



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
دانشکده مهندسی پزشکی

پایان نامه کارشناسی
گرایش بیوالکتریک

پیاده سازی تکلیف تصمیم گیری ادراکی و مقایسه‌ی آماری ویژگی‌های استخراج
شده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به منظور شناسایی تصاویر چهره از تصاویر
ماشین

استاد راهنما
مهندس زهرا تابان‌فر
دکتر فرناز قاسمی

نگارش
علیبرزگر خانقاه

صفحه فرم ارزیابی و تصویب پایان نامه- فرم تأیید اعضاء کمیته دفاع

در این صفحه باید فرم ارزیابی یا تایید و تصویب پایان نامه موسوم به فرم تصویب برای کارشناسی، -
موجود در پرونده آموزشی- را قرار دهند.



به نام خدا

تاریخ:

تعهدنامه اصالت اثر

اینجانب علی برزگر خانقاه متعهد می‌شوم که مطالب مندرج در این پایان نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب تحت نظارت و راهنمایی اساتید دانشگاه صنعتی امیرکبیر بوده و به دستاوردهای دیگران که در این پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است. این پایان نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم‌سطح یا بالاتر ارائه نگردیده است.

در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرک تحصیلی صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پیگیری قانونی خواهد داشت.

کلیه نتایج و حقوق حاصل از این پایان نامه متعلق به دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. هرگونه استفاده از نتایج علمی و عملی، واگذاری اطلاعات به دیگران یا چاپ و تکثیر، نسخه‌برداری، ترجمه و اقتباس از این پایان نامه بدون موافقت کتبی دانشگاه صنعتی امیرکبیر ممنوع است. نقل مطالب با ذکر مآخذ بلامانع است.

علی برزگر خانقاه

امضا

• سپاس‌گزاری

سپاس فراوان از

- ایزد منان که بی نگاه او این پژوهش فراهم نمی‌شد.
- خانواده‌ی گرانمایه و پشتیبانم که در تمامی گام‌های این راه من را پشتیبانی نمودند.
- استاد راهنمای گرانمایه، سرکار خانم دکتر قاسمی که راهنمای من در نیل به آرمان‌های این پژوهش بودند.
- تلاش‌های سرکار خانم مهندس تابان‌فر که در یکایک گام‌های این پژوهش برای انجام هرچه بهتر آن مرا یاری نموده و از هیچ کمکی دریغ نکردند.

چکیده

گاه‌ها انسان‌ها در شرایطی قرار می‌گیرند که باید یک گزینه از میان چندین گزینه‌ای که به واسطه‌ی شواهد حسی پیش روی آن‌ها قرار گرفته انتخاب کنند. به این عمل انتخاب تصمیم‌گیری ادراکی گفته می‌شود. در این پژوهش به مطالعه‌ی سیگنال‌های مغزی افراد سالم حین انجام یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی پرداخته شده است. در این راستا ابتدا طراحی یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی مبتنی بر محرک‌های دیداری، که متشکل از تصاویر «چهره‌ی انسان» و «ماشین» است، صورت پذیرفت. سپس از سیگنال‌های مغزی در دسترس از ۱۶ فرد سالم برای بررسی حالات مختلف تصمیم‌گیری ادراکی استفاده شد. در گام اول مراحل پیش‌پردازش سیگنال شامل حذف خط پایه، کاهش نرخ نمونه‌برداری، مرجع‌دهی دوباره، فیلترینگ به جهت از بین بردن نویزها، تجزیه به مؤلفه‌های مستقل (ICA) برای حذف مؤلفه‌های غیر مرتبط با فعالیت الکتریکی مغز و دوره‌بندی زمانی روی سیگنال انجام گرفته و پتانسیل‌های وابسته به رخداد تحریک‌های دیداری رسم و مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از بررسی چشمی میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد، تفاوت در دامنه‌ی مؤلفه‌ی N170 (که مربوط به پردازش تصویر چهره است) را در دو گروه تحت مطالعه نشان داد. در گام بعد و در مرحله پردازش، پس از استخراج ۲۶ ویژگی از سیگنال پیش‌پردازش شده، توزیع آماری دادگان رؤیت شده و با توجه به نرمال نبودن آن از آزمون غیرپارامتری فریدمن به جهت سنجش وجود تفاوت‌های آماری معنی‌دار ($P\text{-Value} < 0.05$) میان گروه‌های تحت مطالعه استفاده شد. در پایان نیز به منظور طبقه‌بندی دادگان به دو گروه با دو برچسب «ماشین» و «چهره» تمام ۲۶ ویژگی از سیگنال کانال‌های TP9 و TP10 (انتخاب کانال بر اساس نتایج مربوط به میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد و بروز مؤلفه‌ی N170) به یک شبکه عصبی با تابع شعاع پایه‌ای (RBF) داده شد. درصد صحت به دست آمده از شبکه RBF روی داده آموزش ۹۲٪/۷۳ و روی داده آزمایش ۹۰٪/۳ بود. نتایج نشان داد که روش ارائه‌شده تا حد قابل قبولی توانایی تمییز سیگنال‌های مغزی حین انجام تصمیم‌گیری دوکلاسه را دارا است.

واژه‌های کلیدی:

سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG)، تصمیم‌گیری ادراکی، طراحی تکلیف، پردازش سیگنال حیاتی

۱- فصل اول مقدمه	۱
۱-۱- پیش گفتار	۱
۲-۱- اهداف و ضرورت انجام پژوهش	۲
۳-۱- ساختار پایان نامه	۳
۲- فصل دوم ادبیات پژوهش	۴
۱-۲- مقدمه	۵
۲-۲- سیگنال های الکتروانسفالوگرام	۵
۳-۲- مروری بر مطالعات انجام شده در حوزه ی تصمیم گیری ادراکی	۷
۴-۲- جمع بندی	۲۳
۳- فصل سوم طراحی تکلیف، پایگاه داده و روش پردازش	۲۵
۱-۳- مقدمه	۲۶
۲-۳- طراحی تکلیف	۲۶
۱-۲-۳- مجموعه ی اصلی محرک ها	۲۶
۲-۲-۳- دستکاری فاز عکس ها	۲۷
۳-۲-۳- روند طراحی تکلیف	۲۹
۳-۳- ساختار ساختمان داده	۳۲
۴-۳- روش پیش پردازش	۳۳
۱-۴-۳- کاهش نرخ نمونه برداری	۳۳
۲-۴-۳- مرجع دهی دوباره	۳۴
۳-۴-۳- حذف خط پایه (بیس لاین)	۳۴
۴-۴-۳- اعمال فیلتر روی سیگنال	۳۴
۵-۴-۳- آنالیز مولفه های مستقل (ICA)	۳۵
۶-۴-۳- یافتن و حذف خودکار مؤلفه های چشمی و قلبی	۳۷
۷-۴-۳- دوره بندی زمانی (ایپاک کردن) سیگنال	۳۸
۸-۴-۳- حذف خودکار ایپاک ها	۳۸
۹-۴-۳- حذف ایپاک های با پاسخ نادرست	۳۹
۱۰-۴-۳- محاسبه ی پتانسیل های وابسته به رخداد	۳۹
۵-۳- مراحل پردازش	۳۹
۱-۵-۳- ویژگی های زمانی، فرکانسی، آنتروپی و بعد فراکتال	۳۹
۲-۵-۳- بررسی برخی خصوصیات آماری ویژگی های بدست آمده	۴۵
۳-۵-۳- آزمون آماری فریدمن	۴۶
۴-۵-۳- آزمون تعقیبی	۴۶

۴۷	۳-۶- طبقه‌بندی.....
۴۷	۳-۶-۱- دسته‌بندی با ماشین بردار پشتیبان (SVM).....
۴۹	۳-۶-۲- دسته‌بندی با شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی با کمک خوشه‌بندی فازی.....
۵۰	۳-۷- جمع‌بندی.....
۵۱	۴- فصل چهارم نتایج.....
۵۲	۴-۱- مقدمه.....
۵۲	۴-۲- طراحی تکلیف.....
۵۴	۴-۳- مشخصات داده‌ی خام.....
۵۶	۴-۴- پیش‌پردازش سیگنال.....
۵۶	۴-۴-۱- سیگنال پس از اعمال فیلتر.....
۵۷	۴-۴-۲- حذف آرتیفکت‌های مربوط به فعالیت چشم و قلب با استفاده از آنالیز مولفه‌های مستقل.....
۵۸	۴-۴-۳- حذف خودکار مؤلفه‌های مربوط به فعالیت چشم و قلب.....
۶۱	۴-۴-۴- دوره‌بندی زمانی سیگنال.....
۶۱	۴-۴-۵- حذف خودکار ایپاک‌های بد.....
۶۲	۴-۴-۶- ایپاک‌های با پاسخ نادرست.....
۶۳	۴-۴-۷- رسم میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد.....
۶۶	۴-۴-۸- رسم میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد در محرک‌های چهره و ماشین.....
۶۷	۴-۴-۹- رسم میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد پاسخ‌های غلط در مقابل صحیح.....
۶۹	۴-۵- آنالیز آماری ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال.....
۶۹	۴-۵-۱- بررسی توزیع آماری داده‌ها.....
۷۰	۴-۵-۲- آزمون آماری فریدمن.....
۷۴	۴-۵-۳- آزمون تعقیبی.....
۷۵	۴-۶- طبقه‌بندی.....
۷۵	۴-۶-۱- نتایج ماشین بردار پشتیبان.....
۷۶	۴-۶-۲- نتایج شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF).....
۷۷	۴-۷- جمع‌بندی.....
۷۸	۵- فصل پنجم نتیجه‌گیری نهایی و پیشنهادات.....
۷۹	۵-۱- مقدمه.....
۷۹	۵-۲- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری.....
۸۱	۵-۳- افق‌های پیش‌رو (پیشنهادهای).....
۸۳	منابع و مراجع.....
85	6- Abstract

- شکل ۱-۲- شکل موج طیف‌های مختلف سیگنال EEG [4] ۷
- شکل ۲-۲- (الف) زمان پاسخ و (ب) دقت پاسخ [5] ۹
- شکل ۳-۲- ERPهای میانگین گرفته شده در کانال‌های O2، PO4 و PO8 برای محرک‌های نمایش داده شده در سمت چپ تصویر و O1، PO3 و PO7 برای محرک‌های نمایش داده شده در سمت راست تصویر. (الف) مربوط به ثبت داخل MRI و (ب) مربوط به ثبت خارج از MRI است [5] ۹
- شکل ۴-۲- نقشه‌های توپوگرافی میانگین پتانسیل‌های وابسته به رخداد روی ۴ حالت. (الف) ثبت داخل MRI و (ب) ثبت خارج MRI [5] ۱۰
- شکل ۵-۲- نمونه تصویر چهره نویزدار شده با وزن‌های کم تا زیاد [6] ۱۱
- شکل ۶-۲- روند پیاده شدن تکلیف در [6] ۱۱
- شکل ۷-۲- تصویر fMRI نمایش دهنده‌ی واکنش دهنده به چهره و خانه در مغز [6] ۱۲
- شکل ۸-۲- تغییر در فعالیت واکنش‌های تشخیص دهنده خانه و چهره با افزایش نویز [6] ۱۲
- شکل ۹-۲- رویه‌ی اجرای آزمایش مقاله‌ی [7] ۱۴
- شکل ۱۰-۲- توان میدان سراسری گزارش شده در [7] ۱۴
- شکل ۱۱-۲- مقادیر P-1 در طول زمان [7] ۱۵
- شکل ۱۲-۲- روند اجرای تکلیف در [2] ۱۷
- شکل ۱۳-۲- مدل پیش‌بینی تک آزمایش [2] ۱۸
- شکل ۱۴-۲- روند اجرای تکلیف در [8] ۲۰
- شکل ۱۵-۲- تصویر fMRI میانگین‌گیری شده روی همه‌ی شرکت‌کنندگان [8] ۲۰
- شکل ۱۶-۲- روند تکلیف در [9] ۲۱
- شکل ۱۷-۲- نتایج رفتاری از پاسخ شرکت‌کنندگان [9] ۲۲
- شکل ۱-۳- نمونه تصویر چهره با فاز دستکاری شده با $\omega = 0.5$ ۲۸
- شکل ۲-۳- نمونه تصویر ماشین با فاز دستکاری شده با $\omega = 0.9$ ۲۹
- شکل ۳-۳- بلوک دیاگرام تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی برگرفته از [5] ۳۲
- شکل ۴-۳- مخلوط شدن خطی دو منبع سیگنال مستقل و ساختن سیگنال مخلوط [12] ۳۶
- شکل ۵-۳- فرآیند بدست آوردن سیگنال اصلی از سیگنال مختلط و برعکس [12] ۳۷
- شکل ۶-۳- نمایش عملکرد SVM در یک فضای دوبعدی با دو برجسب [14] ۴۸
- شکل ۷-۳- شماتیک لایه‌های یک شبکه‌ی عصبی RBF [14] ۴۹
- شکل ۱-۴- اولین تصویر نمایش داده شده به کاربر در تکلیف طراحی شده ۵۲
- شکل ۲-۴- تصویر پیکان‌های «اولویت‌بندی فضایی» در تکلیف طراحی شده ۵۳
- شکل ۳-۴- نمایش یک نمونه تصویر محرک به شرکت‌کننده در حین تکلیف ۵۳

شکل ۴-۴- نمایش ضربدر تثبیت به کاربر و دریافت پاسخ از او.....	۵۴
شکل ۴-۵- نمودار طیف توان داده‌ی خام شرکت‌کننده‌ی اول.....	۵۵
شکل ۴-۶- نمودار زمانی ثانیه ۵۰ تا ۶۰ متعلق به شخص اول.....	۵۶
شکل ۴-۷- طیف توان سیگنال شرکت‌کننده‌ی شماره یک بعد از اعمال فیلتر.....	۵۷
شکل ۴-۸- نقشه‌ی توپوگرافی ۶۴ مؤلفه مستقل شرکت‌کننده‌ی اول.....	۵۸
شکل ۴-۹- مشخصات (الف) نمودار زمانی ۵ ثانیه‌ی اول، (ب) طیف فرکانسی از ۰ تا ۱۰۰ هرتز و (ج) نقشه توپوگرافی مؤلفه‌ی چشمی شرکت‌کننده چهارم.....	۵۹
شکل ۴-۱۰- مشخصات (الف) نمودار زمانی ۵ ثانیه‌ی اول، (ب) طیف فرکانسی از ۰ تا ۱۰۰ هرتز و (ج) نقشه توپوگرافی مؤلفه‌ی قلبی شرکت‌کننده چهارم.....	۶۰
شکل ۴-۱۱- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد ۶ کانال منتخب مقاله هدف یعنی (الف) O1، (ب) O2، (ج) PO3، (د) PO4، (ه) PO7 و (و) PO8 به هنگام مشاهده تصویر ماشین.....	۶۴
شکل ۴-۱۲- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد ۶ کانال منتخب مقاله هدف یعنی (الف) O1، (ب) O2، (ج) PO3، (د) PO4، (ه) PO7 و (و) PO8 به هنگام مشاهده تصویر چهره.....	۶۵
شکل ۴-۱۳- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد در محرک‌های چهره و ماشین به جهت تمییز N170 برای کانال‌های (الف) TP9، (ب) TP10، (ج) PO7 و (د) P8.....	۶۶
شکل ۴-۱۴- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد درست در مقابل نادرست برای کانال‌های (الف) O1، (ب) O2، (ج) PO3، (د) PO4، (ه) PO7 و (و) PO8.....	۶۸
شکل ۴-۱۵- هیستوگرام نمایش‌دهنده‌ی توزیع داده‌ی مربوط به ویژگی دوره‌ی کمون و کانال PO7.....	۶۹
شکل ۴-۱۶- ماتریس درهم‌ریختگی منتج از طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی برای ۲۶ ویژگی و ۲ کانال.....	۷۷

صفحه

فهرست جداول

جدول ۱-۲- خلاصه‌ی مرور بر مطالعات پیشین در حوزه تصمیم‌گیری ادراکی.....	۲۳
جدول ۱-۴- جدول ایپاک‌های بد بر اساس تقسیم‌بندی حالات.....	۶۱
جدول ۲-۴- جدول ایپاک‌های بد بر اساس تقسیم‌بندی ماشین و چهره.....	۶۲
جدول ۳-۴- آمار پاسخ‌های نادرست تمامی شرکت‌کنندگان.....	۶۲
جدول ۴-۴- مقادیر معنی‌دار به دست آمده از مقایسه‌ی حالات «ماشین» و «چهره» با استفاده از آزمون فریدمن.....	۷۰
جدول ۵-۴- مقادیر معنی‌دار به دست آمده از مقایسه‌ی چهار حالت با استفاده از آزمون فریدمن.....	۷۳
جدول ۶-۴- درصد صحت ماشین بردار پشتیبان روی داده‌ی آموزش و آزمایش در دو اجرای مختلف.....	۷۵
جدول ۷-۴- مشخصات FCM مورد استفاده.....	۷۶
جدول ۸-۴- درصد صحت به دست آمده با استفاده از ۲۶ ویژگی مستخرج از دو کانال TP9 و TP10 و شبکه عصبی RBF.....	۷۶

۱ - فصل اول

مقدمه

۱-۱- پیش‌گفتار

به عمل انتخاب یک گزینه از میان چندین پیشنهاد بر اساس شواهد حسی^۱، تصمیم‌گیری ادراکی^۲ گفته می‌شود. این شواهد حسی توسط مغز به یک کنش^۳ ترجمه و تفسیر شده و در نهایت شخص تصمیم اتخاذ شده را اجرا می‌کند.

تصمیم‌گیری ادراکی نقش مهمی در روابط فردی و نیز تصمیمات آگاهانه و شناختی افراد دارد [1]. از سویی با توجه به استقبال روز افزون از پدیده‌های مرتبط با مغز و علوم اعصاب و نیز کاربرد یافته‌های این حوزه در عرصه‌های نوینی چون سیستم‌های واسط مغز و رایانه^۴ (BCI)، اقتصاد عصب بنیان^۵، شناسایی بیماری‌هایی نظیر صرع و دیگر بیماری‌های روانی و نیز جسمی که ریشه عصبی و یا روانی دارند، مبحث تصمیم‌گیری ادراکی محل ویژه‌ای از اعراب پیدا می‌کند. همچنین امروزه بشر به دنبال پیش‌بینی برخی تصمیمات فردی به واسطه درک فرآیند تصمیم‌گیری ادراکی است [1]. از طرفی در صورتی که تصمیمات یک فرد همراه با مشکل یا عدم قطعیت گرفته شود می‌تواند آثار جبران‌ناپذیری در زندگی فردی و اجتماعی افراد در پی داشته باشد. از این رو مطالعه و شناخت فعالیت مغز حین تصمیم‌گیری ادراکی اهمیت به‌سزایی پیدا می‌کند.

برای نمونه در یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی، تصاویر غیر واضح از چهره انسان و خانه به فرد نمایش داده شده و او باید تصمیم بگیرد که کدام تصویر را مشاهده کرده است. در این تکلیف تصاویری که به سختی قابل تمییز از یکدیگر می‌باشند، متشکل از چهره و خانه، به شخص نشان داده شده و در نهایت تصمیم اتخاذ شده بعد از ترجمه و تفسیر در مغز باید به صورت فشردن یک کلید توسط کاربر اعلام گردد.

¹ sensory information

² perceptual decision making

³ behavior

⁴ Brain Computer Interface

⁵ Neuroeconomics

استفاده از داده‌های رفتاری و عصبی-فیزیولوژیک^۱ به دست آمده از تکالیفی همچون نمونه تکلیف آورده شده در بند پیشین، مدل‌های ریاضی از فعالیت‌های شناختی^۲ که مسئول ایجاد تصمیم‌ها هستند به دست می‌دهد. برای مثال، از جمله نمونه مدل‌های متدوال، مدل انتشار^۳ است که فرض را بر این قرار می‌دهد که تصمیمات توسط یک سری از اطلاعات و شواهد حسی جمع شونده شکل می‌گیرند. به این صورت که هرگاه شواهد و اطلاعات دریافتی از یک پاسخ از پاسخ دیگر فراتر رود و به حد معیار^۴ رسد، تصمیم مربوطه منتج شده و پاسخ تولید می‌شود [2].

۱-۲- اهداف و ضرورت انجام پژوهش

در این مطالعه، هدف بررسی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام^۵ (EEG) در افراد سالم حین انجام یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی است. این مطالعه می‌تواند به دستیابی به یک دید کلی در مورد پایه‌های عصبی فرآیند تصمیم‌گیری ادراکی در انسان کمک کند.

با توجه به اهمیت ویژه‌ی تصمیم‌گیری ادراکی، آثار نامطلوب تصمیمات همراه با مشکل و عدم قطعیت در زندگی فردی و اجتماعی افراد و نیز اشتیاق جامعه علمی در جهت کسب هرچه بیش‌تر دانش در این زمینه، انجام پژوهش «پیاپیاده‌سازی تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی و مقایسه‌ی آماری ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ثبت‌شده به منظور شناسایی تصاویر چهره از تصاویر ماشین» در جهت نیل به هدفی چون شناخت وسیع‌تر مغز حین تصمیم‌گیری ادراکی به عنوان یکی از حوزه‌های مطرح علوم اعصاب ضروری به نظر می‌رسد.

به طور موردی اهداف دنبال شده در این پژوهش را می‌توان به صورت زیر نام برد:

- آشنایی با مقوله‌ی علمی تصمیم‌گیری ادراکی

¹ neurophysiological

² cognitive process

³ diffusion model

⁴ criteria

⁵ electroencephalogram

- آشنایی با نحوه پیاده‌سازی یک تکلیف مرتبط با علوم اعصاب در زمینه تصمیم‌گیری ادراکی
- آشنایی با روش‌های پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده‌های EEG
- بررسی ویژگی‌های زمانی و فرکانسی داده‌های حاصل از ثبت سیگنال تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی
- مقایسه آماری ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال مغزی یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی

۱-۳- ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه از پنج فصل تشکیل شده است. در ادامه و در فصل دوم پس از پرداختن به مفاهیم کلی سیگنال الکتروانسفالوگرام و بررسی برخی مشخصات آن، به مروری بر کارهای گذشتگان در حوزه تصمیم‌گیری ادراکی پرداخته شده است. در فصل سوم پس از بررسی روش پیاده‌سازی تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی و همچنین معرفی دادگان مورد استفاده در این پژوهش، روش‌های مورد استفاده برای پیش‌پردازش و پردازش سیگنال‌های موجود مورد مطالعه قرار گرفته است. سپس در فصل چهارم نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش‌های بررسی‌شده در فصل سوم بر روی دادگان پژوهش گزارش می‌شود. در نهایت، در فصل پنجم به عنوان آخرین فصل، پس از بیان مختصر مراحل پردازش و جمع‌بندی کلی نتایج به دست آمده، پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده ارائه شده است.

۲- فصل دوم ادبیات پژوهش

۲-۱- مقدمه

در این فصل پس از معرفی سیگنال الکتروانسفالوگرام، دلایل اقبال و استفاده از آن در پژوهش‌های علمی آورده شده و سپس برخی مشخصات و خصوصیات آن ذکر می‌شود. در ادامه نیز به بررسی ادبیات پژوهشی و کارهای گذشتگان در مقوله تصمیم‌گیری ادراکی پرداخته شده است.

۲-۲- سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

الکتروانسفالوگرافی از روش‌های نوروفیزیولوژیکی ثبت فعالیت مغزی به واسطه قرار دادن چندین الکترود روی پوست سر و ثبت فعالیت الکتریکی نوروهای درون مغز است. در الکتروانسفالوگرافی کمی، ثبت‌های چند کاناله‌ی EEG در محدوده‌ی فرکانسی مشخص که معمولاً از ۱ تا ۱۰۰ هرتز است، مورد بررسی قرار می‌گیرد. این محدوده‌ی فرکانسی خود به چندین بازه تقسیم شده که هریک الگوی اختصاصی داشته و به نام‌های دلتا (Hz 3.5 – 0.5)، تتا (Hz 7.5 – 3.5)، آلفا (Hz 12.5 – 7.5)، بتا (Hz 30 – 12.5) و گاما (Hz 70 – 30) شناخته شده‌اند. توان اندازه‌گیری شده در هریک از ریتم‌های فوق می‌تواند به عنوان یک شاخص عصبی از فعالیت مغزی چه در زمان استراحت و چه در زمانی که درگیر انجام تکالیف متفاوت است، باشد [18]. در ادامه به توضیح مختصری در مورد هریک از این محدوده‌های فرکانسی پرداخته می‌شود:

- دلتا: امواج دلتا که کندترین موج در میان امواج مغزی و با بالاترین دامنه می‌باشند، نمایانگر فعالیت ماده خاکستری مغز هستند. فعالیت امواج دلتا در تمامی مراحل خواب و به ویژه در مراحل سوم و چهارم خواب، یعنی مرحله‌ی حرکات ناسریع چشم شماره‌ی سه^۱ (NREM 3) که اصطلاحاً به عنوان خواب عمیق نیز از آن یاد می‌شود و مرحله‌ی حرکات سریع چشم^۲ (REM) که مغز در آن فعال‌تر شده و دیدن رویا در این مرحله رخ می‌دهد، مشاهده می‌شود. در نوزادان

^۱ Non-rapid eye movement

^۲ rapid eye movement

ریتم غالب و طبیعی، ریتم امواج دلتا است. اما برای یک فرد بالغ که در حالت هوشیاری کامل قرار دارد، مشاهده این موج غیر طبیعی است [3].

- تتا: امواج تتا مرتبط با فعالیت‌های ناخودآگاه هستند. این امواج مغزی در مراقبه^۱ و آسودن‌های عمیق مشاهده می‌شوند. عمدتاً فعالیت‌های روحانی را علت مشاهده این طیف در بزرگسالان می‌دانند، در حالی که برای کودکان زیر ۱۳ سال وجود این طیف در حالت عادی نیز طبیعی است. همچنین این امواج برای تولید هورمون‌های رشد در انسان و نیز هورمونی همچون هورمون سروتونین^۲ که به کاهش درد کمک می‌کند موثر است.
- آلفا: این طیف از سیگنال‌های مغزی در همه گروه‌های سنی مشاهده شده و معمولاً در بزرگسالان که در حالت استراحت ذهنی با چشمان بسته قرار دارند بیشتر دیده می‌شود. امواج آلفا نمایانگر فعالیت ماده سفید مغز هستند. به عبارتی این طیف از امواج را همچون پلی میان ذهن خودآگاه و ناخودآگاه می‌دانند. همچون تتا، آلفا نیز در تولید هورمون‌ها موثر است.
- بتا: عامل تولید امواج بتا مستقیماً وابسته به آن‌چه که انسان می‌بیند، لمس می‌کند، می‌شنود، می‌چشد و می‌بوید است. بتا تولید کورتیزول^۳ را افزایش می‌دهد. این امواج در هوشیاری و زمانی که فعالیت‌هایی همچون صحبت کردن و یا حل مسئله، قضاوت کردن و یا تصمیم‌گیری انجام می‌شود، مشاهده می‌شوند.
- گاما: امواج گاما مربوط به ادراک و شهود است که بالاترین فرکانس را میان تمامی امواج مغزی داراست. تحلیل این طیف بعد از پیشرفت الکتروانسفالوگرافی دیجیتال میسر شده است، چرا که ثبت آنالوگ EEG بیش‌تر از فرکانس ۲۵ هرتز ممکن نبود. این امواج در فراهوشیاری^۴ و حین جمع‌آوری داده‌های ادراکی در انسان مشاهده شده است. گاما ادراک و حس‌ها و حافظه را برای یک نتیجه نهایی گرد هم می‌آورد.

