



دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی برق

پایان نامه کارشناسی

گرایش کنترل

عنوان

بررسی میزان هوشیاری راننده با استفاده از سیگنال های حیاتی EEG

نگارش

یلدا فروتن

استاد راهنما

دکتر محمداعظم خسروی

دکتر هاجر عطریانفر

آبان ۹۶



دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دانشکده مهندسی برق

به نام خدا

صورت جلسه دفاع از پروژه کارشناسی

جلسه دفاعیه پروژه کارشناسی دانشجوی زیر

نام و نام خانوادگی	شماره دانشجویی	گرایش	نیمسال ثبت نام پروژه
یلدا فروتن	۹۱۳۳۰۷۷	کنترل	نیمسال اول ۹۵-۹۶

با عنوان پروژه: بررسی میزان هوشیاری راننده با استفاده از سیگنال های حیاتی

EEG

و نوع پروژه: شبیه سازی کامپیوتری

در تاریخ، ساعت، در محل، برگزار شد و نتیجه دفاعیه به شرح زیر اعلام می گردد:

قبول با نمره

مردود با نمره

کار ناتمام است و باید ادامه یابد.

اساتید راهنمای پروژه:

دکتر محمداعظم خسروی	امضا:
دکتر هاجر عطریانفر	امضا:

داوران پروژه:

دکتر محمدباقر منهاج	امضا:
---------------------	-------

در صورت عدم احراز نمره قبولی، ضمن تحویل این برگه به دفتر آموزش دانشکده، برگه جدید برای دفاع مجدد تهیه و در اختیار استادان راهنما و داوران قرار گیرد.

این جانب یلدا فروتن متعهد می‌شوم که مطالب مندرج در این پایان‌نامه حاصل کار پژوهشی این جانب 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 پایان‌نامه 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 پایان‌نامه 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 پایان‌نامه بدون موافقت کتبی دانشگاه صنعتی امیرکبیر ممنوع است. نقل مطالب با ذکر مآخذ بلامانع است.

یلدا فروتن

امضا

- تقدیم به پدر و مادر عزیز

و برادر دلسوزم

چکیده

خستگی ذهنی راننده یکی از علل اصلی حوادث جاده‌ای است. بیش از ۳۰ درصد حوادث به علت خواب‌آلودگی و خستگی راننده اتفاق می‌افتد. از همین رو، شناسایی ابزارها و روش‌هایی به‌منظور تشخیص زودهنگام خواب‌آلودگی راننده از اهمیت بسیاری در پیشگیری حوادث برخوردار است. در این میان استفاده از روش‌های بیولوژیکی مانند EEG می‌تواند از جمله معتبرترین روش‌ها باشد.

مطالعه حاضر با استفاده از داده‌های پایگاه Physionet بوده و شامل اطلاعات خواب ۶۱ نفر است که در این میان، ۲۱ گزارش از آن‌ها برای پیشبرد این پروژه مفید بوده است. پس از دستیابی به این داده‌ها، با استفاده از فیلتر میان‌گذر باترورث، داده‌ها به پنج زیرباند فرکانسی تقسیم شده و ویژگی‌های کمینه، بیشینه، میانگین، انحراف معیار، انرژی و آنتروپی را برای آن‌ها در یک بعد محاسبه گشته‌اند. سپس از این ویژگی‌ها برای آموزش سه طبقه‌بند SVM، KNN و DT استفاده شده‌است. سپس با استفاده از اعتبارسنج k-Fold Cross Validation، طبقه‌بندها تحت آزمایش قرار گرفته‌اند. در نهایت طبقه‌بند درخت تصمیم توانست با دقت 95.2 درصد، مرحله بیداری و یا خواب‌آلودگی راننده را تشخیص دهد.

واژه‌های کلیدی:

راننده، خواب‌آلودگی، EEG، SVM، KNN، DT، طبقه‌بند، k-Fold Cross Validation

صفحه	فهرست عناوین
۱.....	۱ فصل اول مقدمه.....
۶.....	۲ فصل دوم ثبت سیگنال های الکترومغزنگاری در حین خواب.....
۷.....	مقدمه.....
۷.....	۱.۲ رابط مغز-رایانه.....
۸.....	۲.۲ سیگنال الکتروانسفالوگرام و مشخصات آن.....
۹.....	۱.۲.۲ برخی از خصوصیات سیگنال الکتروانسفالوگرام.....
۹.....	۱.۱.۲.۲ خصوصیات امواج مغزی.....
۱۲.....	۲.۱.۲.۲ روش های ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام.....
۱۲.....	۳.۱.۲.۲ نحوه چیدمان الکترودها.....
۱۳.....	۴.۱.۲.۲ نکات قابل توجه در طراحی یک دستگاه الکتروانسفالوگرام.....
۱۳.....	۵.۱.۲.۲ کاربردهای دستگاه الکتروانسفالوگرام.....
۱۴.....	۲.۲.۲ استفاده از الکتروانسفالوگرام در رابط مغز-رایانه.....
۱۶.....	۳.۲ نحوه آنالیز سیگنال های الکتروانسفالوگرام در حین خواب.....
۱۶.....	۴.۲ مونتاژ.....
۱۸.....	۵.۲ مرحله بندی خواب.....
۱۸.....	۱.۵.۲ مرحله صفر.....
۱۹.....	۲.۵.۲ مرحله یک.....
۱۹.....	۳.۵.۲ مرحله دو.....
۲۰.....	۴.۵.۲ مرحله سه.....
۲۰.....	۵.۵.۲ مرحله چهار.....
۲۰.....	۶.۵.۲ خواب REM.....
۲۱.....	۳ فصل سوم ابزارهای پردازشی و محاسباتی.....
۲۲.....	۱.۳ پایگاه اطلاعاتی.....
۲۲.....	۲.۳ استخراج ویژگی.....
۲۳.....	۱.۲.۳ ویژگی های حوزه زمان.....
۲۳.....	۱.۱.۲.۳ کمینه و بیشینه سیگنال.....
۲۳.....	۲.۱.۲.۳ متوسط سیگنال.....
۲۴.....	۳.۱.۲.۳ واریانس و انحراف معیار.....
۲۴.....	۲.۲.۳ ویژگی های حوزه فرکانسی.....
۲۴.....	۱.۲.۲.۳ انرژی سیگنال.....
۲۵.....	۲.۲.۲.۳ آنتروپی.....
۲۶.....	۳.۳ طبقه بندی.....

۱.۳.۳	ماشین‌های بردار پشتیبان.....	۲۶
۱.۱.۳.۳	ماشین‌های بردار پشتیبان خطی.....	۲۷
۲.۱.۳.۳	ماشین‌های بردار پشتیبان غیرخطی.....	۳۰
۲.۳.۳	k-نزدیکترین همسایه.....	۳۱
۳.۳.۳	درخت تصمیم.....	۳۳
۴,۳	روش اعتبارسنجی K-Fold Cross Validation.....	۳۵
۴	فصل چهارم روش‌های پیاده‌سازی شده و نتایج.....	۳۶
۱.۴	جمع‌آوری داده‌ها.....	۳۷
۲.۴	فیلتر کردن.....	۳۹
۳.۴	ساخت ماتریس با استفاده از ویژگی‌ها.....	۴۱
۴.۴	استفاده از طبقه‌بند.....	۴۲
۱.۴.۴	آموزش و اعتبارسنج طبقه‌بند.....	۴۲
۵,۴	نتایج.....	۴۳
۱.۵.۴	تغییر k اعتبارسنج.....	۵۰
۶.۴	جمع‌بندی.....	۵۵
۷.۴	پیشنهادهای.....	۵۶

۱

فصل اول

مقدمه

خواب پدیده‌ای است که انسان از بدو تولد خود با آن روبه‌رو بوده به گونه‌ای که عملاً ۴۰ درصد از طول عمر انسان در این حالت بیوفیزیکی می‌گذرد. خواب در واقع یکی از حالات فیزیولوژیک انسان بوده که در آن انسان موقتاً هوشیاری خود را از دست می‌دهد. این پدیده طبیعی در کنار بیماری‌ها و حالات غیرطبیعی تغییر شکل نشان می‌دهد؛ بنابراین مطالعه ارتباط آن با پدیده‌های پاتولوژیک اهمیت فراوان دارد. بدیهی است که برای شناخت ارتباط بین بیماری‌ها و حالات پاتولوژیک با خواب باید ابتدا خواب نرمال را شناخت [۱].

مطالعات فیزیولوژیکی نشان داده است که پدیده خواب در اثر بروز تغییراتی متناوب در ساختار هیپوتالاموس^۱ به وجود آمده که در تمام موجودات زنده به چشم می‌خورد و این دوره تناوب در انسان در حدود ۲۴ ساعت می‌باشد. علاوه بر این، پدیده خواب ارتباط نزدیکی با اسیلاتورهای مغزی که تنظیم‌کننده حرارت و ریتم فعالیت یا استراحت موجودات زنده می‌باشد، دارد [۲].

با در نظر گرفتن مطالب فوق و توجه به ارتباط تنگاتنگ سیگنال الکتروآنسفالوگرام^۲ با فعالیت الکتریکی مغز، می‌توان نتیجه گرفت که می‌توان با که مطالعه این سیگنال در حین خواب، اطلاعات کمی و کیفی ارزنده‌ای در مورد پدیده خواب و نحوه تحولات فعالیت الکتریکی مغز آورد [۱].

از مدت‌ها پیش خواب انسان بر اساس شکل سیگنال الکتروآنسفالوگرام و تغییرات آن و در بعضی موارد با توجه به سایر بیوپتانسیل‌ها مانند الکترومیوگرام^۳ و الکترواکلوگرام^۴ به مراحل طبقه‌بندی شده و علاوه بر این اثر بعضی بیماری‌ها روی این سیگنال‌ها به صورت تجربی تحت بررسی قرار گرفته است. خواب‌آلودگی و تأثیرات منفی آن بر کارهای روزمره افراد نیز خصوصاً در بحث سوانح رانندگی از جمله موضوعات قابل تعمق در مطالعات اخیر می‌باشد [۲].

