌های مختلف با یکدیگر تفاوت دارد و طبقه‌بندی براساس آن‌ها با مشکل مواجه می‌شود. برای رفع این مشکل لازم است ویژگی‌ها نرمال شوند. متغیر تصادفی X را می‌توان به کمک رابطه زیر نرمال نمود که در آن تابع $\min(.)$ و $\max(.)$ مینیمم و ماکزیمم X را برمی‌گرداند.

$$Normal_x = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (2)$$

این روش ساده‌ترین نرمالسازی و یک نرمالسازی یکنواخت است. در این تحقیق به یک نرمالسازی یکنواخت احتیاج است. در ادامه این بخش ویژگی‌ها به صورت مختصر معرفی شده‌اند.

۳-۲-۱- ویژگی‌های آماری

این دسته ویژگی‌ها از روی خواص آماری سیگنال استخراج می‌شوند که با فرض ارگودیک^۱ بودن سیگنال، می‌توان آن‌ها را از روی نمونه‌های زمانی سیگنال تخمین زد. از همین رو گاهی به آن‌ها ویژگی‌های زمانی نیز گفته می‌شود.

¹ Ergodic

(۱) میانگین (هر کانال ۱۳ ویژگی مستقل)

از روی مجموع همه‌ی مقادیر سیگنال و تقسیم آن بر تعداد کل مقادیر به دست می‌آید:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_i(n) \quad (۳)$$

(۲) واریانس (هر کانال ۱۳ ویژگی مستقل)

واریانس آماری، مربع اختلاف سیگنال با میانگینش می‌باشد که می‌تواند بیانگر میزان پراکندگی سیگنال حول میانگین باشد. واریانس آماری به کمک رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma^2_{x_i} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_i(n) - \bar{x}_i)^2 \quad (۴)$$

(۳) Hjorth (هر کانال ۳۹=۳*۱۳ ویژگی مستقل)

سه پارامتر معروف Hjorth به عنوان ویژگی یک سیگنال استفاده می‌شوند که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

✓ فعالیت : ۱

$$Activity(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \quad (۵)$$

که در آن $\bar{x}$ میانگین x است.

^۱ Activity

✓ تحرک و پویایی^۱

$$Mobility(x) = \sqrt{\frac{var(\hat{x})}{var(x)}} \quad (۶)$$

که در آن $\hat{x}$ معرف مشتق سیگنال x است. تحرک و پویایی، معیاری از فرکانس میانگین سیگنال است.

✓ پیچیدگی یا فرم فاکتور

پویایی سیگنال به صورت حاصل تقسیم انحراف معیار مشتق سیگنال به انحراف معیار خود سیگنال تعریف شد. یکی از ویژگی‌های مورد استفاده فرم فاکتور است؛ که به صورت حاصل تقسیم پویایی مشتق سیگنال به پویایی خود سیگنال تعریف می‌شود. فرم فاکتور نشان دهنده پیچیدگی سیگنال است [۴۶].

$$complexity(x) = \frac{Mobility(\hat{x})}{Mobility(x)} \quad (۷)$$

۴) مومنتوم مرتبه‌ی ۱ تا ۱۰ (هر کانال ۱۰ مومنتوم مختلف با ۱۳ ویژگی مستقل)

برای متغیرهای تصادفی $X_1, X_2, \dots, X_m$ و مومنتوم به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} Mom[X_1^{k1}, X_2^{k2}, \dots, X_m^{km}] &= Expectation\{X_1^{k1} X_2^{k2} \dots X_m^{km}\} \\ &= (-j)^{r=k1+k2+\dots+km} \frac{\partial \phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)}{\partial \omega_1^{k1} \partial \omega_2^{k2} \dots \partial \omega_m^{km}} \bigg|_{\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_m = 0} \end{aligned} \quad (۸)$$

$$\phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m) \triangleq Expectation\{\exp(j(\omega_1 x_1, \omega_2 x_2, \dots, \omega_m x_m))\} \quad (۹)$$

همچنین برای سیگنال‌های حیاتی ثبت شده روی یک کانال و با فرض ارگودیک بودن به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

^۱ Mobility

^۲ Complexity

$$\text{Mom}[X_1^{k_1}, X_2^{k_2}, \dots, X_m^{k_m}] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_1[n])^{k_1} \times (x_2[n])^{k_2} \times \dots \times (x_m[n])^{k_m} \quad (10)$$

۵) تعداد عبور از صفر (هر کانال ۱ ویژگی)

تعداد عبور از صفر می‌تواند معیاری از تعداد ماکزیمم‌ها و مینیمم‌های سیگنال باشد که دارای نوعی رابطه با مشخصات فرکانسی سیگنال است. به روش‌های متعددی می‌توان این مشخصه را از روی سیگنال محاسبه کرد که نحوه محاسبه‌ی یک نمونه‌ی آن در رابطه زیر آورده شده است.

$$ZC(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=n-N-1}^n |Sgn(x(i)) - Sgn(x(i+1))| \quad (11)$$

که در آن تابع $Sgn(.)$ تابع علامت است.

۶) هیستوگرام فراوانی داده‌ها (هر کانال ۱ ویژگی)

با تقسیم محدوده دامنه سیگنال به بازه‌های متعدد و در نظر گرفتن تعداد تکرار در دامنه‌های سیگنال در هر بازه می‌توان هیستوگرام سیگنال را بدست آورد. در این پایان نامه، هیستوگرام سیگنال هر کانال در ۱۳ بازه مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۲-۲- ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی

آنتروپی بطور عمومی به عنوان معیاری جهت شناسایی میزان پیچیدگی، بی‌نظمی و یا اطلاعات در سیگنال شناخته می‌شود. در این جا از دو نوع آنتروپی معروف استفاده شده است.

۷) آنتروپی شانون (هر کانال ۱۳ ویژگی مستقل)

آنتروپی شانون معروف ترین تعریف برای آنتروپی است و براساس رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$H(x) = - \sum_x P(x) \log_2(p(x)) \quad (12)$$

که در آن $P(x)$ تابع چگالی احتمال متغیر تصادفی x است. در مورد یک سیگنال زمانی، برای محاسبه تابع چگالی احتمال از هیستوگرام استفاده می‌شود. هیستوگرام برای رنج تغییرات دامنه، تعداد تکرارها را می‌دهد. در این حالت آنتروپی ماکزیمم زمانی رخ می‌دهد که سیگنال از یک توزیع یکنواخت پیروی کند [47].

۸) آنتروپی Log Energy (هر کانال ۱۳ ویژگی مستقل)

آنتروپی لگاریتم انرژی به صورت مجموع لگاریتم مربع نمونه‌ها تعریف می‌شود [47]:

$$H(x) = \sum_i \log(x_i^2) \quad (13)$$

۳-۲-۳- ویژگی‌های وابسته به انرژی سیگنال در باندهای فرکانسی ویژه

مهمترین ویژگی‌ها در بخش ویژگی‌های فرکانسی، مربوط به انرژی بازه‌های مختلف فرکانسی است. در بسیاری از مقالات این ویژگی‌ها عملکرد تاثیرگذاری در شناسایی سیگنال‌های مغزی داشته‌اند که در این بخش به آن پرداخته می‌شود.

۹) انرژی باند δ (هر کانال ۱ ویژگی)

۱۰) انرژی باند θ (هر کانال ۱ ویژگی)

۱۱) انرژی باند α (هر کانال ۱ ویژگی)

۱۲) انرژی باند β (هر کانال ۱ ویژگی)

از هر کانال ۴ ویژگی انرژی باندهای چهارگانه δ ، θ ، α و β استخراج شده است. انرژی هر یک از بازه‌های فرکانسی موجود در سیگنال MEG می‌تواند از روی چگالی طیف توان حساب شده و به عنوان ویژگی مورد استفاده قرار گیرد. این بازه‌ها در آمده است.

جدول (۳-۱): تقسیم‌بندی باندهای فرکانسی برای سیگنال‌های مغزی

بازه‌های فرکانسی (هرتز)			
β	α	θ	δ
۲۰-۱۴	۱۳-۸	۷-۴	۳-۰

۳-۲-۴- ویژگی‌های فرکانسی مربوط به تبدیل‌های فرکانسی

یکی از ویژگی‌های فرکانسی، ضرایب تبدیل‌های فرکانسی مثل تبدیل فوریه و یا تبدیل کسینوسی هستند. هم‌چنین از ویژگی‌های زمان-فرکانسی، تبدیل‌های گوناگونی را می‌توان نام برد که گاه دیده می‌شود با انجام این تبدیل‌ها بر روی یک سیگنال، بیشتر انرژی و اطلاعات سیگنال در تعداد کمی از ضرایب جمع می‌شوند و بنابراین شاید بتوانند به عنوان ویژگی‌هایی مناسب در طبقه‌بندی سیگنال بکار آیند.

۱۳) ضرایب تبدیل گسسته‌ی کسینوسی DCT (هر کانال ۱۳ ویژگی)

براساس این تبدیل، سیگنال به صورت ترکیب خطی از توابع سینوسی نوشته می‌شود. ضرایب این تبدیل به عنوان ویژگی استفاده می‌شود.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \sin\left(\frac{(n + \frac{1}{2})k\pi}{N}\right), k = 0, \dots, N-1 \quad (14)$$

در این پایان‌نامه از ۱۳ مقدار اول تبدیل سینوسی به عنوان ویژگی برای هر کانال استفاده شده است.