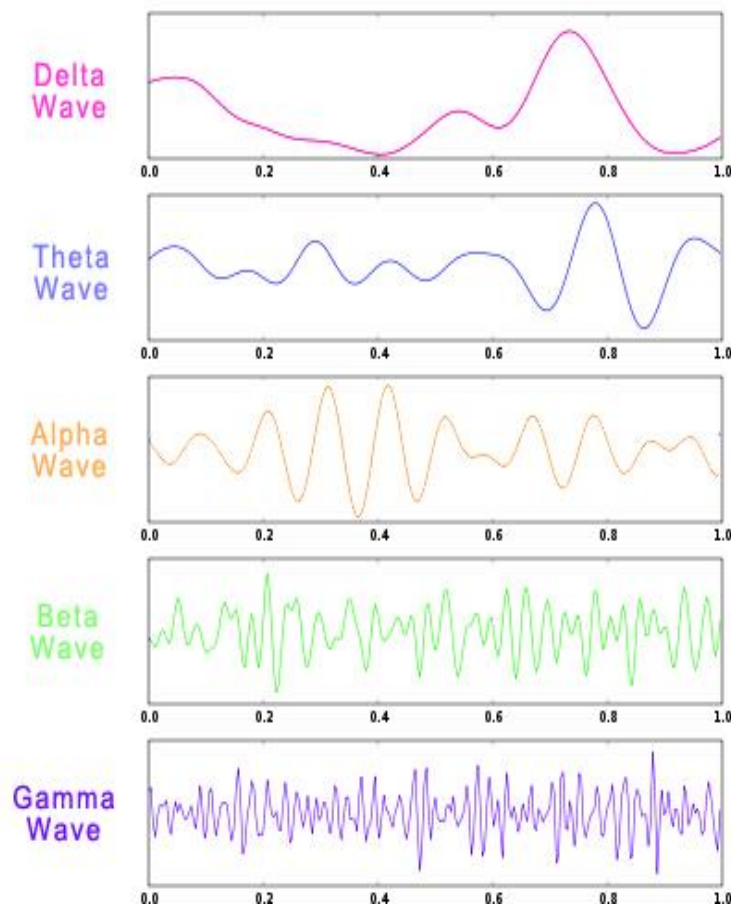
¹ meditation

² serotonin

³ Cortisol

⁴ hyper alertness

در شکل ۱-۲ شکل موج امواج مغزی مختلف که پیش تر به توصیف آن‌ها پرداخته شد آورده شده است.



شکل ۱-۲- شکل موج طیف‌های مختلف سیگنال EEG [4]

علت استفاده مکرر از سیگنال‌های EEG در پژوهش‌های مختلف در وهله‌ی اول سادگی و کم‌هزینه بودن فرآیند ثبت این سیگنال نسبت به دیگر روش‌های ثبت فعالیت‌های مغزی و در وهله‌ی دوم غیرتهاجمی بودن آن است. از طرفی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به دلیل داشتن دقت زمانی بالا (در حد میلی‌ثانیه) در کاربردهایی که کارکرد مغز تحت مطالعه قرار می‌گیرد، نسبت به سایر روش‌های تصویربرداری مانند fMRI گزینه مناسب‌تری است [19].

۲-۳- مروری بر مطالعات انجام شده در حوزه‌ی تصمیم‌گیری ادراکی

در این زیرفصل به بررسی ۶ مقاله‌ی مرتبط با موضوع تحقیق پرداخته شده و به صورت خلاصه اهداف، مواد و روش‌ها، و نتایج هر یک شرح داده می‌شود.

اُستوالد^۱ و همکاران در [5] یک ساختمان داده EEG حاصل از ثبت تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی که در آن شخص باید تصویر مشاهده شده را بین تصویر چهره و تصویر ماشین تمییز دهد ارائه کرده و در پایان پس از پیش‌پردازش سیگنال، ویژگی‌هایی نظیر زمان پاسخ و دقت پاسخ (شکل ۲-۲)، میانگین پتانسیل‌های وابسته به رخداد^۲ (ERPs) (شکل ۲-۳) و نیز نقشه‌های توپوگرافی (شکل ۲-۴) در هر یک از ۴ حالت توضیح داده شده در طراحی تکلیف را ارائه کردند.

ارائه‌ی تحریک در این تکلیف به صورت دیداری بوده و شرکت‌کنندگان تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی را در یک فضایی با طراحی ۲×۲ عامل انجام می‌دهند. این عوامل عبارتند از: «همدوسی محرک‌ها»^۳ (شامل سطح «بالا» و «پایین» و «اولویت مکانی»^۴ (شامل دو حالت «وجود» یا «عدم وجود»). از آنجایی که این مقاله، مقاله‌ی پایه‌ی مورد استفاده در پژوهش حال حاضر است، تکلیف طراحی‌شده در بخش (۳-۳) به طور مفصل توضیح داده خواهد شد.

نتایج این پژوهش نشان داد که سرعت پاسخ‌گویی در حالت با همدوسی بالا بیش‌تر از حالت با همدوسی پایین بوده، و نیز در حالت دارای اولویت مکانی، بیش‌تر از حالت بدون اولویت مکانی است. از طرفی در مورد دقت پاسخ‌گویی نیز دو حالت دارای اولویت مکانی و همدوسی بالا از دقت پاسخ‌گویی بالاتری میان شرکت‌کنندگان برخوردار بودند. همچنین به طور کلی ثبت داخل MRI دقت پاسخ‌گویی را کاهش داده و سرعت شخص را نیز کم کرده‌است. به طوری که میانگین زمان پاسخ‌گویی برای ثبت EEG به تنهایی برابر ۴۰۳ میلی‌ثانیه (± 20) خطای استاندارد از میانگین^۵ (SEM)) و برای ثبت داخل MRI برابر ۷۲۷ میلی‌ثانیه (± 33) خطای استاندارد از میانگین)، و به همین ترتیب دقت پاسخ‌گویی ۹۱ درصد (± 1) برای ثبت EEG به تنهایی و ۸۵ درصد (± 1) درصد برای ثبت داخل MRI گزارش شده است. شکل ۲-۲ دقت و زمان پاسخ شرکت‌کنندگان در تکلیف این مقاله را نشان می‌دهد:

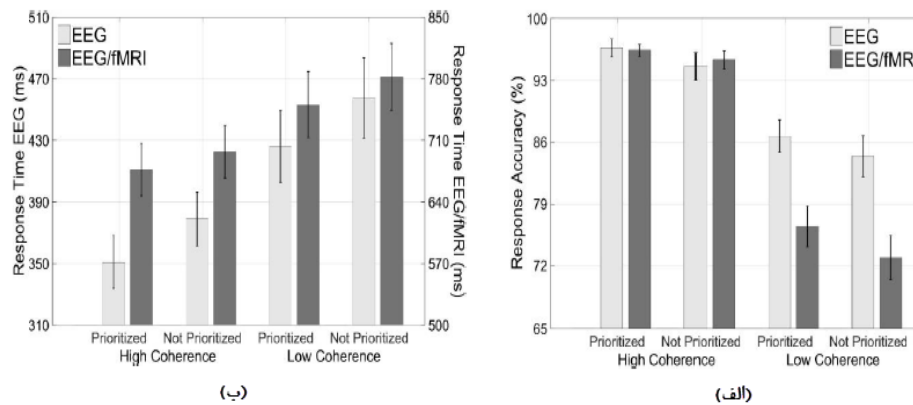
¹ Dirk Ostwald

² Event-Related Potentials

³ stimulus coherence

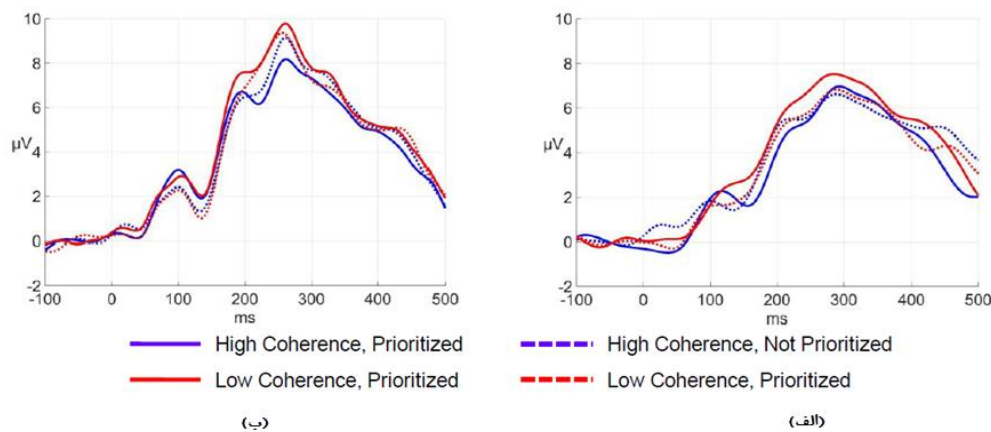
⁴ spatial prioritization

⁵ Standard Error of the Mean



شکل ۲-۲- (الف) زمان پاسخ و (ب) دقت پاسخ [5]

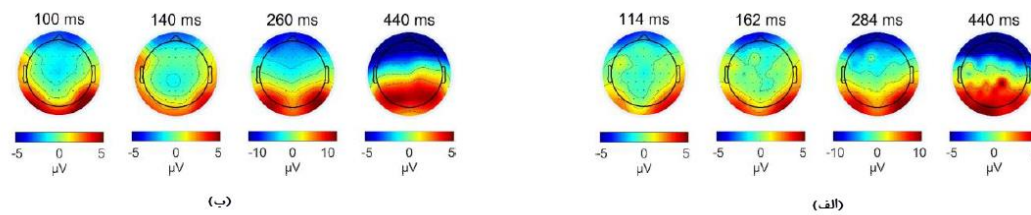
همچنین میانگین بزرگ^۱ ERPها برای کانالهای O2، PO4 و PO8 و نیز O1، PO3 و PO7 در شکل ۲-۳ آورده شده است.



شکل ۲-۳- ERPهای میانگین گرفته شده در کانالهای O2، PO4 و PO8 برای محرکهای نمایش داده شده در سمت چپ تصویر و O1، PO3 و PO7 برای محرکهای نمایش داده شده در سمت راست تصویر. (الف) مربوط به ثبت داخل MRI و (ب) مربوط به ثبت خارج از MRI است [5].

نقشه‌های توپوگرافی برای حالت‌های تحت مطالعه نیز در شکل ۲-۴ مشاهده می‌شود.

¹ grand



شکل ۲-۴- نقشه‌های توپوگرافی میانگین پتانسیل‌های وابسته به رخداد روی ۴ حالت. (الف) ثبت داخل MRI و (ب) ثبت خارج MRI [5]

هیگرن^۱ و همکاران در [6] یک مکانیزم توجه‌کننده عمومی در مغز انسان را حین تصمیم‌گیری ادراکی معرفی می‌کنند. مطالعات ثبت تک-سلولی^۲ انجام گرفته در این پژوهش حاکی از این امر است که خروجی گروه‌های متفاوت از نورون‌های حسی سطح پایین^۳ و به صورت اختصاصی تنظیم شده^۴، می‌تواند بیانگر یک سازوکار کلی باشد که با آن قسمت‌های سطح بالاتر مغزی^۵ تصمیمات ادراکی را اتخاذ می‌کنند.

در این پژوهش با ثبت تصاویر fMRI و طبقه‌بندی داده‌ی ۱۲ شخص سالم راست دست (۶ مرد و ۶ زن با میانگین سنی ۳۱ سال) بدون سابقه بیماری‌های روانی به بررسی وجود یک سازوکار مشابه در موقعیت‌های مربوط به تصمیم‌گیری‌های پیچیده‌تر در مغز انسان همچون مغز میمون‌ها (مطالعات پیشین صورت گرفته) و نواحی مغزی فعال حین اتخاذ این تصمیمات پرداخته شده است.

تکلیف طراحی شده در این مقاله به این صورت بوده است که ابتدا یک نقطه سفید در مرکز تصویر به مدت ۱ تا ۵ ثانیه (به صورت تصادفی) نمایش داده می‌شود. سپس محرک که متشکل از ۳۸ تصویر چهره و ۳۸ تصویر خانه که فاز هر گروه از آن‌ها با یک وزن به خصوص به صورت خطی با فاز تصویری از گروه دیگر (به عنوان نویز) جمع شده است، می‌باشد به مدت ۱ ثانیه به شرکت‌کننده نمایش داده می‌شود. بعد از نمایش محرک دوباره با یک تاخیر ۱ تا ۵ ثانیه‌ای فرآیند قبل تکرار شده و بعد از آن شرکت‌کننده با

^۱ H. R. Heekeren

^۲ single-cell recording studies

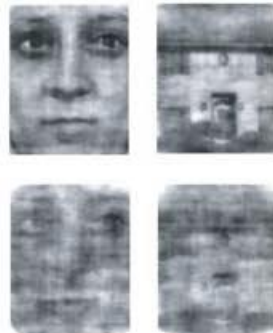
^۳ lower-level sensory neurons

^۴ selectively tuned

^۵ higher level brain regions

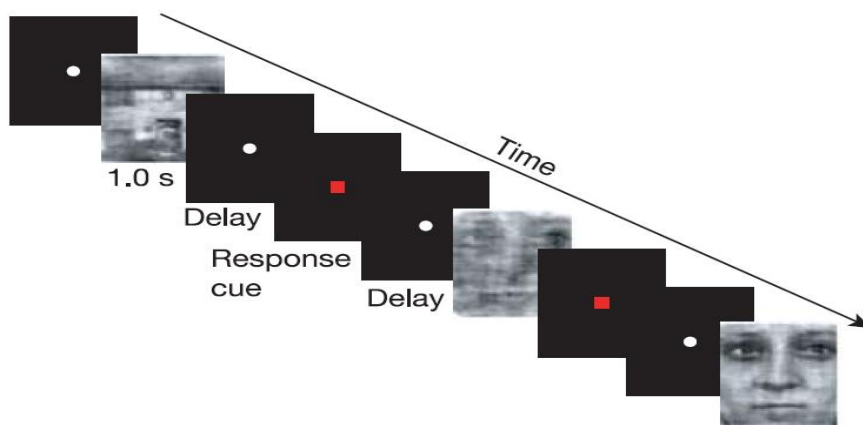
مشاهده مربعی قرمز در وسط تصویر که به مدت ۳۰۰ میلی ثانیه به او نمایش داده می شود باید تصمیم خود مبنی بر چهره یا خانه بودن محرک نمایش داده شده را اعلام کند.

شکل ۲-۵ یک نمونه از تصاویر چهره‌ی دست‌کاری شده و مورد استفاده در [6] را نمایش می‌دهد:



شکل ۲-۵- نمونه تصویر چهره نویزدار شده با وزن های کم تا زیاد [6]

روند اجرای تکلیف نیز در شکل ۲-۶ به صورت نموداری به نمایش درآمده است.

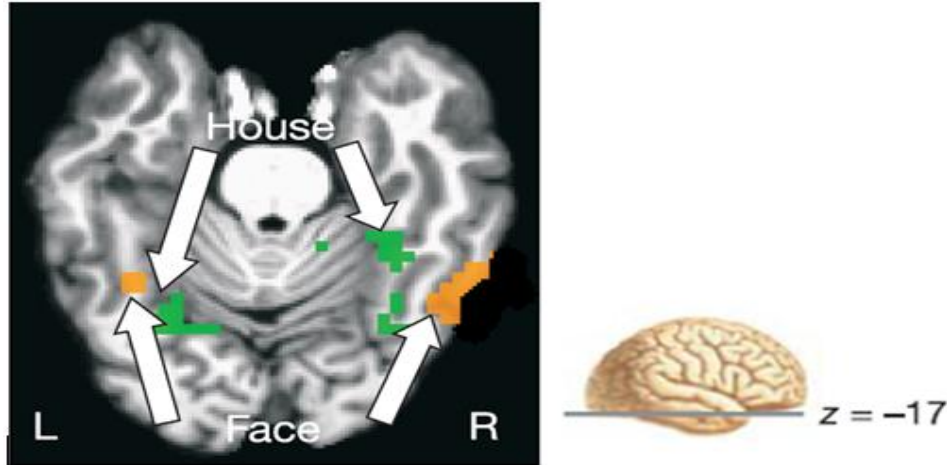


شکل ۲-۶- روند پیاده شدن تکلیف در [6]

بر اساس نتایج این پژوهش در مرحله‌ی اول مشاهده شد که در بخش‌های مختلفی از مغز نوروهای متفاوتی قرار دارند که هریک جداگانه به یکی از گواه‌های^۱ خانه و چهره واکنش نشان می‌دهند. به عبارتی تصمیم اتخاذ شده توسط فرد حاصل برآیند مستقیم سیگنال این دو دسته نورو است. یعنی اگر تعداد نوروهای سیگنال‌دهنده برای تشخیص خانه بیش‌تر باشد، در نهایت تصمیم اتخاذ شده توسط مغز

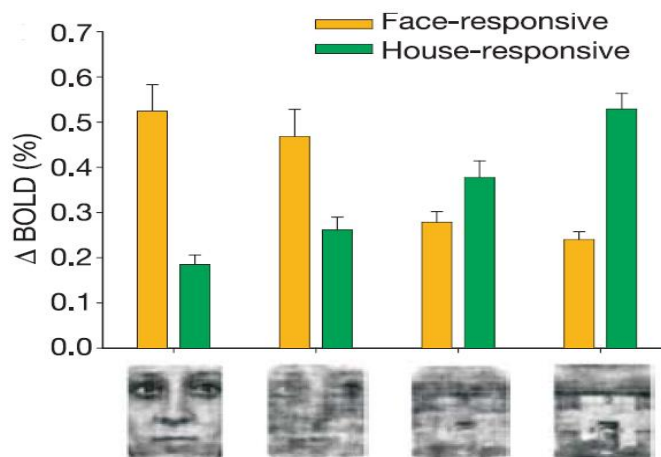
¹ evidence

«رویت خانه» و در غیر این صورت «رویت چهره انسان» خواهد بود. شکل ۷-۲ نمایش دهنده‌ی تصویر fMRI نشان دهنده‌ی فعالیت مغزی افراد حین تصمیم‌گیری است.



شکل ۷-۲- تصویر fMRI نمایش دهنده‌ی واکنش‌های واکنش دهنده به چهره و خانه در مغز [6]

در گام بعدی از داده‌های رفتاری ثبت شده از پاسخ افراد مشخص شد که با افزایش نويز تصاویر، برای مثال در تصویری که ابتدا تصویر چهره بوده‌است، تعداد واکنش‌های واکنش دهنده به تصویر اصلی کاهش یافته و همزمان واکنش‌های واکنش دهنده به گروه دیگر افزایش می‌یابد. در نتیجه این امر از جایی به بعد تصمیم افراد به طور کل تغییر کرده است. شکل ۸-۲ بیانگر درصد واکنش پاسخ دهنده به هریک از تصاویر خانه و چهره در صورت تغییر در نويز است.



شکل ۸-۲- تغییر در فعالیت واکنش‌های تشخیص دهنده خانه و چهره با افزایش نويز [6]

¹ voxel

گوییراد^۱ و همکاران در [7] اذعان می‌کنند که تصمیم‌گیری ادراکی قویا تحت تاثیر نویزها قرار می‌گیرد. این مسئله خصوصا در نزدیکی آستانه‌ی تصمیم‌گیری در مغز پررنگ‌تر جلوه می‌کند. مدل‌های رفتاری و زیستی بیانگر این موضوع هستند که منشأ این امر به دلیل وجود یک‌سری نویزهای داخلی^۲ و درونی موجود در سیستم عصبی می‌باشد، که خود حاصل اختلاط منابع «پایین به بالا»^۳ (منابع حاصل از ورودی حسی) و «بالا به پایین»^۴ (مراتب شناختی بالاتر که اطلاعات بیش‌تری از باقی منابع دارند) است. منظور از نویز داخلی اشاره شده در بند پیشین، نوسانات الکتریکی تصادفی است که گاهی در نوروهای سیستم عصبی رخ می‌دهد. این نوسانات عمدتاً با دامنه‌ای پایین‌تر از دامنه‌ای که به تولید یک پتانسیل عمل می‌انجامد، می‌باشند، اما گاهی دامنه‌های بالاتری نیز در آن‌ها مشاهده می‌شود.

در پژوهش ایشان با استفاده از سیگنال EEG ثبت شده از ۲۰ فرد سالم راست دست که محدوده شنوایی طبیعی دارند حین انجام یک تکلیف با محرک‌های صوتی، نشان داده می‌شود که نویز داخلی می‌تواند زمانی که محرک خارجی فاقد اطلاعات لازم و کافی برای تصمیم‌گیری است، پایه‌ی تصمیم‌گیری ادراکی باشد.

این کار با ثبت سیگنال EEG شنوندگانی که در تلاش برای ایجاد تمایز میان تن‌های صدای همانند و هم‌فرکانس بودند صورت گرفت. از آنجایی که سیگنال صوتی پخش شده برای شرکت‌کنندگان در طول آزمایش یک صوت با فرکانس و دامنه ثابت بود و در هر آزمایش نیز همان صوت پخش می‌شد (برخلاف موضوع گفته شده به شرکت‌کنندگان که یکی از ۳ صوت پخش شده متفاوت از دوتای دیگر بوده و بایستی آن را تشخیص دهند)، منابع «پایین به بالا» و «بالا به پایین» تحت آزمایش قرار گرفتند. از آنجا می‌توان ادعا کرد این منابع تحت آزمایش قرار گرفته‌اند که سیگنال‌های صوتی پخش شده خود به تنهایی فاقد گواه کافی برای رساندن شخص به آستانه تصمیم بودند.

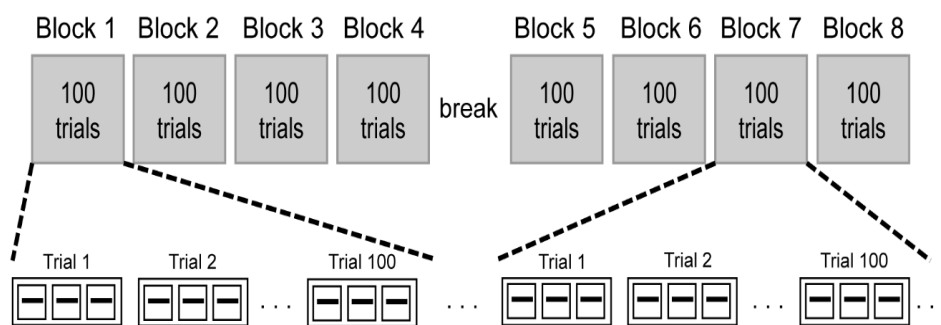
¹ Guiraud

² internal noise

³ bottom-up

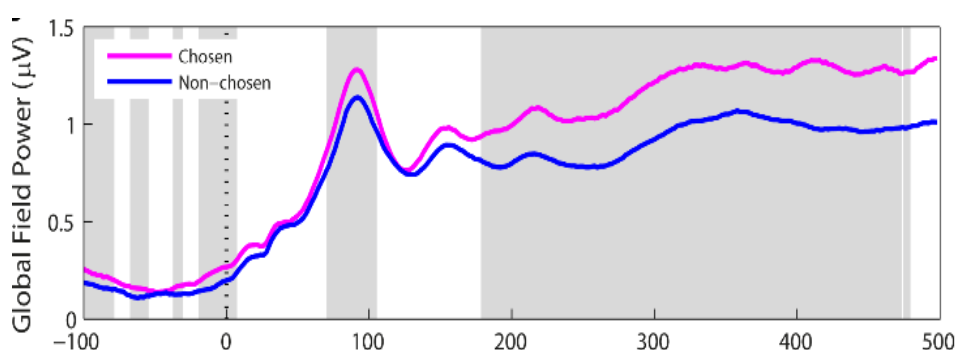
⁴ top-down

ثبت به ۸ بلوک مجزا با ۱۰۰ آزمایش^۱ تقسیم شده بود که یک استراحت ۱۰ دقیقه‌ای نیز میان بلوک ۴ و ۵ صورت می‌گرفت. در هر آزمایش ۳ صدا با فرکانس ۱ کیلوهرتز به مدت ۱۰۰ میلی‌ثانیه برای شرکت‌کننده پخش شده و میان هر دو صدا یک سکوت ۵۰۶ میلی‌ثانیه‌ای برقرار می‌بود. شکل ۲-۹ بلوک دیاگرام مراحل اجرای آزمایش تشریح شده را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۹- رویه‌ی اجرای آزمایش مقاله‌ی [7]

یافته‌های این پژوهش حاکی از این بود که پاسخ‌های اولیه‌ی قشر مغزی به محرک‌های یکسان در مقیاس توان میدان سراسری^۲ (GFP) و توپوگرافی بسته به تصمیمات ادراکی که اتخاذ می‌شود متفاوت بوده و از فعالیت مغزی متعاقب ارائه‌ی محرک می‌توان فعالیت و تصمیم متعاقب اتخاذشده‌ی فرد را نیز پیش‌بینی کرد. به طوری که در گزینه‌ی انتخاب شده از سه گزینه توسط شرکت‌کننده GFP با دامنه بالاتری مشاهده می‌شود. شکل ۲-۱۰ مربوط به تمامی پاسخ‌هاست که روی شرکت‌کنندگان میانگین‌گیری کلی شده است.



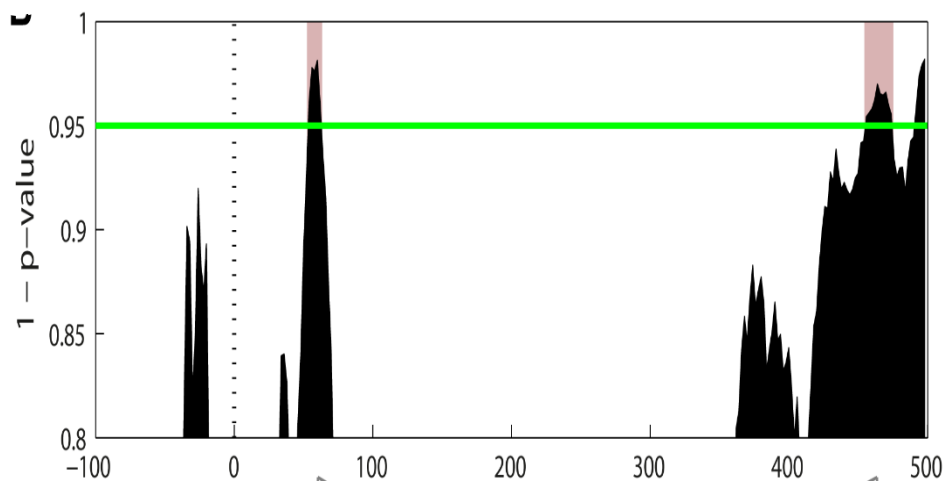
شکل ۲-۱۰- توان میدان سراسری گزارش شده در [7]

¹ trial

² Global Field Power

همچنین نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که فعالیت‌های متنوع ایجاد شده توسط نویزهای داخلی با منشأهای شناختی و حسی برای ایجاد یک قضاوت تمییزدهنده بین دو تحریک و گرفتن تصمیم به تنهایی و به خودی خود کافی هستند [7].