خواب‌آلودگی رانندگان یکی از عوامل تأثیرگذار در وقوع تصادفات رانندگی در جاده‌های ایران و سراسر جهان است، که همه ساله قربانیان زیادی می‌گیرد. خواب‌آلودگی راننده فرآیندی است که در آن به علت

¹ Hypothalamus

² Electroencephalogram (EEG)

³ Electromyogram (EMG)

⁴ Electrooculogram (EOG)

خستگی یا کم‌خوابی، سطح هوشیاری راننده کاهش یافته و حتی ممکن است راننده کاملاً به خواب رود. در بعضی از موارد ممکن است راننده برای مدت کوتاهی در حدود چند ثانیه به خواب رفته و به سرعت بیدار شود بدون آنکه تغییری در وضعیت خودرو به وجود آید. به این گونه خواب‌ها که بعضاً با پایین افتادن سر همراه است ریزخواب^۱ گفته می‌شود. خواب‌آلودگی در حالت رانندگی در واقع ترکیبی است از بی‌خوابی، طولانی بودن زمان رانندگی و یا رانندگی در شرایط دشوار مثل رانندگی در شب، باران، مه و ترافیک‌های سنگین که موجب تصادفات رانندگی خواهد شد. لذا جلوگیری از تصادفات رانندگی ناشی از خواب‌آلودگی در پشت فرمان اتومبیل می‌تواند نقش مهمی در کاهش خسارات جانی و مالی ناشی از تصادف ایفا کند [۳].

لازم به ذکر است که تشخیص خواب‌آلودگی فقط در حیطه رانندگی کاربرد نداشته بلکه در زمینه‌هایی که از حساسیت زیادی برخوردار هستند و نیاز به هوشیاری کامل دارند نیز دارای اهمیت می‌باشد. از جمله این زمینه‌ها می‌توان به مشاغل پروازی و خلبانی، سیستم‌های مراقبتی و نظارتی و سامانه‌های نظامی اشاره کرد [۴].

مرحله نخست برای مطالعه سیگنال الکتروانسفالوگرام در هنگام خواب، جمع‌آوری داده‌ها شامل ثبت اطلاعات خام سیگنال الکتروانسفالوگرام بوده که از الکترودها در مکان‌های مشخصی از مغز گرفته می‌شود و عملاً ورودی سیستم را تشکیل می‌دهد. اقدام بعدی پیش‌پردازش^۲ بر روی داده‌ها به منظور حذف حداکثری نویز از آن‌ها و آماده سازی سیگنال جهت طبقه‌بندی^۳ و سایر پردازش‌های موردنیاز می‌باشد، پس از آن در سومین گام نیاز است تا با استخراج ویژگی‌هایی که تا حد امکان نسبت به نویز مقاوم بوده و در مقابل نسبت به تغییرات موردنظر در سیگنال الکتروانسفالوگرام حساس هستند، بار دیگر تأثیر خطا^۴ و نویزها را کاهش داد. در آخرین مرحله، از طبقه‌بندی^۵ برای طبقه‌بندی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام استفاده می‌گردد. در این مرحله به بررسی طبقه‌بندهای مختلف پرداخته و تأثیر هر یک

¹ Microsleep

² Pre-processing

³ Classification

⁴ Artifact

⁵ Classifier

در تفکیک سیگنال‌ها بررسی می‌شود. انتخاب طبقه‌بندی که دارای قابلیت خوبی در ایجاد تمایز بین ویژگی‌های استخراج شده می‌باشد تأثیر بسزایی در ایجاد یک رابط مغز-رایانه^۱ با دقت و صحت مناسب خواهد داشت [۳].

در این پایان‌نامه به دلیل مشکلات ناشی از تهیه سخت‌افزارهای لازم، مرحله نمونه‌برداری مستقیماً انجام نگردید بلکه به‌عنوان یک جایگزین از مجموعه داده‌های مربوط به مراحل خواب در پایگاه داده PhysioNet [۵] موردتوجه قرار گرفت و بر مبنای آن یکی از معضلات جوامع امروزی که خواب‌آلودگی در رانندگی می‌باشد، بررسی شد. سپس به پیش‌پردازش داده‌های نمونه‌برداری شده پرداخته شد.

پیش‌پردازش‌های انجام‌شده در این پایان‌نامه شامل جدا کردن دو حالت بیداری و خواب‌آلودگی و فیلتر کردن سیگنال‌های نمونه‌برداری شده از ۲۱ سوژه می‌باشد. پس از آن ویژگی‌هایی برای تمیز دادن سیگنال‌ها استخراج گردید. این ویژگی‌ها توسط طبقه‌بندهای ماشین‌های بردار پشتیبان^۲، K-نزدیک‌ترین همسایه^۳ و درخت تصمیم^۴ طبقه‌بندی شدند تا در نهایت بتوان قادر به تشخیص خواب‌آلودگی سوژه‌های دیگر بود [۵].

در فصل دوم این پایان‌نامه پس از طرح مسئله موضوع خواب‌آلودگی راننده با سیگنال‌های الکتروآنسفالوگرام و روش ثبت سیگنال‌های الکتروآنسفالوگرام هنگام خواب آشنا می‌شویم. فصل سوم این پایان‌نامه به ارائه پایه‌های ریاضی الگوریتم‌های بکار گرفته‌شده در مراحل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی اختصاص داده شده است. در نهایت نتایج مربوط به طبقه‌بندی سیگنال‌های مورد استفاده در این پایان‌نامه با به‌کارگیری الگوریتم‌های ارائه شده در فصل سوم و مقایسه بین این نتایج به‌منظور یافتن بهترین ترکیب از الگوریتم‌های پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی در فصل چهارم ارائه می‌گردند. نتیجه‌گیری و روش‌های پیشنهادی برای بهبود عملکرد سیستم نیز در فصل چهارم به بحث گذاشته شده است.

¹ Brain-Computer Interface (BCI)

² Support Vector Machines (SVM)

³ k-Nearest Neighbor (KNN)

⁴ Decision Tree (DT)

۲

فصل دوم

ثبت سیگنال‌های الکترومغزنگاری در حین خواب

مقدمه

این فصل ابتدا به معرفی منشأ و ماهیت سیگنال‌های مغز و خصوصیات اصلی این سیگنال که به‌عنوان یک وسیله ارتباط مغز-رایانه می‌باشد، اشاره می‌کند. در ادامه به بیان چگونگی ثبت سیگنال الکتروآنسفالوگرام در زمان خواب و تعریف مونتاژ پرداخته و در انتها نیز مراحل مختلف خواب و سایر پارامترهای موردنیاز را بیان می‌شود.

۱.۲ رابط مغز-رایانه

در طی دو دهه گذشته تعداد گروه‌های پژوهشی که بر روی رابط‌های مغز-رایانه کار می‌کنند، افزایش یافته‌است. کشف یافته‌های جدید درباره عملکرد مغز، ارزان شدن و در دسترس بودن تجهیزات رایانه‌ای و نیاز افراد معلول به این سیستم ارتباطی باعث بیشتر شدن این گروه‌های تحقیقاتی شده است. امروزه، سیستم‌های رابط مغز-رایانه یک روش ارتباطی بدون دخالت ماهیچه را در اختیار بشر قرار می‌دهند تا بتوان مستقیماً با محیط پیرامون ارتباط برقرار کرد. یک سیستم رابط مغز-رایانه از مجموعه‌ای از حسگرها و اجزای پردازش سیگنال تشکیل می‌شود که فعالیت مغزی فرد را مستقیماً به یک سری سیگنال‌های ارتباطی یا کنترلی تبدیل می‌کند. این فناوری یک واسطه مستقیم بین مغز و رایانه فراهم می‌سازد [۴].

شاید بتوان گفت که پرکاربردترین سیستم رابط مغز-رایانه که هم‌اکنون در زمینه‌های مختلف به کار گرفته شده است، رابط‌های مغز-رایانه بر اساس سیگنال الکتروآنسفالوگرام می‌باشد. در این سیستم جریان‌های الکتریکی ناشی از فعالیت سلول‌های مغزی در سطح سر دریافت، شناسایی و طبقه‌بندی می‌شود. با پردازش این سیگنال‌ها می‌توان تا حدود زیادی به شرایطی که مغز در آن به سر می‌برد، آشنا شد و از این طریق بین فرد با رایانه ارتباط برقرار کرد [۴].

سیگنال الکتروآنسفالوگرام به دلیل اینکه مغز، مرکز فرماندهی و تصمیم‌گیری حرکات و فعالیت‌های ارادی و قسمت زیادی از فعالیت‌های غیرارادی است حاوی اطلاعات بسیار غنی و زیادی از قسمت‌های مختلف بدن می‌باشد. در اکثر افراد بیمار حتی در مورد بیمارانی که دچار ضایعه مغزی شده‌اند، این سیگنال‌ها با اطمینان قابل‌دسترسی بوده ضمن اینکه به لحاظ اقتصادی نسبتاً مقرون‌به‌صرفه است و نیاز

به آموزش سنگین فرد برای کار با دستگاه نیست. درنتیجه شاید بتوان گفت بهترین گزینه برای استفاده از رابط مغز-رایانه، کاربرد سیگنال الکتروآنسفالوگرام آن می‌باشد [۳].