۱۴) ضرایب تبدیل گسسته‌ی سینوسی DST (هر کانال ۱۳ ویژگی)

براساس این تبدیل سیگنال به صورت ترکیب خطی از توابع کسینوسی نوشته می‌شوند. ضرایب این تبدیل به عنوان ویژگی استفاده می‌شود.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos\left(\frac{(n + \frac{1}{2})k\pi}{N}\right), k = 0, \dots, N-1 \quad (15)$$

در این پایان نامه از ۱۳ مقدار اول تبدیل کسینوسی به عنوان ویژگی برای هر کانال استفاده شده است.

۳-۳- گام دوم: کاهش ویژگی‌های استخراج شده به کمک PCA

در ابتدای این گام، از اتصال ویژگی‌های استخراج شده از کانال‌های مختلف به یکدیگر، بردار ویژگی متناظر با هر نمونه آموزشی محاسبه می‌شود.

فرض کنید که x بردار نمونه‌های ورودی باشد. وظیفه PCA انتقال x به فضای دیگری است که نگاشت x در آن فضا (y) دارای مولفه‌هایی ناهمبسته باشد. بدین ترتیب می‌توان فرض کرد:

$$y = A^T x, \quad R_y \equiv E[yy^T] = A^T R_x A \quad (16)$$

از آنجا که ماتریس R_x متقارن است و بردارهای ویژه‌ی آن نسبت به هم متعامد هستند، اگر ماتریس A به گونه‌ای انتخاب شود که ستون‌های آن بردارهای ویژه R_x باشند، آنگاه R_y یک ماتریس قطری می‌شود که روی قطر اصلی آن مقادیر ویژه‌ی نظیر بردارهای ویژه به ترتیب قرار گرفته‌اند. برای این منظور ابتدا بردارهای ویژه برحسب مقدار ویژه‌ی بیشتر مرتب شده و سپس به عنوان ماتریس A اعمال می‌شوند. بنابراین با استفاده از بردار ویژه‌ی مقادیر بزرگتر می‌توان با کاهش بعد، بیشترین اطلاعات ناهمبسته را حفظ کرد [۲۳].

۳-۴- گام سوم: انتخاب ویژگی‌های برتر به کمک الگوریتم ژنتیک

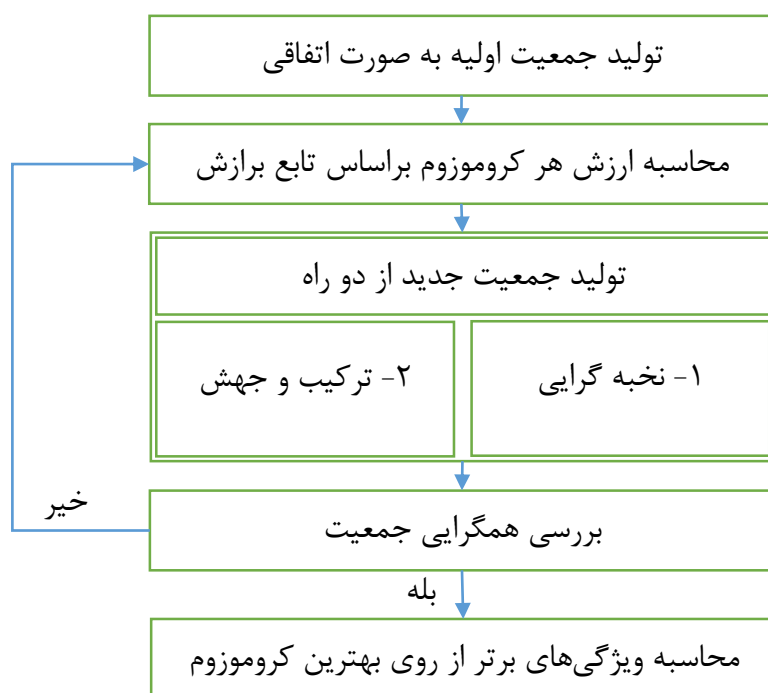
در این بخش ویژگی‌های برتر به کمک الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شوند. مطالعات ما نشان می‌دهد در کارهای گذشته گام انتخاب کانال برتر وجود داشت [۴۸، ۴۹]. در این پایان نامه انتخاب ویژگی‌های برتر

¹ Orthogonal

انجام شده است. در این حالت ممکن است فقط بخشی از ویژگی‌های استخراج شده از یک کانال حذف شود.

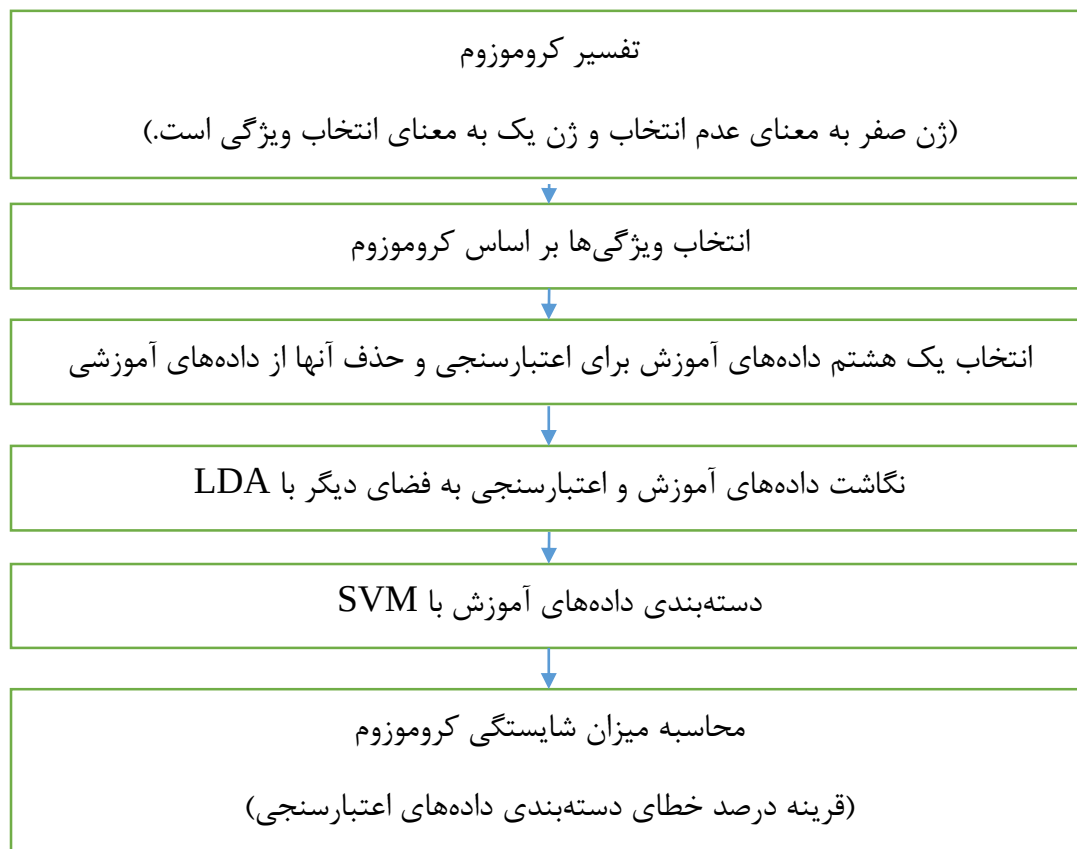
مراحل الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی برتر در شکل نشان داده شده است. ابتدا پاسخ مسئله را که همان ویژگی‌های برتر است، در قالب یک ساختار کروموزمی تعریف می‌نماییم. بنابراین هر کروموزوم دارای ژن‌هایی به تعداد ویژگی‌های است که در مرحله کاهش ویژگی حذف نشده‌اند. همچنین هر ژن می‌تواند مقدار صفر یا یک را بپذیرد که به معنای عدم انتخاب یا انتخاب یک ویژگی است.

با معرفی تابع برازش، کیفیت پاسخ‌های ارائه شده در هر کروموزوم به صورت عددی بیان می‌شود. تابع برازش همان معیار انتخاب ویژگی‌های برتر است. سپس تعداد معینی کروموزوم به صورت تصادفی تولید می‌شود که این کروموزوم‌ها به عنوان جمعیت اولیه شناخته می‌شوند. در این مرحله تعدادی پاسخ (همان جمعیت اولیه) برای مسئله وجود دارد که عمدتاً از کیفیت پایینی برخوردار هستند. میزان کیفیت هر کروموزوم از جمعیت بر اساس تابع برازش مشخص می‌شود. در مرحله بعد جمعیت جدیدی بر طبق جمعیت فعلی تولید می‌شود. این تولید مجدد می‌تواند بر اساس انتخاب نخبه و یا جهش و ترکیب کروموزوم‌های جمعیت فعلی ایجاد شود. در این پایان نامه از روش انتخاب تورنومنت، ترکیب دو نقطه‌ای و جهش استفاده شده است.