در شکل ۱۱-۲ مقادیر P^1 (به صورت $1 - P$) در زمان‌های مختلف ثبت نشان داده شده و زمان‌هایی که معنی‌داری اختلاف دو حالت با مقادیر P کمتر از ۰.۰۵ است مشخص شده است. از آنجایی که این زمان‌ها درست در جایی قرار دارند که GFP دو پاسخ (منتخب و انتخاب نشده) اختلاف زیادی با هم دارند، می‌توان نتیجه گرفت این عامل، یعنی اختلاف توان سراسری، یک عامل معنی‌دار در بحث تصمیم‌گیری بر اساس نویز داخلی است.



شکل ۱۱-۲- مقادیر $P-1$ در طول زمان [7]

¹ P-Values

یاجینگ^۱ و همکاران در [1] یک ساختار هوش محاسباتی^۲ مبتنی بر EEG با عنوان الگوی شبکه‌ی مکانی تمایزدهنده^۳ یا به اختصار (DSNP) که یک رویکرد آموزش با نظارت^۴ است و توانایی پیش‌بینی پاسخ شرکت‌کنندگان را داراست، ارائه کرده‌اند. بدین منظور ویژگی‌های^۵ DSNP از شبکه مغزی محاسبه شده در مدت زمان یک تک آزمایش استخراج شده و همچنین یک تحلیل تمییز خطی^۶ (LDA) با استفاده از این ویژگی‌ها آموزش داده شد تا پاسخ‌های آزمایش به آزمایش^۷ را پیش‌بینی کند.

برای تایید و نمایش عملکرد DSNP ارائه شده، از دو گروه مجزا و مستقل با دو سیستم متفاوت EEG، ثبت سیگنال‌های مغزی صورت گرفت. گروه اول شامل ۱۴ شرکت‌کننده (۸ آقا و ۶ خانم در محدوده سنی ۱۹ تا ۲۷ سال) با دستگاه GmbH^۸ و گروه دیگر با ۲۰ شرکت‌کننده (۱۶ مرد و ۴ زن) با دستگاه تقویت‌کننده Lab-ASA است. هیچ یک از دو گروه سابقه بیماری روانی و عصبی نداشتند.

تکلیف این پژوهش بدین صورت بود که شرکت‌کنندگان در یک بازی (تکلیف بازی فرصت نهایی)^۹ (UG)) با کامپیوتر شرکت داده می‌شدند. بازی به این صورت انجام می‌شود که شرکت‌کننده (پاسخ‌دهنده) باید تصمیم بگیرد که آیا مبالغ پیشنهادی پیشنهاددهنده (رایانه) را بپذیرد یا خیر. هردو شرکت‌کننده و رایانه ابتدا مبلغ ۱۰ ین^{۱۰} در حساب‌های خود دارند. اگر فرد مبالغ پیشنهادشده توسط رایانه در هر آزمایش را بپذیرد، پول مشخص شده به حساب شرکت‌کننده و کامپیوتر واریز شده و در غیر این صورت هیچ یک مبلغی دریافت نمی‌کنند. پیشنهادها خود به سه دسته‌ی عادلانه (۵ ین به هر بازیکن)، ناعادلانه (۱ ین به شرکت‌کننده و ۹ ین به رایانه) و نیمه عادلانه (۷ به ۳) تقسیم می‌شوند.

¹ Yajing

² Computational Intelligence

³ Discriminative Spatial Network Pattern

⁴ supervised learning approach

⁵ feature

⁶ linear discriminant analysis

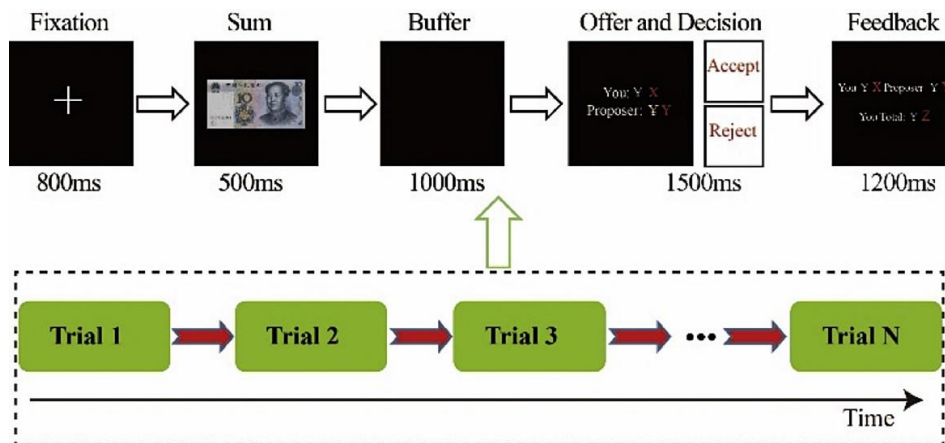
⁷ trial-by-trial

⁸ تولیدکننده تقویت‌کننده سیگنال EEG

⁹ Ultimatum Game task

^{۱۰} واحد پول کشور ژاپن

روند اجرای آزمایش این گونه بود که هر شرکت کننده ۹۰ پیشنهاد به صورت تصادفی دریافت می کرد. هر آزمایش نیز تقریباً ۸۰۰ میلی ثانیه به طول می انجامید که شامل مراحل نمایش نقطه‌ی تثبیت^۱، نمایش پیشنهاد، تأخیر، مرحله تصمیم‌گیری و در نهایت بازخورد بود. ارتباطات کارکردی مغز حین انجام این تکلیف با استفاده از معیار همدوسی استخراج شده و ماتریس حاصل به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار گرفت. شکل ۲-۱۲ بیانگر نحوه‌ی اجرای تکلیف در این پژوهش است.

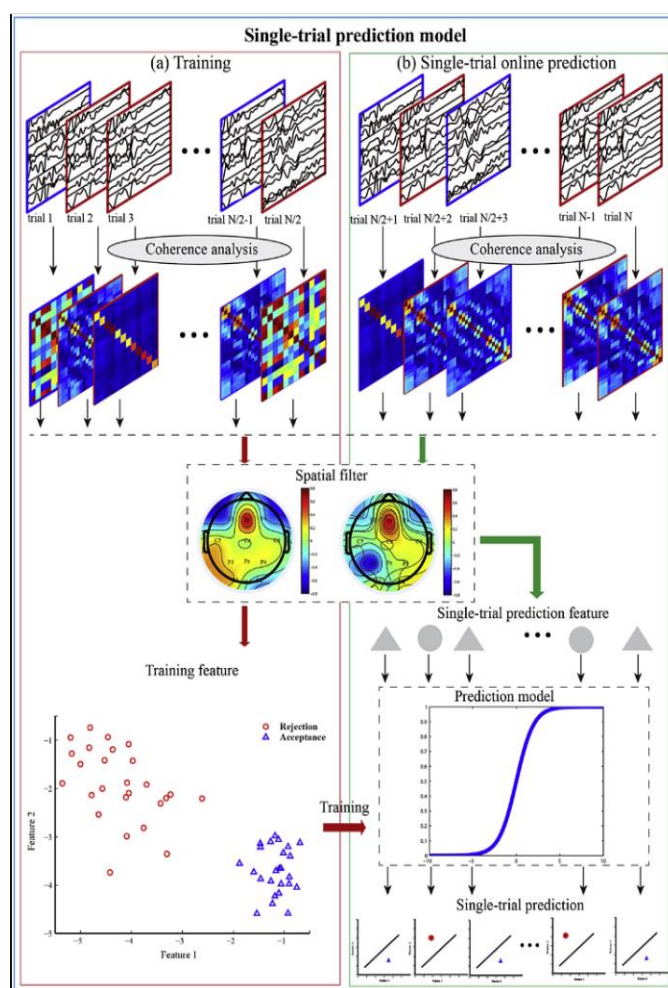


شکل ۲-۱۲- روند اجرای تکلیف در [2]

در نهایت بیشترین صحت عملکرد پیش‌بینی‌کننده‌های طراحی شده برای گروه آزمایش به آزمایش به ۸۸ درصد و گروه دیگر به ۹۰ درصد رسید. شکل ۲-۱۳ بیانگر مدل کار شبکه برای پیش‌بینی پاسخ فرد است که در هر مرحله یک آزمایش^۲ را به عنوان ورودی برای استخراج ویژگی به شبکه می‌دهد.

¹ Fixation point

² trial



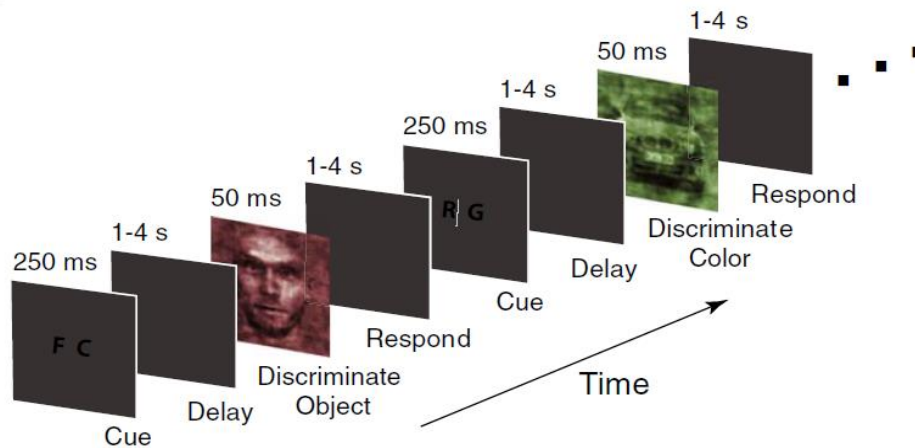
شکل ۲-۱۳- مدل پیش‌بینی تک آزمایش [2]

پائول ساجدا^۱ و همکاران در [8] ادعا می‌کنند که یافته‌ها از مطالعات ثبت تک-سلولی پیش‌تر نشان داده است که فرآیند تصمیم‌گیری حداقل شامل دو مرحله عمومی از پردازش‌های عصبی است. مرحله نخست نمایش گواه به محدوده‌های حسی اولیه است (برای مثال در یک آزمایش دیداری، دیده شدن محرک توسط چشم). مرحله بعدی جمع‌آوری آن گواه در مناطق مرتبط با تصمیم برای رساندن آن‌ها به آستانه تصمیم است. در پژوهش پیشین این دو مرحله مورد مطالعه قرار گرفته‌اند، اما تاخیر و فرآیند میانی از مرحله یک به دو به خوبی کشف نشده است.

مطالعات پیشین آن‌ها منجر به دستیابی به دو مؤلفه‌ی تمایزدهنده در سیگنالهای EEG شد. اولین مؤلفه‌ی بدست آمده مرتبط با عملکرد روانشناختی با مؤلفه‌ی معروف N170، که در تکالیف تشخیص چهره استفاده می‌شود، مطابقت داشت. اما مؤلفه‌ی دوم که با تابع روانشناختی پژوهش پیشین همخوانی بیشتری دارد، حداقل ۱۳۰ میلی‌ثانیه دیرتر از مؤلفه‌ی قبلی پدیدار می‌شد. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که هرچقدر گواه در تکلیف شناختی یاد شده کمتر شود، زمان پدیدار شدن مؤلفه دوم (و نه مؤلفه‌ی اول) به همان میزان به تعویق می‌افتد ($p > 0.05$ برای مؤلفه‌ی اول و $p < 0.007$ برای مؤلفه‌ی دوم). این نتایج دال بر یک تکامل زمانی در فعالیت مؤلفه‌ها، که نشان‌دهنده فرایند انباشتگی گواه هستند، می‌باشند. این فرایند هنگام اولین ادراک دیداری اشخاص از محیط آغاز شده و زمان پردازش آن بستگی به میزان گواه موجود دارد.

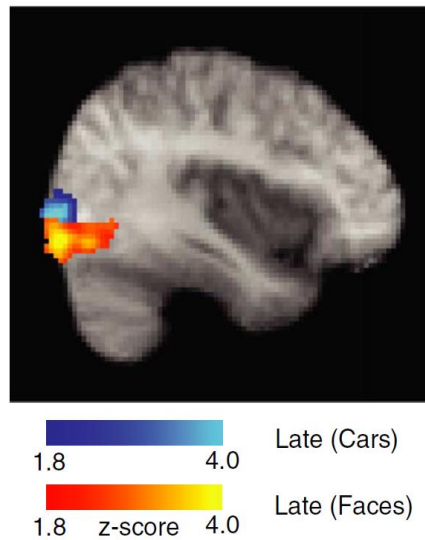
در [8] به مطالعه‌ی فعالیت مغزی و مکان‌یابی منابع فعال مغزی حین انجام یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی دیداری تشخیص تصویر چهره از ماشین (شکل ۲-۱۴) پرداخته شده است. بدین منظور تصویر fMRI از ۱۲ فرد سالم حین انجام این تکلیف ثبت و مورد پردازش قرار گرفت.

¹ Paul Sajda



شکل ۲-۱۴- روند اجرای تکلیف در [8]

این محققان توانستند با استفاده از دادگان ثبت شده در این پژوهش و مؤلفه‌های EEG به دست آمده در پژوهش پیشین خود، منشأ قشری مولفه‌های مذکور را بیابند. آنها نشان دادند که توالی رویدادهای مرتبط با تصمیم‌گیری ادراکی در شبکه نوروئی گسترده‌ای انتشار می‌یابد؛ نتایج این مطالعه که هدف آن یافتن مکان‌ها و منابع مغزی دخیل به هنگام اتخاذ یک تصمیم ادراکی بود نشان داد که مجموعه‌ی جانبی پس‌سری^۱ به عنوان اولین محلی از مغز است که فرآیند تصمیم‌گیری از آنجا آغاز می‌شود. تصویر fMRI شکل ۲-۱۵ این مناطق را به خوبی مشخص می‌سازد.

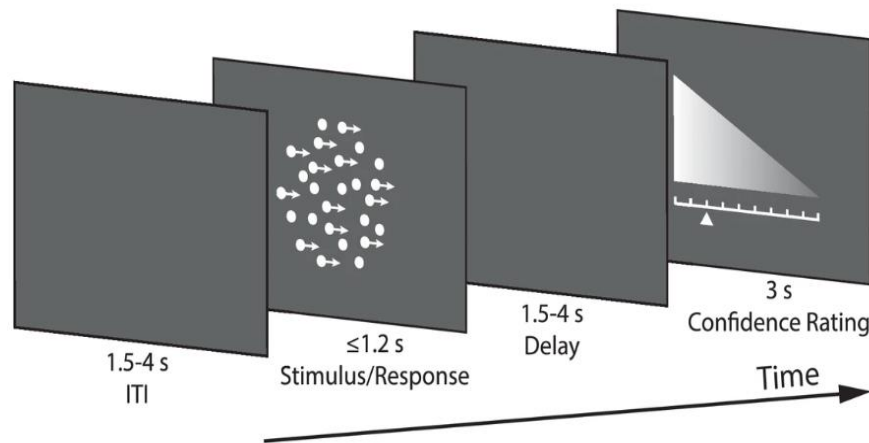


شکل ۲-۱۵- تصویر fMRI میانگین گیری شده روی همه‌ی شرکت‌کنندگان [8]

^۱ lateral occipital complex

گرمان^۱ و همکاران در [9] به بررسی تاثیر میزان اطمینان فرد از صحت تصمیم‌گیری ادراکی خویش روی نتیجه آزمایش پرداختند. اهمیت بررسی این موضوع در آنجاست که اطمینان در انتخاب، قضاوت و تخمین درونی یک فرد از صحت تصمیمش، نقشی اساسی در رفتارهای وفقی^۲ وی بازی می‌کند؛ همچنین نمود آن به هنگام شکل‌گیری یک تصمیم از دیدگاه علم اعصاب به صورت کشف نشده باقی‌مانده است.

در پژوهش [9] یک ثبت توامان EEG و fMRI از شرکت‌کنندگان حین انجام تکلیف شناسایی جهت حرکت غالب نقاط متحرک با ثبت میزان اطمینان از پاسخ (بعد از هر پاسخ) صورت پذیرفته است. در نتیجه این آزمایش موفق شده‌اند تا «اطمینان» را به عنوان یک عامل مستقل از تحریک به هنگام تصمیم‌گیری معرفی کنند که پیش از تصمیم‌گیری و اقدام فرد خود را نمایان می‌کند.



شکل ۲-۱۶- روند تکلیف در [9]

این کار به این شکل صورت پذیرفت که شخص در یک تکلیف کینماتوگرام^۳ پس از هر تصمیم‌گیری بایستی میزان اطمینان خود را گزارش کند. حال برای مشخص نمودن سیگنال‌های مرتبط به مقوله اطمینان، ابتدا آزمایش‌ها را به سه بخش آزمایش‌های با اطمینان بالا، پایین و متوسط متناسب با پاسخ شرکت‌کنندگان و درجه اطمینان تعیین‌شده از جانب آن‌ها تقسیم کرده‌اند. در مرحله بعد یک تحلیل

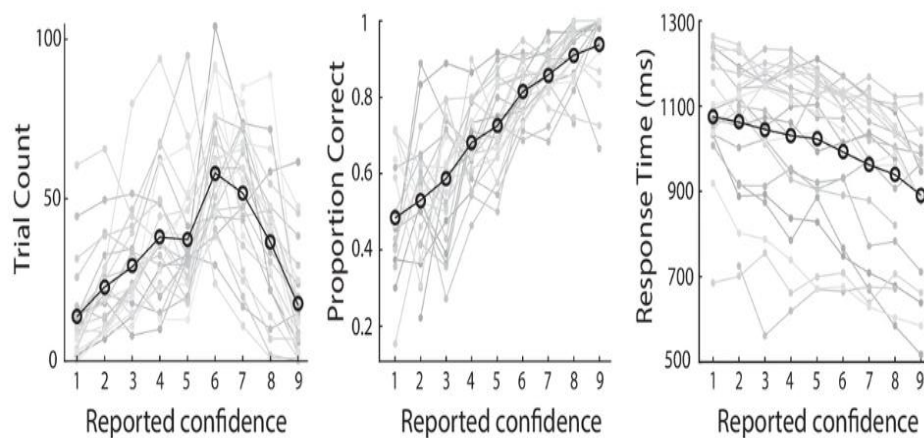
¹ Gherman

² adaptive behavior

³ kinematogram

طبقه‌بندی چند متغیره^۱ تک آزمایشی برای تخمین وزن‌های فضایی خطی^۲ حس‌گرهای EEG روی داده‌ها پیاده کرده تا میان آزمایش‌های با اطمینان بالا و پایین تمیز دهند. پیاده‌سازی وزن‌های تخمین زده شده الکترودها بر داده سبب پدیدار شدن یک معیار اندازه‌گیری به نام yCONF شد که نمایانگر فاصله‌ی هر آزمایش از ابر صفحه تمایزدهنده آن‌هاست و از آن به عنوان اطمینان نوروئی^۳ تصمیم یاد می‌شود.

بر اساس نتایج این پژوهش گزارش می‌شود که قشر پیش پیشانی قدامی میانی^۴ (VMPFC) با همگام شدن و برقراری ارتباط با بخش‌هایی چون قشر پیشانی در فرآیندهای تصمیم‌گیری و فرا شناختی^۵ در نموده‌های اولیه «اطمینان» نقش دارد. شکل ۲-۱۷ نتایج رفتاری گزارش شده از شرکت‌کنندگان در تکلیف این پژوهش می‌باشد.



شکل ۲-۱۷- نتایج رفتاری از پاسخ شرکت‌کنندگان [9]

¹ multivariate classifier analysis

² linear spatial weights

³ neural confidence

⁴ VentroMedial PreFrontal Cortex

⁵ meta cognitive

۲-۴- جمع‌بندی

در این فصل پس از معرفی چند ویژگی اساسی از سیگنال EEG به بررسی ۶ پژوهش از پژوهش‌های پیشین در حوزه‌ی تصمیم‌گیری ادراکی پرداخته شد. خلاصه‌ای از پژوهش‌های پیشین در جدول ۱-۲ قرار داده شده است.

جدول ۱-۲- خلاصه‌ی مرور بر مطالعات پیشین در حوزه تصمیم‌گیری ادراکی

نویسندگان	عنوان مقاله	هدف	نتیجه
استوالد و همکاران [5]	یک مجموعه داده EEG/fMRI از تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی	پیاده‌سازی یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی و مطالعه‌ی سیگنال حاصل	پیش‌پردازش و گزارش پاسخ‌های رفتاری و نیز پتانسیل‌های وابسته به رخداد
هیکرن و همکاران [6]	یک مکانسیم کلی برای تصمیم‌گیری ادراکی در مغز انسان	ارائه‌ی یک مکانسیم جامع برای فرآیند تصمیم‌گیری ادراکی در مغز	وجود نورون‌هایی در بخش‌های متفاوت مغز که هریک به گواه خاصی حساس بوده و تصمیم‌نهایی اتخاذ شده توسط فرد وابسته به اختلاف مجموع سیگنال حاصل از هر کدام از این گروه نورون‌ها است.
گویراد و همکاران [7]	تصمیم‌گیری انسان مبتنی بر تغییرات در نويز داخلی	یافتن تاثیر نويز داخلی سیستم عصبی در اتخاذ تصمیم، زمانی که گواه‌های ارسالی به مغز اطلاعات کافی را ندارند.	پاسخ‌های اولیه‌ی قشر مغزی به محرک‌های یکسان در مقیاس توان میدان سراسری (GFP) و توپوگرافی بسته به تصمیمات ادراکی که اتخاذ می‌شود متفاوت بوده و از فعالیت مغزی متعاقب ارائه‌ی محرک می‌توان فعالیت و تصمیم متعاقب اتخاذ شده فرد را نیز پیش‌بینی کرد
یاجینگ و همکاران [1]	پیش‌بینی پاسخ‌های تصمیم‌گیری فرد مبتنی بر ثبت EEG تک آزمایشی	ارائه‌ی یک ساختار هوش محاسباتی مبتنی بر EEG با عنوان الگوی شبکه‌ی مکانی تمایزدهنده که یک رویکرد آموزش با نظارت است و توانایی پیش‌بینی پاسخ شرکت‌کنندگان را داراست،	طراحی شبکه با بهره‌گیری از تکلیف بازی فرصت‌نهایی و ارسال ERP شخص شرکت‌کننده در هر مرحله به شبکه برای استخراج ویژگی و آموزش شبکه. در نهایت درصد صحت‌های ۸۸ و ۹۰ برای دو گروه انسانی تحت آزمایش حاصل شد.
ساجدا و همکاران [8]	fMRI با کمک اطلاعات EEG،	جستجوی منشأ قشری مؤلفه‌های سیگنال	توالی رویدادهای مرتبط با تصمی‌مگیری ادراکی در شبکه نورونی گسترده‌ی انتشار مییابد؛ از

مهمترین آنها می‌توان به مشاهداتی فعالیت در ناحیه مجموعه جانبی پ سسری ۱ مغز به عنوان محلی برای شروع تصمیم‌گیری‌های ادراکی اشاره کرد	الکتروانسفالوگرام مرتبط با تصمیم‌گیری ادراکی در مغز، با استفاده از fMRI همراه با اطلاعات EEG	خصوصیات زمانی- مکانی تصمیم‌گیری ادراکی را روشن می‌سازد	
پایه‌سازی وزن‌های تخمین زده شده الکترودها بر داده‌ها سبب پدیدار شدن یک معیار اندازه‌گیری به نام yCONF شد که نمایانگر فاصله‌ی هر آزمایش از ابر صفحه تمایزدهنده آن‌هاست و از آن به عنوان اطمینان نوروئی تصمیم‌یاد می‌شود. بر اساس نتایج این پژوهش گزارش می‌شود که قشر پیش‌پیشانی قدامی میانی (VMPFC) با همگام شدن و برقراری ارتباط با بخش‌هایی چون قشر پیشانی در فرآیندهای تصمیم‌گیری و فراشناختی در نمونه‌های اولیه «اطمینان» نقش دارد.	بررسی تاثیر میزان اطمینان فرد از صحت تصمیم‌گیری ادراکی خویش روی نتیجه‌ی آزمایش	قشر پیش‌پیشانی قدامی میانی انسان نشانه‌های اولیه‌ی اطمینان را در تصمیم‌گیری ادراکی رمزگشایی می‌کند	گرمان و همکاران [9]

۳- فصل سوم

طراحی تکلیف، پایگاه داده و روش پردازش

۳-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا به شرح چگونگی و کیفیت طراحی تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی مقاله‌ی [5]، پرداخته شده و سپس ساختار ساختمان داده‌ی موجود نیز مورد بررسی قرار گرفته است. در مرحله‌ی بعد نیز به بیان روش‌های پیش‌پردازشی و پردازشی به کارگرفته شده در این پژوهش پرداخته می‌شود. نتایج پیاده‌سازی روش‌های پردازش و پیش‌پردازش در فصل بعدی بررسی می‌شود.

۳-۲- طراحی تکلیف

در این زیر فصل پس از بیان مجموعه اصلی محرک‌های مورد استفاده در تکلیف و نیز نحوه و روش دستکاری آن‌ها به بیان روند تکلیف و چگونگی آن پرداخته می‌شود.

۳-۲-۱- مجموعه‌ی اصلی محرک‌ها

در این پژوهش از ۱۸ تصویر ماشین و ۱۸ تصویر چهره انسان به عنوان محرک استفاده شده است که هر یک به ترتیب از پایگاه داده‌ی شناخته شده‌ی تصویربرداری و محاسبات عصبی هوشمند^۱ [16] و پایگاه داده‌ی چهره‌ی ماکس پلانک^۲ [17] گرفته شده‌اند.

هر دو مجموعه داده‌ی عکس‌ها به لحاظ تعداد و نیز زوایای عکس‌های موجود از ماشین و چهره از گوشه‌های سمت راست و چپ و از روبرو با یکدیگر یکی هستند. همچنین تصاویر به فرمت بیت‌مپ^۳ (bmp)، ۲۵۶×۲۵۶، ۸ سطحی (یا به عبارتی ۸ بیت برای شدت نور) درآمده‌اند. نحوه‌ی جور کردن تصاویر این دو مجموعه‌ی داده با بهره‌گیری از یک تحلیل واریانس^۴ (ANOVA) یک-طرفه با عامل "دسته‌بندی عکس" و سطوح "چهره" و "ماشین" بوده‌است.