۲.۲ سیگنال الکتروآنسفالوگرام و مشخصات آن

الکتروآنسفالوگرام با استفاده از یک سری الکترودها که در سطح مغز قرار می‌گیرند، فعالیت‌های الکتریکی مغز را اندازه‌گیری می‌کند. الکترودها به‌منظور جمع‌آوری ولتاژ در مکان‌های خاصی از مغز قرار می‌گیرند. قبل از اینکه الکترودها در سطح پوست قرار گیرند یک ژل هادی به‌منظور کاهش مقاومت روی پوست سر مالیده می‌شود. خروجی این الکترودها به ورودی یک تقویت‌کننده وصل شده و سپس از فیلترهای بالا گذر و پایین‌گذر عبور داده می‌شود. تغییرات در جریان اکسیژن خون با میزان فعالیت‌های عصبی ارتباط دارد. زمانی که سلول‌های عصبی فعال هستند، اکسیژن حمل‌شده توسط هموگلوبین خون بیش‌تر مصرف می‌شود. پاسخ محلی به این کاهش اکسیژن افزایش جریان خون در ناحیه‌هایی است که فعالیت‌های عصبی زیاد است. از طرف دیگر در اثر فعالیت‌های عصبی و انتقال پیام‌های عصبی جریان الکتریکی تولید می‌شود که این جریان الکتریکی طبق قانون مارکوف^۱ یک میدان مغناطیسی را تولید می‌کند. با این توصیف روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری فعالیت‌های مغزی وجود دارد:

- توموگرافی گسیل پوزیترون^۲: این روش جریان خون مغز را اندازه‌گیری می‌کند.
 - تصویرسازی تشدید مغناطیسی کارکردی^۳: این روش سطح اکسیژن خون را اندازه‌گیری می‌کند.
 - الکتروآنسفالوگرام: این روش سیگنال‌های الکتریکی تولیدشده توسط مغز را اندازه‌گیری می‌کند.
- البته دقت مکانی سیگنال الکتروآنسفالوگرام پایین بوده ولی دقت زمانی آن بالا و در حد کمتر از چند میلی‌ثانیه می‌باشد. علاوه بر این روش به نسبت ارزان بوده و استفاده از آن نیز آسان می‌باشد. به دلیل این ویژگی‌ها اکثر رابط‌های مغز-رایانه از این روش برای ثبت فعالیت‌های مغز استفاده می‌کنند [۴].

¹ Markov

² Positron Emission Tomography (PET)

³ Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)

۱.۲.۲ برخی از خصوصیات سیگنال الکتروانسفالوگرام

مغز انسان دارای میلیاردها سلول عصبی است. این سلول‌ها برای برقراری ارتباط با یکدیگر و دیگر سلول‌های بدن، پیام‌های عصبی ردوبدل می‌کنند. پیام‌های عصبی ماهیت الکتریکی-شیمیایی داشته که در اینجا بیشتر ماهیت الکتریکی پیام‌های عصبی مدنظر است و به همین دلیل به آن سیگنال الکتریکی گفته می‌شود. جهت ثبت سیگنال‌های الکتریکی مغز می‌توان از دستگاه الکتروانسفالوگرام استفاده کرد. این دستگاه با استفاده از الکترودهایی که در سطح سر قرار می‌گیرند، سیگنال‌های الکتریکی مغز را ثبت می‌کند. الکترودها به منظور دریافت سیگنال در مکان‌های خاصی از سر قرار می‌گیرند. خروجی این الکترودها به ورودی تقویت‌کننده الکتروانسفالوگرام متصل می‌شود و پس از تقویت و فیلتر شدن، مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۱.۱.۲.۲ خصوصیات امواج مغزی

دامنه امواج مغزی قابل ثبت در سطح مجموعه بسیار ضعیف و در حدود ۱۰۰-۰ میکروولت و فرکانس آن‌ها در حدود ۱۰۰-۰/۵ هرتز است [۴]. امواج مغزی را می‌توان بر اساس فرکانس آن‌ها به دسته‌های زیر طبقه‌بندی کرد:

• امواج دلتا: ۴-۰/۵ هرتز

این موج کندترین موج مغزی انسان می‌باشد که تابه‌حال ثبت شده است. عموماً در نوزادان و کودکان خردسال دیده می‌شود. در طی رشد، تولید این موج کم شده و صرفاً در خواب تولید می‌شوند. عملکرد این امواج مغزی در فعالیت‌های ناخودآگاه اعضای بدن مانند هضم غذا و تنظیم ضربان قلب دیده می‌شود. تولید میزان مناسب از امواج دلتا در داشتن یک حس خوب و سر حال شدن بعد از یک خواب کامل شبانه کمک می‌کند. اگر فعالیت غیرنرمال در الگوی این امواج وجود داشته باشد، فرد دچار اختلال یادگیری یا مشکل در میزان هوشیاری می‌شود (مانند آسیب‌های مغزی) [۴].

• امواج تتا: ۸-۴ هرتز

این دامنه از موج در خیال‌بافی و خواب به وجود می‌آید. این امواج باعث تجربه حالات احساسی عمیق و اولیه در ارتباط فرد می‌باشند. فعالیت بسیار زیاد امواج تتا افراد را به سمت اختلال افسردگی سوق می‌دهد. سطح طبیعی امواج تتا باعث بهبود بینش، خلاقیت و احساس بهتر می‌شود. امواج تتا نمی‌توانند به‌خوبی در افرادی که ساعات کاری طولانی مدت دارند تولید شود [۵].

• امواج آلفا: ۸-۱۳ هرتز

این دامنه از موج، پلی بین تفکر هوشیارانه و تفکر غیر هوشیارانه ما می‌باشد. به عبارت دیگر امواج آلفا دامنه فرکانسی بین امواج بتا و تتا می‌باشند. اگر ما دچار استرس شویم دچار پدیده "انسداد آلفا" شده‌ایم که شامل فعالیت شدید بتا و کاهش فعالیت آلفا است [۵].

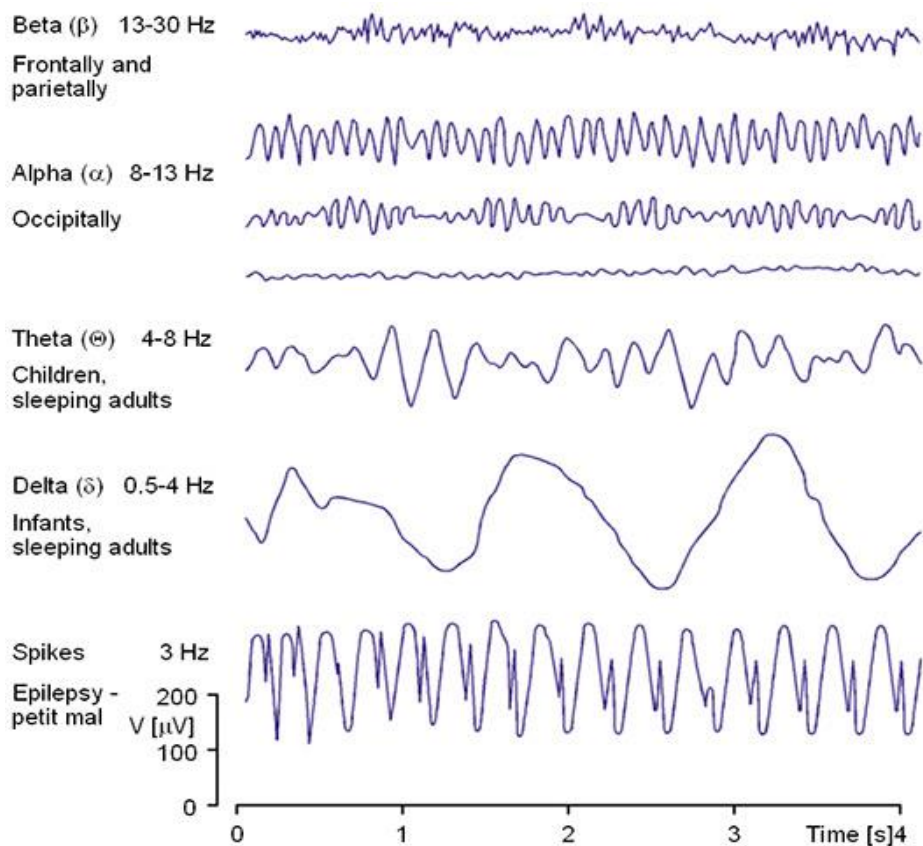
• امواج بتا: ۱۳-۳۰ هرتز

امواج بتا در گروه امواج با فرکانس بالا و دامنه موج پایین شناخته می‌شود که عمدتاً در هنگام بیداری دیده می‌شود. در هنگام تفکرات هوشیارانه، تفکرات منطقی و در زمان انجام فعالیت‌های حسی، داشتن میزان مناسبی از امواج بتا به ما اجازه می‌دهد تا کاملاً بتوانیم روی تکالیف مدرسه یا وظایف محل کارمان تمرکز نماییم. میزان بیش از حد این امواج منجر به تجربه استرس شدید یا اضطراب و دلواپسی می‌شود. میزان بیشتر این امواج همراه با سطح بالای هوشیاری است. زمانی که شما قهوه می‌نوشید یا تحریک دیگری دریافت می‌نمایید عملکرد بتای مغزی شما به صورت طبیعی بالا می‌رود [۶].

• امواج گاما: بیشتر از ۳۰ هرتز

این امواج در انجام وظایف سطح بالا مانند عملکردهای شناختی درگیر هستند. امواج گاما جهت یادگیری، حافظه و پردازش اطلاعات مهم می‌باشند. این تصور وجود دارد که امواج ۴۰ هرتزی گاما (بالاترین فرکانس مغزی) برای تلفیق حواس با درک و یادگیری مفاهیم جدید کاربرد دارند. این یافته وجود دارد که افرادی که مشکلات ذهنی و یا اختلال یادگیری دارند عملکرد پایین‌تر از نرمال در امواج گاما دارند [۵].

یکی از ویژگی‌های مهم امواج مغزی، رابطه معکوس میان فرکانس و دامنه است. به این معنی که با افزایش فرکانس موج، انتظار می‌رود که دامنه کاهش پیدا کند و برعکس. به عبارت دیگر، امواج مغزی با فرکانس بیشتر، دامنه کمتری دارند و موج‌های مغزی که فرکانس کمتری دارند در حالت طبیعی دامنه بلندتری خواهند داشت. مثلاً امواج دلتا کمترین موج مغزی انسان بوده ولی دارای بیش‌تری دامنه می‌باشند. در شکل ۱، ۲ امواج مختلف مغزی به و رابطه بین دامنه و فرکانس آن‌ها به تصویر کشیده شده است [۵].



شکل ۱،۲ انواع سیگنال‌های مغزی به تفکیک فرکانس [۵].