شکل (۳-۲): مراحل کلی الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های برتر

یکی از مهمترین مواردی که در کارکرد الگوریتم ژنتیک تاثیر دارد، نحوه انتخاب تابع برازش است. تابع برازش انتخابی، میزان خطای دسته‌بندی داده‌های آموزش است. برای ارزیابی هر کروموزوم، ویژگی‌های برتر انتخابی آن کروموزوم انتخاب می‌شود. سپس یک هشتم داده‌های آموزش برای آزمایش از داده‌ها جدا می‌شود. با بقیه داده‌های آموزش (هفت هشتم دیگر) به کمک روش SVM دسته‌بندی انجام می‌شود. پیش از آنکه داده‌ها به کمک SVM دسته‌بندی شوند، داده‌ها با پیش‌پردازش LDA به فضای دیگری انتقال می‌یابند. میزان خطای دسته‌بندی از روی خطای داده‌های آزمایش محاسبه می‌گردد. الگوریتم کلی تابع برازش در شکل آورده شده است. در ادامه این بخش به طور مختصر روش LDA و SVM توضیح داده شده است.



شکل (۳-۳): تابع برازش الگوریتم ژنتیک

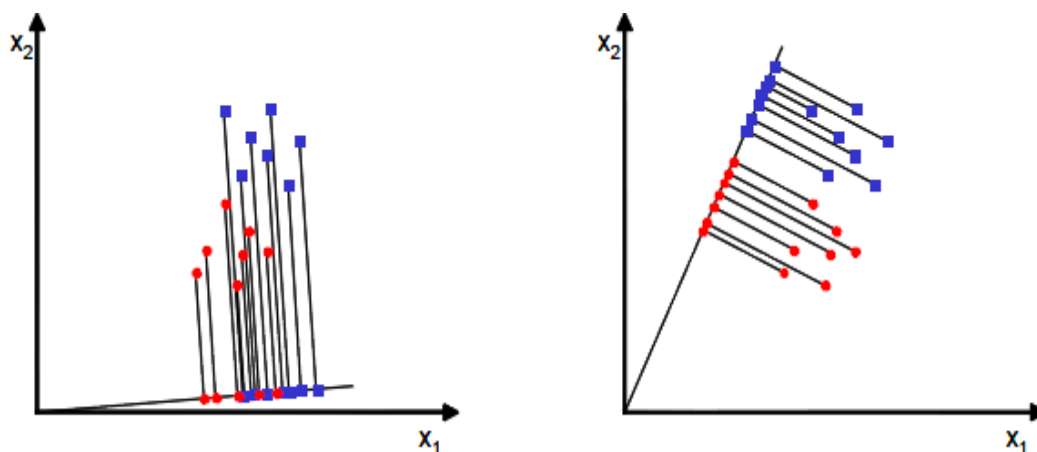
۳-۴-۱ LDA^۱

در این بخش، هدف از اعمال LDA، نگاشت ویژگی‌ها به فضای دیگری است که براساس فاصله‌ی بین داده‌های هر کلاس از میانگین آن و فاصله بین کلاس‌ها استوار شده‌است. فرض کنید ما یک مجموعه D بعدی مانند $\{x^1, x^2, \dots, x^{N_i}\}$ داشته باشیم. N_i ، تعداد نمونه‌های متعلق به کلاس ω_i است؛ $i = 1, \dots, C$. هر x^i معرف یکی از ستون‌های ماتریس X است. در این روش نگاشت نمونه‌ها از فضای X به فضای Y انجام می‌شود؛ به گونه‌ای که ابعاد نمونه‌ها در فضای Y به $C - 1$ بعد کاهش می‌یابد. معادله‌ی خط این نگاشت به صورت زیر است:

$$Y = W^T X \quad (۱۷)$$

^۱ Linear Discriminant Analysis

توضیحات بالا برای دو بعد در شکل (۳-۴) نمایش داده شده است. از بین همه خط‌هایی که می‌توان انتخاب کرد، باید یک خط را که بیشترین جداکننده برای بردارها است، انتخاب نماییم.



شکل (۳-۴): انتخاب یک خط برای دو بعد بعد [۵۰]

در این روش، جهت انتخاب خطی با بیشترین جداکنندگی برای بردارها، سعی بر آن است تا نسبت فاصله‌ی بین کلاس‌ها بر فاصله‌ی بین داده‌های هر کلاس از میانگین آن کلاس، بیشترین گردد. در زیر مراحل بدست آوردن LDA برای C کلاس توضیح داده شده است [۵۰].

میانگین هر بردار از ماتریس‌های X و Y از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \omega_i} x \quad \text{and} \quad \tilde{\mu}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \omega_i} y = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \omega_i} w^T x = w^T \mu_i \quad (18)$$

در این جا محاسبه‌ی دو مفهوم فاصله درون کلاسی و فاصله بین کلاس‌ها نشان داده شده است: ^۲

$$S_i = \sum_{x \in \omega_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \quad (19)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c S_i \times N_i \quad (20)$$

به گونه ای که S_i ماتریس کواریانس کلاس ω_i را تشکیل می‌دهد.

^۱ Within-class scatter
^۲ Between-class scatter

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (21)$$

در حالی که

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{\forall x} x = \frac{1}{N} \sum_{x \in \omega_i} N_i \mu_i \quad (22)$$

در LDA می‌خواهیم نسبت فاصله بین کلاس‌ها به فاصله درون کلاسی در فضای جدید (Y)، را به بیشترین مقدار برسانیم. این دو مقدار به ترتیب عبارتند از: $\tilde{S}_w$ و $\tilde{S}_B$. به همین علت، از این نسبت مشتق گرفته و برابر صفر قرار می‌دهیم که در رابطه زیر آن را نشان داده‌ایم:

$$J(w) = \frac{|\tilde{S}_B|}{|\tilde{S}_w|} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} \tilde{S}_i &= \sum_{y \in \omega_i} (y - \tilde{\mu}_i)^2 \\ &= \sum_{x \in \omega_i} (w^T x - w^T \mu_i)^2 \\ &= \sum_{x \in \omega_i} w^T (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T w = w^T S_i w \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \tilde{S}_w &= \sum_{i=1}^c \tilde{S}_i = w^T (S_1 + S_2 + \dots + S_c) w = w^T S_w w \\ (\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2)^2 &= (w^T \mu_1 - w^T \mu_2)^2 = w^T (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T w \\ &\Rightarrow w^T S_B w = \tilde{S}_B \end{aligned} \quad (25)$$

$$\frac{d}{dw} [J(w)] = \frac{d}{dw} \left[\frac{w^T S_B w}{w^T S_w w} \right] = 0 \Rightarrow$$

$$[w^T S_w w] \frac{d[w^T S_B w]}{dw} - [w^T S_B w] \frac{d[w^T S_w w]}{dw} = 0 \Rightarrow \quad (26)$$

$$[w^T S_w w] 2S_B w - [w^T S_B w] 2S_w w = 0$$

بر $w^T S_w w$ تقسیم می‌کنیم:

$$\frac{[w^T S_w w]}{[w^T S_w w]} S_B w - \frac{[w^T S_B w]}{[w^T S_w w]} S_w w = 0 \Rightarrow \quad (27)$$

$$S_B w - J S_w w = 0 \Rightarrow$$

$$S_w^{-1} S_B w - Jw = 0 \Rightarrow$$

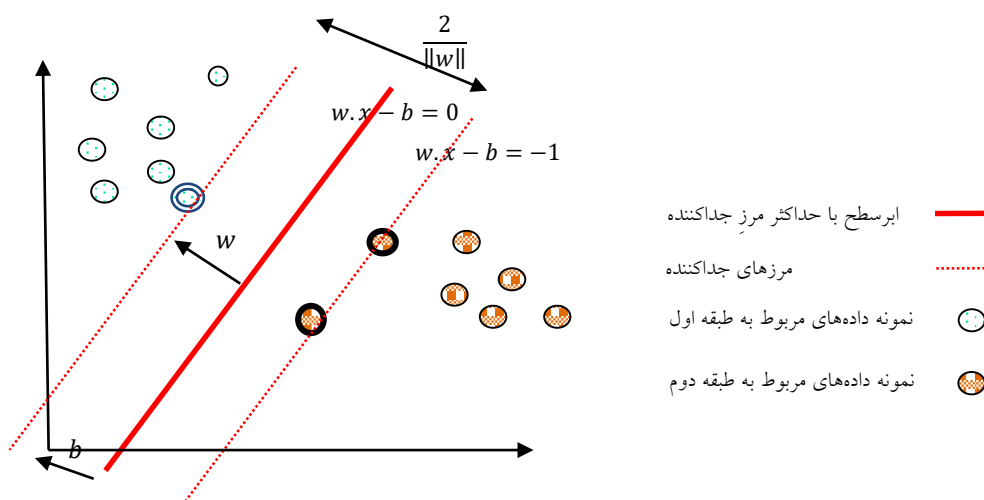
$$S_w^{-1} S_B w = Jw$$

در اینجا به سادگی ماتریس W به دست می‌آید. این ماتریس امکان به دست آوردن خطی با بیشترین قابلیت تفکیک را به دست می‌دهد.