^۱ Intelligent Imaging and Neural Computing

^۲ Max Planck face database

^۳ bitmap

^۴ Analysis of Variance

۲-۲-۳- دستکاری فاز عکس‌ها

برای دست‌کاری^۱ عکس‌ها، فاز عکس‌ها با فاز یک نویز تصادفی یکنواخت توسط روش میانگین فاز وزن دار^۲ [10] به صورت خطی مقدار دهی شده است. در ادامه روند و چگونگی این کار تشریح شده است.

قدم اول به این صورت است که ابتدا یک تصویر تصادفی به ابعاد تصویر اصلی موجود در پایگاه داده تولید می‌شود. به عبارتی هر پیکسل از این تصویر تصادفی توسط یک تابع تولید عدد تصادفی با توزیع احتمال^۳ یکنواخت تولید می‌شود.

در مرحله‌ی بعد پس از بردن تصاویر به فضای فرکانسی (با استفاده از تبدیل فوریه^۴)، فاز تصاویر با رابطه‌ی ۱-۳ که در [10] آمده است با یکدیگر ادغام شده و فاز تصویر دستکاری شده را می‌سازند.

$$\Phi_s = \begin{cases} \arctan\left(\frac{S}{C}\right) & C > 0, \\ \arctan\left(\frac{S}{C}\right) + \pi & C < 0, S > 0, \\ \arctan\left(\frac{S}{C}\right) - \pi & C < 0, S < 0 \end{cases} \quad (1-3)$$

که S و C به ترتیب در روابط ۲-۳ و ۳-۳ آورده شده اند.

$$S = \omega \sin(\Phi_0) + (1 - \omega) \sin(\Phi_n) \quad (2-3)$$

$$C = \omega \cos(\Phi_0) + (1 - \omega) \cos(\Phi_n) \quad (3-3)$$

که در آن‌ها Φ_s فاز به هم ریخته^۵، Φ_0 فاز تصویر اصلی و Φ_n فاز نویز تصادفی است. به عبارتی الگوریتم دستکاری فاز در هر پیکسل با محاسبه‌ی دو مقدار C و S فاز تصویر به هم ریخته را از یکی از ۳ حالت بالا می‌سازد. در نهایت تصویر دستکاری شده با همان دامنه اولیه، ولی با فازی که از فرآیند بالا به دست می‌آید ساخته می‌شود.

¹ manipulation

² weighted mean phase technique

³ probability density function

⁴ Fourier

⁵ scrambled

پارامتر دیگر موجود در این روابط پارامتر ω است که وزن سیگنال به نویز^۱ نامیده شده و مقادیری بین ۰ تا ۱ را اختیار می‌کند؛ برای مثال اگر مقدار ω صفر باشد بدین معناست که تاثیر سیگنال در ساختن فاز نهایی هیچ بوده و فاز تصویر دستکاری شده تماماً نویز خواهد بود. به صورت عکس اگر مقدار ω را اختیار کند تاثیر نویز خنثی می‌شود. در این پژوهش از دو مقدار $\omega=0.9$ (تصاویر با همدوسی^۲ بالا) و مقدار $\omega=0.5$ (تصاویر با همدوسی پایین) استفاده شده است. دو شکل ۱-۳ و ۲-۳ نمونه‌های از تصاویر با فاز دستکاری شده برای تکلیف هستند:



شکل ۱-۳- نمونه تصویر چهره با فاز دستکاری شده با $\omega=0.5$

¹ signal-to-noise weight

² coherence



شکل ۳-۲- نمونه تصویر ماشین با فاز دستکاری شده با $\omega = 0.9$

۳-۲-۳- روند طراحی تکلیف

شرکت کنندگان تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی را در فضایی با طراحی 2×2 فاکتوره انجام می‌دهند. این فاکتورها عبارتند از: «همدوسی محرک» (که با دو سطح «بالا» و «پایین» موجود است) و دیگری «اولویت مکانی^۱» (که خود یا وجود دارد یا خیر).

در هر آزمایش، ابتدا یک پیکان که در مرکز تصویر قرار گرفته به مدت ۱ ثانیه به شرکت‌کننده نمایش داده می‌شود. این پیکان ۳ حالت را می‌تواند اختیار کند: (۱) حالت اشاره‌ی به راست، (۲) حالت اشاره‌ی به چپ و (۳) حالت اشاره‌ی به هردو طرف. اگر هریک از دو حالت اول رخ دهد، شخص مکان ظاهر شدن محرک در مرحله‌ی بعد را می‌داند (که در کدام یک از میدان‌های تحریک دیداری^۲ چپ یا راست به نمایش درخواهد آمد). در غیر این صورت محرک به صورت تصادفی در یکی از سمت‌های راست یا چپ نمایش داده خواهد شد.

در وهله‌ی بعد، یکی از محرک‌های دیداری که نمایانگر تصویر چهره انسان و یا تصویر ماشین است در یکی از میدان‌های تحریک دیداری (در اینجا مربع‌هایی با قاب مشکی در صفحه زمینه سیاه) راست یا

^۱ spatial prioritization

^۲ visual hemifield

چپ با ۱۱ درجه زاویه‌ی دیداری^۱ (DVA) و ۹ درجه گسترش^۲ (کشیدگی) زاویه‌ی دیداری از مرکز نمایش داده می‌شود.

هر محرک به مدت ۲۰۰ میلی‌ثانیه به نمایش درآمده و پس از آن ضربدر تثبیت^۳ به شخص نمایش داده می‌شود به طوری که فرد به مدت نامحدود زمان دارد تا به وسیله‌ی دکمه‌های قرار داده شده نوع محرک (تصویر چهره‌ی انسان یا تصویر ماشین) را تعیین کند. برای فشار دادن دکمه‌ها، از شرکت‌کنندگان درخواست می‌شود تا از انگشت اشاره و میانی دست راست استفاده کنند.

نحوه‌ی مرتبط ساختن دسته‌بندی محرک‌ها (تصاویر ماشین و یا چهره انسان) با دکمه‌های تعبیه شده برای پاسخ (بدین معنا که با رؤیت هر تصویر کدام دکمه باید فشرده شود) در اشخاص مورد آزمایش قرار گرفته به صورت پارسنگ شده^۵ طراحی شده است؛ به این معنا که تمامی شرکت‌کننده‌ها همان مجموعه محرک‌های یکسان باقی افراد را با ترتیب‌های متفاوت از یکدیگر دریافت می‌کنند تا اثر یک نظم خاص حاکم از آزمایش حذف شود. همچنین اطمینان یافته شود که توالی محرک‌های نمایش داده شده در نتیجه دریافتی نقش بسزایی ندارد.

میزان اطلاعات موجود در محرک‌های دیداری به وسیله‌ی دست‌کاری در همدوسی فاز طیف فرکانسی فضایی^۶ آن ایجاد خواهد شد که سبب پدیدار شدن آزمایش‌هایی با محرک با همدوسی بالا و پایین می‌شود. همچنین در نیمی از آزمایش‌ها یک پیکان که یک ثانیه قبل از محرک نمایش داده می‌شود، با جهت خود به شرکت‌کننده نشان می‌دهد که در کدام یک از میدان‌های تحریک دیداری (راست/چپ) شاهد محرک خواهد بود^۷. در نیمه‌ی دیگر آزمایش‌ها، یک پیکان دو طرفه ظاهر شده و بیانگر این امر

¹ Degrees of Visual Angle

² stimulus extension

³ fixation cross

⁴ push button

⁵ counterbalanced

⁶ phase coherence of spatial frequency spectrum

⁷ spatial cuing

است که محرک ممکن است در هریک از میدان‌های تحریک دیداری ظاهر شود (شرایط اولویت‌بندی مکانی وجود ندارد). به این ترتیب یک فضا با ۴ عامل به وجود خواهد آمد.

در این تکلیف می‌توان از فاکتورهای توجه با همان عنوان «اولویت‌بندی مکانی» یاد کرد. چرا که در شرایط بدون اولویت‌بندی مکانی، توجه مکانی به طور یکسان به هر دو فضای نمایش احتمالی محرک جلب می‌شود.

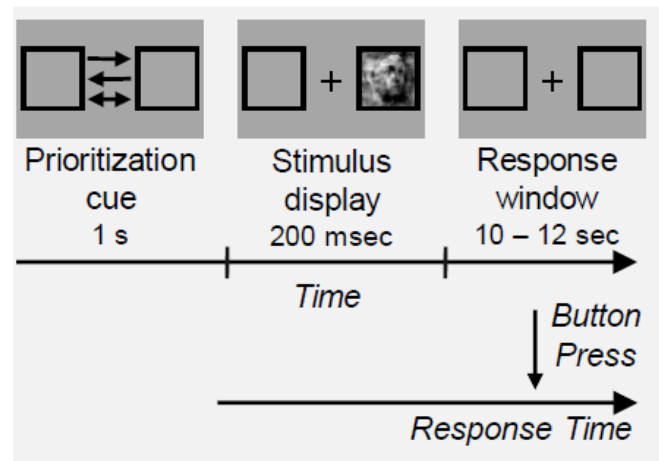
لازم به ذکر است که محرک‌های دیداری چهره و ماشین به صورت یکسان در هریک از ۴ حالت آزمایش توزیع شده‌اند. همچنین ترتیب نمایش محرک‌ها به صورت تصادفی صورت می‌پذیرد. به عبارتی هیچ دو شرکت‌کننده‌ای یک مجموعه‌ی یکسان از تصاویر چهره و ماشین را که تحت یکی از ۴ حالت قرار دارند، مشاهده نخواهد کرد.

نکته‌ی شایان توجه در مورد پاسخ‌گویی به تکلیف آن است که از هر شرکت‌کننده خواسته می‌شود که به سریع‌ترین و البته دقیق‌ترین حالت ممکن (با تاکید بیش‌تر بر سرعت) پاسخ خود را با حفظ ثبات دید خود بر علامت «+» ثابت موجود در مرکز صفحه نمایش مشخص نماید.

در نهایت و برای ثبت سیگنال EEG حاصل از ۷۲ آزمایش این تکلیف که برای هر کدام از ۴ حالت موجود (که نیمی از آن‌ها تصاویر چهره و نیمی تصاویر ماشین هستند) می‌باشد، دو بلوک آزمایشی^۱ در نظر گرفته شده است. وقفه میان آزمایشی^۲ در این تکلیف به صورت تصادفی زمانی بین ۰ تا ۳۰۰ میلی‌ثانیه در نظر گرفته شده است [5]. بلوک‌دیاگرام مراحل این تکلیف در شکل ۳-۳ آورده شده است.

¹ experimental run

² inter-trial interval



شکل ۳-۳- بلوک دیاگرام تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی برگرفته از [5]

در این پژوهش تکلیف تماماً توسط جعبه‌ی ابزار^۱ Psychtoolbox-3 در بستر متلب^۲ طراحی شده است.

۳-۳- ساختار ساختمان داده

سیگنال EEG استفاده شده در این مطالعه مربوط به پژوهش [5] بوده که به دو بخش EEG ثبت شده داخل و خارج دستگاه fMRI تقسیم می‌شوند. در این پژوهش از داده‌ی ثبت‌شده خارج دستگاه fMRI استفاده شده است. بدین منظور از ۱۶ شرکت‌کننده حین انجام تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی مطابق تکلیفی که در بخش ۳-۲-۳ توضیح داده شد سیگنال EEG ۶۲ کاناله با فرکانس نمونه‌برداری ۵ کیلوهرتز ثبت شده است. دو کانال مجزا برای ثبت هم‌زمان سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام^۳ (ECG) (در این داده‌ها کانال ۳۲م) و الکتروآکولوگرام^۴ (EOG) (در این داده‌ها کانال ۳۱م) به ترتیب برای ثبت

^۱ toolbox

^۲ MATLAB

^۳ electrocardiogram

^۴ electro-oculogram

فعالیت الکتریکی قلب و چشم مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین نمایانگر^۱های مربوط به رخداد^۲های مختلف روی سیگنال بارگذاری شده است.

۳-۴- روش پیش پردازش

ثبت سیگنال EEG همواره با نویز و آرتیفکت همراه است. به این معنی که سیگنال ابتدایی ثبت شده از شرکت کنندگان، که داده‌ی خام نیز نام دارد، در وهله‌ی اول بجز سیگنال حاصل از فعالیت مغز حاوی نویزها و آرتیفکت^۳هایی (درست‌نما) با دو منشأ فیزیولوژیک و غیرفیزیولوژیک است. از جمله نویزهای غیرفیزیولوژیک می‌توان به آثار برق شهر در سیگنال ثبت شده و از جمله آرتیفکت‌های غیر فیزیولوژیک می‌توان به آثار سیگنال فعالیت الکتریکی چشم^۴ (EOG) اشاره کرد.

از جمله اهداف پیش‌پردازش داده‌ی خام، حذف نویزها و آرتیفکت‌های مذکور در کنار اهداف دیگری همچون کاهش هزینه‌ی محاسباتی در مرحله‌ی پردازش می‌باشد تا پس از گذراندن این مراحل، سیگنال آماده‌ی پردازش نهایی شود. در ادامه مراحل و نحوه‌ی انجام پیش‌پردازش سیگنال‌ها بررسی می‌شود.

۳-۴-۱- کاهش نرخ نمونه‌برداری

مرحله‌ی اول از پیش‌پردازش کاهش نرخ نمونه‌برداری به فرکانس ۵۰۰ هرتز است. این کار به این دلیل صورت می‌پذیرد تا هزینه محاسباتی در مراحل آینده با کم شدن تعداد نمونه‌ها تقلیل داده شود. با توجه به این که بیشتر اطلاعات موجود در سیگنال مغزی در فرکانس‌های زیر ۱۰۰ هرتز قابل آشکارسازی است، طبق قانون نایکوئیست فرکانس نمونه‌برداری ۵۰۰ هرتز نیز قابلیت تفکیک^۵ لازم را برای تحلیل‌های آتی دارا است.

¹ marker

² event

³ artifact

⁴ electrooculogram

⁵ resolution

۳-۴-۲- مرجع‌دهی دوباره

مرحله‌ی بعد مرجع‌دهی دوباره به سیگنال EEG است. برای این کار از مرجع‌دهی میانگین همه الکترودها^۱ استفاده شده‌است. با انجام این کار اگر خطایی در کانالی که به عنوان مرجع قرار گرفته وجود داشته باشد، به دلیل کم شدن پتانسیل مرجع از هر یک از کانال‌ها، از تاثیر آن خطا بر تک تک الکترودها کاسته می‌شود.

۳-۴-۳- حذف خط پایه^۲ (بیس لاین)

مرحله سوم حذف بیس لاین از سیگنال است. بیس لاین را می‌توان یک آفست در نظر گرفت که با سیگنال هر کانال جمع شده‌است. اگر به فرض هیچ فعالیت مغزی وجود نداشته باشد، انتظار آن است که مقدار سیگنال کاملاً صفر باشد. ولی این گونه نیست و به جهت وجود یک مؤلفه‌ی آفست، سیگنال مغزی حول صفر تغییر نمی‌کند. در اینجا از این روش بهره گرفته شده که میانگین هرکانال از تک تک نمونه‌های آن کانال کاسته می‌شود.

۳-۴-۴- اعمال فیلتر روی سیگنال

با توجه به شکل طیف توان سیگنال که در شکل ۴-۵ نمایش داده شده است، نویزهای فرکانس بالا قدرت چندانی در داده‌های ثبت شده از این تکلیف نداشته و تنها یک فیلتر بالاگذر برای حذف نویزها در فرکانس‌های کوچکتر از ۰/۵ هرتز و یک فیلتر میان‌گذر با فرکانس میانی ۵۰ هرتز برای حذف نویز حاصل از برق شهر نیاز است.

حال دو فیلتر با مشخصات زیر به سیگنال اعمال می‌شود:

(۱) فیلتر بالاگذر با پاسخ ضربه نامحدود^۳ (IIR) و فرکانس قطع ۰/۵ هرتز و مرتبه ۵ از نوع بیضی‌گون^۴.

^۱ average referencing

^۲ baseline

^۳ Infinite Impulse Response

^۴ elliptic

۲) یک فیلتر IIR میان نگذر با فرکانس ۵۰ هرتز و مرتبه ۶ از نوع بیضی گون.

هرچه مرتبه یک فیلتر پایین تر باشد، بار محاسباتی سبک تری را به همراه خواهد داشت. اما علت بهره بردن از فیلتر مرتبه ۶ برای فیلتر میان نگذر به جای مرتبه ۵، این است که شیب تند مطلوب باند گذار^۱ با مشخصات دلخواه نظیر حداکثر تموج^۲ با مرتبه ۵ میسر نمی شود.

نکته‌ی قابل ذکر دیگر این است که فیلترها با استفاده از دستور «*filtfilt*» نرم افزار متلب اعمال شده‌اند. به عبارتی یعنی به صورت رفت و برگشت^۳ به داده‌ها اعمال شده و تاثیر فاز آن‌ها از بین رفته است. به بیانی دیگر گویی فیلترهایی با فاز صفر^۴ هستند.

از طرفی دلیل بهره بردن از فیلترهای IIR این است که نسبت به فیلترهای پاسخ ضربه محدود^۵ (FIR) با مرتبه‌ای پایین تر همان رفتار مطلوب را از خود بروز می دهند که مراتب پایین تر به معنی هزینه محاسباتی به مراتب کم تر است.

همچنین علت استفاده از فیلترهای بیضی گون میان انواع فیلترهای IIR این بود که این فیلترها باند گذار کمتری داشته و با شیب تندتری از باند عبور^۶ به باند توقف^۷ وارد می شوند.

۳-۴-۵- آنالیز مولفه‌های مستقل^۸ (ICA)

یکی از ابزارهای حذف نویز و یا آرتیفکت‌های سیگنال EEG آنالیز مولفه‌های مستقل (ICA) است. ICA با فرض غیر گاوسی^۹ بودن و استقلال آماری زیرمؤلفه‌های سازنده‌ی یک سیگنال اقدام به آنالیز

^۱ transition band

^۲ ripple

^۳ reverse filtering

^۴ zero phase

^۵ Finite Impulse Response

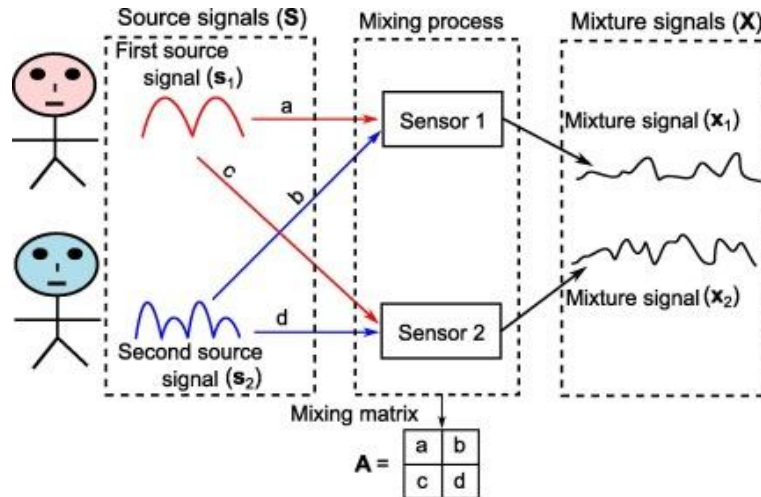
^۶ pass band

^۷ stop band

^۸ Independent Component Analysis

^۹ Non-Gaussian

آنها می‌کند. در واقع ICA یک مورد به خصوص از جداسازی کور منابع^۱ است [11]. شکل ۳-۴ نمایش یک اختلاط خطی از دو سیگنال مستقل با ضرایب متفاوت است که به بیان ساده نشان می‌دهد چگونه می‌توان با در اختیار داشتن ماتریس اختلاط^۲ و مقادیر سیگنال مختلط به منابع اصلی رسید.

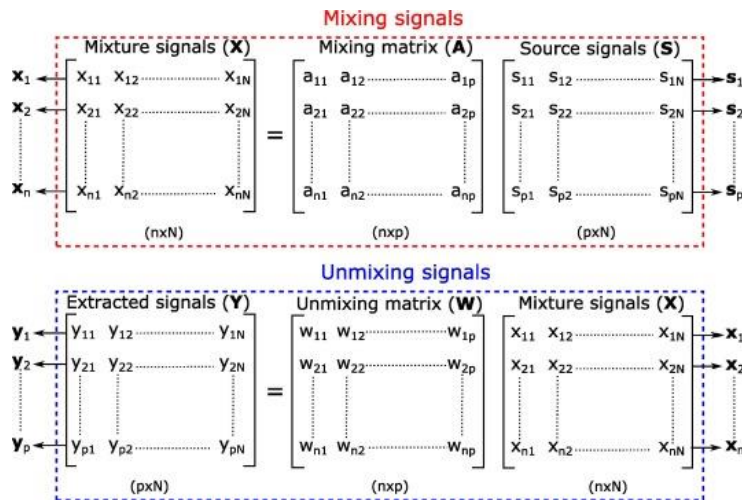


شکل ۳-۴- مخلوط شدن خطی دو منبع سیگنال مستقل و ساختن سیگنال مخلوط [12]

هر حس گر تصویر بالا را می‌توان معادل با یک الکتروود در نظر گرفت که مشابه شکل از همه‌ی منابع، اعم از منابع مغزی و غیر مغزی همچون سیگنال چشمی، با ضرایبی مختلف سیگنال‌ها را دریافت و در اصل سیگنال مخلوط را ثبت می‌کند. پس به تعداد الکتروودهای مورد استفاده به هنگام ثبت سیگنال، مولفه‌ی مستقل قابل دستیابی خواهد بود. تصویر ۳-۵ نمایش دهنده‌ی عملیات ضرب ماتریسی به جهت بدست آوردن سیگنال منابع با استفاده از ماتریس اختلاط و برعکس می‌باشد.

¹ blind source separation

² mixing matrix



شکل ۳-۵- فرآیند بدست آوردن سیگنال اصلی از سیگنال مختلط و برعکس [12]

لازم به ذکر است که پیش از اعمال ICA به داده‌ی مقاله، کانال‌های ECG و EOG نیز حذف نمی‌گردند، زیرا هدف یافتن همین مولفه‌ها در سیگنال است. در نتیجه اعمال ICA، ۶۴ مولفه مستقل از یکدیگر موجود خواهد بود که با ضرب شدن در ماتریس وزن‌ها سیگنال اصلی را شکل می‌دهند.

۳-۴-۶- یافتن و حذف خودکار مؤلفه‌های چشمی و قلبی

برای یافتن مؤلفه‌ی چشمی لازم است تا یک همبستگی پیرسون^۱ میان کانال EOG موجود در ساختمان داده و مولفه‌های به دست آمده انجام پذیرد و سپس با در نظر گرفتن یک آستانه، (در این پژوهش معادل ۶۰ درصد همبستگی) مولفه/مولفه‌های با همبستگی بیشتر از آن آستانه به عنوان آرتیفکت تشخیص داده شده و حذف می‌شوند. سپس سیگنال با استفاده از مولفه‌های باقی مانده بازسازی شده و در نهایت کانال EOG نیز از آن حذف می‌شود. همین‌طور برای یافتن و حذف مؤلفه‌ی ناشی از فعالیت قلب نیز به همین صورت عمل شده، با این تفاوت که از کانال ECG بهره برده می‌شود.

از مزایای استفاده از همبستگی پیرسون برای پیش‌برد این هدف این است که پیرسون از همبستگی‌های پایه و مورد اقبال است که مستقل از واحد میزان ارتباط و همبستگی موجود میان دو داده را مشخص می‌کند.

^۱ pearson correlation

۳-۴-۷- دوره بندی زمانی^۱ (ایپاک کردن) سیگنال

با توجه به در دسترس بودن رخدادهای سیگنال، به سه روش می‌توان سیگنال‌ها را ایپاک‌بندی کرد. تفاوت این روش‌ها بستگی به این دارد که زمانبندی حول مرکزیت کدام یک از نمایانگر رخدادهای باشد. در این پژوهش با مرکزیت «نمایش محرک» به ایپاک کردن سیگنال با پنجره‌های ۳ ثانیه‌ای پرداخته شده که ۱/۰۵ ثانیه پنجره پیش محرک^۲ و ۱/۹۵ ثانیه مربوط به زمان پس از آن است.

۳-۴-۸- حذف خودکار ایپاک‌ها

برای این کار از تابع حذف خودکار ایپاک EEGLAB بهره برده می‌شود^۳. به این صورت که ایپاک‌هایی که دامنه‌ی آن‌ها از ۱۰۰۰ میکروولت تجاوز کند به عنوان آرتیفکت دستگاه‌های دیگر شناسایی شده و حذف می‌گردند. از طرفی اگر انحراف از معیار استاندارد^۴ یک ایپاک بیش از ۵ برابر انحراف معیار استاندارد کل ایپاک‌های آن کانال باشد، به عنوان یک ایپاک نامناسب علامت خورده تا حذف شود.

الگوریتم این تابع به این صورت است که با تعیین یک درصد با عنوان «تعداد بیشینه‌ی علامت زدن ایپاک به جهت حذف در هر تکرار^۵»، در هر تکرار اگر تعداد بیشتری ایپاک از این معیار را علامت بزند، ۰/۵ واحد به انحراف معیار تعیین شده از سوی کاربر می‌افزاید و سپس یک تکرار دیگر را انجام می‌دهد. این کار تا زمانی صورت می‌پذیرد که تعداد ایپاک پیدا شده در هر تکرار کمتر از معیار تعیین شده باشد. سپس با علامت زدن ایپاک‌های مذکور شروع به کاهش ۰/۵ واحدی انحراف از معیار می‌کند تا زمانی که دیگر یا ایپاک نامناسب برای علامت زدن پدیدار نشود یا اینکه ۸ تکرار صورت پذیرد.

^۱ epoch

^۲ pre-stimulus window

^۳ auto-rejection

^۴ Standard Deviation

^۵ iteration

۳-۴-۹- حذف ایپاک‌های با پاسخ نادرست

به دلیل اینکه داده‌ی پیش‌پردازش شده در این مراحل قرار است در مراحل بعدی پردازش شوند، بنابراین لازم است تنها به داده‌هایی اتکا شود که شرکت‌کننده به هنگام پاسخ‌گویی تکلیف به آن‌ها پاسخ درست داده‌است.

برای مثال اگر این کار صورت نپذیرد، آنگاه ویژگی‌های استخراج شده در بخش (۱۱-۳-۳) که قرار است بعداً برای عملیات بر پایه‌ی یادگیری ماشین به منظور دسته‌بندی داده‌ها مورد استفاده قرار گیرد شامل ویژگی‌های مستخرج از ایپاک‌های با پاسخ نادرست نیز خواهد بود. یعنی ویژگی‌هایی به عنوان ورودی برای آموزش انتخاب شده است که شرکت‌کننده به هر دلیلی به آن‌ها پاسخ درست را نداده است.