مقدار امواج فوق به عوامل متعددی از جمله وضعیت فعلی فرد (خواب بودن، بیدار بودن، باز یا بسته بودن چشم و...) سن، جنسیت و... بستگی دارد و متخصصان با توجه به این ویژگی‌ها، وضعیت افراد را موردبررسی قرار می‌دهند؛ اما به‌طور کلی می‌توان گفت که یک رابطه عمومی بین درجه فعالیت مغزی و فرکانس متوسط امواج الکتروآنسفالوگرام وجود دارد. بدین صورت که فرکانس متوسط امواج به‌تدریج با زیاد شدن درجه فعالیت مغز افزایش می‌یابد. در دستگاه‌های الکتروآنسفالوگرام بسته به کاربرد، ۳ تا ۲۵۶ عدد الکتروود روی پوست سر قرار می‌گیرد. برای کاربردهای بالینی معمولاً بین ۳۲-۸ کانال الکتروآنسفالوگرام موردنیاز است. به‌منظور کاهش امپدانس بین سطح الکتروود و پوست، از ژل استفاده می‌شود. بهترین مقدار امپدانس تماسی بین ۱ تا ۱۰ کیلو اهم است. امپدانس بیش از ۱۰ کیلو اهم می‌تواند سبب ایجاد خطا شود. علاوه بر این مواردی از قبیل خشک شدن ژل، عرق کردن پوست سر، حرکات فرد (پلک زدن، تنفس و...) در ثبت سیگنال‌ها تأثیر منفی دارند [۶].

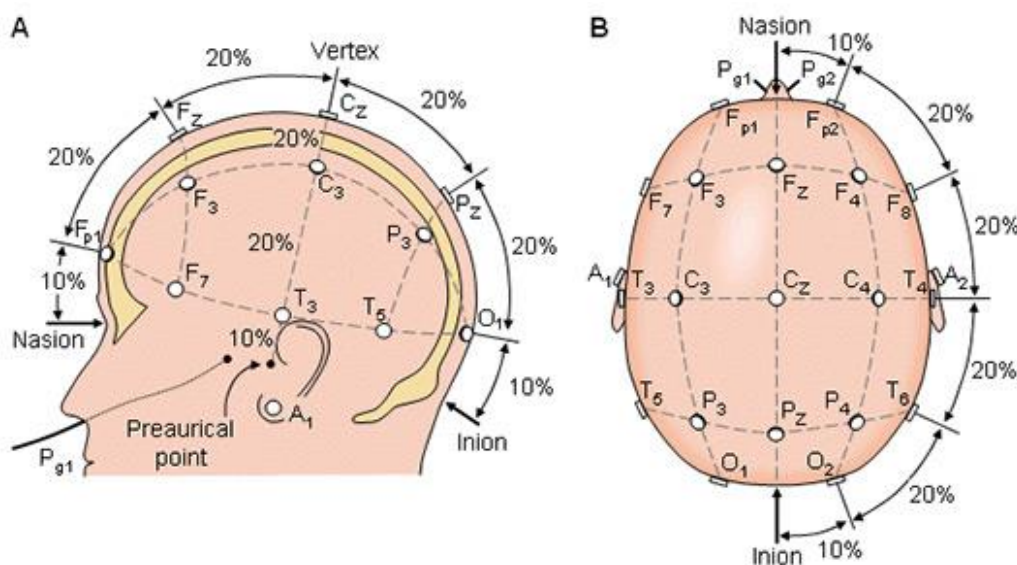
۲.۱.۲.۲ روش‌های ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام

دو روش برای ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام استفاده می‌شود که عبارت‌اند از:

۱. **ثبت نسبت به مرجع:** در این روش پتانسیل تمام الکترودها نسبت به یک مرجع سنجیده می‌شود.
۲. **ثبت دوقطبی:** در این روش اختلاف پتانسیل بین دو الکتروود دلخواه بنا به انتخاب کاربر ثبت می‌شود و لذا در اینجا مرجع مشخصی وجود ندارد [۶].

۳.۱.۲.۲ نحوه چیدمان الکترودها

برای داشتن امکان مقایسه نتایج ثبت سیگنال مغزی و امکان تعمیم نتایج، یک شیوه چیدمان الکتروود به‌عنوان استاندارد بین‌المللی شناخته شده است. این چیدمان جهانی الکترودها که به‌عنوان استاندارد ۲۰-۱۰ شناخته می‌شود، امکان پو شاندن تقریباً تمام نواحی سر را تو سط الکترودها فراهم می‌کند. انتخاب محل الکترودها بر اساس نقاط ویژه استخوان جمجمه انجام پذیرفته است. الکترودها در نواحی تلاقی سطوح استخوان جمجمه قرار می‌گیرند و سایر الکترودهای میانی بر اساس ۱۰ و ۲۰ درصد کل فاصله چیده خواهند شد. در شکل ۲،۲ این چیدمان نشان داده شده است [۷].



شکل ۲،۲ چیدمان الکترودهای دستگاه الکتروانسفالوگرام [۷].

۴.۱.۲.۲ نکات قابل توجه در طراحی یک دستگاه الکتروآنسفالوگرام

همان‌طور که گفته شد، دامنه امواج مغزی بسیار ضعیف و در حدود ۱۰۰-۰ میکروولت است. لذا مشکل کار تنها تقویت این امواج ضعیف نیست، بلکه اهمیت مسئله در تفکیک آن‌ها از نویزهای محیطی به خصوص نویز ۵۰ یا ۶۰ هرتز می‌باشد که ممکن است ولتاژهایی به مراتب بالاتر از امواج مغزی داشته باشند. از این‌رو روش‌های کاهش نویز در طراحی مدارات الکترونیکی باید مدنظر قرار گیرد. استفاده از تقویت‌کننده‌های تفاضلی، فیلترهای آنالوگ و فیلترهای دیجیتالی مناسب، راه‌حلهایی هستند که جهت حذف نویز اهمیت ویژه‌ای دارند. در تقویت سیگنال‌های بیوپتانسیل باید ماهیت سیگنال‌ها حفظ شود. از این‌رو باید از تقویت‌کننده‌های خطی با حداقل اعوجاج استفاده کرد. به علاوه، جهت ثبت کامل طیف سیگنال الکتروآنسفالوگرام باید توجه کرد که فرکانس نمونه‌برداری حداقل دو برابر بیشینه فرکانس موجود در طیف سیگنال الکتروآنسفالوگرام باشد [۷].

۵.۱.۲.۲ کاربردهای دستگاه الکتروآنسفالوگرام

روش‌های مورد استفاده در بررسی عملکرد مغز مثل PET و fMRI، ضمن داشتن هزینه بالا، گاه دارای عوارض منفی از قبیل تزریق مواد رادیواکتیو، قرار گرفتن در میدان مغناطیسی قوی و ... نیز است. یکی از مزایای الکتروآنسفالوگرام مقرون به صرفه بودن و نداشتن عوارض جانبی است. دستگاه الکتروآنسفالوگرام در موارد زیر کاربرد دارد:

- کمک به بررسی و مطالعه عملکرد مغز
- کمک به تشخیص اختلالات تشنجی و تعیین محل آن‌ها و بررسی صرع.
- کمک در تشخیص اختلالات کارکردی مغز (اضطراب، افسردگی و ...)
- کمک به بررسی اختلالات خواب
- کمک به تشخیص مرگ مغزی [۵].

۲.۲.۲ استفاده از الکتروانسفالوگرام در رابط مغز-رایانه

سامانه رابط مغز-رایانه با کاربری الکتروانسفالوگرام از اجزای زیر تشکیل می‌شود:

۱. مرحله جمع‌آوری داده‌ها شامل ثبت اطلاعات خام سیگنال الکتروانسفالوگرام است که از الکترودها در مکان‌های مشخصی از مغز گرفته شده و ورودی سیستم رابط مغز-رایانه را تشکیل می‌دهد. انتخاب‌هایی نظیر تعداد، مکان و تراکم الکترودها، کانال‌های ورودی را مشخص می‌کند. مرحله پیش پردازش از فاز جمع‌آوری شامل تقویت کردن، فیلتر کردن و تبدیل سیگنال آنالوگ به دیجیتال است [۷].

۲. مرحله بعدی، یک مرحله بهینه‌سازی اطلاعات است که به‌صورت اختیاری صورت گرفته و شامل بهبود نسبت سیگنال به نویز و کاهش افزودنی اطلاعاتی است که از کانال‌های الکتروانسفالوگرام دریافت می‌شود [۷].

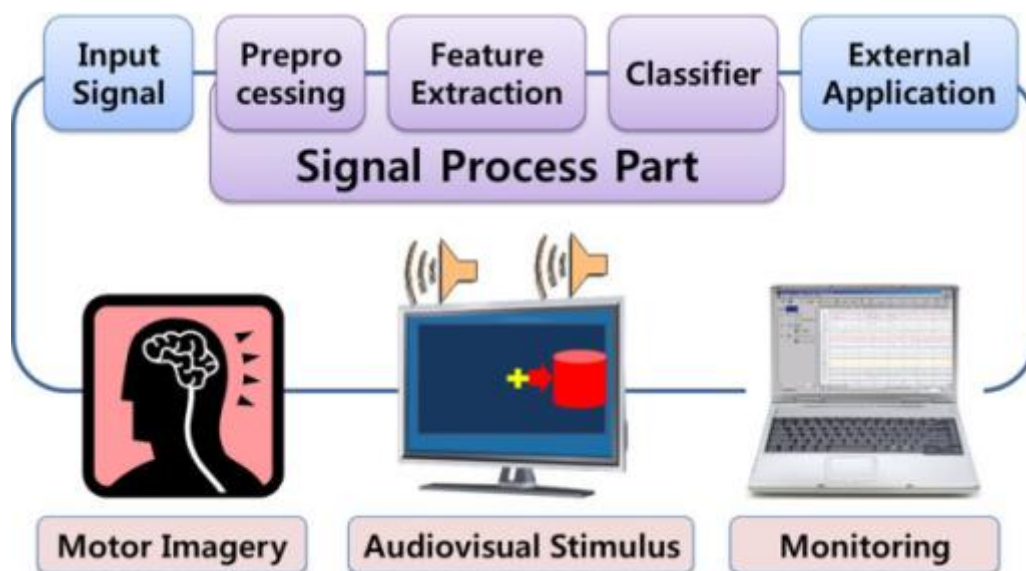
۳. استخراج ویژگی مهم‌ترین مرحله در هر سیستم رابط مغز-رایانه است. این مرحله شامل استخراج ویژگی‌های وابسته به دستور و قابل تمیز از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام حاصل از مرحله پیش‌پردازش است که برای این استخراج ویژگی از الگوریتم‌های پردازش سیگنال‌های دیجیتال استفاده می‌شود [۷].