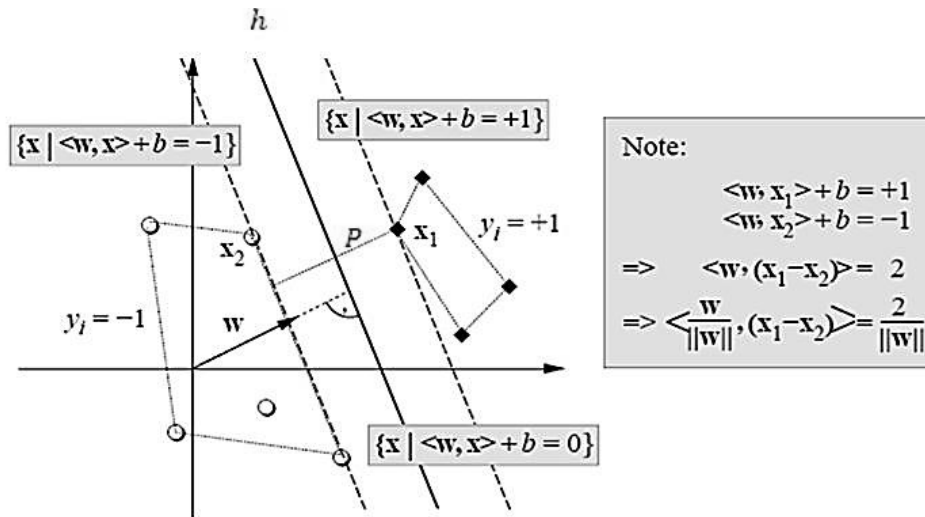
SVM - ۲ - ۴ - ۳

فرض کنیم مجموعه نقاط داده $\{(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_n, c_n)\}$ را در اختیار داریم؛ هر x_i یک بردار ρ بعدی از اعداد حقیقی است که به کلاس c_i متعلق است [۵۱، ۵۲]. به منظور درک بهتر مطلب، فرض می‌کنیم که با یک مسئله‌ی دو کلاسی مواجه هستیم؛ که در شکل تصویری از یک مجموعه داده متعلق به دو کلاس نشان داده شده که روش ماشین بردار پشتیبان بهترین ابرسطح را برای جداسازی آن‌ها انتخاب می‌کند.

تصویر دقیقی از نحوه تشکیل ابرسطح جداکننده توسط ماشین بردار پشتیبان در شکل ۳-۵ نشان داده شده است.



شکل (۳-۵): ابرسطح با حداکثر مرز جداکننده به همراه مرزهای جداکننده برای طبقه‌بندی نمونه داده‌های مربوط به دو طبقه متفاوت. نمونه‌های قرار گرفته بر روی مرزها، بردارهای پشتیبان نام دارند.



شکل (۳-۶): نحوه ساخت ابرسطح جداکننده بین دو طبقه داده در فضای دو بعدی [۵۲].

ابتدا یک پوسته محدب^۱ در اطراف نقاط هر کدام از کلاس‌ها در نظر بگیرید. در شکل (۳-۶)، در اطراف نقاط مربوط به کلاس -1 و نقاط مربوط به کلاس $+1$ پوسته محدب رسم شده است. خط p خطی است که نزدیکترین فاصله بین دو پوسته محدب را نشان می‌دهد. h که در واقع همان ابرسطح جداکننده است، خطی است که p را از وسط نصف کرده و بر آن عمود است. b عرض از مبدا برای ابرسطحی است که حداکثر فاصله را از مرز جداکننده h دارد. فاصله عمودی ابرسطح تا مبدا با تقسیم قدرمطلق مقدار پارامتر b با طول w بدست می‌آید.

هدف اصلی این است که یک جداکننده مناسب انتخاب شود. منظور، جداکننده‌ای است که بیشترین فاصله را با نقاط همسایه از هر دو طبقه دارد و می‌تواند با دو ابرسطح موازی که حداقل از یکی از نقاط دو طبقه عبور می‌کنند، کران‌دار شود. این نقاط، بردارهای پشتیبان نام دارند. فرمول ریاضی این دو ابرسطح موازی در زیر نشان داده شده است:

$$w \cdot x - b = 1 \quad (28)$$

۱. $S \in \mathbb{R}^n$ یک مجموعه ی محدب است، اگر خط مستقیمی که هر دو نقطه‌ی موجود در مجموعه‌ی S را به هم وصل کند، کل خط درون S قرار گیرد.

$$w.x - b = -1 \quad (29)$$

نکته قابل توجه این است که اگر داده‌های تعلیمی به صورت خطی تفکیک پذیر باشند، می‌توان دو ابرسطح مرزی را به گونه‌ای انتخاب کرد که هیچ داده‌ای بین آن‌ها نباشد و سپس فاصله بین این دو ابرسطح موازی را به حداکثر رساند. با به کارگیری قضایای هندسی، فاصله این دو ابرسطح $2/|w|$ است. بنابراین باید $|w|$ را به حداقل رساند. همچنین باید از قرار گرفتن نقاط داده در ناحیه درون مرز جلوگیری کرد، برای این کار یک محدودیت ریاضی به تعریف فرمول اضافه می‌شود. برای هر i ، با اعمال محدودیت‌های زیر اطمینان حاصل می‌شود که هیچ نقطه‌ای در مرز قرار نمی‌گیرد.

$$w.x_i - b \geq 1 \quad (30) \quad \text{برای داده‌های مربوط به طبقه اول}$$

$$w.x_i - b \leq -1 \quad (31) \quad \text{برای داده‌های مربوط به طبقه دوم}$$

می‌توان این محدودیت را به صورت رابطه زیر نشان داد:

$$c_i(w.x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n \quad (32)$$

لذا مسئله بهینه‌سازی "به حداقل رساندن w با در نظر گرفتن محدودیت زیر" تعریف می‌شود:

$$c_i(w.x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n \quad (33)$$

بعد از حل این مسئله‌ی مینیم‌سازی و به دست آوردن w ، معادله‌ی ابرسطح‌های موازی با خط جداکننده دو کلاس به دست می‌آید و با ورود داده‌ی جدید در صورتی که $w.x_i - b \geq 1$ برقرار باشد، نمونه‌ی آزمایشی به طبقه‌ی اول تعلق می‌گیرد و در صورتی که $w.x_i - b \leq -1$ برقرار باشد، نمونه آزمایشی به طبقه دوم تعلق می‌گیرد.

۳-۵- گام چهارم: طبقه بندی ویژگی‌های برتر به کمک SVM

روش‌های طبقه‌بندی خطی، سعی دارند که با ساختن یک ابرسطح، داده‌ها را از هم تفکیک کنند. روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان که یکی از روش‌های طبقه‌بندی خطی است، بهترین ابرسطحی را پیدا

می‌کند که با حداکثر حاشیه^۱ داده‌های مربوط به دو طبقه را از هم تفکیک کند. الگوریتم کلی این مرحله در زیر آمده است.

۱. انتخاب ویژگی‌ها بر اساس شایسته‌ترین کروموزوم تولید شده توسط الگوریتم ژنتیک
۲. نگاشت داده‌های آموزش به فضای دیگر با LDA
۳. آموزش دسته‌بند SVM با داده‌های نگاشته شده.

۳-۶- گام پنجم: طبقه بندی داده‌های آزمایشی

هدف این گام، طبقه بندی داده‌های آزمایشی و یا به عبارت دیگر، تخمین رفتار مغز است. این گام شامل مراحل زیر است.

مرحله اول: ویژگی‌های نمونه آزمایشی مشابه گام اول استخراج و سپس نرمال می‌شوند.

مرحله دوم: ویژگی‌های استخراج شده توسط پارامترهای PCA بدست آمده در گام دوم، کاهش می‌یابند.

مرحله سوم: ویژگی‌های برتر انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک از میان ویژگی‌های نمونه آزمایشی، استخراج می‌شود.

مرحله چهارم: ویژگی‌ها توسط پارامترهای LDA بدست آمده در گام چهارم به فضای جدید نگاشت می‌شوند.

مرحله پنجم: ویژگی‌ها توسط SVM آموزش داده شده در گام چهارم، دسته‌بندی می‌شوند.

^۱ Maximum margin

فصل چهارم: پیاده‌سازی روش پیشنهادی

۴-۱- مقدمه

بهره‌گیری از سیگنال‌های حیاتی به‌خصوص MEG، در علوم اعصاب و کاربردهایی مانند بررسی حافظه، اخیراً بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در این فصل، با استفاده از یک دسته از داده‌های MEG در مسابقات BIOMAG سال ۲۰۱۲، به بررسی حافظه‌ی درازمدت می‌پردازیم. پس از توضیحاتی راجع به داده‌ها، استراتژی اتخاذشده برای طبقه‌بندی این داده‌ها و مراحل مختلف آن توضیح داده‌شده است و سپس نتایج به تفصیل ارائه می‌شوند و در پایان با نتایج به‌دست آمده در مسابقه مقایسه می‌شوند.

۴-۲- مجموعه داده‌ی به‌کاررفته

مجموعه داده مورد استفاده در این پایان نامه از مسابقات آنالیز داده‌های BIOMAG سال ۲۰۱۲ گرفته شده است، که توسط آلن ینسن و علی بهرام‌شریف سازماندهی شده است. این داده‌ها در دو بخش ارائه شده‌اند، که به موضوعاتی در زمینه‌ی تحلیل سیگنال‌های مغناطیسی MEG گرفته‌شده از مغز می‌پردازد. این مجموعه داده به موضوع رمزگشایی حالات ذهنی و یا شرایط روحی و عصبی، با استفاده از داده‌های گرفته شده از مغز انسان، پرداخته است. که یک زمینه‌ی تحقیقی در حال پیشرفت وسیع و سریع می‌باشد [۲].