۳-۴-۱۰- محاسبه‌ی پتانسیل‌های وابسته به رخداد

برای محاسبه‌ی پتانسیل‌های وابسته به رخداد از ایپاک‌های متناظر با هریک از ۴ حالت پس از شناسایی به صورت سنکرون (بر اساس زمان تحریک) میانگین گرفته می‌شود. بنابراین با توجه به ماهیت شبه‌نویزی سیگنال‌های EEG اثر سیگنال پس‌زمینه تضعیف شده و سیگنال‌های وابسته به رخداد که همگی با فاز مشابه به هم اضافه شده‌اند، تقویت می‌شود.

۳-۵- مراحل پردازش

در مرحله‌ی پردازش با استخراج ۲۶ ویژگی از سیگنال، که در ادامه به شرح هرکدام پرداخته خواهد شد، و پیاده‌سازی یک آزمون آماری برای پی بردن به معنی‌داری آماری تفاوت میان این ویژگی‌ها در کلاس‌های مختلف مورد بررسی، امکان دسته‌بندی نهایی هر ایپاک با استفاده از یک روش یادگیری ماشین و مبتنی بر این ویژگی‌ها، بر اساس ۲ برجسب چهره و ماشین فراهم می‌شود.

۳-۵-۱- ویژگی‌های زمانی، فرکانسی، آنتروپی و بعد فراکتال

تمامی ویژگی‌ها از سیگنال ۱۲ کانال O1، O2، PO3، PO4، PO7، PO8، T7، T8، TP9، TP10، P7 و P8 استخراج می‌شوند [13] [5].

طبق مطالعات صورت گرفته در [14]، پتانسیل وابسته به رخداد N170 می‌تواند نشانگر خوبی به جهت شناسایی و تمییز تصاویر محرک دیداری دارای چهره‌ی انسان از باقی تصاویر باشد. علت این امر آن است که مطالعات ثابت کرده‌اند که در تکالیف دیداری که در آن‌ها یکی از محرک‌ها دارای تصویری از چهره انسان است، پتانسیل وابسته به رخداد N170 به چشم می‌خورد. این مدعا تا جایی است که گروهی N170 را از نتایج رمزگشایی اولیه مغز در برخورد با تصویر چهره انسان می‌دانند. البته مقاله‌ی [14] ادعای ثانویه را رد کرده و اذعان می‌دارد که N170 در مواجهه با صورت حیوانات نیز دیده شده و تنها قدرت و دامنه‌ی آن است که بر تصویر چهره بودن محرک گواه است [14].

پتانسیل وابسته به رخداد N170 معمولاً در فاصله‌ی زمانی ۱۳۰ تا ۲۰۰ میلی‌ثانیه بروز داده می‌شود و از طرفی در لوب‌های پس سری زیرین^۱ بالاترین دامنه را دارند. علت استفاده از الکترودهای TP9 و TP10 در این پژوهش نیز به همین علت است [14].

در ادامه به شرح ویژگی‌های استخراج شده و مورد استفاده قرار گرفته در این پژوهش پرداخته خواهد شد که ویژگی‌های شماره‌ی ۱ تا ۱۸ آن از [14] انتخاب شده‌اند. علت این امر شباهت هدف مقاله‌ی [14] در دسته‌بندی با استفاده از این ویژگی‌ها و ایپاک‌های موجود در آن پژوهش است. لازم به ذکر است که به دلیل مورد نظر بودن مؤلفه‌ی N170، این ویژگی‌ها با در نظر گرفتن بازه‌ی زمانی بروز این مولفه از ایپاک‌های سیگنال استخراج شده است.

(۱) دوره‌ی کمون^۲ (LAT)

دوره‌ی کمون به زمانی گفته می‌شود که سیگنال بیش‌ترین مقدار خود را اختیار می‌کند. رابطه‌ی ۳-۴ نمایش دهنده‌ی این ویژگی است.

$$t_{s_{max}} = \{t | s(t) = s_{max}\} \quad (۳-۴)$$

(۲) دامنه^۳ (AMP)

^۱ Occipito-temporal lobes

^۲ latency time

^۳ amplitude

به بیشترین مقداری که سیگنال اختیار می‌کند، دامنه (AMP, S_{\max}) می‌گویند که در رابطه ۵-۳ آمده‌است.

$$S_{\max} = \max\{s(t)\} \quad (5-3)$$

۳) نسبت^۱ دوره‌ی کمون به دامنه (LAR)

همانطور که از اسم این ویژگی نیز مشخص است، از تقسیم مقدار (۴-۳) به (۵-۳) به دست می‌آید.

۴) دامنه‌ی مطلق^۲ (AAMP)

به قدر مطلق بیشترین مقدار سیگنال گویند.

۵) نسبت دوره‌ی کمون به دامنه‌ی مطلق (ALAR)

قدر مطلق نسبت دوره کمون به دامنه را گویند.

۶) ناحیه‌ی (مساحت) مثبت^۳ (PAR)

این ویژگی برابر مجموع مقادیر مثبت سیگنال در بازه مورد نظر است. برای به‌دست آوردن این ویژگی طبق رابطه‌ی ۶-۳ عمل می‌شود.

$$A_p = \sum_{t=500\text{ ms}}^{800\text{ ms}} 0.5(s(t) + |s(t)|) \quad (6-3)$$

۷) . ناحیه‌ی منفی^۴ (NAR)

این ویژگی برابر مجموع مقادیر منفی سیگنال در بازه مورد نظر است که در رابطه‌ی ۷-۳ آورده شده است.

$$A_n = \sum_{t=500\text{ ms}}^{800\text{ ms}} 0.5(s(t) - |s(t)|) \quad (7-3)$$

¹ ratio

² absolute

³ positive area

⁴ negative area

۸) ناحیه‌ی منفی مطلق (ANAR)

این ویژگی برابر است با قدر مطلق ناحیه‌ی منفی.

۹) ناحیه‌ی کل^۱ (TAR)

برابر است با مجموع دو ناحیه‌ی مثبت و منفی و طبق رابطه‌ی ۳-۸ محاسبه می‌شود.

$$A_{pn} = A_p + A_n \quad (۳-۸)$$

۱۰) ناحیه‌ی کل مطلق (ATAR, |A_{pn}|)

این ویژگی برابر است با قدر مطلق ناحیه‌ی کل.

۱۱) ناحیه‌ی مطلق کل (TAAR)

این ویژگی برابر است با قدر مطلق ناحیه‌ی منفی به علاوه‌ی ناحیه‌ی مثبت و طبق رابطه‌ی ۳-۹ محاسبه می‌شود.

$$A_{p|n|} = A_p + |A_n| \quad (۳-۹)$$

۱۲) میانگین شیب سیگنال مطلق (AASS)

این ویژگی با استفاده از رابطه‌ی ۳-۱۰ محاسبه می‌شود.

$$|\bar{S}| = \frac{1}{n} \sum_{t=500 \text{ ms}}^{800 \text{ ms}} \frac{1}{\tau} |s(t + \tau) - s(t)| \quad (۳-۱۰)$$

که در آن τ برابر دوره‌ی نمونه‌برداری (برای فرکانس نمونه‌برداری ۵۰۰ هرتز برابر ۲ میلی‌ثانیه)، n برابر تعداد نمونه‌های سیگنال دیجیتال (برای مثال برای مؤلفه‌ی N170 و فرکانس نمونه‌برداری ۵۰۰ هرتز برابر است با $n = (200-100\text{ms}) \div 2\text{ms} = 50$).

۱۳) مقدار قله به قله^۲ (PP)

^۱ total

^۲ peak-to-peak

برابر اختلاف مقدار بیشینه و کمینه سیگنال است و از رابطه‌ی ۱۱-۳ به دست می‌آید.

$$pp = s_{\max} - s_{\min} \quad (11-3)$$

(۱۴) مقدار قله به قله‌ی پنجره‌ی زمانی (PPT)

این ویژگی همان مفهوم مقدار قله به قله را دارد با این تفاوت که به جای نگاه کردن به اندازه‌ی سیگنال، زمانی که بیشینه است، این مقدار از اندازه‌ی سیگنال در زمانی که کمینه است، کم می‌شود. برای محاسبه‌ی این ویژگی طبق رابطه‌ی ۱۲-۳ عمل می‌شود.

$$t_{pp} = t_{s_{\max}} - t_{s_{\min}} \quad (12-3)$$

(۱۵) شیب^۱ قله به قله (PPS)

از تقسیم مقدار قله به قله بر مقدار قله به قله‌ی پنجره‌ی زمانی طبق رابطه‌ی ۱۳-۳ حاصل می‌شود:

$$\dot{s}_{pp} = \frac{pp}{t_{pp}} \quad (13-3)$$

(۱۶) تعداد عبور از صفر^۲ها (ZC)

این ویژگی برابر است با تعداد دفعاتی که سیگنال در بازه‌ی پنجره‌ی قله به قله‌ی زمانی (یعنی از $t_{s_{\min}}$ تا $t_{s_{\max}}$) محور را قطع کرده و مقدار صفر اختیار می‌کند (رابطه‌ی ۱۴-۳).

$$n_{zc} = \sum_{t=t_{s_{\min}}}^{t_{s_{\max}}} \delta_s \quad (14-3)$$

(۱۷) چگالی^۳ عبور از صفرها (ZCD)

مقدار این ویژگی از نسبت تعداد عبور از صفرها و مقدار پنجره‌ی قله به قله‌ی زمانی طبق رابطه‌ی ۱۵-۳ به دست می‌آید.

¹ slope

² zero crossing

³ density

$$d_{zc} = \frac{n_{zc}}{t_{pp}} \quad (۱۵-۳)$$

(۱۸) تغییرات^۱ علامت شیب (SSA)

این ویژگی مساوی است با تعداد تغییر علامت شیب دو نقطه مجاور در سیگنال ERP که از رابطه ۳-۱۶ محاسبه می‌شود.

$$n_{sa} = \sum_{t=500 \text{ ms}+\tau}^{800 \text{ ms}-\tau} 0.5 \times \left| \frac{s(t-\tau)-s(t)}{|s(t-\tau)-s(t)|} + \frac{s(t+\tau)-s(t)}{|s(t+\tau)-s(t)|} \right| \quad (۱۶-۳)$$

در ادامه ویژگی‌های فرکانسی، آنتروپی و بعد فراکتال مورد بررسی قرار گرفته است.

(۱۹-۲۳) توان باندهای فرکانسی مختلف

از جمله ویژگی‌های فرکانسی مورد استفاده قرار گرفته در این پژوهش توان مطلق سیگنال در باندهای فرکانسی دلتا تا گاما است. نحوه محاسبه توان مطلق در رابطه‌ی ۳-۱۷ آمده است.

$$P_x = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} |x[n]|^2 \quad (۱۷-۳)$$

(۲۴) آنتروپی^۲ طیف فرکانسی

آنتروپی طیف فرکانسی از محاسبه‌ی آنتروپی تبدیل فوریه‌ی سیگنال به دست می‌آید. به طور کلی برای محاسبه‌ی آنتروپی از رابطه‌ی ۳-۱۸ استفاده می‌شود.

$$H(X) = - \sum_i p_i \log_2(p_i) \quad (۱۸-۳)$$

^۱ alteration

^۲ entropy

در رابطه‌ی ۳-۱۸ هر p با اندیس i نمایانگر احتمال یک نقطه است که با محاسبه‌ی تابع چگالی احتمال به دست می‌آید.

(۲۵) آنتروپی

این بار آنتروپی سری زمانی محاسبه می‌گردد که نحوه‌ی محاسبه‌ی آن مشابه رابطه‌ی ۳-۱۸ است.

(۲۶) بعد فراکتال^۱ به روش کتز^۲

فراکتال یا برخال شکلی است خودمتشابه که جزئی از آن شکل همسان کل آن باشد. نمونه‌هایی از فراکتال‌ها عبارتند از برف‌دانه‌ی کخ و یا مثلث سرپینسکی. برخلاف اشکال هندسی چون یک خط، یک مثلث، مستطیل، و یا مکعب که ابعاد صحیح دارند، اشکال فراکتال دارای بعدهای کسری (گویا) می‌باشند. علاوه بر نمونه‌های ذکر شده، صحنه‌های موجود در طبیعت همچون آرایش کوه‌ها، رشد برگ درختان و غیره نیز از این موضوع پیروی می‌کنند.

با توجه به توضیحات و نیز هندسه‌ی شکل موج سیگنال EEG، می‌توان شکل موج سیگنال EEG را در نظر گرفته و بعد فراکتال آن را به عنوان یک ویژگی از سیگنال مورد استفاده قرار داد. در این پژوهش از روش کتز برای محاسبه‌ی بعد فراکتال استفاده شده است.

روش کتز به صورت رابطه‌ی ۳-۱۹ عمل می‌کند [15]:

$$D = \frac{\log(L/a)}{\log(d/a)} = \frac{\log(n)}{\log(n) + \log(d/L)} \quad (۳-۱۹)$$

در رابطه‌ی بالا L برابر مجموع و a برابر میانگین فواصل اقلیدسی نمونه‌ها از یکدیگر است. عدد بدست آمده یا همان D بعد فراکتال سیگنال با روش کتز است.

۳-۵-۲- بررسی برخی خصوصیات آماری ویژگی‌های بدست آمده

قدم اول پیش از پیاده‌سازی هرگونه آزمون و محک آماری بر روی داده‌های حاصل از ویژگی‌های استخراج شده از ۱۲ کانال منتخب این است که با رسم هیستوگرام^۱ داده‌ها توزیع آماری آن‌ها به دست

^۱ Fractal dimension

^۲ katz

آید. چرا که آزمون‌های آماری خود به دو دسته‌ی پارامتری و غیرپارامتری تقسیم شده و آزمون‌های پارامتری فرض‌هایی را بر جامعه‌ای که به آن اعمال می‌شوند تحمیل می‌کنند. نمونه‌ی این امر تحلیل واریانس^۲ یا به اختصار ANOVA است که شرط استفاده از آن نرمال بودن توزیع آماری داده و نیز برقراری شرط کروی^۳ بودن است.

پس از رسم هیستوگرام اگر به صورت چشمی واضح بود که داده از توزیع نرمال پیروی نمی‌کند از آزمون‌های غیرپارامتری استفاده خواهد شد. در صورت شباهت هیستوگرام به توزیع نرمال از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف^۴ برای اطمینان از نرمال بودن توزیع استفاده خواهد شد.

۳-۵-۳- آزمون آماری فریدمن^۵

آزمون آماری فریدمن یک آزمون یک‌سویه‌ی غیر پارامتری است که با مقایسه‌ی ستون‌های داده‌ی مورد آزمایش (در اینجا ویژگی‌ها)، وجود تفاوت‌های آماری معنی‌دار میان گروه‌های تحت مطالعه را بررسی می‌کند.

۳-۵-۴- آزمون تعقیبی^۶

حاصل آزمون‌های آماری روی بیش از دو گروه، جدولی است که بیان می‌کند آیا میان گروه‌های تحت مطالعه تفاوت معنی‌دار وجود دارد یا خیر. اما به طور دقیق مشخص نمی‌کند که این تفاوت‌ها در کدام دو گروه رخ داده‌اند. لذا باید روشی استفاده شود که نتایج این آزمون‌ها را کالبد شکافی کند. آزمون‌های تعقیبی روشی است که تحلیل آماری را جزئی‌تر کرده و تفاوت‌های آماری میان دو به دو گروه‌ها را روشن می‌کند [6].

¹ histogram

² Analysis of Variance

³ sphericity

⁴ kolmogorov-smirnov

⁵ Friedman's test

⁶ post hoc

روش‌های متفاوتی برای انجام آزمون تعقیبی وجود دارد. تعدادی از این روش‌ها با نام‌های ^۱LSD، سیداک^۲ و بونفرونی^۳ مشهور هستند. این روش‌ها بر اساس میزان سخت‌گیری در سطح معنی‌داری دسته‌بندی می‌شوند، به‌عنوان مثال آزمون تعقیبی LSD آسان‌ترین آزمون تعقیبی در برخورد با سطح معنی‌داری است. بونفرونی سخت‌گیرترین بوده و سیداک استراتژی میانه‌ای در برخورد با سطح معنی‌داری دارد. به‌عبارتی ممکن است تفاوت میان دو گروه از نظر LSD معنی‌دار ولی از نظر بونفرونی یا سیداک بی‌معنی باشد.

در پژوهش پیش رو از آزمون تعقیبی سیداک برای بررسی هرچه بیشتر نتایج مقایسه‌های آماری استفاده شد.

۳-۶- طبقه‌بندی

پس از استخراج ویژگی و بررسی آماری تفاوت‌های موجود میان گروه‌های تحت مطالعه، طبقه‌بندی دو گروه "چهره" و "ماشین" با استفاده از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان^۴ (SVM) و شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی^۵ (RBF) با کمک خوشه‌بندی فازی^۶ انجام گرفت که در ادامه جزئیات این روش‌ها آورده شده است.

۳-۶-۱- دسته‌بندی با ماشین بردار پشتیبان (SVM)

طریقه‌ی کار SVM به این صورت است که برای هر برچسب ابتدا بردارهای پشتیبان را می‌یابد. بردار پشتیبان از داده‌هایی می‌گذرد که بیشترین حاشیه^۷ را ایجاد می‌کنند. سپس با استفاده از این

^۱ Least Significant Difference

^۲ Sidak

^۳ Bonferroni

^۴ Support Vector Machine

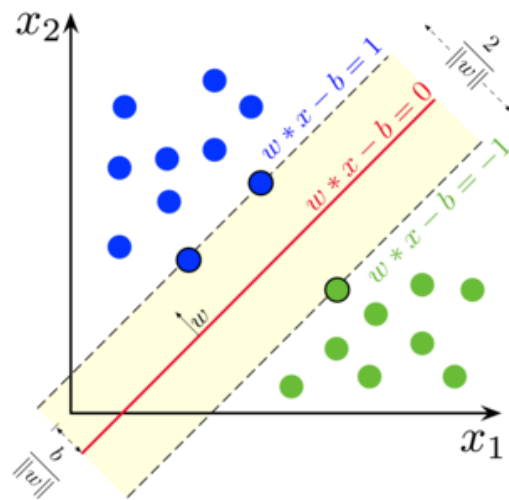
^۵ Radial Basis Function Neural Network

^۶ Fuzzy C-mean

^۷ margin

بردارهای پشتیبان ابرصفحه‌ی جداکننده‌ی گروه‌ها را با میانگین‌گیری از بردارهای موجود مشخص می‌کند که این ابرصفحه بالاترین قدرت تفکیک (بیشترین دقت) را داراست.

برای نمونه در یک فضای دو بعدی یا به عبارتی زمانی که تنها دو ویژگی برای دسته‌بندی دادگان وجود دارد، طریقه‌ی کار SVM یا همان ماشین بردار پشتیبان در شکل ۳-۶ آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود خط جداکننده‌ی نهایی میانگین دو بردار پشتیبانی است که خود بالاترین حاشیه را ایجاد می‌کنند.



شکل ۳-۶- نمایش عملکرد SVM در یک فضای دوبعدی با دو برچسب [14]

برای بررسی صحت عملکرد طبقه‌بندی از روش ارزیابی موسوم به روش اعتبار سنجی متقابل k -تایی^۱ با پارامتر k برابر ۱۰ استفاده شده است. لازمه‌ی استفاده از این روش آن است که پیش از شروع آموزش، داده به خوبی بُر زده^۲ شود.

این روش به این صورت عمل می‌کند که تمامی داده را به ۱۰ قسمت برابر تقسیم‌بندی کرده و سپس در هر تکرار از محاسبات^۳ یکی از این ۱۰ قسم را به عنوان داده‌ی آزمایش و باقی را به عنوان داده‌ی آموزش استفاده می‌کند. مزیت این روش نسبت به روش از ابتدا تقسیم کردن داده به دو دسته‌ی

^۱ k -fold cross validation

^۲ shuffle

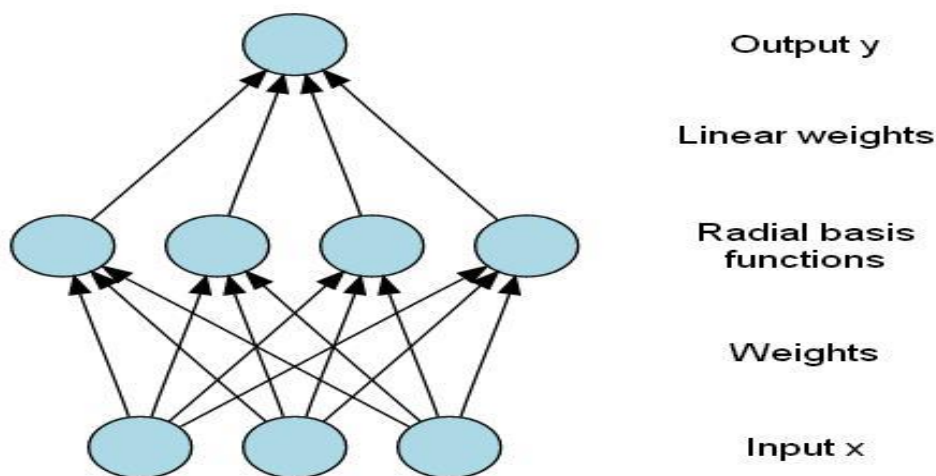
^۳ iteration

آزمایش و آموزش این است که بهترین حالت مصالحه^۱ میان دو گروه آزمایش و آموزش برقرار می‌شود. چرا که مطلوب آن است که داده‌ی آموزش بیش‌ترین تنوع را داشته باشد و با اختصاص هر داده به دسته‌ی آزمایش امکان دارد از این تنوع کاسته شود.

۷-۴-۴- دسته‌بندی با شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی با کمک خوشه‌بندی فازی

شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) یک شبکه عصبی مصنوعیست که از توابع پایه‌ای شعاعی به عنوان توابع فعالیت^۲ استفاده می‌کند. خروجی این شبکه یک ترکیب خطی از توابع پایه‌ی شعاعی برای پارامترهای ورودی و نوروهاست. این شبکه‌ها در کاربردهایی چون پیش‌بینی سری‌های زمانی، طبقه‌بندی و کنترل سیستم می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند.

شبکه‌های RBF معمولاً شامل سه لایه هستند، که این سه لایه عبارتند از: لایه‌ی ورودی، لایه‌ی مخفی با یک تابع فعالیت RBF غیرخطی و لایه‌ی خروجی. شمایی از یک شبکه عصبی RBF در شکل ۷-۳ قابل مشاهده است.



شکل ۷-۳- شماتیک لایه‌های یک شبکه‌ی عصبی RBF [14]

ورودی شبکه یک بردار از اعداد حقیقی می‌باشد و خروجی آن یک اسکالر است که تابعی غیرخطی از ورودی است. برای مثال در این پژوهش بردار ورودی عبارت است از ویژگی‌های استخراج شده از کانال‌ها

¹ trade off

² Activation function

که پیش‌تر تشریح شدند، و خروجی آن یک عدد اسکالر است که بیانگر برچسب زده شده به آن داده می‌باشد.

شبکه‌های RBF معمولاً به وسیله‌ی یک الگوریتم دو مرحله‌ای آموزش داده می‌شوند. در مرحله‌ی اول، بردارهای مراکز توابع شعاع پایه‌ای در لایه‌ی مخفی انتخاب می‌شوند. این مرحله در این پژوهش با استفاده از روش بدون نظارت^۱ یافتن C-میانگین فازی^۲ (FCM) صورت پذیرفته است. در مرحله‌ی دوم آموزش به سادگی یک مدل خطی با ضرایب w_i برای خروجی‌های لایه‌ی مخفی با توجه به تابع هدف، برازش می‌شود.

علت استفاده از روش فازی به جای روش‌های معمولی خوشه‌بندی^۳ چون K-میانگین^۴ این است که در روش فازی برای هر نقطه یک تعلق تعریف می‌شود. یعنی برخلاف روش‌های معمولی که هر نقطه یا به خوشه تعلق دارد و یا ندارد، در روش فازی یک عدد بین ۰ و ۱ به عنوان تعلق هر داده به هر خوشه به طور جداگانه تعریف می‌شود. در نتیجه‌ی این امر مراکز نهایی بدست آمده دقیق‌تر خواهند بود.

۷-۳- جمع‌بندی

در این فصل پس از شرح روند طراحی تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی به کار گرفته شده در پژوهش و مقاله‌ی مرجع به بررسی ساختار ساختمان داده‌ی موجود پرداخته شد. در وهله‌ی بعد تئوری پیش‌پردازش و مراحل آن از کاهش نرخ نمونه برداری تا ایپاک کردن سیگنال به ترتیب تشریح شده و سپس مراحل پردازش سیگنال مورد بررسی قرار گرفت. در پایان نیز دو روش طبقه‌بندی استفاده شده در پژوهش یعنی روش SVM و شبکه عصبی RBF به تفکیک تشریح شدند.

^۱ Unsupervised method

^۲ Fuzzy C-Means

^۳ clustering

^۴ K-Means

۴- فصل چهارم

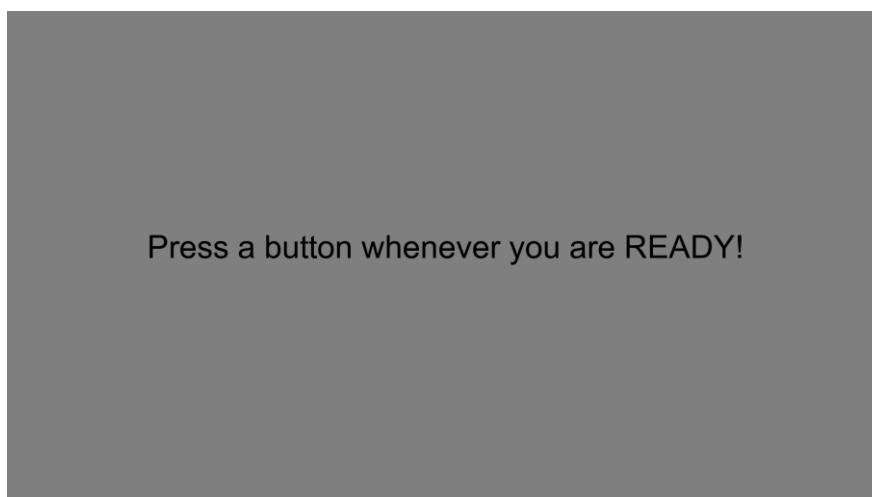
نتایج

۴-۱- مقدمه

در این فصل نتایج هریک از مراحل تشریح شده‌ی پیش‌پردازش و پردازش در فصل پیشین، به همراه تصاویر و جداول به ترتیب همان زیرفصل‌های فصل قبل آورده شده است. ابتدا به بررسی نتایج پیش‌پردازش و سپس پردازش پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است که مراحل پیش‌پردازش و پردازش روی همه‌ی دادگان ثبت شده از ۱۶ شرکت‌کننده‌ی مقاله‌ی [5] پیاده‌سازی شده اما تنها نتایج مربوط یکی از داده‌ها برای نمایش و گزارش هر مرحله آورده شده است.