۴. مرحله طبقه‌بندی شامل مشخص کردن الگوهای ویژگی برای آسان کردن دسته‌بندی دستورات کاربر است. می‌توان از ساده‌ترین روش که گذاشتن یک حد آستانه یا استفاده از یک مدل خطی است تا روش‌های پیچیده غیرخطی مبتنی بر شبکه‌های عصبی استفاده کرد [۷].

۵. خروجی مرحله طبقه‌بندی، ورودی کنترلی وسیله است. فرایند کنترل وسیله، خروجی طبقه‌بندی را به یک عمل از وسیله تبدیل می‌کند. خروجی مرحله طبقه‌بندی ممکن است این باشد که وسیله عملی را انجام ندهد [۷].

بر اساس آنچه تاکنون بیان شد بلوک‌دیآگرام شکل ۳،۲ را می‌توان برای یک سیستم رابط مغز-رایانه در نظر گرفت که شامل بلوک‌های کلی ثبت داده‌ها، پردازش دیجیتال داده‌ها و صدور فرمان توسط رایانه و سرانجام یک مسیر بازخورد برای آگاهی فرد از آنچه انجام می‌دهد و در صورت نیاز تصحیح آن می‌باشد [۷].

عمده تفاوت رابط‌های مغز-رایانه که آن‌ها را برای برخی کاربردها مناسب می‌نماید و یا برعکس دچار ضعف می‌کند، در بخش دریافت سیگنال الکتروانسفالوگرام است. درواقع مشخص می‌نماید که چه نوع سیگنال الکتروانسفالوگرام از فرد دریافت شده (Mu، بتا، آلفا، P300 و ...) و به تبع آن پردازش‌ها و ویژگی‌هایی موردنیاز است. این بدین معنی است که ایجاد یک رابط مغز-رایانه بر اساس سیگنال الکتروانسفالوگرام دارای روش‌های متعددی می‌باشد که در هر یک از یکی از قابلیت‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام استفاده می‌کنند؛ ازجمله استفاده از SCP، VEP، P300 و تغییرات Mu باید توجه داشت که هر یک از این خصوصیات سیگنال الکتروانسفالوگرام دارای مزایا و معایب خود می‌باشد [۸].



شکل ۳،۲ شماتیک یک سیستم رابط مغز-رایانه [۸].

در این میان P300 و امواج Mu و آلفا عمومیت بیشتری دارند چون در بیش‌تر افراد خصوصیات تقریباً یکسانی را از خود بروز می‌دهند [۸].

۳.۲ نحوه آنالیز سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام در حین خواب

ثبت مراحل خواب با سایر ثبت‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام عادی که به مدت ۱۵ تا ۲۰ دقیقه در آزمایشگاه‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام انجام می‌شود، متمایز است. از این رو، باید اقداماتی جهت راحتی هرچه بیشتر سوژه انجام گیرد. در ادامه نمونه‌ای از این اقدامات آمده است:

- (۱) اضافه کردن بعضی پتانسیل‌های دیگر
- (۲) کاهش قسمتی از مونتاژ^۱های عادی به دلیل محدودیت‌های کانال تقویت‌کننده و عدم نیاز به آن
- (۳) ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام در یک اتاق خواب شبیه‌سازی شده به جای آزمایشگاه به گونه‌ای که کلیه امکانات یک اتاق خواب مانند تخت راحت، دیوارهایی با رنگ‌هایی ملایم، موکت یا فرش، سرویس خواب، تهویه و نور چراغ خواب تعبیه شده باشد.
- (۴) ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام در شب‌هنگام
- (۵) عدم وجود دستگاه ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام در اتاق تعبیه شده
- (۶) نشان دادن اتاق به سوژه قبل از ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام [۹].

به این نحوه ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام در کنار سایر پارامترها که به مدت یک شب یا بیش‌تر به صورت ممتد انجام می‌شود "پلی‌سومنوگرافی" گویند [۹].

۴.۲ مونتاژ

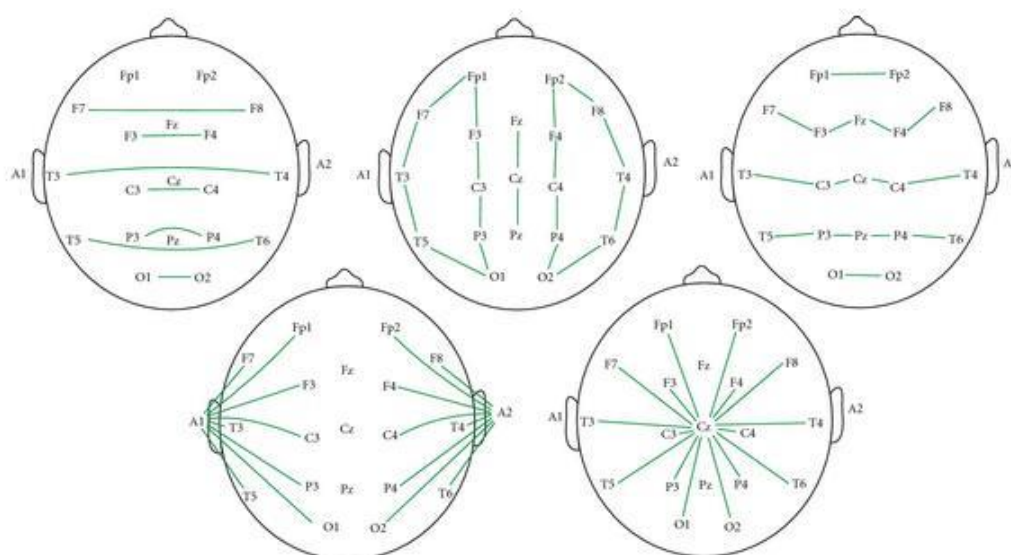
برای بررسی صحیح فعالیت الکتریکی مغز استفاده از تنها یک کانال کافی نبوده و معمولاً ۸ تا ۱۶ کانال و یا حتی بیش‌تر استفاده می‌شود تا با مقایسه کانال‌های مختلف بتوان نتایج بهتر و دقیق‌تری به دست آورد. ترکیب دو الکتروود فعال یا یک الکتروود فعال و الکتروود مرجع را که برای ثبت یک کانال سیگنال الکتروانسفالوگرام استفاده می‌شود یک انشعاب^۲ گفته و ترتیب انتخابات انشعابات را یک مونتاژ گویند. صدها مدل و روش مختلف وجود دارد که با آن‌ها بتوان ۲۱ الکتروود دستگاه الکتروانسفالوگرام را به صورت ۸ تا ۱۶ کاناله مونتاژ کرد. بخشی از این اختلاف سلیقه به علت عدم هماهنگی تکنیک‌های مورد استفاده

^۱ Montage

^۲ Lead

تکنسین‌های دستگاه و اختلاف نحوه آموزش آن‌هاست. لازم به ذکر است که هیچ مونتاژ خاصی نمی‌تواند تمام اطلاعاتی را که پزشک از یک نوار مغز انتظار دارد، برآورده کند و لذا معمولاً در طول نواربرداری از چندین مونتاژ مختلف استفاده می‌شود که هریک فعالیت بخشی از مغز را به‌خوبی نشان می‌دهد و برای تأیید گمانه‌زنی‌های اولیه پزشک مهم است [۹].

شکل ۴،۲ نمونه‌ای از مونتاژهای بین‌المللی رایج را نشان می‌دهد. این مونتاژهای ۸ کاناله بوده و محل قرارگیری الکترودهای دستگاه ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام در همه ناحیه‌های مغز نشان می‌دهند [۹].



شکل ۴،۲ مونتاژهای رایج [۹].

برای ثبت تشخیص مراحل و علائم خواب وجود حداقل یک کانال اکسیپیتال^۱، یک کانال سنترال^۲ و یک کانال فرونتال^۳ از الکتروآنسفالوگرام، یک کانال الکترومیوگرام و یک کانال الکترواکلوگرام لازم است [۱۰].

۵.۲ مرحله‌بندی خواب

در بیش‌تر آزمایشگاه‌های خواب برای مرحله‌بندی خواب به‌صورت چشمی از استاندارد رشتشافن و کالیس^۴ استفاده می‌شود. ثبت روی کاغذ با سرعت نصف سرعت الکتروآنسفالوگرام معمولی یعنی ۱۵ میلی‌متر بر ثانیه و در بعضی موارد با سرعت ۱۰ میلی‌متر بر ثانیه انجام شده و سپس کل ثبت را به نواحی زمانی مشخصی تقسیم می‌کنند. این دوره‌های زمانی معمولاً ۲۰، ۳۰ و ۶۰ ثانیه می‌باشند [۱۰].

یک ثبت شبانه معمولاً حاوی دوره‌هایی از بیداری و کم و زیاد شدن خواب‌آلودگی است تا اینکه به مرحله ظهور خواب برسیم. لازم به ذکر است که تنها بیداری‌هایی به‌عنوان بیداری‌های شبانه محسوب می‌شوند که بعد از ظهور خواب برای اولین بار رخ دهند و به آن‌ها "بیداری بعد از ظهور خواب"^۵ یا مرحله صفر گویند [۱۰].

مراحل مختلف خواب به شرح زیر می‌باشند:

۱.۵.۲ مرحله صفر

امواج دیده‌شده در این مرحله مشابه امواج دیده‌شده در زمان بیداری قبل از خواب است. لذا از توضیحات بیش‌تر در این مورد خودداری می‌کنیم [۱۰].