رویکرد رمزگشایی، یک عامل بالقوه‌ی بسیار مناسب در زمینه‌ی تحقیقات سیگنال‌های MEG است که داده‌های آن با استفاده از صدها سنسور با کیفیت و رزولوشن یک میلی ثانیه ضبط شده‌اند. علوم اعصاب شناختی، از این رویکرد رمزگشایی، می‌تواند به پیشرفت‌های بسیاری نائل گردد. به طوری که حتی بتواند فعالیت مغزی خاصی را شناسایی نماید [۲].

اهداف این مسابقه (BIOMAG) عبارتند از:

- پیشرفت و گسترش بیشتر آن دسته از برنامه‌های کاربردی که از تکنیک‌های تحلیل چند متغیری جدید برای رمزگشایی فعالیت‌های مغزی بهره می‌برند.

- آگاهی محققان با رویکردهای نو

- روشن شدن تکنیک‌های متفاوت و موافقان و مخالفان آن‌ها، از جمله فرضیات و محدودیت‌های این رویکرد

- جذب کارشناسان پردازش سیگنال به سمت داده‌های MEG

داده‌ها به منظور بررسی حافظه‌ی درازمدت انسان، با تحقیق بر روی داده‌های MEG گرفته‌شده از سر انسان‌های مورد آزمایش در شرایط خاص است. به طور کلی حافظه‌ی درازمدت (LTM) انسان، در مغز به صورت سیناپسی، رمز و کدگذاری شده‌است.

از داده‌های MEG در این بخش، به منظور یادآوردن یک زوج وابسته بهره برده شده‌است، که در آن تصویر اشیاء به صورت تصادفی به همراه تصویر پنجره‌ای با خط‌های کج به سمت راست یا چپ و نیز در دو رنگ متفاوت (قرمز و سبز) نمایش داده می‌شوند. سپس در لحظه‌ی تست از فرد مورد آزمایش، رنگ پنجره‌ی متناظر با تصویر خاصی که قبلاً مورد مشاهده قرار گرفته بود، پرسیده می‌شود و همزمان، سیگنال‌های MEG مغز وی ضبط می‌گردد تا حافظه‌ی درازمدت این فرد مورد بررسی قرار گیرد.

در این بخش از داده‌ها نیز مانند بخش اول، ۸۰ درصد از داده که برچسب دارند را به عنوان مجموعه آموزش و ۲۰ درصد داده‌ی غیربرچسب‌دار برای تست قرار گرفته‌است. هدف این است که برچسب‌های داده‌های آزمایشی تست، با استفاده از روش رمزگشایی شناسایی گردد. یعنی دو مورد را رمزگشایی می‌کنند [۲]:

۱. جهت پنجره‌ی فراخوانی شده

۲. رنگ پنجره‌ی فراخوانی شده

و نیز میزان دقت طبقه‌بندها براساس موارد زیر تعیین می‌گردد:

۱. چپ در برابر راست

۲. قرمز در برابر سبز

همانطور که مشخص است، این بخش از داده‌های این مسابقه، همان بخش مورد نظر ما برای بررسی حافظه‌ی درازمدت می‌باشد؛ که در ادامه به آن بیشتر خواهیم پرداخت.

۴-۲-۱- افراد مورد آزمایش

یازده نفر داوطلب راست دست (پنج نفر مرد و شش نفر زن)، با میانگین سنی ۲۳/۶۹ سال (و واریانس ۴/۶۴)، از بین دانشجویان دانشگاه و کارمندان، به کار گرفته شدند. افراد مطلوب کسانی بودند که در زبان آلمانی و انگلیسی متخصص بودند، هیچ سابقه روان‌پزشکی یا مشکلات عصبی نداشتند، کوررنگ نبودند و بینایی کاملی برای انجام وظیفه‌شان داشتند. علاوه بر این، هر شی فلزی که به بدن فرد متصل بوده‌است، از فرد جدا شد. جهت جلوگیری از تأثیرات مخصوص زبان، فقط از افرادی استفاده شده که سیستم نوشتن آن‌ها بر اساس زبان مادری‌شان و مبتنی بر الفبای لاتین بود. زبان مادری یازده نفر نهایی عبارتند از: هلندی (پنج نفر)، آلمانی (چهار نفر)، انگلیسی (یک نفر) و سوئدی (یک نفر). قبل از شروع هر گونه رویه‌ی آزمایشی، رضایت انجام این آزمایشات به صورت مکتوب از داوطلبان دریافت گردید. حقوق همه داوطلبان برای شرکت در این آزمایشات پرداخت شد. رویه‌های آزمایشی مطابق با بیانیه‌ی هلسینکی (اصلاحیه‌ی ادینبورگ) بود و توسط کمیته‌ی اخلاق برگزیده به تصویب رسید^۲ (CMO، کمیته‌ی تحقیق‌هایی که انسان‌ها در آن به کار گرفته می‌شوند، ناحیه آرمن-نایمخن،

هلند). [۲]

^۱ Helsinki (Edinburgh Amendments)

^۲ Designated ethical committee

^۳ Arnhem-Nijmegen

۴-۲-۲- رکوردهای MEG

داده‌های الکتروفیزیولوژی را با استفاده از ۲۷۵ سنسور سیستم MEG گرادیومتر محوری و در اتاقی^۱ که به صورت مغناطیسی محافظت شده، به دست آمده است. در حالی که یک سنسور ناقص بود، به صورت موفقیت آمیزی داده‌ها فقط از ۲۷۴ سنسور ضبط شد. بر این داده‌ها فیلتر پایین‌گذری با فرکانس قطع ۳۰۰ هرتز، اعمال شده و با نرخ ۱۲۰۰ هرتز نمونه‌برداری شدند. سیم‌پیچ موضعی را به قسمت اتصال بینی و پیشانی و دو کانال گوش الحاق گردید. علاوه بر این، الکترواکولوگرام (EOG) های افقی و عمودی را بدست آمد. این کار با استفاده از الکترودهای دو قطبی که در زیر و بالای چشم چپ فرد و گوشه‌های خارجی هر دو چشم قرار گرفته است، انجام گرفته و همچنین الکتروکاردیوگرام (ECG) با اتصال یک الکتروود زیر ترقوه‌ی چپ فرد و قفسه دنده^۲ پایین چپ او به کار برده شد. برای اطمینان از بدون نویز بودن سیگنال، قبل از شروع ضبط داده، مقاومت ظاهری الکترودهای الکترواکولوگرام را تا اندازه ۱۰ کیلو اهم پایین آورده شد [۲].

۴-۲-۳- طراحی آزمایش

در این آزمایش عمل یادگیری زوج وابسته، مورد استفاده قرار گرفت. در حالی که نیاز بود افراد، چندین ارتباط تصادفی بین ۴۸ شی و چهار نوع متفاوت از پنجره‌های مورب رنگی را یاد بگیرند. یادگیری در طول یک جلسه کد کردن اولیه اتفاق افتاد. ۴۸ شی شامل عکس‌هایی از اشیاء خانگی نرمال مانند خرس نارنجی تدی با پس زمینه مشکی بود. چهار پنجره شامل خطوط راه‌راه یک‌درمیان رنگی و سفید با فاصله‌ی فرکانسی ۳ دور در درجه بودند که با زاویه‌ی ۴۵ یا ۱۳۵ درجه جهت‌دار شده بودند که اندازه‌ی

¹ Axial gradiometer MEG system

² Nasion

³ Electrooculogram

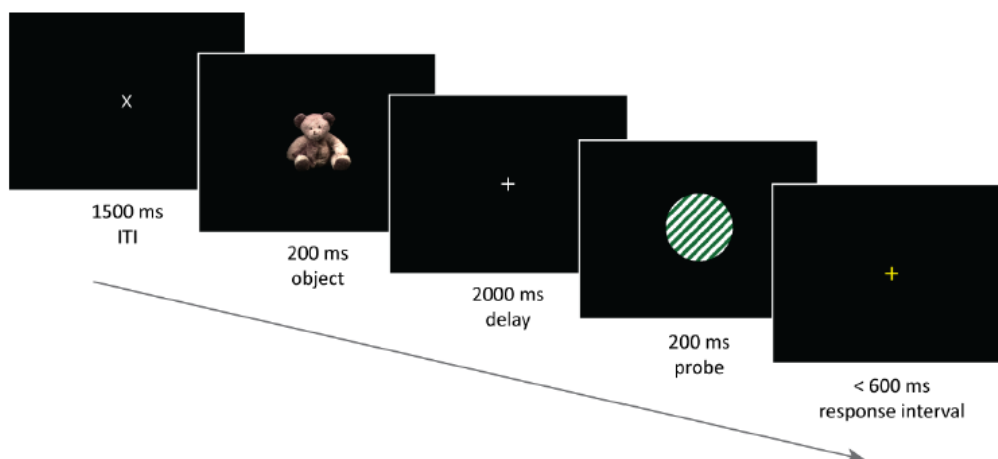
Electrocardiogram^۴

Clavicle^۵

Teddy^۶

آن تقریباً ۳ درجه از زاویه‌ی بینایی است. راه‌راه‌های رنگی، یا قرمز تیره بودند یا سبز تیره؛ که کنتراست آن ۸۰ درصد بود. فاز پنجره، ثابت در نظر گرفته شد.