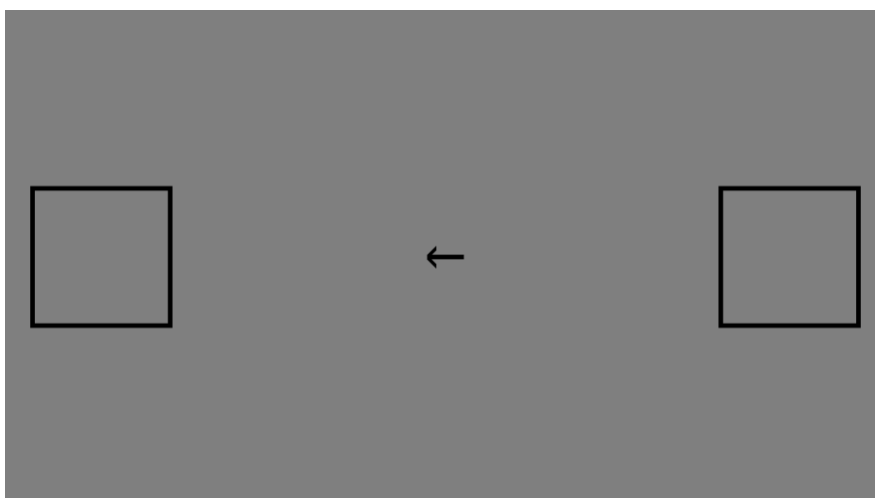
۴-۲- طراحی تکلیف

تکلیف تشریح شده در (۳-۲) با استفاده از جعبه ابزار Psychtoolbox-3 در نرم‌افزار متلب طراحی شده و تصاویر محرک مورد نیاز از پایگاه‌های داده‌ی [5] دریافت شد. مراحل طراحی‌شده در این تکلیف بدین صورت است که ابتدا از کاربر خواسته می‌شود تا در صورت آماده بودن یکی از دکمه‌های صفحه‌کلید مقابل خود را بفشارد (شکل ۴-۱).



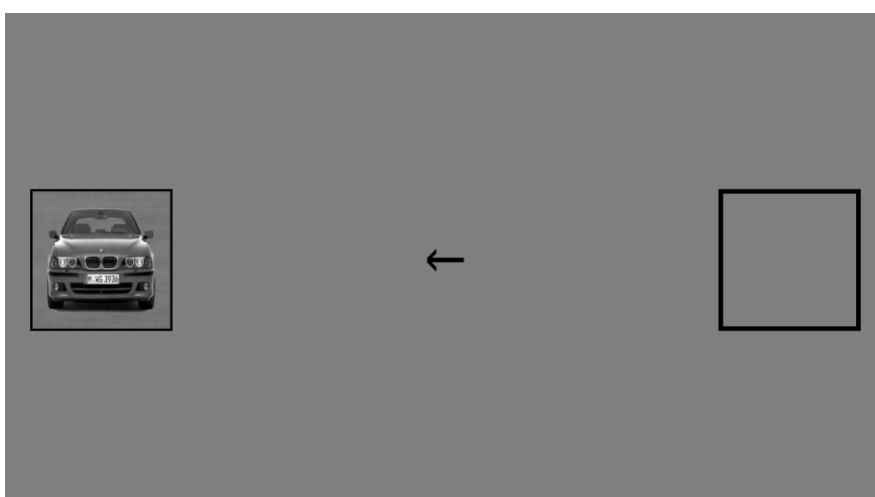
شکل ۴-۱- اولین تصویر نمایش داده شده به کاربر در تکلیف طراحی‌شده

بدین ترتیب هرگاه کاربر از نظر ذهنی آمادگی پیدا کرد با فشردن یکی از دکمه‌های صفحه‌کلید، تکلیف آغاز می‌شود. همان‌طور که در روند تکلیف نیز توضیح داده شد، ابتدا مشابه شکل ۴-۲، پیکان‌های «اولویت‌بندی فضایی» به مدت ۱ ثانیه به کاربر نمایش داده می‌شود.



شکل ۴-۲- تصویر پیکان‌های «اولویت‌بندی فضایی» در تکلیف طراحی‌شده

سپس تصویر (محرک) به مدت زمان ۲۰۰ میلی‌ثانیه، مشابه شکل ۴-۳ برای شرکت‌کننده به نمایش درمی‌آید.



شکل ۴-۳- نمایش یک نمونه تصویر محرک به شرکت‌کننده در حین تکلیف

پس از نمایش تصویر محرک به مدت ۲۰۰ میلی‌ثانیه، ضربدر تثبیت در مرکز صفحه نمایش داده می‌شود که شرکت‌کننده با دیدن آن موظف است پاسخ خود را در سریع‌ترین زمان ممکن و البته با دقت هرچه تمام‌تر وارد نماید. شکل ۴-۴ تصویری است که شرکت‌کننده هنگام پاسخ‌دهی با آن روبرو می‌شود.



شکل ۴-۴- نمایش ضربدر تثبیت به کاربر و دریافت پاسخ از او

لازم به ذکر است که در این مرحله از پژوهش، پس از طراحی کامل تکلیف پاندمی کرونا در ایران شیوع پیدا کرده و به دلیل خطر انتقال این بیماری به افراد شرکت کننده و همچنین مجری پژوهش، ثبت سیگنال حین انجام این تکلیف انجام نشد و رویکرد دوم ارائه شده در پیشنهاد پروژه که استفاده از داده‌ی [5] بود مدنظر قرار گرفت. بنابراین تمامی نتایج آورده شده در قسمت‌های بعد، نتایج مربوط به این داده است.

۴-۳- مشخصات داده‌ی خام^۱

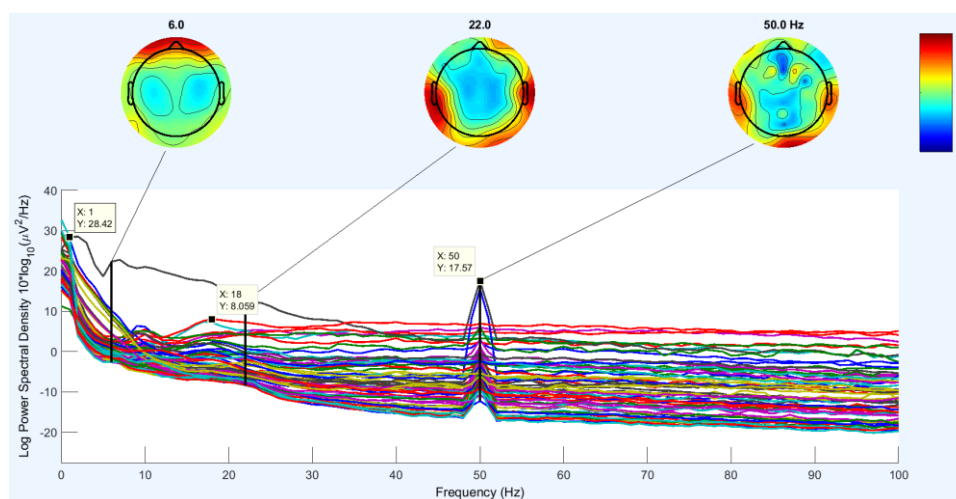
در این پژوهش، سیگنال EEG ۶۲ کاناله با فرکانس نمونه برداری ۵ کیلوهرتز ثبت شده از ۱۶ شرکت کننده استفاده شده است. دو کانال مجزا نیز برای ثبت هم‌زمان سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام (ECG) (در این داده‌ها کانال ۳۲م) و الکتروآکیولوگرام (EOG) (در این داده‌ها کانال ۳۱م) به ترتیب برای ثبت فعالیت الکتریکی قلب و چشم مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین نمایانگرهای مربوط به رخدادهای مختلف روی سیگنال بارگذاری شده است. رخدادهای مختلف بارگذاری شده بر روی سیگنال اصلی عبارت است از: S73 که نمایانگر نمایش ضربدر تثبیت (معمولاً در تکالیف و میان دو آزمایش^۲ نمایش داده می‌شود تا توجه شخص از مرکز تصویر برداشته نشده و یا اقدام به تکان دادن چشم و سر نکند)، S74 تا S76 که

¹ raw data

² trial

بیانگر نمایش یکی از سه حالت پیکان اولویت‌بندی فضایی هستند، S5 و S6 که نشان‌دهنده فشرده شدن کلید راست یا چپ توسط کاربر بوده و در نهایت نمایش محرک با Sxy که x (از ۱ تا ۴) نمایانگر یکی از ۴ حالت موجود و y (۱ یا ۲) بیانگر راست یا چپ تصویر بودن محرک نمایش داده شده است.

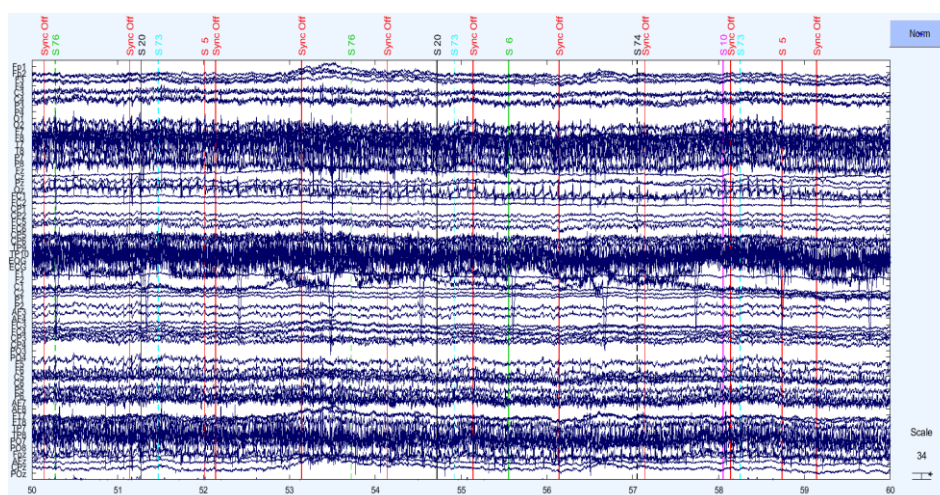
داده‌ها توسط نگارندگان مقاله به فرمت برنامه Brain Vision ذخیره شده و به صورت خام و پیش‌پردازش نشده در دسترس هستند. یک نمونه از طیف فرکانسی سیگنال قبل از پیش‌پردازش در شکل ۴-۵ نشان داده شده است.



شکل ۴-۵- نمودار طیف توان داده‌ی خام شرکت‌کننده‌ی اول

قله‌ی مشاهده شده در فرکانس ۵۰ هرتز به دلیل وجود نویز برق شهر روی سیگنال است که با اعمال یک فیلتر میان‌گذر (ناچ برق شهر) در مرحله فیلترینگ پیش‌پردازش حذف خواهد شد. همچنین همانطور که مشاهده می‌شود نویزهای فرکانس‌های بالا حضور پررنگی در طیف نداشته و می‌توان تنها از یک فیلتر بالاگذر (برای حذف نویزهای فرکانس پایین) در کنار فیلتر میان‌گذر استفاده کرد.

در شکل ۴-۶ نمودار زمانی سیگنال خام از ثانیه ۵۰ تا ۶۰ برای شرکت‌کننده‌ی اول نمایش داده شده است.



شکل ۴-۶- نمودار زمانی ثانیه ۵۰ تا ۶۰ متعلق به شخص اول

به روشنی دیده می‌شود که سیگنال آغشته به نویز برق شهر و نیز آرتیفکت‌هایی از فعالیت منابع غیر مغزی (نظیر فعالیت چشم و قلب) است.

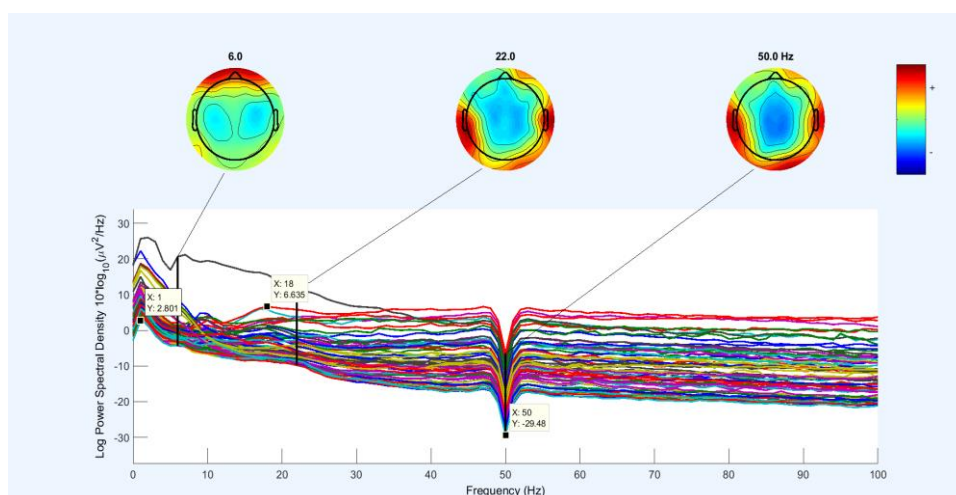
۴-۴- پیش‌پردازش سیگنال

در ابتدا مراحل اولیه‌ی پیش‌پردازش اعم از کاهش نرخ نمونه‌برداری، مرجع‌دهی دوباره و نیز حذف خط‌پایه از سیگنال انجام گرفت. نتایج مربوط به مراحل اصلی پیش‌پردازش در ادامه آورده شده است.

۴-۴-۱- سیگنال پس از اعمال فیلتر

با توجه به مشخصات و نیز پاسخ فرکانسی فیلترهای اعمال شده انتظار می‌رود که توان فرکانس‌های نزدیک به صفر و پایین به دلیل گذر از فیلتر بالاگذر سرکوب شده و نیز نویز برق شهر در فرکانس ۵۰ هرتز به دلیل اعمال یک فیلتر میان‌گذر حذف شده باشد. طیف فرکانسی سیگنال فیلتر شده‌ی مربوط به شرکت‌کننده‌ی اول در شکل ۴-۷ قابل مشاهده است.

¹ artifact



شکل ۴-۷- طیف توان سیگنال شرکت‌کننده‌ی شماره یک بعد از اعمال فیلتر

به جهت اعمال رفت و برگشتی فیلترهای با پاسخ ضربه‌ی نامحدود، سیگنال تنها از دامنه متاثر شده و از جهت فاز تغییری در آن ایجاد نمی‌شود.

۴-۴-۲- حذف آرتیفکت‌های مربوط به فعالیت چشم و قلب با استفاده از آنالیز مولفه‌های مستقل

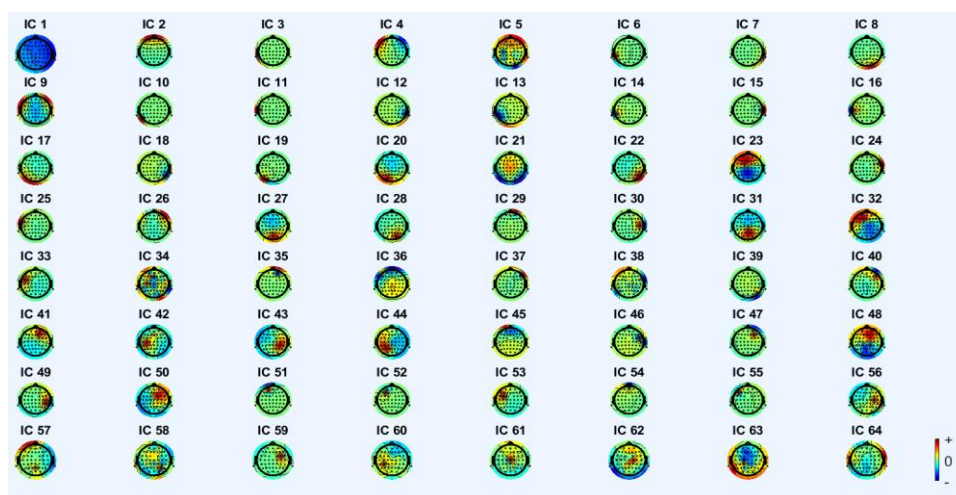
در این مرحله مولفه‌های مستقل از سیگنال فیلترشده، با استفاده از الگوریتم مولتی‌کامبی^۱ استخراج می‌شود. در نتیجه‌ی اعمال ICA به سیگنال و با توجه به ۶۴ کاناله بودن آن، ۶۴ مولفه مستقل که با وزن‌های متفاوت سیگنال اصلی را می‌سازند به دست می‌آید. پیش از اعمال الگوریتم‌های ذکر شده برای حذف خودکار مؤلفه‌های نامرتبط با فعالیت مغزی، می‌توان با رسم نقشه‌ی توپوگرافی مولفه‌های به دست آمده، به صورت شهودی نیز آن‌ها را مورد بررسی قرار داد.

برای مثال نقشه‌های توپوگرافی که در آن‌ها انرژی زیادی در بخش جلوی سر و نزدیک چشم‌ها مشاهده می‌شود می‌تواند متعلق به فعالیت چشم باشد. یا اگر سیگنالی قوی در کل سر پخش شده باشد می‌تواند نشان از یک سیگنال فراگیر چون باقی مانده‌های نویز برق شهر باشد که روی تمام سر پخش شده است. با این حال، توجه به این نکته ضروری است که با توجه به پایین بودن دقت مکانی روش الکتروانسفالوگرافی، و این‌که نقشه‌های توپوگرافی تنها تخمینی از مکان فعالیت منابع مغزی هستند، اتکا کردن به آن‌ها برای

^۱ MULTICOMBI

حذف نویز از اطمینان کمی برخوردار است. به همین علت می‌بایست فعالیت زمانی و طیف توان سیگنال در کنار این نقشه‌ها مورد بررسی دقیق قرار گیرد.

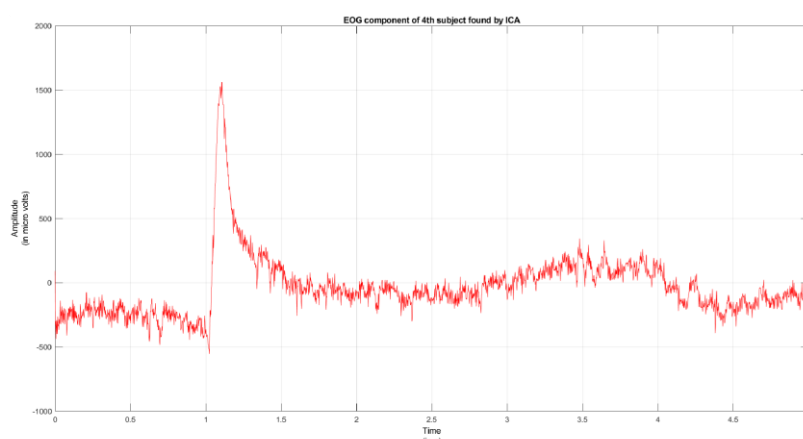
نمونه‌ی نقشه‌ی توپوگرافی ۶۴ مؤلفه‌ای که با وزن‌های متفاوت سیگنال اصلی را می‌سازند، برای شرکت‌کننده‌ی یکم در شکل شکل ۴-۸ قابل رؤیت است.



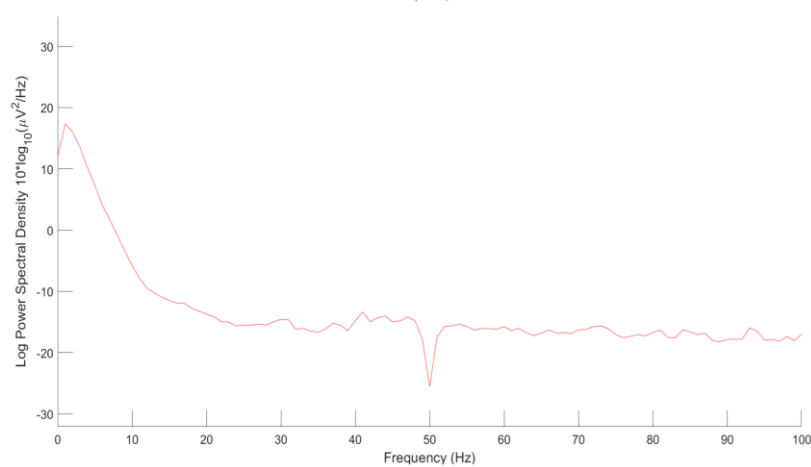
شکل ۴-۸- نقشه‌ی توپوگرافی ۶۴ مؤلفه مستقل شرکت‌کننده‌ی اول

۴-۴-۳- حذف خودکار مؤلفه‌های مربوط به فعالیت چشم و قلب

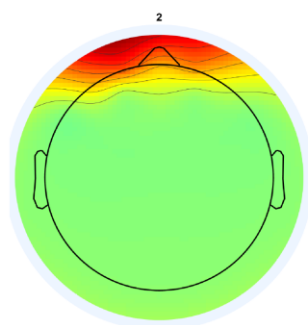
در این مرحله مؤلفه/مؤلفه‌هایی که با سیگنال ثبت‌شده از فعالیت چشم یا قلب بیشتر از ۶۰٪ همبستگی داشته باشند، به ترتیب به عنوان مؤلفه/مؤلفه‌های مربوط به فعالیت چشم یا قلب شناسایی شده و حذف می‌شوند. مشخصات مربوط به یک نمونه از مؤلفه‌های شناسایی‌شده به عنوان مؤلفه‌ی چشمی و قلبی، اعم از نمودار زمانی، طیف فرکانسی و نقشه توپوگرافی، به ترتیب در شکل‌های ۴-۹ و ۴-۱۰ آورده شده است.



(الف)

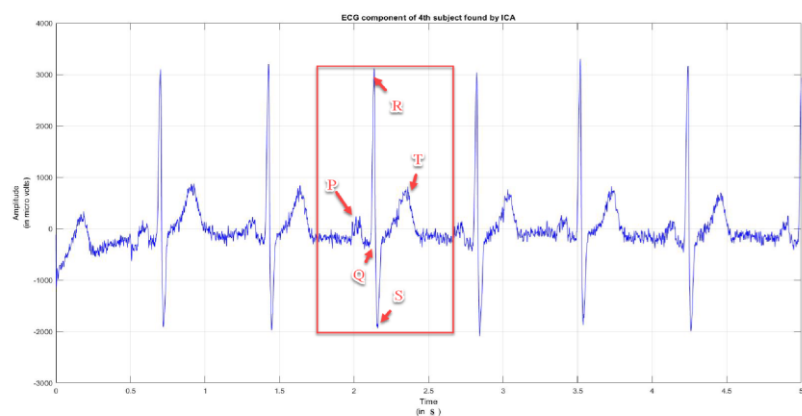


(ب)

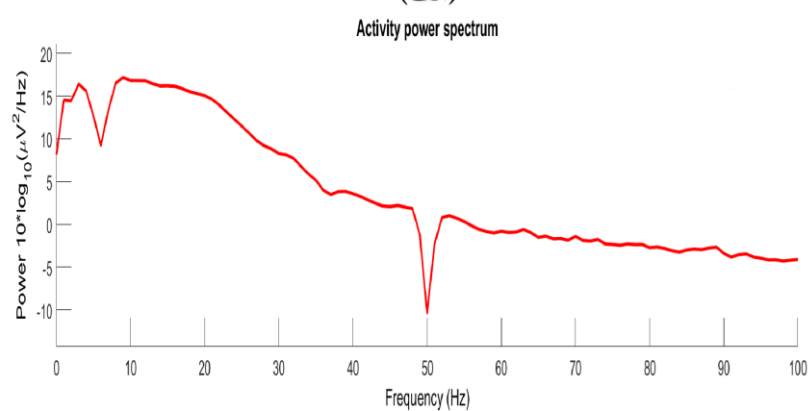


(ج)

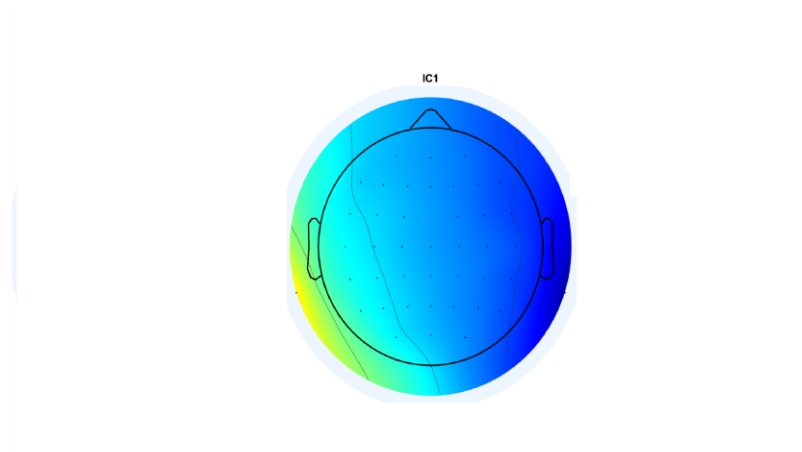
شکل ۴-۹- مشخصات (الف) نمودار زمانی ۵ ثانیه‌ی اول، (ب) طیف فرکانسی از ۰ تا ۱۰۰ هرتز و (ج) نقشه توپوگرافی مؤلفه‌ی چشمی شرکت‌کننده چهارم



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴-۱۰- مشخصات (الف) نمودار زمانی ۵ ثانیه‌ی اول، (ب) طیف فرکانسی از ۰ تا ۱۰۰ هرتز و (ج) نقشه توپوگرافی مؤلفه‌ی قلبی شرکت‌کننده چهارم

همانطور که انتظار می‌رود، در نقشه‌ی توپوگرافی شکل ۴-۹ مشاهده می‌شود که فعالیت مؤلفه‌ی مورد نظر بیش‌تر در ناحیه‌ی جلوی سر و پیشانی و در نزدیکی دو چشم می‌باشد که این امر خود مؤید چشمی بودن آن است. همچنین در شکل نمودار زمانی یعنی ۴-۱۰ (الف) می‌توان به خوبی سیگنال قلبی را تشخیص و تمییز داد.

۴-۴-۴- دوره‌بندی زمانی سیگنال

دوره بندی زمانی (ایپاک کردن) سیگنال با مرکزیت لحظه‌ی «نمایش محرک» و با پنجره‌های ۳ ثانیه‌ای که ۱/۰۵ ثانیه پنجره پیش محرک^۱ و ۱/۹۵ ثانیه مربوط به زمان پس از آن است، صورت گرفت. با توجه به تعداد ۱۴۴ آزمایش ثبت شده از هر شخص در هر اجرای تکلیف^۲، تعداد ۲۸۸ (۱۴۴ آزمایش در دو بلوک آزمایشی) ایپاک یا همان دوره زمانی به دست آمد.

۴-۴-۵- حذف خودکار ایپاک‌های بد

نحوه‌ی صورت پذیرفتن این مرحله در بخش ۳-۴-۹ به تفصیل تشریح شده است. گزارش مربوط به تعداد و نیز مشخصه‌ی ایپاک‌های تشخیص داده شده به عنوان ایپاک بد برای تمامی شرکت‌کنندگان به صورت جداگانه ذخیره شده است. در ادامه نتایج مربوط به ایپاک‌های بد به تفکیک «حالات» و نیز «ماشین» یا «چهره» بودن تصاویر در جدول ۴-۱ و جدول ۴-۲ برای شرکت‌کنندگان شماره‌ی ۱، ۸ و ۱۶ آورده شده است.