¹ Occipital

² Central

³ Frontal

⁴ Rechtschaffen & Kales

⁵ Wake After Sleep Onset

۲.۵.۲ مرحله یک^۱

این مرحله را می‌توان به خوبی به دو زیرمرحله 1A و 1B تقسیم کرد. در مرحله 1A ریتم آلفا به تدریج به سمت نواحی جلو سرایت می‌کند و معمولاً سرعت آن، نسبت به بیداری قبل از خواب به میزان ۰,۵ تا ۱,۵ سیکل بر ثانیه کاهش یافته و سپس به صورت گسسته درمی‌آید تا این که کاملاً ناپدید شود. هنگامی که کم‌تر از ۲۰ درصد یک دوره زمانی ۲۰ تا ۴۰ ثانیه‌ای از ثبت شامل این امواج آهسته انتقال یافته باشد و سیگنال الکتروانسفالوگرام شامل امواجی با فرکانس‌های مخلوط و دامنه متوسط (تتا) باشد و اگر در گاما نیز امواج تیز منفی دیده شود، در مرحله 1B هستیم. مرحله 1B را بر اساس محتویات سیگنال الکتروانسفالوگرام و واکنش‌های آن به سه زیرمرحله دیگر تقسیم می‌کنند. در طی مراحل 1A و 1B حرکات لغزشی جانبی چشم نیز دیده می‌شود [۱۰].

۳.۵.۲ مرحله دو^۲

مرحله دو خواب با بروز یک یا چند دوک خواب، کمپلکس K و وجود کم‌تر از ۲۰ درصد امواج دلتا، در هر دوره زمانی ۲۰ تا ۶۰ ثانیه تعریف می‌شود. دوک‌های خواب به صورت جهش‌هایی با فرکانس ۱۱,۵ تا ۱۵ سیکل بر ثانیه در ناحیه سنترال ظاهر می‌شوند و باید حداقل ۰,۵ ثانیه طول بکشند ضمن اینکه دامنه آن‌ها حداقل ۲۵ میکروولت باشد تا به حساب آیند. کمپلکس‌های K نیز باید حداقل شامل ۲ فاز از ۳ فاز معمولی آن (یک موج ورنکس منفی تیز در الکتروود سنترال مرکزی، یک موج آهسته منفی که به دنبال آن بیاید و بیش‌ترین دامنه را در ناحیه فرونتال داشته باشد و یک دوک خواب با حداکثر دامنه در ناحیه سنترال) باشد [۱۰].

^۱ Stage 1

^۲ Stage 2

۴.۵.۲ مرحله سه^۱

این مرحله را زمانی تشخیص می‌دهند که ۲۰ تا ۵۰ درصد از یک دوره ۲۰ تا ۶۰ ثانیه‌ای خواب شامل امواج دلتای ۰,۵ تا ۲,۵ سیکل بر ثانیه و با دامنه ۷۵ میکروولت یا بیش‌تر باشد [۱۰].

۵.۵.۲ مرحله چهار^۲

مرحله چهارم زمانی است که بیش از ۵۰ درصد دوره زمانی ما را امواج دلتا تشکیل دهند [۱۰].

۶.۵.۲ خواب REM^۳

خواب REM شامل امواج با دامنه متوسط و فرکانس‌های مخلوط و بیش‌تر در محدوده تتا و دلتا با ولتاژ پایین است. این علائم به همراه حرکات سریع چشم به‌صورت پرش‌های پشت سرهم و تکراری با تک‌پرش‌های جداگانه و نیز غیاب کشش در عضله آکسیال در الکترومیوگرام زیرچانه‌ای، مشخصات اصلی خواب REM را می‌سازند. دوره‌های اولیه REM گاما شامل دوک‌های با دامنه کم است [۱۱].

^۱ Stage 3

^۲ Stage 4

^۳ Rapid Eye Movement

۳

فصل سوم

ابزارهای پردازشی و محاسباتی

مقدمه

در این فصل به بیان ابزارهای مورد استفاده در این پایان نامه می پردازیم، بدین منظور ابتدا پایگاه اطلاعاتی مورد استفاده را بیان می کنیم. سپس برخی مباحث ریاضی که در بیشتر تحقیقات گذشته بکار گرفته شده و در این تحقیق نیز مورد بررسی و استفاده واقع شده اند به طور مختصر ارائه می گردند تا با قابلیت ها و محدودیت های هریک از آنها آشنایی بیشتری حاصل شده و در صورت لزوم با بحث درباره معایب و مزایای هر یک در فصل بعد بتوان با تغییرات لازم کارایی آنها را افزایش داد.

۱.۳ پایگاه اطلاعاتی

ثبت داده یکی از اجزای مهم در راستای پردازش سیگنال پزشکی است. www.physionet.org، یک پایگاه داده معتبر و وسیع در مورد سیگنال های فیزیولوژیکی می باشد در این سایت سیگنال های قلبی و مغزی از بیماری های مختلف مانند بیماری عروق کرونر، آریتمی قلبی، اختلالات خواب، صرع و... وجود دارد. در قسمت پایگاه داده نروالکترونیک و مایو الکتریک سیگنال های مغزی و ماهیچه ای برخی بیماران سیستم عصبی را می توان پیدا کرد [۵].

۲.۳ استخراج ویژگی

استخراج ویژگی فرایندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده ها، ویژگی های بارز و تعیین کننده آن مشخص می شود. هدف از استخراج ویژگی این است که داده های خام به شکل قابل استفاده تری برای آموزش^۱ طبقه بند در آیند. روش های مختلف استخراج ویژگی بنا به فلسفه پشت سر آنها ممکن است یک یا چند کار زیر را انجام دهند:

- حذف نویز داده ها
- جداسازی اجزای مستقل داده ها

¹ Train

• کاهش ابعاد برای تولید بازنمایی مختصرتر

• افزایش بعد برای تولید بازنمایی جدایی پذیری تر [۱۱]

در ادامه به معرفی ویژگی‌هایی که انتظار می‌رود در تفکیک دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی مفید باشد می‌پردازیم. این ویژگی‌ها به‌طور کلی به دو دسته ویژگی‌های حوزه زمانی و ویژگی‌های حوزه فرکانس تقسیم می‌شوند [۱۲].

۱.۲.۳ ویژگی‌های حوزه زمان

۱.۱.۲.۳ کمینه^۱ و بیشینه^۲ سیگنال

منظور از کمینه و بیشینه، کوچک‌ترین و بزرگ‌ترین مقدار سیگنال الکتروانسفالوگرام در پنج زیرباند و در دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی می‌باشد. رابطه ریاضی کمینه و بیشینه در ادامه آمده است.

$$x_p = \min |x[n]| \quad \text{رابطه (۱-۳)}$$

$$x_p = \max |x[n]| \quad \text{رابطه (۲-۳)}$$

۲.۱.۲.۳ متوسط^۳ سیگنال

منظور از متوسط زمانی در یک بعد، میانگین می‌باشد. متوسط سیگنال الکتروانسفالوگرام در حوزه زمان یکی از ویژگی‌های است که اغلب بکار گرفته می‌شود. در شرایط عادی سیگنال الکتروانسفالوگرام دارای متوسط بسیار پایینی است و بعلاوه به دلیل وجود فیلترهای بالاگذر در آمپلی‌فایرهای ثبت، مؤلفه DC آن حذف می‌شود لیکن در شرایطی که سیگنال تحت بررسی، آلوده به اغتشاشات ناشی از حرکت، تعرق یا غیره می‌شود، سیگنال با یک مؤلفه آهسته جمع می‌شود. در ادامه رابطه میانگین برای داده‌های گسسته آمده است [۱۳].

^۱ Minimum Value

^۲ Maximum Value

^۳ Mean Value

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{رابطه (۳-۳)}$$

۳.۱.۲.۳ واریانس^۱ و انحراف معیار^۲

واریانس سیگنال در حوزه زمان عبارت است از متوسط مربعات اختلاف سیگنال از میانگین آن. با توجه به آنکه متوسط مربعات گرفته می‌شود، نمونه‌هایی که از میانگین دورترند تأثیر بیشتری در این متوسط گیری دارند و لذا واریانس و جذر آن یعنی انحراف معیار میزان پراکندگی سیگنال حول متوسط آن را نشان می‌دهند. در ادامه رابطه واریانس و انحراف معیار آمده است [۱۴].

$$Var = \frac{1}{N-1} \sum_{n=K+1}^{k+N} (y[n] - \frac{1}{N} \sum_{n=k+1}^{k+N} y[n])^2 \quad \text{رابطه (۴-۳)}$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=K+1}^{k+N} (y[n] - \frac{1}{N} \sum_{n=k+1}^{k+N} y[n])^2} \quad \text{رابطه (۵-۳)}$$

۲.۲.۳ ویژگی‌های حوزه فرکانسی

با توجه به این که یکی از بارزترین تفاوت‌های مراحل مختلف خواب، اختلاف مؤلفه‌های فرکانسی اصلی سیگنال الکتروانسفالوگرام است، لذا این ویژگی‌ها می‌توانند نقش مهمی در تفکیک مراحل خواب داشته باشند.

۱.۲.۲.۳ انرژی^۳ سیگنال

این ویژگی جزو نخستین ویژگی‌هایی بوده که برای آنالیز سیگنال الکتروانسفالوگرام بکار گرفته شده و تاکنون نیز همچنان مورد استفاده است. چنانچه می‌دانیم انرژی سیگنال بنا به تعریف سطح زیر منحنی طیف توان آن است. رابطه انرژی سیگنال در ادامه آمده است [۱۵].

$$E = \sum_{n=1}^N |x_i[n]| \quad \text{رابطه (۶-۳)}$$

^۱ Variance

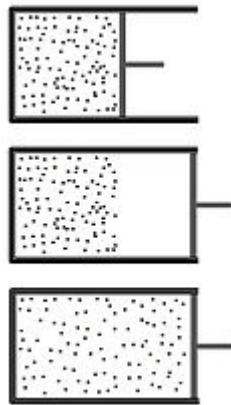
^۲ Standard Deviation

^۳ Energy

۲.۲.۲.۳ آنتروپی^۱

یکی از سؤالات مقدماتی در آنالیز سیگنال‌های مغزی، ماهیت فعالیت مغز می‌باشد. آیا باید سیگنال‌های مغز را یک فعالیت شبه نویز در نظر گرفت و یا اینکه به‌مانند پدیده‌ای معین با درجاتی از نظم نگاه کرد و در این صورت چگونه می‌توان درجه نظم آن را کمی کرد. در ترمودینامیک، مفهوم آنتروپی به‌عنوان یک معیار فیزیکی برای درجه‌بندی نظم پدیده‌ها شناخته شده‌است [۱۶].