جلسه کد کردن شامل دوره‌های مکرر بررسی و بلاک‌های آزمون است که هر کدام شامل ۴۸ آزمون است. در طول یک بلاک بررسی همه‌ی ۴۸ جفت در مقابل یک پیش‌زمینه‌ی سیاه با ترتیبی تصادفی نمایش داده شدند. ابتدا شی برای یک ثانیه نمایش داده شد. بعد از تاخیر ۲ ثانیه‌ای، پنجره‌ی مرتبط نمایش داده شد. سپس در طول یک بلاک آزمون، یک شی تصادفی خیلی کوتاه نمایش داده شد، تا فرد را به یادآوری پنجره‌ی مرتبط، برانگیزد. بعد از تاخیری دو ثانیه‌ای، یک پروب پنجره‌ی منطبق یا غیرمنطبق، خیلی کوتاه نمایش داده شد (شکل).



شکل (۴-۱): طراحی آزمایش عمل یادآوری زوج وابسته که در سیستم MEG اجرا شد. یک راهنمایی برای شی موردنظر به مدت کوتاهی نمایش داده شد. که به دنبال آن ۲ ثانیه تاخیر داشتیم. بعد از تاخیر، یک پروب نمایش داده شد. این کار در زمانی انجام شد که فرد باید به سرعت مشخص می‌کرد که آیا این پروب با پنجره زوج مرتبط متناظر است یا نه. مدت زمان نمایش محرک کوتاه در نظر گرفته شد تا یادآوری زوج وابسته در طول مدت زمان تاخیر ارتقا یابد.

سپس این افراد باید نشان دهند که آیا پروب شی، با زوج مرتبطش تطابق دارد یا نه. پنجره‌ی پاسخ برای ۸۰۰ میلی ثانیه بعد از نمایش پروب تنظیم شده بود تا افراد را به یادآوری سریع پنجره‌ی مرتبط در طول مدت تاخیر، وادار نماید. این کار به جای تکیه بر تصمیمات کندتر مبتنی بر تشابه، بعد از نمایش پروب انجام می‌شود. افراد با فشار دادن یکی از دو دکمه توسط دست راست‌شان پاسخ دادند تا پروب متناظر یا نامتناظر را نشان دهند. بعد از این که فرد پاسخ داد، پنجره‌ی مرتبط زوج جهت بازخورد، نشان داده شد. داده‌های MEG، در طول جلسه‌ی یادآوری بعدی جمع‌آوری شدند که شامل زنجیره‌ای طولی از بلوک‌های آزمایشی بدون بازخورد بود.

رویه‌های آزمایشی در طول دو جلسه انجام شدند. در طول جلسه اول، به فرد در آزمایشگاه خوش آمد گفته شد و رویه‌های آزمایشی شرح داده شد. سپس باید فرد هرگونه لوازم فلزی را از خود دور می‌کرد و در صورت نیاز لباسش را عوض می‌کرد. سپس الکترودهای EOG و ECG را به فرد وصل متصل شد. فرد در اتاقی با محافظ مغناطیسی نشاند شد و سیم پیچ متمرکز کننده به سر فرد متصل شد. سپس فرد تحت آموزش کوتاه قرار گرفت. کمتر از تقریباً ۱۵ دقیقه، داده‌های MEG از عمل واقعی ایجاد شد و نیز صریحاً به افراد آموزش داده شد که حرکات سر و پلک زدن چشم را در طول ضبط واقعی داده، به حداقل برسانند. به دنبال ضبط داده‌های MEG، فرد به یک آزمایشگاه رفتاری منتقل شد. جایی که کد کردن آزمایش حافظه آغاز شد. دوره‌های آزمایشی مطالعاتی تا زمانی که فرد به سطح کارایی ۹۰٪ پاسخ درست در پایان یک بلاک آزمایشی یا زمان تخصیص داده شده به آزمایش، برسد، تکرار شد. جلسه‌ی دوم در روز بعد برگزار شد. در طول این جلسه فرد دوباره برای ضبط داده‌های MEG بعد از امضای رضایت‌نامه‌ی دوم آماده شد. قبل از ضبط واقعی، هنگامی که افراد در اتاقی با محافظ مغناطیسی نشسته بودند، به آن‌ها یک بلاک آزمایش نهایی به همراه بازخورد داده شد. هدف از این کار، یادآوری با بالاترین کارایی ممکن بود. در طول جلسه‌ی یادآوری، کل داده‌های MEG از ۸۶۴ آزمایش بدست آمدند.

در پایان، فرد یک پرسش‌نامه پرکرد که مرتبط با روش‌های یادگیری و یادآوری و سختی کار انجام شده و مدت زمان خواب شب قبل از آزمایش بود[۴۵].

در نهایت داده‌های گرفته‌شده از دو سوژه‌ی هشتم و نهم، از بین یازده نفر مورد آزمایش، برای این بخش از مسابقه در نظر گرفته شد[۲]؛ که مشخصات کلی این مجموعه داده برابر است با:

➤ سوژه اول (S08): ۷۶۱ الگوی آزمایشی (شامل ۶۸۱ الگوی برچسب‌دار به عنوان داده‌های

آموزش و ۸۰ الگوی بدون برچسب برای تست)، که هر الگو دارای ۲۷۴ کانال که به ازای هر

کانال ۷۸۱ نقطه‌ی زمانی داریم (یعنی: $۷۸۱ * ۲۷۴ * ۷۶۱$).

➤ سوژه دوم (S09): ۶۱۴ الگوی آزمایشی (شامل ۵۳۴ الگوی برچسب‌دار به عنوان داده‌های

آموزش و ۸۰ الگوی بدون برچسب برای تست)، که هر الگو دارای ۲۷۴ کانال که به ازای هر

کانال ۷۸۱ نقطه‌ی زمانی داریم (یعنی: $۷۸۱ * ۲۷۴ * ۶۱۴$).

۴-۲-۴- پیش‌پردازش

روی داده‌های مورد استفاده از قبل پیش‌پردازش‌هایی انجام شده، که با وجود اعمال این روش‌ها، که در ادامه به آن‌ها خواهیم پرداخت، پیش‌پردازش دیگری انجام نداده‌ایم.

داده‌ها با استفاده از یک جعبه‌ابزار متن‌باز MATLAB به نام Fieldtrip که در موسسه‌ی مغز، شناخت

و رفتار داندرز توسعه داده‌شده، تحلیل گردید. برای تحلیل داده‌های یادآوری جفت وابسته، فقط از

آزمایشاتی استفاده گردیده که فرد، پاسخ درست را ارائه کرده‌باشد. فرکانس نمونه‌برداری داده به صورت

برون خطی، به ۶۰۰ هرتز کاهش یافت و نویز زمینه که توسط گرا دیومتر سوم اندازه‌گیری شده‌بود، از

¹ Trial

² Donders Institute for Brain, Cognition and Behavior

³ Offline

داده کم شد. آزمایشات به اندازه ۴۰۰۰ میلی ثانیه تعریف شدند. آزمایشات منطبق بر پنجره‌ی یادآوری-
 شده برچسب گذاری شدند. به عنوان مثال، یک: پنجره سمت چپ سبز، دو: سمت چپ قرمز، سه: سمت
 راست سبز، چهار: سمت راست قرمز. سپس آزمایشاتی شامل پرش‌های SQUID یا نویزهای عضله‌ای
 حذف گردید. این کار توسط رویه‌ی برداشت مصنوعی مبتنی بر z-score نیمه‌خودکار^۲، انجام شد که در
 آن مقادیر قطع مختص هر فردی به صورت دستی تنظیم شد. مولفه‌ی نویز خط ۵۰ هرتزی با فیلتر
 پیش‌پردازش حذف نگردید. نویزهای چشم و ضربان قلب از داده‌ها حذف شد. این کار توسط اعمال
 روش تحلیل مولفه مستقل (ICA) روی داده‌هایی که فرکانس نمونه‌برداری آن‌ها به ۳۰۰ هرتز کاهش
 داده شده بود، انجام گردید.

در پایان، خلاصه‌ی z-score همه‌ی آزمایشات به صورت بصری بررسی شد و آزمایشات باقیمانده که
 حاوی نویزهای واضحی بودند، حذف شدند. به طور میانگین، ۷۱۰ آزمایش به ازای هر فرد، بعد از رد
 کردن نویزها باقی ماند. مخصوصاً برای پنجره‌ی یادآوری سبز سمت چپ، ۱۷۸ آزمایش باقی ماند، (از
 ۱۴۹ تا ۲۰۷). برای قرمز سمت راست ۱۷۵ (از ۱۲۷ تا ۲۰۵)، برای سبز سمت راست ۱۸۲ (از ۱۵۳ تا
 ۲۰۸) و برای قرمز سمت راست ۱۷۵ (از ۱۵۲ تا ۲۰۱) آزمایش باقی ماند. برای تحلیل طبقه‌بندی نهایی،
 فرکانس نمونه‌برداری تا ۳۰۰ هرتز کاهش داده شد و از فیلتر پایین‌گذر با فرکانس قطع ۱۵۰ هرتز و
 همچنین قطعات اصلاح‌شده‌ی خط اصلی استفاده گردیده‌است [۴۵].