جدول ۴-۱- جدول ایپاک‌های بد بر اساس تقسیم‌بندی حالات

شماره‌ی شرکت‌کننده	۱		۸		۱۶	
	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد
حالت همدوسی بالا با اولویت‌بندی مکانی (۱)	۵	٪۳۸.۴۶	۷	٪۲۸	۸	٪۲۴.۲۴
حالت همدوسی بالا بدون اولویت‌بندی مکانی (۲)	۶	٪۴۶.۱۵	۶	٪۲۴	۹	٪۲۷.۲۷

^۱ pre-stimulus window

^۲ experimental run

حالت همدوسی پایین با اولویت‌بندی مکانی (۳)	۱	٪۷.۶۹	۵	٪۲۰	۹	٪۲۷.۲۷
حالت همدوسی پایین بدون اولویت‌بندی مکانی (۴)	۱	٪۷.۶۹	۷	٪۲۸	۷	٪۲۱.۲۱
مجموع	۱۳	٪۴.۵۱	۲۵	٪۸.۶۸	۳۳	٪۱۱.۴۵

جدول ۴-۲- جدول ایپاک‌های بد بر اساس تقسیم‌بندی ماشین و چهره

اطلاعات	شرکت‌کننده‌ی ۱		شرکت‌کننده‌ی ۸		شرکت‌کننده‌ی ۱۶	
	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد
ماشین	۶	۴۶.۱۵	۱۰	٪۴۰	۱۷	٪۵۱.۵۱
چهره	۷	۵۳.۸۵	۱۵	٪۶۰	۱۴	٪۴۸.۴۸
مجموع	۱۳	٪۴.۵۱	۲۵	٪۸.۶۸	۳۳	٪۱۱.۴۵

بالاترین تعداد ایپاک‌های بد مربوط به شرکت‌کننده شماره‌ی ۹ بود که ۱۸.۰۵٪ از کل ایپاک‌ها را تشکیل می‌داد. همچنین کمترین تعداد ایپاک بد متعلق به شرکت‌کننده‌ی شماره‌ی ۶ بود که تنها ۲٪ از کل ایپاک‌ها را تشکیل می‌داد.

۴-۴-۶- ایپاک‌های با پاسخ نادرست

با استفاده از داده‌ی رفتاری در دست از شرکت‌کنندگان، پاسخ‌های نادرست هر شرکت‌کننده مشخص شده و ایپاک‌های متناظر با آن آزمایش‌ها حذف شد. جدول ۴-۳ تعداد پاسخ نادرست هر شرکت‌کننده را به تفکیک نشان می‌دهد.

جدول ۴-۳- آمار پاسخ‌های نادرست تمامی شرکت‌کنندگان

شماره‌ی شرکت‌کننده	تعداد	درصد از کل پاسخ‌های نادرست	درصد از کل پاسخ‌های شرکت‌کننده
۱	۵	٪۲.۲۱	٪۱.۷۳
۲	۲۱	٪۹.۲۹	٪۷.۲۹
۳	۱۳	٪۵.۷۵	٪۴.۵۱

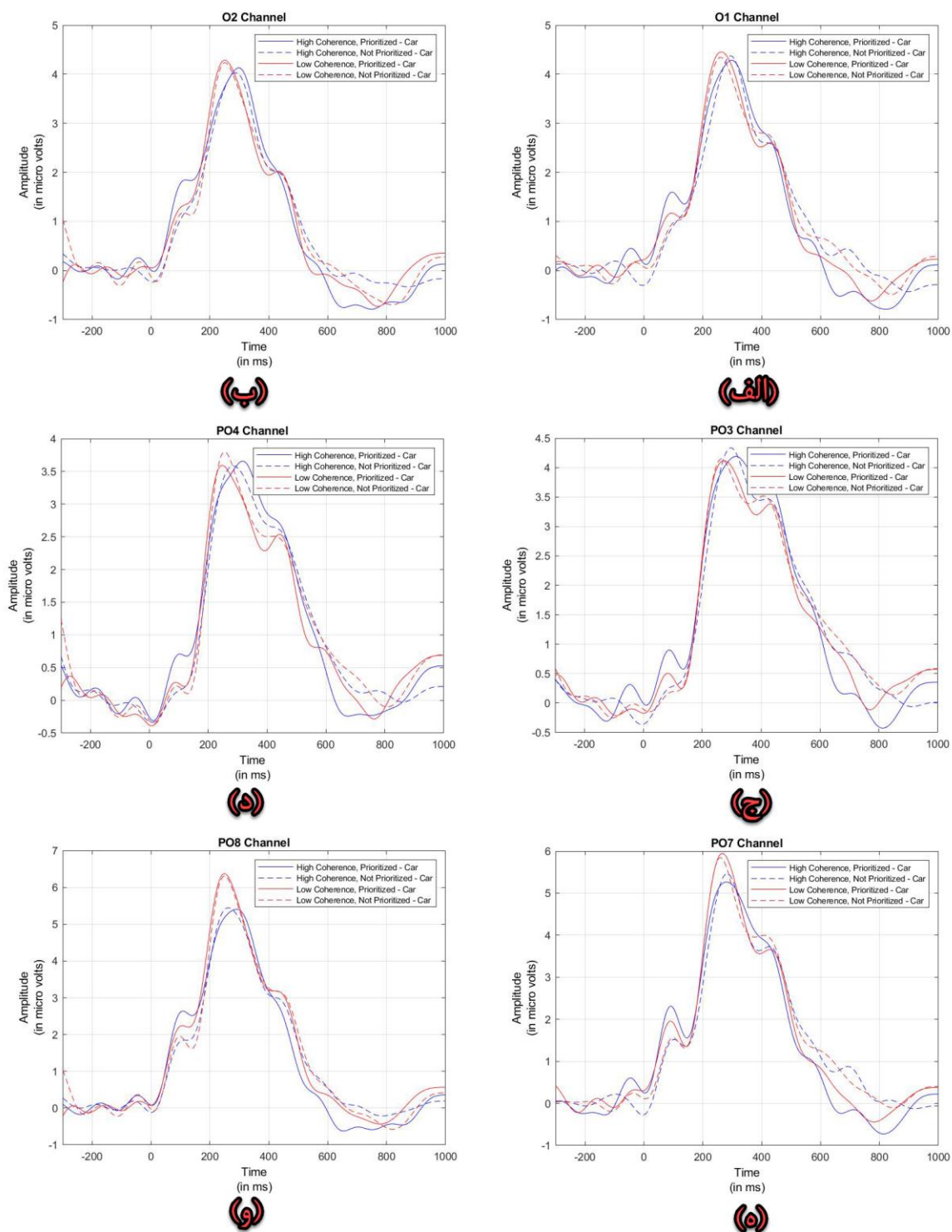
۴	۱۱	%۴.۸۶	%۳.۸۲
۵	۷	%۳.۱	%۲.۴۳
۶	۲۴	%۱۰.۶۲	%۸.۳۳
۷	۶	%۲.۶۵	%۲.۰۸
۸	۷	%۳.۱	%۲.۴۳
۹	۹	%۳.۹۸	%۳.۱۲
۱۰	۳۹	%۱۷.۲۵	%۱۳.۵۴
۱۱	۱۱	%۴.۸۶	%۳.۸۲
۱۲	۱۱	%۴.۸۶	%۳.۸۲
۱۳	۲۲	%۹.۷۳	%۷.۶۳
۱۴	۱۴	%۶.۱۹	%۴.۸۶
۱۵	۷	%۳.۱	%۲.۴۳
۱۶	۱۹	%۸.۴۵	%۵.۶
مجموع	۲۲۶	%۱۰۰	%۴.۹

با توجه به این نتایج میانگین پاسخ‌های نادرست در شرکت‌کنندگان ۱۴ پاسخ غلط است.

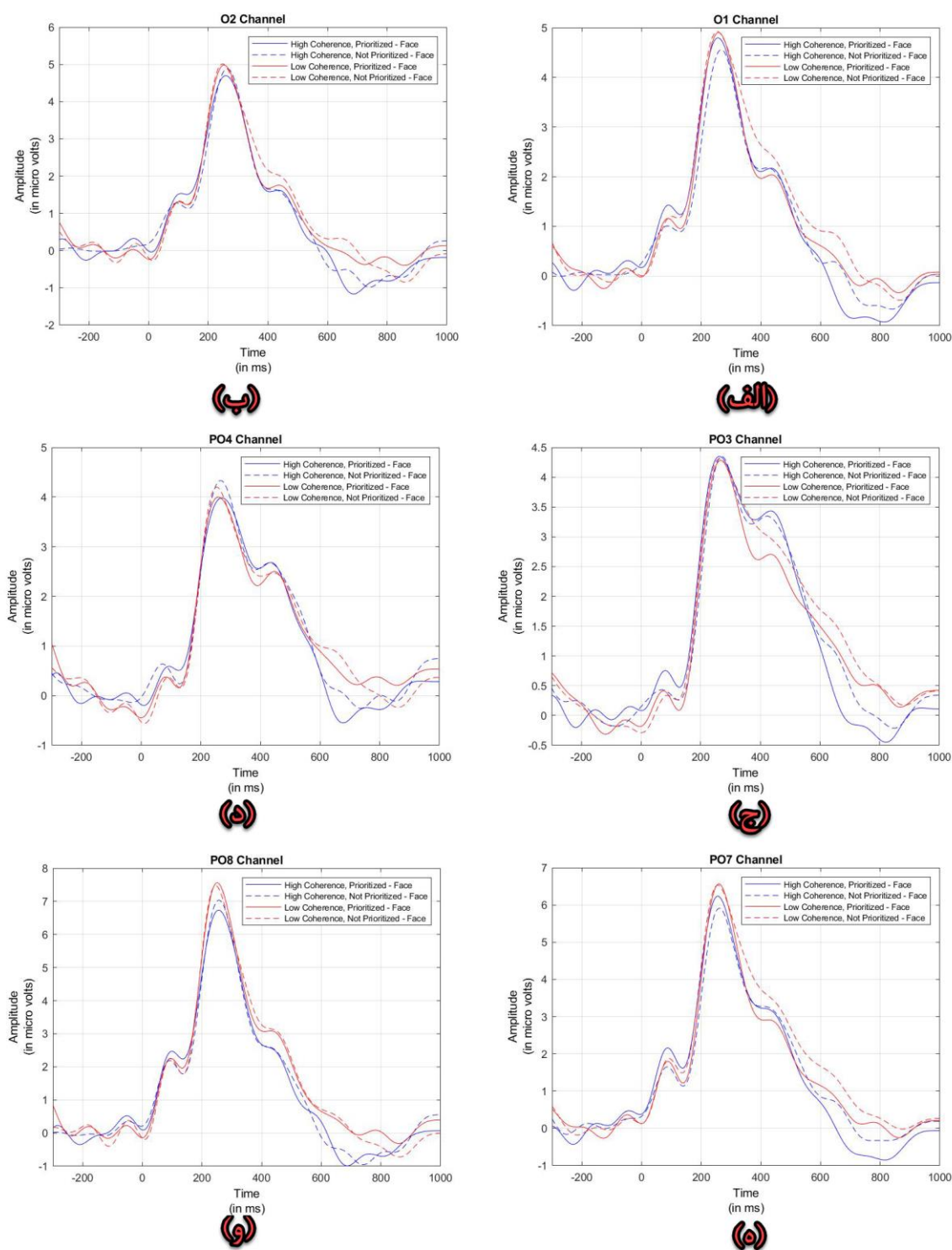
۴-۴-۷- رسم میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد^۱

میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد برای ۶ کانال منتخب مقاله‌ی [5] یعنی O1، O2، PO3، PO4، PO7، PO8 در شکل‌های ۴-۱۱ و ۴-۱۲ آورده شده است. این پتانسیل‌ها به تفکیک برای ۴ «حالت» مختلف و برای نمایش محرک‌های ماشین و چهره محاسبه و رسم شده‌اند. در هر تصویر از تصاویری که در ادامه آمده‌اند، خطوط آبی متعلق به «حالت» اول یعنی «همدوسی» بالا و با «اولویت مکانی»، خط‌چین آبی متعلق به «حالت» دوم یعنی «همدوسی» بالا و بدون «اولویت مکانی»، خطوط قرمز متعلق به «حالت» سوم یعنی «همدوسی» پایین و با «اولویت مکانی»، خط‌چین قرمز متعلق به «حالت» چهارم یعنی «همدوسی» پایین و بدون «اولویت مکانی» است.

¹ grand average ERP



شکل ۴-۱۱- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد ۶ کانال منتخب مقاله هدف یعنی (الف) O1, (ب) O2, (ج) PO3, (د) PO4, (ه) PO7 و (و) PO8 به هنگام مشاهده تصویر ماشین

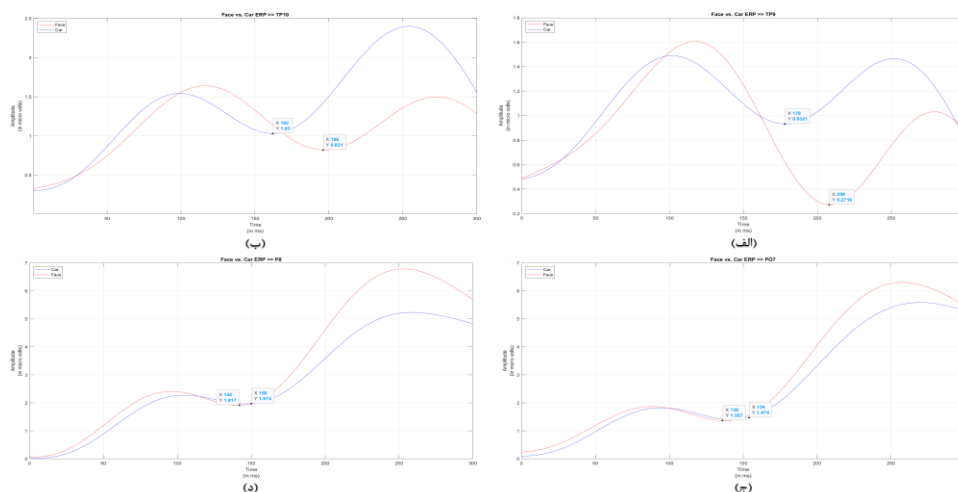


شکل ۴-۱۲- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد ۶ کانال منتخب مقاله هدف یعنی (الف) O1، (ب) O2، (ج) PO3، (د) PO4، (ه) PO8 و (و) PO7 به هنگام مشاهده تصویر چهره

با توجه به تصاویر به دست آمده در تمامی پتانسیل‌های وابسته به رخداد، پتانسیل P300 (قله‌ی موجود در ۳۰۰ میلی‌ثانیه) مشاهده می‌شود. همچنین مشاهده می‌شود که پتانسیل‌های مربوط به مشاهده‌ی «چهره» عموماً از دامنه‌ی بالاتری نسبت به حالت «ماشین» برخوردارند. از طرفی اما شکل موج کلی هردو حالت «چهره و ماشین» الگوی یکسانی دارد. در ضمن می‌توان پتانسیل N170 را نیز در فاصله‌ی زمانی ۱۳۰-۲۰۰ میلی‌ثانیه در شکل موج‌ها تشخیص داد.

۴-۴-۸- رسم میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد در محرک‌های چهره و ماشین

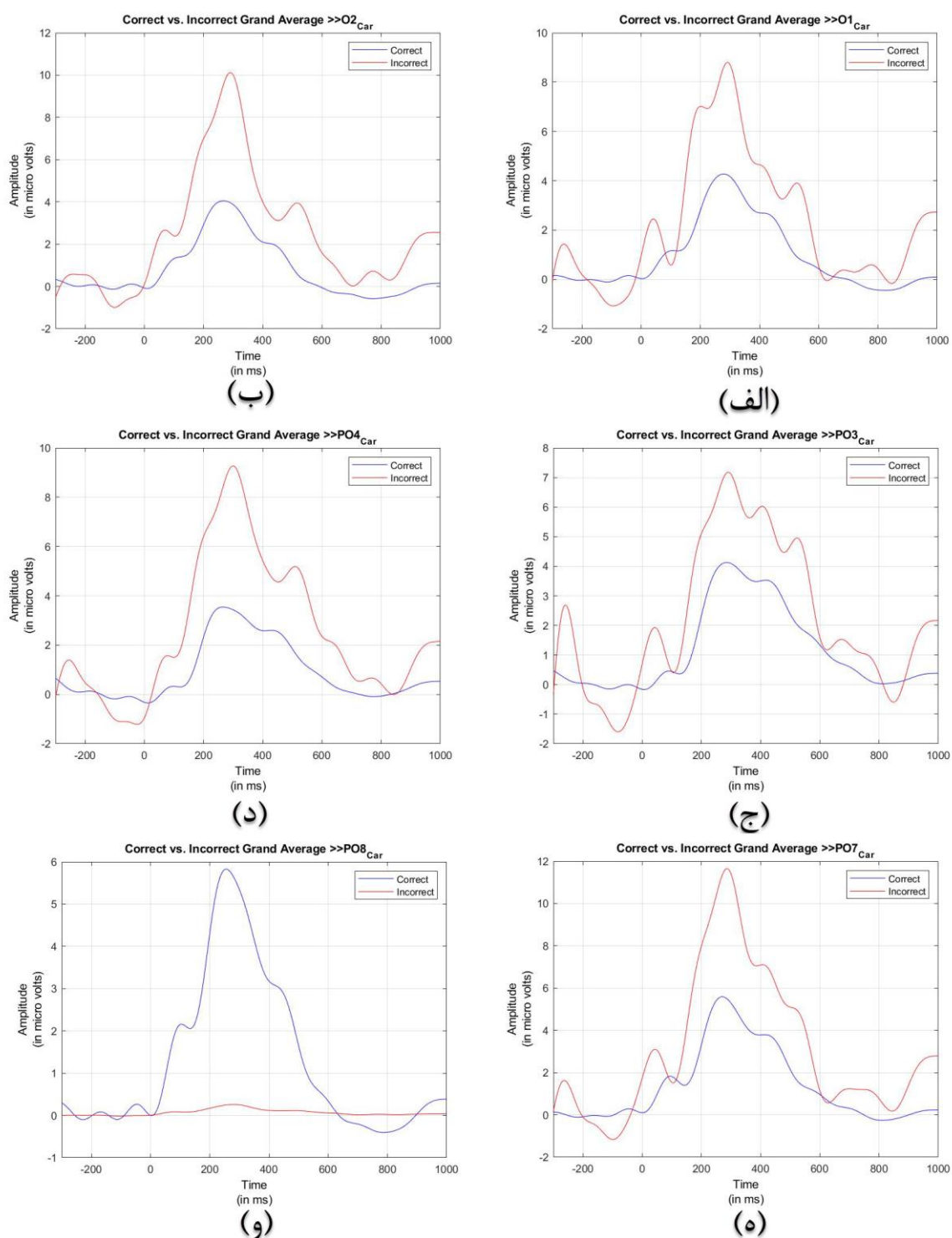
همانطور که پیش‌تر نیز گفته شد، پتانسیل وابسته به رخداد N170 معمولاً در فاصله‌ی زمانی ۱۳۰ تا ۲۰۰ میلی‌ثانیه بروز داده می‌شود و در تصاویر «چهره» که در تکلیف به شخص نمایش داده شده‌اند دامنه بیش‌تری دارند (منفی‌ترند). از طرفی در الکترودهای قرار گرفته روی لوب‌های پس سری زیرین نسبت به باقی الکترودها بالاترین دامنه را دارند. میانگین بزرگ پتانسیل‌های مربوط به چند کانال از دسته الکترودهای مذکور که اختلاف در N170 ها در آن‌ها مشهود است در بازه‌ی زمانی ۰ تا ۳۰۰ میلی‌ثانیه در شکل ۴-۱۳ قابل مشاهده‌است.



شکل ۴-۱۳- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد در محرک‌های چهره و ماشین به جهت تمییز N170 برای کانال‌های (الف) TP9، (ب) TP10، (ج) PO7 و (د) P8

۴-۴-۹- رسم میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد پاسخ‌های غلط در مقابل صحیح

در این قسمت میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد برای پاسخ‌های صحیح و غلط به تفکیک برای ۶ کانال منتخب مقاله‌ی هدف در شکل ۴-۱۴ رسم شده است.



شکل ۴-۱۴- میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد درست در مقابل نادرست برای کانال‌های (الف) O1، (ب) O2، (ج) PO3، (د) PO4، (و) PO8 و (ه) PO7

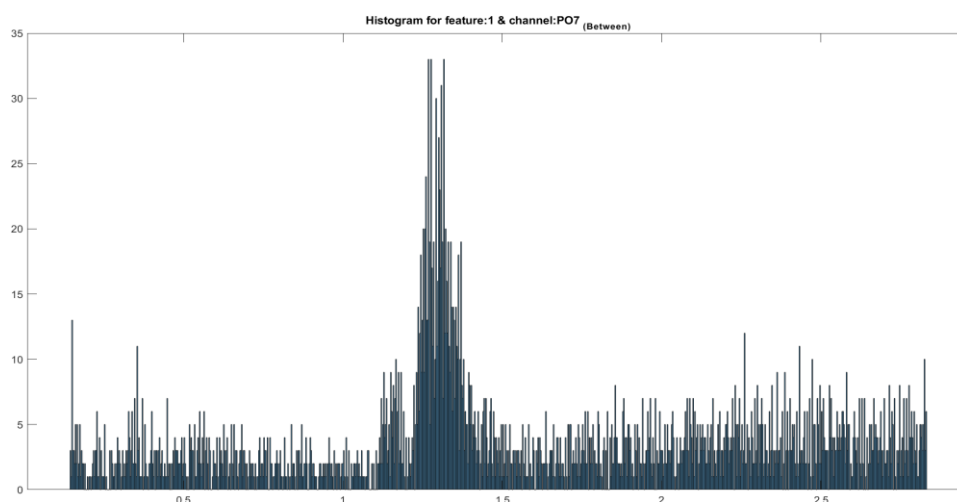
براساس تصاویر بالا، به طور کلی به استثنای کانال PO8 در شکل (و)، دامنه‌ی میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد P300 در پاسخ‌های غلط از پاسخ‌های صحیح بیشتر است. از طرفی پاسخ‌های غلط نسبت به پاسخ‌های صحیح نوسانات بیشتری دارند. با این حال می‌توان اذعان کرد که هر دو میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد به طور کلی از یک الگو پیروی می‌کنند.

۴-۵- آنالیز آماری ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال

پس از استخراج ۲۶ ویژگی معرفی‌شده در بخش ۳-۵ از ۱۲ کانال منتخب، به بررسی تفاوت‌های آماری موجود میان گروه‌های تحت مطالعه با استفاده از روش‌های موجود پرداخته شد.

۴-۵-۱- بررسی توزیع آماری داده‌ها

در ابتدا هیستوگرام مربوط به داده‌های هر گروه رسم و مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به این نمودارها مشاهده شد که داده‌ها از توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند. به منظور اطمینان از این موضوع از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف نیز برای ارزیابی توزیع داده‌ها استفاده شد که نتایج این آزمون نیز با سطح معناداری ۰.۰۵ نشان‌دهنده‌ی نرمال نبودن توزیع داده‌ها بود. برای نمونه هیستوگرام متعلق به ویژگی دوره‌ی کمون و کانال PO7 در شکل ۴-۱۵ آورده شده است.



شکل ۴-۱۵- هیستوگرام نمایش‌دهنده‌ی توزیع داده‌ی مربوط به ویژگی دوره‌ی کمون و کانال PO7

۴-۵-۲- آزمون آماری فریدمن

با توجه به مشخصات داده (توزیع غیر نرمال و عدم وجود استقلال در گروه‌های تحت مطالعه) از آزمون آماری فریدمن برای بررسی وجود تفاوت معنادار در گروه‌های تحت مطالعه استفاده شد.

با توجه به ساختار داده‌ی این پژوهش، ۳۱۲ جدول (۲۶ ویژگی ضرب در ۶ کانال منتخب) با ویژگی‌های استخراج شده به دست آمده است. بنابراین، لازم است تا در ۲ مرحله و در هر مرحله ۳۱۲ مقایسه‌ی آماری صورت گیرد. علت ۲ مرحله‌ای بودن تعداد مقایسه‌ها این است که ۳۱۲ جدول یک بار به صورتی که در آن‌ها «ماشین» یا «چهره» بودن و بار دیگر «حالت»‌های یک تا چهار در آزمایش مورد مقایسه قرار می‌گیرد تا به ترتیب هم جدول‌های مناسب برای استفاده در دسته‌بندی مبتنی بر یادگیری ماشین از مقایسه‌های اول به دست آید و نیز همچنین «حالت»‌هایی که تفاوت معنی‌دار ایجاد می‌کنند به جهت نتیجه‌گیری‌های پسین به دست آید.

در نتیجه‌ی آزمون‌های آماری انجام شده برای هریک از دو مقایسه‌ای که در یکی «حالات» یک تا چهار ذکر شده در تکلیف پژوهش مورد مقایسه قرار گرفته و در دیگری «چهره» و «ماشین» بودن به عنوان معیار مقایسه مد نظر قرار گرفته‌اند حالت‌هایی که در آن میان گروه‌های تحت مطالعه با سطح معنی‌داری ۰.۰۵ تفاوت آماری معنی‌دار وجود داشت در دو جدول ۴-۴ و ۴-۵ آورده شده‌است.