شکل ۱،۳ رابطه حجم و آنتروپی را در ترمودینامیک نشان می‌دهد؛ به‌گونه‌ای که با افزایش حجم پیستون بی‌نظمی یا آنتروپی مولکول‌های گاز نیز افزایش یافته‌است.



شکل ۱،۳ رابطه حجم و آنتروپی را در ترمودینامیک [۱۶].

در مطالعه ماهیت سیگنال الکتروآنسفالوگرام، واکنش سیگنال به یک تحریک داخلی یا خارجی دارای اهمیت می‌باشد. تحقیقات نشان می‌دهد که این واکنش‌ها یک انتقال از وضعیت نسبتاً بی‌نظم به یک وضعیت نسبتاً منظم به شمار می‌آیند. لازم به ذکر است که بسیاری از پدیده‌های نوسانی در حین خواب از جمله دوک‌های خواب، امواج دلتای منظم، بیداری‌های کوتاه‌مدت خواب و غیره را می‌توان جز تحریک‌های داخلی دانست. روشی که بتواند این پدیده‌ها را نمایان سازد، می‌تواند در یک سیستم کمی

¹ Entropy

سازی پدیده خواب مفید و ارزشمند باشد. آنتروپی، رویکردی به این موضوع می‌باشد. در ادامه رابطه آنتروپی آمده است [۱۶].

$$ENT = \sum_{j=1}^N (X_{ij}^2) \log(X_{ij}^2) \quad \text{رابطه (۷-۳)}$$

لازم به ذکر است که در تفسیر سیگنال‌های الکتروآنسفالوگرام، فقط ویژگی‌های حوزه زمان را می‌توان به صورت چشمی مشاهده کرد و ویژگی‌های حوزه فرکانس با چشم مشاهده نمی‌شوند [۱۲].

۳.۳ طبقه‌بندی

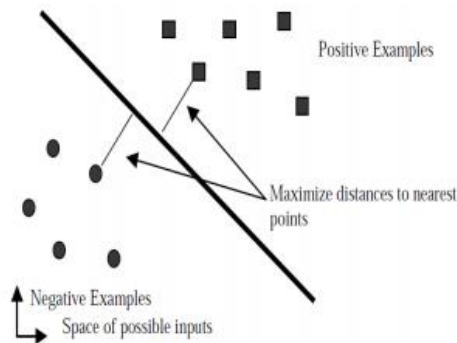
فرض شود مجموعه داده‌ای وجود دارد که ۵۰ درصد افراد آن مرد و ۵۰ درصد افراد آن زن هستند. این مجموعه می‌تواند مشتریان یک فروشگاه آنلاین باشد. با داشتن یک زیرمجموعه از این داده‌ها که جنسیت افراد در آن مشخص شده است، می‌توان قوانینی ایجاد کرد که به کمک آن‌ها جنسیت بقیه افراد مجموعه نیز با دقت بالایی تعیین شود. تشخیص جنسیت بازدیدکنندگان فروشگاه، باعث می‌شود بتوانیم تبلیغات جداگانه‌ای را برای زنان و مردان نمایش دهیم و سودآوری فروشگاه را بالا ببریم. حال با استفاده از داده‌های این مجموعه می‌توان طبقه‌بند را آموزش داد. هدف از آموزش این است که با داشتن داده‌های جدید، طبقه‌بند بتواند جنسیت افراد را تشخیص دهد. این فرآیند در علم تحلیل داده، طبقه‌بندی نامیده می‌شود [۱۷].

۱.۳.۳ ماشین‌های بردار پشتیبان^۱

در سال ۱۹۱۹ ماشین‌های بردار پشتیبان توسط Vapnik ارائه گردید. در ساده‌ترین فرم آن یعنی SVM خطی، SVM عبارت است از یک ابرصفحه که مجموعه‌ی نمونه‌های مثبت و منفی را با حداکثر فاصله^۲ از هم جدا نموده است. شکل ۲،۳ نمونه‌ای از یک طبقه‌بند ماشین‌های بردار پشتیبان را نشان می‌دهد [۱۸].

^۱ Machines Vector Support

^۲ Margin Maximum



شکل ۲,۳ SVM به عنوان یک ابرصفحه برای جداسازی خطی نمونه‌ها در فضای داده‌ها [۱۸].

۱.۱.۳.۳ ماشین‌های بردار پشتیبان خطی^۱

ایده اصلی در SVM این است که با فرض جدایی خطی کلاس‌ها از هم ابرصفحاتی که قادر به جدا نمودن کلاس‌ها از هم باشند را به دست می‌آورد. در مسائلی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند با استفاده از هسته‌های غیرخطی، داده‌ها را به فضای با ابعاد بیشتر نگاشت می‌دهیم تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید به صورت خطی جدا نمود. در ابتدا فرض می‌کنیم که دو کلاس جداپذیر ۱ و ۲ را داریم؛ طبقه یک را با ۱ و طبقه دو را با -۱ نمایش می‌دهیم. در این صورت مایلیم ابرصفحه‌ای با معادله $x.w + b = 0$ را پیدا کنیم که درازای x متعلق به کلاس ۱ مقداری مثبت و درازای کلاس ۲ مقداری منفی داشته باشد [۱۸].

$$\begin{aligned} x \in C_1 & \quad x.w + b > 0 \\ x \in C_2 & \quad x.w + b < 0 \end{aligned} \quad \text{رابطه (۳-۸)}$$

به این شرط که این ابرصفحه بیشترین فاصله ممکن را با هریک از دو طبقه داشته باشد. یعنی اگر d فاصله نزدیک‌ترین نقطه از طبقه ۱- و d_+ فاصله نزدیک‌ترین نقطه از طبقه ۱ تا ابرصفحه باشند، $d_- + d_+$ حداکثر مقدار ممکن را داشته باشد. با در نظر گرفتن اینکه w و b را می‌توان بدون تغییر

³ Linear Support Vector Machine

در جهت ابرصفحه تغییر مقیاس داد، این مقادیر را طوری انتخاب می‌کنیم که تمام نقاط داده‌های آموزش در معادلات زیر صدق کنند [۱۸].

$$\begin{aligned} x \in C_1 & \quad x.w + b \geq 1 \\ x \in C_2 & \quad x.w + b \leq -1 \end{aligned} \quad \text{رابطه (۹-۳)}$$

و با تعریف y_i به عنوان برچسب کلاس نقطه x_i (۱ اگر متعلق به طبقه ۱ و -۱ اگر متعلق به طبقه -۱) معادلات بالا به شکل زیر ساده می‌شود:

$$y_i(x_i.w + b) - 1 \geq 0 \quad \text{رابطه (۱۰-۳)}$$

در این شرایط $d_+ = d_- = 1/\|w\|$ و $d_- + d_+ = 2/\|w\|$ می‌باشند، پس مقدار بیشینه فاصله به ازای کمینه $\|w\|$ به دست خواهد آمد که مشروط به برقراری شرط بالا است. به داده‌هایی که حالت تساوی را در نامعادلات بالا برقرار کنند بردار پشتیبان^۱ می‌گویند که عملاً به عنوان نقاط مرزی تلقی می‌شوند و حذف آن‌ها منجر به تغییر در صفحه جداکننده می‌گردد. این کمینه کردن توسط ضرایب لاگرانژ انجام می‌شود. در نتیجه استفاده از ضرایب لاگرانژ دو عبارت دیگر به تابعی که باید کمینه شود اضافه شده و به رابطه زیر تبدیل می‌گردد [۱۸].

$$L_p = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (x_i.w + b) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad \text{رابطه (۱۱-۳)}$$

پس از یافتن ضرایب لاگرانژ و کمینه کردن رابطه بالا، بردار w از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\underline{w} = \sum_i \alpha_i y_i \underline{x}_i \quad \text{رابطه (۱۲-۳)}$$

(w و x بردار هستند و α_i ها ضرایب لاگرانژ می‌باشند.)

^۱Support Vector

اکنون حالتی را در نظر می‌گیریم که دو طبقه جداپذیر نباشند. در این صورت برای هر داده از مجموعه آموزش یک جزء خطای ζ_i در نظر می‌گیریم و به الگوریتم این اجازه را می‌دهیم تا این مقدار از خطا را نادیده بگیرد، در این حالت داریم:

$$\begin{aligned} x \in C_1 \quad & x.w + b \geq 1 - \zeta_i \\ x \in C_2 \quad & x.w + b \leq -1 + \zeta_i \end{aligned} \quad \text{رابطه (۳-۱۳)}$$

که با این توصیف ζ_i مقدار خطایی که داده x_i در طبقه‌بندی کننده ایجاد می‌کند نشان می‌دهد. آنچه مسلم است مایلیم که این خطا تا حد امکان کوچک باشد و از سوی دیگر مقدار آن مثبت است. بدین ترتیب هم یک شرط دیگر به شرایطی که ضرایب لاگرانژ باید ارضاء کنند و هم یک جزء دیگر به عبارتی که قصد کمینه کردن آن را داریم اضافه می‌شود. در مجموع رابطه لاگرانژی زیر را به دست می‌آوریم که باید کمینه شود:

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 - C \sum_i \zeta_i - \sum_i \alpha_i (y_i (x_i.w + b) - 1 + \zeta_i) - \sum_i \mu_i \zeta_i \quad \text{رابطه (۳-۱۴)}$$