¹ Muscle artifacts

² Semi-automatic zscore-based artifact removal procedure

³ Cutoff values

⁴ 50 Hz line-noise component

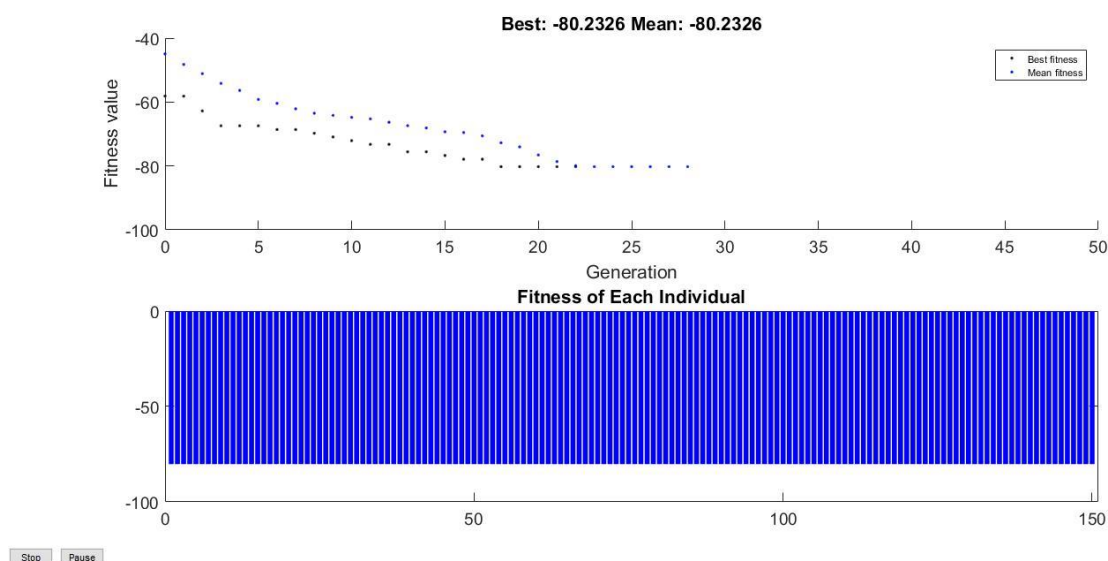
⁵ Independent component analysis

۴-۳- نتایج آزمایش

در این بخش نتایج آزمایش‌های مربوط به دو شخص هشتم و نهم آورده شده است. از هر کانال تعداد ۴۰۰ ویژگی استخراج گردید. ویژگی‌ها نرمال شده و سپس به کمک PCA کاهش یافتند. در مرحله بعد ویژگی‌های برتر توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب شدند. جمعیت اولیه ژنتیک به صورت تصادفی و به تعداد ۱۵۰ کروموزوم تولید شده است. پارامترهای ژنتیک در جدول آمده است. همچنین در شکل نسل‌های تولید شده برای شخص هشتم آمده است. همانطور که مشخص است الگوریتم ژنتیک پس از ۲۲ مرحله همگرا شده است.

جدول (۴-۱): پارامترهای الگوریتم ژنتیک

۱۵۰	جمعیت اولیه
به تعداد ویژگی‌های کاهش یافته توسط PCA	تعداد ژن در هر کروموزوم
تورنومنت	نحوه انتخاب
دو نقطه‌ای	ترکیب
یکنواخت	جهش
سه کروموزوم	نخبه گرایی
۵۰	حداکثر تولید نسل
۵	حداکثر تولید نسل مشابه



شکل (۴-۲): نسل‌های تولید شده برای سوژه هشتم

در نهایت در جدول نتایج دسته‌بندی داده‌های مربوط به شخص هشتم و نهم آمده است [۲]. روش پیشنهادی برای دو سوژه ۸ و ۹ به ترتیب ۷۱,۲۵ و ۶۷,۵ درصد دقت داشته است در حالیکه روش‌های قبلی دقت پایین‌تری داشته‌اند.

جدول (۴-۲): مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های پیشین

سوژه ۹	سوژه ۸	
۶۷,۵٪	۷۱,۲۵٪	روش پیشنهادی
۶۳,۷۵٪	۵۸,۷۵٪	گروه UK
۶۱,۲۵٪	۶۲,۵٪	گروه Greece
۵۳,۷۵٪	۶۷,۵٪	گروه Spain
۵۳,۷۵٪	۶۰٪	گروه Indiana
۵۸,۷۵٪	۵۶,۲۵٪	گروه Texas

شایان ذکر است محاسبات و پیاده‌سازی‌های مربوط به این فصل در نرم افزار Matlab2015 انجام شده است.

فصل پنجم: نتیجه گیری

در این پایان نامه روشی برای رمزگشایی حافظه انسان معرفی گردید. روش پیشنهادی بر روی داده‌های مسابقه BIOMAG2012 پیاده‌سازی شد. روش پیشنهادی از پنج گام اصلی تشکیل شده است. در ابتدا، از روی داده‌های حوزه زمان ویژگی‌هایی استخراج شده و سپس داده نرمال شده و به کمک PCA کاهش می‌یابند. در مرحله بعد ویژگی‌هایی برتر به کمک الگوریتم ژنتیک انتخاب شده و به فضای دیگر به کمک LDA نگاشت می‌شود. در نهایت با کمک SVM دسته‌بندی انجام می‌شود.

نتایج این پایان نامه نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های پیشنهادی در مسابقات سال ۲۰۱۲ بهتر است. این مسابقات در سال ۲۰۱۶ نیز برگزار شده است که هنوز نتایج آن منتشر نشده است.

طبقه‌بندها و ویژگی‌های دیگری نیز وجود دارند که در این پایان‌نامه به آن‌ها اشاره نشده است. بنابراین برای داشتن اطلاعات بیشتر در مورد سیگنال MEG مربوط به حافظه‌ی درازمدت پیشنهاد می‌شود که طبقه‌بندهای دیگر و نیز ویژگی‌های دیگری که در این پروژه مورد بررسی قرار نگرفته‌اند نیز ارزیابی شود و با انجام پژوهش‌های قوی‌تر در این زمینه بتوان به نتایج مؤثرتری در این مورد رسید.

- [١] J. B. Ochoa, "EEG signal classification for brain computer interface applications," *Ecole Polytechnique Federale de Lausanne*, vol. 7, pp. 1-72, 2002.
- [٢] <http://www.biomag2012.org/>. (2016). *BIOMAG 2012* .
- [٣] D. M. McInerney, *Educational psychology: Constructing learning*: Pearson Higher Education AU, 2013.
- [٤] J. Ward, *The student's guide to cognitive neuroscience*: Psychology Press, 2015.
- [٥] F. Fiebig, "Memory consolidation through reinstatement in a connectionist model of hippocampus and neocortex ",*Stockholm: Royal Institute of Technology*, 2012.
- [٦] C. M. Alberini, "Mechanisms of memory stabilization: are consolidation and reconsolidation similar or distinct processes?," *Trends in neurosciences*, vol. 28, pp. 51-56, 2005.
- [٧] L. F. Agnati, K. Ruxe, and C. Nicholson, *Volume transmission revisited*: Elsevier Amsterdam:, 2000.
- [٨] X. Pan and M. Tsukada, "A model of the hippocampal–cortical memory system," *Biological cybernetics*, vol. 95, pp. 159-167, 2006.
- [٩] G. M. Wittenberg, M. R. Sullivan, and J. Z .Tsien, "Synaptic reentry reinforcement based network model for long- term memory consolidation," *Hippocampus*, vol. 12, pp. 637-647, 2002.
- [١٠] L. R. Baustista, "Koch, C.(2004). The Quest For Consciousness: A Neurobiological Approach," *Revista Latinoamericana de Psicología*, vol. 39, pp. 634-637, 2007.
- [١١] N. C. Rattenborg, D. Martinez- Gonzalez, T. C. Roth, and V. V. Pravosudov, "Hippocampal memory consolidation during sleep: a comparison of mammals and birds," *Biological Reviews*, vol. 86, pp. 658-691, 2011.
- [١٢] F. Guillem, B. N'KAOUA, A. Rougier, and B. Claverie, "Intracranial topography of event- related potentials (N400/P600) elicited during a continuous recognition memory task," *Psychophysiology*, vol. 32, pp. 382-392, 1995.
- [١٣] E. Tulving, "Memory and consciousness," *Canadian Psychology/Psychologie canadienne*, vol. 26, p. 1, 1985.
- [١٤] K. Oberauer and S. Lewandowsky, "Modeling working memory: A computational implementation of the Time-Based Resource-Sharing theory," *Psychonomic Bulletin & Review*, vol. ١٨, pp. 10-45, 2011.
- [١٥] A. R. Miller, C. Baratta, C. Wynveen, and J. P. Rosenfeld, "False Memory: P300 Amplitude, Topography, and Latency," *Running Head: P300 and False Recognition*.
- [١٦] J. E. Hall, *Guyton and Hall textbook of medical physiology*: Elsevier Health Sciences, 2015.