جدول ۴-۴- مقادیر معنی‌دار به دست آمده از مقایسه‌ی حالات «ماشین» و «چهره» با استفاده از آزمون فریدمن

ویژگی	کانال	مقدار P
دوره‌ی کمون	P8	۰.۰۰۵۴
دامنه	O1	۰.۰۲۶۳
	T8	9.88×10^{-6}
نسبت دوره‌ی کمون به دامنه	O1	۰.۰۰۰۱
دامنه مطلق	O1	۰.۰۲۹۵
	T8	7.99×10^{-6}

نسبت دوره‌ی کمون به دامنه‌ی مطلق	O1	۰.۰۰۰۲
نسبت دوره‌ی کمون به دامنه‌ی مطلق	PO4	۰.۰۰۹۶
ناحیه‌ی (مساحت) مثبت	T8	۰.۰۰۰۱
	PO8	۰.۰۴۱۵
ناحیه‌ی منفی	T8	۰.۰۰۰۲
ناحیه‌ی منفی مطلق	T8	۰.۰۰۰۲
ناحیه‌ی کل مطلق	P8	۰.۰۲۳۳
	PO7	۰.۰۴۶۳
	PO8	۰.۰۰۴۲
ناحیه‌ی مطلق کل	O1	۰.۰۰۷۳
	T8	۵.۱۸×۱۰^{-۶}
میانگین شیبِ سیگنال مطلق	O1	۰.۰۲۹۵
	T8	۴.۹۲۴×۱۰^{-۱۴}
	TP9	۰.۰۰۴۲
	TP10	۰.۰۴۱۵
	PO3	۰.۰۰۰۷
مقدار قله به قله	O1	۰.۰۰۰۲
	O2	۰.۰۴۶۳
	T8	۱.۳۲۵×۱۰^{-۱۷}
مقدار قله به قله‌ی پنجره‌ی زمانی	P8	۰.۰۰۰۷

	PO4	۰.۰۱۰۹
شیب قله به قله	T8	۰.۰۰۶۴
چگالی عبور از صفرها	T8	۰.۰۰۵۴
توان باند دلتا	O1	۰.۰۴۶۳
توان باند تتا	O1	۰.۰۴۶۳
توان باند آلفا	O1	۰.۰۴۶۳
	PO8	۰.۰۴۶۳
توان باند بتا	T8	۵.۰۵۲×۱۰^{-۵}
توان باند گاما	O1	۰.۰۰۵۵
	T8	۱.۴۲۵×۱۰^{-۱۱}
	TP9	۰.۰۰۳۶
آنتروپی طیف فرکانسی	T8	۰.۰۰۶۴
آنتروپی دنباله زمانی	T8	۰.۰۰۳۱
بعد فراکتال	T8	۲.۸۶۲×۱۰^{-۱۱}
	TP9	۰.۰۱۶۱
	PO3	۰.۰۰۰۳

با توجه به جدول ۴-۴ به تعداد ۴۳ جدول از ۳۱۲ جدول در حالتی که مقایسه میان «چهره» و «ماشین» بودن صورت گرفت، از نظر آماری معنی‌دار شدند. از این ۳۰ جدول، ۲۳ ویژگی به صورت منحصر به فرد حضور داشته و تنها ویژگی‌های ناحیه‌ی کل، تعداد عبور از صفر، و تغییرات علامت شیب حضور ندارند.

جدول ۴-۵ متعلق به زمانی است که «حالات یک تا چهار» در آزمون آماری مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. از آنجایی که تعداد ۷۶ جدول معنی‌دار برای این حالت به دست آمد و ۱۸ ویژگی منحصر به فرد را شامل می‌شد، تنها یک مورد برای هر ویژگی گزارش شده است.

جدول ۴-۵- مقادیر معنی‌دار به دست آمده از مقایسه‌ی چهار حالت با استفاده از آزمون فریدمن

مقدار P	کانال	شماره‌ی ویژگی
۸.۹۳۱×۱۰^{-۵}	P8	دوره‌ی کمون
۰.۰۳۲۱	O1	دامنه
۰.۰۲۷۹	PO7	نسبت دوره‌ی کمون به دامنه
۸.۹۳۱×۱۰^{-۵}	O1	دامنه‌ی مطلق
۰.۰۳۲۱	PO4	نسبت دوره‌ی کمون به دامنه‌ی مطلق
۰.۰۲۷۹	PO7	ناحیه‌ی (مساحت) مثبت
۰.۰۰۱۲	PO4	ناحیه‌ی منفی
۰.۰۰۲۹	PO4	ناحیه‌ی منفی مطلق
۰.۰۰۲۹	PO4	ناحیه‌ی کل
۰.۰۰۰۱	PO4	ناحیه‌ی کل مطلق
۰.۰۴۳۴	PO3	ناحیه‌ی مطلق کل
۰.۰۰۵۴	PO4	مقدار قله به قله
۰.۰۴۰۱	PO8	شیب قله به قله
۰.۰۰۱۲	PO4	تعداد عبور از صفرها
۰.۰۳۱۸۸۷۱۸۴	TP9	چگالی عبور از صفرها

توان باند بتا	TP10	۰.۰۴۳۱
توان باند گاما	PO3	۰.۰۳۳۳۴۲۷۵۹
آنتروپی طیف فرکانسی	T8	۲.۸۶۲۲۷

به تعداد ۷۶ جدول از ۳۱۲ جدول در حالتی که «حالات» یک تا چهار مورد مقایسه قرار گرفته بودند، از نظر آماری معنی‌دار شدند. از این ۷۶ جدول، ۱۴ ویژگی به صورت منحصر به فرد حضور داشته و تنها ویژگی‌های نسبت دوره‌ی کمون به دامنه، نسبت دوره‌ی کمون به دامنه‌ی مطلق، ناحیه‌ی کل مطلق، شیب قله‌به‌قله حضور ندارند.

۴-۵-۳- آزمون تعقیبی

در این مرحله جداولی که آزمون فریدمن را گذرانده و از لحاظ آماری دارای تفاوت معنی‌دار بودند تحت آزمون تعقیبی سیداک^۱ که استراتژی میانه‌ای دارد قرار گرفتند. از آنجایی که یکی از جفت گروه جداول (در یک گروه از جداول مقایسه بین «ماشین» و «چهره» و در دیگری «حالات یکم تا چهارم» صورت می‌گرفت) تنها مقایسه میان دو گروه صورت می‌پذیرفت، لذا تنها برای جداولی که در آزمون فریدمن میان «حالات یکم تا چهارم» مقایسه صورت می‌گرفت آزمون تعقیبی پیاده شد.

با توجه به نتایج به دست آمده، «حالات» همدوسی بالا با اولویت‌بندی مکانی (۱) و همدوسی پایین بدون اولویت‌بندی مکانی (۴) و «حالات» همدوسی بالا بدون اولویت‌بندی مکانی (۲) و همدوسی پایین بدون اولویت‌بندی مکانی (۴) به ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین تفاوت‌های آماری را نشان دادند. بنابراین مشاهده می‌شود که تفاوت در همدوسی تصاویر محرک اثر بیشتری بر ساز و کار مغزی فرد حین تصمیم‌گیری می‌گذارد.

^۱ dunn-sidak

۶-۴- طبقه‌بندی

۶-۴-۱- نتایج ماشین بردار پشتیبان

در این پژوهش از تابع متلب برای ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. ورودی اول یک تابع SVM عبارت است از ماتریسی که ستون‌های آن هریک بیانگر یک ویژگی و سطرهاى آن همان مشاهدات بوده و در هر خانه مقادیر یکی از ویژگی‌ها قرار گرفته است. ورودی دوم که بردار برجسب^۱هاست، حاوی اعداد ۱ و منفی ۱ است که به ترتیب نمایانگر چهره و ماشین هستند. محاسبه‌ی سایر پارامترهای تابع SVM که عبارت هستند از نوع کرنل^۲ و مقیاس آن، با استفاده از تابع fitc متلب انجام گرفته است.

پس از اعمال SVM یک بار با استفاده از ۲۳ ویژگی منحصر به فرد از ۲۶ ویژگی روی ۱۲ کانال منتخب، که در همگی آن ۲۳ ویژگی از نظر آماری تفاوت معنی‌داری میان دو گروه تصویر «ماشین» و «چهره» وجود داشت، و بار دیگر با استفاده از تمام ۲۶ ویژگی ولی این بار تنها روی دو کانال TP10 و TP9 (انتخاب کانال بر اساس نتایج میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به وخداد و بروز مولفه‌ی N170)، نتایج آورده‌شده در جدول ۶-۴ حاصل شد. لازم به ذکر است که ارزیابی طبقه‌بندی SVM با روش اعتبارسنجی متقابل k تایی با k برابر ۱۰ انجام شد.

جدول ۶-۴- درصد صحت ماشین بردار پشتیبان روی داده‌ی آموزش و آزمایش در دو اجرای مختلف

آزمایش	آموزش	داده ورودی
درصد	درصد	-----
صحت	صحت	
۵۱٪/۵	۵۳٪/۳۳	۲۳ ویژگی و ۱۲ کانال
۵۶٪/۹	۵۷٪	۲۶ ویژگی و ۲ کانال

^۱ label

^۲ kernel

۴-۶-۲- نتایج شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)

با توجه به نتایج SVM و هزینه‌ی محاسباتی بالای شبکه عصبی RBF، در این مرحله آموزش شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی با کمک FCM، تنها با ورودی ۲۶ ویژگی در دو کانال TP9 و TP10 انجام گرفت. لایه‌ی ورودی شبکه داده‌های ۲۶ بعدی از دو کانال، لایه‌ی پنهان یک لایه با ۵۲۰ نورون (برابر تعداد خوشه‌های FCM) و خروجی بردار برجسب‌هاست. مشخصات ساختاری FCM در جدول ۴-۷ آورده شده است.

جدول ۴-۷- مشخصات FCM مورد استفاده

معیار توقف زمانی (تکرار)	معیار توقف بر اساس مقدار تابع هدف	نمای وزنی ^۱ FCM	تعداد خوشه
۱۰۰	< 0.1	۲	۵۲۰

بر خلاف SVM که در آن از روش اعتبارسنجی متقابل k تایی با پارامتر k برابر ۱۰ استفاده شده بود، در این روش به دلیل هزینه‌ی محاسباتی بسیار بالا، پس از بر زدن داده، به ترتیب ۷۰ درصد آن به طور تصادفی برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش انتخاب شدند. همچنین به علت تعداد بالای دادگان، بررسی شد که در هر دو دادگان آزمایش و آموزش تعداد نسبتاً برابری از هر دو برجسب «ماشین» و «چهره» قرار داشته باشد. نتایج طبقه‌بندی با استفاده از این روش در جدول ۴-۸ آورده شده است.

جدول ۴-۸- درصد صحت به دست آمده با استفاده از ۲۶ ویژگی مستخرج از دو کانال TP9 و TP10 و شبکه

عصبی RBF

درصد صحت روی داده آموزش	درصد صحت روی داده آزمایش
۹۲/۷۳٪	۹۰/۳٪

همچنین ماتریس درهم‌ریختگی^۲ به دست آمده برای RBF در شکل ۴-۱۶ قابل مشاهده است. برجسب «۰» برای «چهره» و «۱» برای «ماشین» است. طبق ماتریس ۴-۱۶ هیچ‌یک از دادگان «چهره»

^۱ weighting exponent^۲ confusion matrix

به اشتباه «ماشین» برچسب زده نشده و تنها ۹/۷ درصد از دادگان «ماشین» به اشتباه «چهره» برچسب خورده‌اند.

Output Class	Target Class		
	0	1	2
0	2088 40.3%	0 0.0%	100% 0.0%
1	504 9.7%	2592 50.0%	83.7% 16.3%
	80.6% 19.4%	100% 0.0%	90.3% 9.7%

شکل ۴-۱۶- ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی برای ۲۶ ویژگی مستخرج از ۲ کانال

۷-۴- جمع‌بندی

در فصل چهارم نتیجه‌ی تک‌تک مراحل پیش‌پردازش و پردازش تشریح شده در فصل سوم آورده شده‌است. پس از بررسی شهودی میانگین‌های بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد، به بررسی آماری ویژگی‌های مستخرج از سیگنال در گروه‌های تحت مطالعه و در نهایت طبقه‌بندی این گروه‌ها با استفاده از ویژگی‌های منتخب پرداخته شد. در فصل بعد پیشنهادهایی برای ادامه‌ی مسیر این پژوهش داده خواهد شد.

۵- فصل پنجم

نتیجه‌گیری نهایی و پیشنهادات

۵-۱- مقدمه

در این فصل پس از یک نتیجه‌گیری کلی و جمع‌بندی اقدامات صورت گرفته در پژوهش، پیشنهاداتی به منظور افق‌های پیش‌رو برای انجام پژوهش‌های بعدی مطرح می‌گردد.

۵-۲- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

پایان‌نامه‌ی «پیاده‌سازی تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی و مقایسه‌ی آماری ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به منظور شناسایی تصاویر چهره از تصاویر ماشین» در پنج فصل تهیه و تنظیم شد. در این پنج فصل که از پیش‌گفتار و مقدمه آغاز می‌شود، پس از بررسی کارهای صورت گرفته در پژوهش‌های پیشین به ترتیب از تشریح ساختار ساختمان داده و طراحی تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی آغاز کرده و پس از بیان روش‌های پیش‌پردازشی و پردازشی به بیان نتایج هریک از این مراحل پرداخته می‌شود.

تکلیف طراحی شده در این پژوهش به صورت دیداری بود که در آن شرکت‌کنندگان بایستی از میان تصویر نمایش داده شده در هر آزمایش^۱ انتخاب می‌کردند که آیا تصویر یک ماشین را رؤیت نموده‌اند یا تصویر چهره‌ی انسان. در مرحله‌ی بعد دادگان سیگنال مغزی ثبت شده از ۱۶ شرکت‌کننده که به تکلیف طراحی شده پاسخ داده بودند پیش‌پردازش شد.

سیگنال‌های مغزی در مرحله‌ی پیش‌پردازش گام‌هایی چون کاهش نرخ نموبرداری، مرجع‌دهی دوباره‌ی سیگنال، حذف خط‌پایه، فیلترینگ، تجزیه به مؤلفه‌های مستقل و حذف مؤلفه‌های قلبی و چشمی، دوره‌بندی زمانی یا همان ایپاک کردن و در ادامه حذف خودکار ایپاک‌های بد و ایپاک‌های با پاسخ نادرست را گذراندند. در این مرحله پتانسیل‌های وابسته به رخداد تحریک برای همه‌ی افراد رسم و میانگین بزرگ آن‌ها در حالات مختلف مورد بررسی قرار گرفت.

^۱ trial

در گام بعد پس از استخراج ویژگی‌ها از سیگنال و بررسی چند مشخصه‌ی آماری ویژگی‌های استخراج شده، به منظور سنجش وجود تفاوت‌های آماری معنی‌دار میان گروه‌های تحت مطالعه آزمون غیرپارامتری فریدمن بر روی داده‌های پیاده‌سازی شد.

با نتایج به دست آمده از آزمون تعقیبی، «حالات» همدوسی بالا با اولویت‌بندی مکانی (۱) و همدوسی پایین بدون اولویت‌بندی مکانی (۴) و «حالات» همدوسی بالا بدون اولویت‌بندی مکانی (۲) و همدوسی پایین بدون اولویت‌بندی مکانی (۴) به ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین تفاوت‌های آماری را نشان دادند. بنابراین تفاوت در اولویت‌بندی مکانی اثر بیشتری بر سازوکار داشته و تمایز بیش‌تری ایجاد می‌کند.

نتایج پتانسیل‌های وابسته به رخداد نشان داد که در تمامی پتانسیل‌های وابسته به رخداد، مولفه‌ی P300 مشاهده می‌شود. همچنین مشاهده شد که پتانسیل‌های مربوط به مشاهده‌ی «چهره» عموماً از دامنه‌ی بالاتری نسبت به حالت «ماشین» برخوردارند. از طرفی اما شکل موج کلی هردو حالت «چهره» و «ماشین» الگوی یکسانی دارد. در ضمن می‌توان مولفه‌ی N170 را نیز در فاصله‌ی زمانی ۱۳۰-۲۰۰ میلی‌ثانیه در شکل موج‌ها تشخیص داد. این مولفه در مناطق پس سری زیرین حین مشاهده‌ی محرک چهره نسبت به ماشین دامنه‌ی بیشتری داشت که این نتیجه با مطالعات پیشین در مورد ارتباط مولفه‌ی N170 و پردازش تصویر چهره همسو است [13]. بر این اساس دوره‌ی زمانی مورد استفاده برای استخراج ۱۸ ویژگی زمانی (از ۲۶ ویژگی) در گام بعد، دوره‌ی زمانی رخداد مولفه‌ی N170 در نظر گرفته شد. همچنین، دو کانال TP9 و TP10 به عنوان کانال‌های منتخب برای استخراج ویژگی در مرحله‌ی طبقه‌بندی مد نظر قرار گرفت.

در مورد پاسخ‌های صحیح در برابر غلط، به طور کلی به استثنای کانال PO8 دامنه‌ی مولفه‌ی P300 در میانگین بزرگ پتانسیل‌های وابسته به رخداد در پاسخ‌های غلط از پاسخ‌های صحیح بیشتر است. این امر می‌تواند با میزان اطمینان فرد از انتخاب پاسخ ارتباط داشته باشد. به عنوان مثال می‌توان فرض کرد که فرد هنگامی که پاسخ غلط می‌دهد، اطمینان کمتری از پاسخ خود داشته و به همین علت، حین تصمیم‌گیری توجه او بیشتر درگیر شده تا بتواند با استفاده از شواهد دیداری که از محرک دریافت می‌کند، میزان اطمینانش از یکی از دو گزینه‌ای که پیش رو دارد را به آستانه‌ی تصمیم‌گیری رسانده و تصمیم نهایی را اتخاذ کند.

در نتیجه‌ی انجام پژوهش مشخص شد که با تعریف کردن یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی و ثبت سیگنال مغزی شرکت‌کنندگان در تکلیف و با استخراج و استفاده از ویژگی‌های بخش ۵-۳-۱، می‌توان به آموزش یک شبکه عصبی چون شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF) پرداخته و به طبقه‌بندی با درصد صحت قابل قبولی چون ۹۰/۳٪ دست یافت. در نتیجه این امر می‌توان اذعان کرد که این ویژگی‌ها و الگوریتم می‌تواند با درصد صحت خوبی بدون آگاهی از محرک نمایش داده شده به شخص و تنها با استفاده از سیگنال‌های مغزی چپستی محرک نمایش داده شده را پیش‌بینی کند.

در نتیجه‌ی مباحث تشریح شده در بالا، می‌توان کارهایی مشابه همین پژوهش را انجام داده و ماشین یا حتی شبکه‌ی آموزش دیده‌ی نهایی را به سیستم‌هایی نظیر سیستم‌های واسط مغز-رایانه داد. بنابراین این سیستم‌ها با صحت قابل قبولی قادر خواهند بود تنها با سیگنال مغزی شخص ببینند و با دادگان استخراج شده از سیگنال مغزی همچون مغز تصمیم‌گیری کنند.

۳-۵- افق‌های پیش‌رو (پیشنهادهای)

در پایان با توجه به تجارب کسب شده و نیز نتیجه‌ی به دست آمده در این پژوهش، پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده ارائه می‌گردد. برخی از این افق‌های پیش‌رو در طول و برخی در عرض پژوهش انجام شده می‌باشند.

یکی از چالش‌های موجود در سیستم‌های واسط مغز-رایانه بروز خطا در این سیستم‌هاست. یکی از خطاهای معروف موسوم به خطای پاسخی بوده که ناشی از اشتباه کاربر می‌باشد. با توجه به نتایج به دست آمده از این پژوهش، وقتی که فرد در پاسخ به تکلیف تصمیم‌گیری، تصمیم اشتباهی اتخاذ می‌کرد، مولفه‌ی P300 با دامنه‌ی بیشتری نسبت به حالت درست در سیگنال وی ظاهر می‌شد. پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آتی این معیار (دامنه‌ی مولفه‌ی P300) و معیارهای دیگری چون اطمینان کاربر از پاسخ و ... حین تصمیم‌گیری مورد ارزیابی دقیق‌تری قرار گرفته تا سیستم نهایی علاوه بر توانایی تشخیص پاسخ کاربر بتواند صحیح یا غلط بودن آن را نیز مشخص کند.

از جمله موانع بهره‌برداری از ایده‌هایی چون این پژوهش در عمل، هزینه زمانی و محاسباتی سنگین برخی الگوریتم‌ها و رویه‌هاست. چرا که گاهی لازم است تا داده به صورت برخط دریافت

شده و مراحل پیش‌پردازش و پردازش روی آن اعمال و پاسخ نهایی سیستم به کاربر بازخورد داده شود. از جمله کارهای پسین در دنباله این پژوهش می‌توان به بهینه‌سازی الگوریتم‌های به کار گرفته شده در جهت فایق آمدن به این مشکلات نام برد.

یکی از پژوهش‌های پیشنهادی در راستای کلیت همین پژوهش می‌تواند بررسی اثر نویز داخلی^۱ شبکه‌ی عصبی مغز انسان در یک تکلیف تصمیم‌گیری ادراکی دیداری همچون تکلیف همین پژوهش باشد. به عبارتی تصاویر نمایش داده شده باید ترکیبی برابر از فاز هر دو تصویر چهره و ماشین باشد و در عین حال این واقعیت به شرکت‌کننده گفته نشود تا او خود تصمیم بگیرد که کدام یک از این دو را دیده است. به این ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که آیا نتایج مقاله‌ی [7] برای یک چنین تکلیفی نیز برقرار است یا خیر. همچنین می‌توان مدل بهتری از نحوه‌ی تصمیم‌گیری مغز در این مواقع ارائه کرد. در نتیجه می‌توان درصد صحت پیش‌بینی تصمیم‌گیری اتخاذ شده را نیز بهبود بخشید.

با توجه به این که نتایج مربوط به SVM و ویژگی‌های منتخب با استفاده از آنالیزهای آماری نتایج چشم‌گیری نبود، پیشنهاد دیگر استفاده از الگوریتم‌هایی به غیر از الگوریتم‌های آماری به جهت یافتن بهترین و مناسب‌ترین ویژگی‌ها برای این طبقه‌بند است. برای مثال می‌توان از یک الگوریتم هوش تکاملی استفاده کرد که در آن کروموزوم‌ها برابر با ویژگی‌های مختلف بوده و مبنای تکامل افزایش حاشیه‌ی بردار پشتیبان باشد. بدین گونه و با یافتن ویژگی‌های مناسب برای طبقه‌بندی با SVM، می‌توان برای تحقق هدف پژوهش الگوریتمی با بار محاسباتی کمتری نسبت به شبکه‌های عصبی ارائه داد.

¹ internal noise

منابع و مراجع

- [1] Y. Si *et al.*, “Predicting individual decision-making responses based on single-trial EEG,” *Neuroimage*, 2020, doi: 10.1016/j.neuroimage.2019.116333.
- [2] R. Ratcliff and G. McKoon, “The diffusion decision model: Theory and data for two-choice decision tasks,” *Neural Computation*. 2008, doi: 10.1162/neco.2008.12-06-420.
- [3] J. S. Kumar and P. Bhuvaneswari, “Analysis of electroencephalography (EEG) signals and its categorization - A study,” 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.06.298.
- [4] “Different Types of Brain Waves: Delta, Theta, Alpha, Beta, Gamma : Itsu Sync, Brainwave Entrainment and Binaural Beats.” <https://itsusync.com/different-types-of-brain-waves-delta-theta-alpha-beta-gamma-ezp-9> (accessed Jun. 29, 2020).
- [5] Y. K. Georgie, C. Porcaro, S. Mayhew, A. P. Bagshaw, and D. Ostwald, “A perceptual decision making EEG/fMRI data set,” *bioRxiv*, p. 253047, 2018, doi: 10.1101/253047.
- [6] H. R. Heekeren, S. Marrett, P. A. Bandettini, and L. G. Ungerleider, “A general mechanism for perceptual decision-making in the human brain,” *Nature*, 2004, doi: 10.1038/nature02966.
- [7] S. Amitay *et al.*, “Human Decision Making Based on Variations in Internal Noise: An EEG Study,” *PLoS One*, 2013, doi: 10.1371/journal.pone.0068928.
- [8] M. G. Philiastides and P. Sajda, “EEG-informed fMRI reveals spatiotemporal characteristics of perceptual decision making,” *J. Neurosci.*, 2007, doi: 10.1523/JNEUROSCI.3540-07.2007.
- [9] S. Gherman and M. G. Philiastides, “Human VMPFC encodes early signatures of confidence in perceptual decisions,” *Elife*, 2018, doi: 10.7554/eLife.38293.
- [10] S. C. Dakin, R. F. Hess, T. Ledgeway, and R. L. Achtman, “What causes non-monotonic tuning of fMRI response to noisy images?,” *Current Biology*. 2002, doi: 10.1016/S0960-9822(02)00960-0.

- [11] J. V. Stone, "Independent component analysis: An introduction," *Trends in Cognitive Sciences*. 2002, doi: 10.1016/S1364-6613(00)01813-1.
- [12] A. Tharwat, "Independent component analysis: An introduction," *Appl. Comput. Informatics*, pp. 1–15, 2018, doi: 10.1016/j.aci.2018.08.006.
- [13] G. A. Rousselet, M. J. M. Macé, and M. Fabre-Thorpe, "Animal and human faces in natural scenes: How specific to human faces is the N170 ERP component?," *J. Vis.*, 2004, doi: 10.1167/4.1.2.
- [14] I. Kalatzis, N. Piliouras, E. Ventouras, C. C. Papageorgiou, A. D. Rabavilas, and D. Cavouras, "Design and implementation of an SVM-based computer classification system for discriminating depressive patients from healthy controls using the P600 component of ERP signals," *Comput. Methods Programs Biomed.*, 2004, doi: 10.1016/j.cmpb.2003.09.003.
- [15] C. K. Loo, A. Samraj, and G. C. Lee, "Evaluation of methods for estimating fractal dimension in motor imagery-based brain computer interface," *Discret. Dyn. Nat. Soc.*, 2011, doi: 10.1155/2011/724697.
- [16] <http://liinc.bme.columbia.edu>
- [17] <http://faces.kyb.tuebingen.mpg.de>

[۱۸] تیمورتاش، آتنا؛ تعیین سطح توجه ماندگار دیداری با استفاده از سیگنال الکتروانسفالوگرام، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۹۳.

[۱۹] دینی، حسین؛ بررسی ارتباطات کارکردی در سیگنال الکتروانسفالوگرام کودکان کم توجه-بیش فعال حین شناخت هیجان چهره، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۹۷.

Abstract

6- Abstract

Abstract

There are situations in which someone must decide to choose between multiple options provided by their sensory information. The way this decision is made has a direct impact on a person's social relationships, as well as, their personal relationships. The act of deciding based on available sensory information is called "Perceptual Decision Making" which is the base topic of this project. Firstly, a perceptual decision-making task based on visual stimulus, consisting of "face" and "car" pictures, has been designed. Moreover, the brain signals acquired from 16 mentally healthy people participating in the designed task are then used for further pre-processing and processing steps to make it possible to reach the final aim of distinguishing car photos from face photos using brain signals. In the first place, the EEG signals went through pre-processing steps such as down-sampling, baseline removal, re-referencing, filtering in order to remove noise, and Independent Component Analysis (ICA) to remove components not related to the brain's physiological activity. As the last pre-processing step the signals are epoched and prepared for the next stage, processing. In this stage, after extracting XX features from the clean pre-processed EEG, the statistical distribution of the data is inspected and as the results show that the distribution is not normal, Friedman's non-parametric test is used. Finally, the data matrices that pass the Friedman's test are given to a Support Vector Machine (SVM) as the input. The SVM is meant to predict the data given by labeling it as "car" or "face" after it's trained by the input data.

As a result, XX unique features were distinguished as being statistically different by the test and the SVM reached the accuracy of XX% predicting the label of given data.

Key Words:

electroencephalogram(EEG), perceptual decision making, biological signal processing, task implementation, machine learning



**Amirkabir University of Technology
(Tehran Polytechnic)**

Department of Biomedical Engineering

BSc Thesis

**Implementation of a perceptual decision
making task and statistical comparison of features
extracted from electroencephalogram
signals to identify face pictures from car pictures**

**By
Ali Barzegar Khanghah**

**Supervisor
Dr. Farnaz Ghassemi**

2020