- [۱۷] خرازی ک، نامی م، "علوم اعصاب، مطالعات شناختی و شیوه‌های نوین آموزش پزشکی،" علوم اعصاب، مطالعات شناختی و شیوه‌های نوین آموزش پزشکی ۱۳۹۱.
- [۱۸] V. Jurcak, D. Tsuzuki, and I. Dan, "10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems," *NeuroImage*, vol. 34, pp. 1600-1611, 2/15/ 2007.
- [۱۹] R. Oostenveld and P. Praamstra, "The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements," *Clinical Neurophysiology*, vol. 112, pp. 713-719, 4// 2001.
- [۲۰] S. Waldert, H. Preissl, E. Demandt, C. Braun, N. Birbaumer, A. Aertsen, *et al.*, "Hand movement direction decoded from MEG and EEG," *Journal of Neuroscience*, vol. 28, pp. 1000-1008, 2008.
- [۲۱] ش. ش. ج. زهرا، "طبقه بندی سیگنال های EEG با استفاده از روش فازی در سیستم های واسط مغز - کامپیوتر (BCI)," کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۵.
- [۲۲] R. Boostani and M. H. Moradi, "A new approach in the BCI research based on fractal dimension as feature and Adaboost as classifier," *Journal of Neural Engineering*, vol. 1, p. 212, 2004.
- [۲۳] A. Bashashati, M. Fatourehchi, R. K. Ward, and G. E. Birch, "A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals," *Journal of Neural engineering*, vol. 4, p. R32, 2007.
- [۲۴] M. Kaur, P. Ahmed, and M. Q. Rafiq, "Technology development for unblessed people using BCI: A Survey," *International Journal of Computer Applications*, vol. 40, 2012.
- [۲۵] K. Sakai and Y. Miyashita, "Neural organization for the long-term memory of paired associates," *Nature*, vol. 354, p. 152, 1991.
- [۲۶] L. R. Squire and J. T. Wixted, "The cognitive neuroscience of human memory since HM," *Annual review of neuroscience*, vol. 34, pp. 259-288, 2011.
- [۲۷] I. Hasegawa, T. Fukushima, T. Ihara, and Y. Miyashita, "Callosal window between prefrontal cortices: cognitive interaction to retrieve long-term memory," *Science*, vol. 281, pp. 814-818, 1998.
- [۲۸] H. Tomita, M. Ohbayashi, K. Nakahara, I. Hasegawa, and Y. Miyashita, "Top-down signal from prefrontal cortex in executive control of memory retrieval," *Nature*, vol. 401, p. 699, 1999.
- [۲۹] J. M. Andreau and S. Funahashi, "Primate prefrontal neurons encode the association of paired visual stimuli during the pair-association task," *Brain and cognition*, vol. 76, pp. 58-69, 2011.
- [۳۰] M. Honda, G. Barrett, N. Yoshimura, N. Sadato, Y. Yonekura, and H. Shibasaki, "Comparative study of event-related potentials and positron emission tomography activation during a paired-associate memory paradigm," *Experimental brain research*, vol. 119, pp. 103-115, 1998.

- [٣١] C. Ranganath and K. A. Paller, "Frontal brain activity during episodic and semantic retrieval: insights from event-related potentials," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 11, pp. 598-609, 1999.
- [٣٢] G. Xue, Q. Dong, C. Chen, Z. Lu, J. A. Mumford, and R. A. Poldrack, "Greater neural pattern similarity across repetitions is associated with better memory," *Science*, vol. 330, pp. 97-101, 2010.
- [٣٣] J. D. Johnson, S. G. McDuff, M. D. Rugg, and K. A. Norman, "Recollection, familiarity, and cortical reinstatement: a multivoxel pattern analysis," *Neuron*, vol. 63, pp. 697-708, 2009.
- [٣٤] S. A. Harrison and F. Tong, "Decoding reveals the contents of visual working memory in early visual areas," *Nature*, vol. 458, pp. 632-635, 2009.
- [٣٥] J. A. Lewis-Peacock and B. R. Postle, "Temporary activation of long-term memory supports working memory," *Journal of Neuroscience*, vol. 28, pp. 8765-8771, 2008.
- [٣٦] M. Besserve, K. Jerbi, F. Laurent, S. Baillet, J. Martinerie, and L. Garnero, "Classification methods for ongoing EEG and MEG signals," *Biological research*, vol. 40, pp. 415-437, 2007.
- [٣٧] A. M. Chan, E. Halgren, K. Marinkovic, and S. S. Cash, "Decoding word and category-specific spatiotemporal representations from MEG and EEG," *Neuroimage*, vol. 54, pp. 3028-3039, 2011.
- [٣٨] K. K. Duncan, A. Hadjipapas, S. Li, Z. Kourtzi, A. Bagshaw, and G. Barnes, "Identifying spatially overlapping local cortical networks with MEG," *Human brain mapping*, vol. 31, pp. 1003-1016, 2010.
- [٣٩] O. Jensen and J. E. Lisman, "An oscillatory short-term memory buffer model can account for data on the Sternberg task," *Journal of Neuroscience*, vol. 18, pp. 10688-10699, 1998.
- [٤٠] A. Gevins, L. K. McEvoy, M. E. Smith, C. S. Chan, L. Sam-Vargas, C. Baum, *et al.*, "Long-term and within-day variability of working memory performance and EEG in individuals," *Clinical Neurophysiology*, vol. 123, pp. 1291-1299, 2012.
- [٤١] M. Huotilainen, A. Kujala, M. Hotakainen, L. Parkkonen, S. Taulu, J. Simola, *et al.*, "Short-term memory functions of the human fetus recorded with magnetoencephalography," *Neuroreport*, vol. 16, pp. 81-84, 2005.
- [٤٢] M. R. Daliri, M. P. Dezfoli, M. A. Partodezfoli, and A. Rezaey, "MEG-Base Visual Brain Decoding: A New Approach Feature Extraction in the Mind Reading Patterns Classification," *American Journal of Advanced Scientific Research (AJASR)*, vol. 2, 2013.
- [٤٣] G. Dornhege, B. Blankertz, G. Curio, and K.-R. Muller, "Boosting bit rates in noninvasive EEG single-trial classifications by feature combination and multiclass paradigms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, pp. 993-1002, 2004.

- [۴۴] E. Olivetti, A. Mognon, S. Greiner, and P. Avesani, "Brain decoding: biases in error estimation," in *Brain Decoding: Pattern Recognition Challenges in Neuroimaging (WBD), 2010 First Workshop on*, 2010, pp. 40-43.
- [۴۵] M. Van de Nieuwenhuijzen, A. Backus, A. Bahramisharif, C. Doeller, O. Jensen, and M. A. van Gerven, "MEG-based decoding of the spatiotemporal dynamics of visual category perception," *NeuroImage*, vol. 83, pp. 1063-1073, 2013.
- [۴۶] K. Ansari-Asl, G. Chanel, and T. Pun, "A channel selection method for EEG classification in emotion assessment based on synchronization likelihood," in *Signal Processing Conference, 2007 15th European*, 2007, pp. 1241-1245.
- [۴۷] E. Lapalme, J.-M. Lina, and J. Mattout, "Data-driven parceling and entropic inference in MEG," *Neuroimage*, vol. 30, pp. 160-171, 2006.
- [۴۸] J. Yang, H. Singh, E. L. Hines, F. Schlaghecken, D. D. Ilescu, M. S. Leeson, *et al.*, "Channel selection and classification of electroencephalogram signals: an artificial neural network and genetic algorithm-based approach," *Artificial intelligence in medicine*, vol. 55, pp. 117-126, 2012.
- [۴۹] B. Wittevrongel and M. M. Van Hulle, "Faster p300 classifier training using spatiotemporal beamforming," *International journal of neural systems*, vol. 26, p. 1650014, 2016.
- [۵۰] S. Sanei and J. Chambers, "Event- Related Potentials," *EEG Signal Processing* , pp. 127-159, 2008.
- [۵۱] A. Barachant, S. Bonnet, M. Congedo, and C. Jutten, "BCI Signal Classification using a Riemannian-based kernel," in *20th European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning (ESANN 2012)*, ۲۰۱۲, (pp. 97-102.
- [۵۲] M. Spüler, W. Rosenstiel, and M. Bogdan, "One Class SVM and Canonical Correlation Analysis increase performance in a c-VEP based Brain-Computer Interface (BCI)," in *ESANN*, 2012.

Abstract:

The human brain has a considerable potential for remembering information in a long time. Heretofore, several experiments in humans are done for long-term memory retrieval. This subject can be related to retrieval of recollection or a dependent recollection. The goal of this thesis is decryption of long-term memory using by recorded brain signals. One the main brain signals is MEG. Hence, an international challenge for human memory retrieval is done in 2012. The proposed method of this thesis is tested on the database of this challenge.

The proposed method of this thesis has five main steps. 1) Normal feature extraction from MEG signals in time domain; 2) Feature reduction by Principle Component Analysis(PCA); 3) Premier feature selection using Genetic Algorithm (GA); 4) Mapping principle features to the new feature space by Linear Discriminant Analysis(LDA) and learning the support vector machine(SVM); finally 5) classification of test data. Proposed method is applied on BIOMAG2012's data. Our's results show that the accuracy of proposed method is better than BIAMAG2012's result. The next challenge is done in 2016, but the results are not published.

Keywords: Memory Retrieval, Classification, Feature Extraction, Feature Reduction.



Faculty of computer Engineering

MSc Thesis in Artificial Intelligence Engineering

Providing a method for MEG signals classification to memory Retrieval

By: Hamed Khalaji

Supervisors:

Dr. Ali. A Pouyan

Dr. Saeedeh Ferdosi

Advisor

Prof. H. Hassanpour

February 2017