که μ_i ها ضرایب لاگرانژ هستند تا اجازه ندهند ζ_i ها منفی شوند و $C \sum_i \zeta_i$ در اینجا یک تابع هزینه^۱ است که نشان‌دهنده میزان اهمیت خطا می‌باشد و هرچه C بزرگ‌تر باشد به داده اجازه خطای کمتری داده می‌شود. باید دقت داشت که این خطا به منزله اشتباه در طبقه‌بندی نیست بلکه ممکن است نقطه‌ای در سمت مربوط به کلاس واقعی خود قرار گیرد اما فاصله آن تا ابرصفحه طبقه مرز دو طبقه کمتر از ۱ باشد. در حقیقت تا زمانی که مقدار ζ_i از ۱ بزرگ‌تر نشده باشد این داده به درستی طبقه‌بندی شده است و بزرگ‌تر شدن ζ_i از ۱ به معنی تفاوت بین طبقه واقعی داده و طبقه نسبت داده‌شده به آن توسط طبقه می‌باشد. هرچقدر C بزرگ‌تر باشد اثر خطای ζ_i بیشتر شده و در مقابل α_i ها برای جبران این اثر بزرگ‌تر می‌شوند که $0 \leq \alpha_i \leq C$ برای بردارهای پشتیبان α_i مقداری بین ۰ تا C ، برای داده‌هایی که بردار پشتیبان نیستند و خطایی ایجاد نکرده‌اند صفر و برای داده‌هایی که

^۱Cost Function

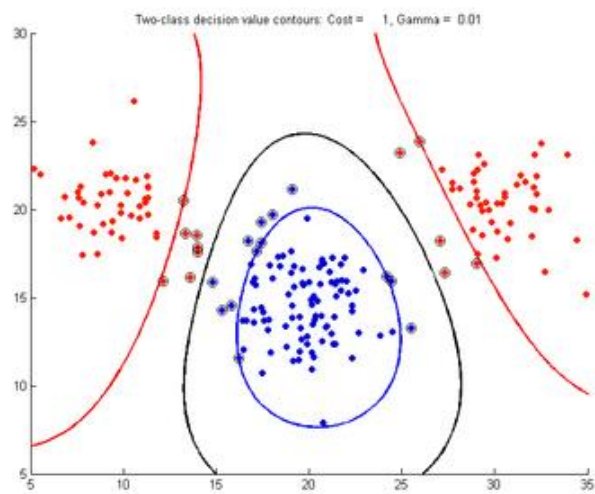
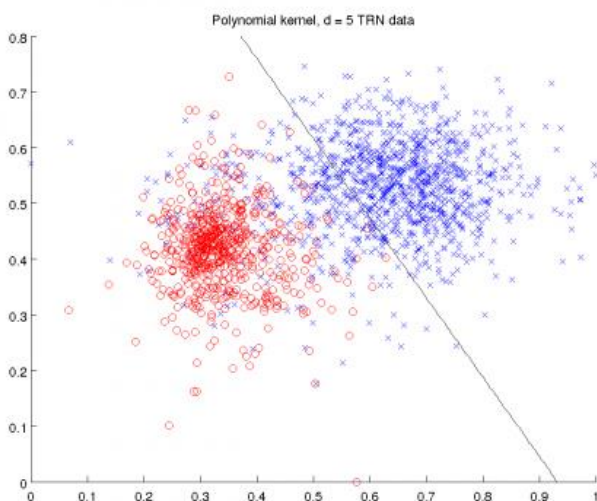
دارای خطا هستند α_i مقدار C را خواهد داشت و در نهایت بازهم رابطه بالا برای پیدا کردن w برقرار است [۱۸].

۲.۱.۳.۳ ماشین‌های بردار پشتیبان غیرخطی^۱

تاکنون فقط درباره حالت خطی طبقه‌بند SVM بحث کردیم. این روش برای حالتی که بخواهیم به‌طور غیرخطی کار طبقه‌بندی را انجام دهیم نیز کارایی خوبی دارد. برای این منظور لازم است که فضایی که SVM در آن قرار دارد یک نگاشت غیرخطی از فضای اصلی باشد. با کمی دقت در معادله زیر مشخص می‌گردد طبقه‌ای که طبقه‌بندی کننده به یک داده نسبت می‌دهد با داده‌های آموزشی به صورت جمع وزن دار یک سری ضرب داخلی رابطه دارد. بنابراین اگر نگاشت ما داده‌ها را از فضای واقعی به فضایی ببرد که عملیات آموزش طبقه‌بندی در آن فضا انجام گیرد می‌توان فرمول زیر را برای بیان آن بکار برد:

$$y = \sum_i^{N_s} \alpha_i y_i \phi(s_i) \cdot \phi(x) + b \quad \text{رابطه (۳-۱۵)}$$

y طبقه‌ای است که طبقه‌بندی کننده به داده x نسبت داده، s_i ها بردارهای پشتیبان هستند [۱۸].



² Nonlinear Support Vector Machines

(الف)

(ب)

شکل ۳.۳ SVM: در حالتی که داده‌ها جداپذیر خطی هستند (الف) و (ب) جداپذیر خطی نیستند [۱۸].

پس برای اینکه بتوان دو طبقه را به صورت غیرخطی از هم جدا کرد لازم است که فضای جدید را طوری تعریف کرد که رابطه غیرخطی موردنظر ما در این فضای جدید به صورت ضرب داخلی قابل پیاده سازی باشد [۱۸].

زمانی که می‌گوییم SVM از یک کرنل غیرخطی استفاده می‌کند منظور این است که مرزی که الگوریتم محاسبه می‌کند لزوماً خط مستقیم نیست. مزیت آن این است که می‌توانیم ارتباطات پیچیده‌تری میان داده‌ها محاسبه کنیم بدون اینکه مجبور باشیم تبدیلات را محاسبه نماییم. البته این موضوع می‌تواند یکی از معایب آن نیز به حساب بیاید زیرا که به دلیل محاسبات زیاد، زمان آموزش بسیار بیشتر است. یکی از محبوب‌ترین کرنل‌های غیرخطی، کرنل گوسی است. شاید بتوان یکی از دلایل آن را این موضوع دانست که این کرنل بی‌نهایت مشتق‌پذیر است و این به این معنی است که داده را می‌توان به یک فضای ویژگی با ابعاد بی‌نهایت نگاشت داد. البته سایر کرنل‌ها هم می‌توانند این کار را انجام دهند و با اضافه نمودن پارامترها برای نگاشت داده به یک فضای ویژگی با ابعاد خیلی بالا استفاده شوند ولی خیلی راحت و مناسب نیست [۱۹].

۲.۳.۳ k-نزدیک‌ترین همسایه^۱

الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه یک الگوریتم تعلیم با سرپرستی است. در حالت کلی از این الگوریتم به دو منظور استفاده می‌شود: برای تخمین تابع چگالی توزیع داده‌های تعلیم و برای طبقه‌بندی داده‌های آزمایش بر اساس الگوهای تعلیم [۲۰].

^۱k-Nearest Neighbor

برای تخمین $p(x)$ (که تابع توزیع می‌باشد) از روی n نمونه تعلیم توسط الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه می‌توان یک سلول به مرکزیت x ایجاد کرد و اجازه داد شعاع این سلول تا حدی گسترش پیدا کند که k_n نمونه‌ی تعلیم را دربرگیرد. این نمونه‌ها k_n نزدیک‌ترین همسایه‌های x هستند [۲۰].

اگر چگالی نقاط تعلیم اطراف x زیاد باشد سلول کوچک می‌شود و بنابراین نتیجه‌ی به‌دست‌آمده نتیجه‌ی بهتری است و در صورتی که چگالی نقاط تعلیم اطراف x کم باشد سلول بزرگ می‌شود. در حالت کلی چگالی توزیع به ازای هر نقطه x توسط رابطه زیر محاسبه می‌شود:

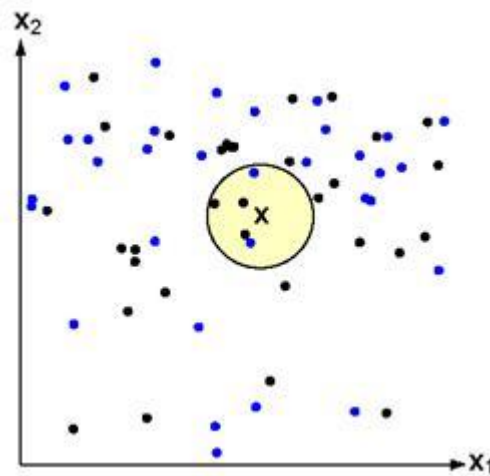
$$p_n(x) = \frac{k_n/n}{V_n} \quad \text{رابطه (۳-۱۶)}$$

در رابطه بالا، n تعداد نمونه‌های تعلیم و V_n حجم سلول است. اگر با رشد n ، k_n نیز افزایش پیدا کند به‌طوری که با رفتن n به سمت بی‌نهایت k_n نیز به بی‌نهایت میل کند، آنگاه می‌توان مطمئن بود که k_n/n یک تخمین خوب از این احتمال است که یک نقطه در یک سلول به حجم V_n قرار بگیرد. بنابراین دو شرط زیر شروط لازم و کافی برای این است که $p(x)$ درنهایت به $p(x)$ همگرا شود:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} k_n = \infty, \quad \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{k_n}{n} = 0 \quad \text{رابطه (۳-۱۷)}$$

البته از آنجایی که n از k_n بزرگ‌تر است، همواره سرعت رشد n از k_n بیشتر خواهد بود؛ به بیان دیگر قبل از رسیدن k_n به بی‌نهایت، n به بی‌نهایت رسیده و کسر k_n/n را صفر می‌کند.

در روش k نزدیک‌ترین همسایه طول پنجره در هر محل آن قدر تغییر می‌نماید تا سرانجام تعداد k نقطه را درون خود جای دهد. در این شرایط میزان چگالی توزیع داده‌ها در هر محل با عکس طول پنجره به‌دست‌آمده رابطه مستقیم دارد. این بدین معنی می‌باشد که در محل‌هایی که نقاط دارای تراکم کمی هستند طول پنجره بزرگ‌تر و در محل‌هایی که تمرکز بیشتری هستند این طول کاهش می‌یابد. با تغییر k تخمین‌های مختلفی از تابع چگالی توزیع داده‌ها به دست می‌آید [۲۰].

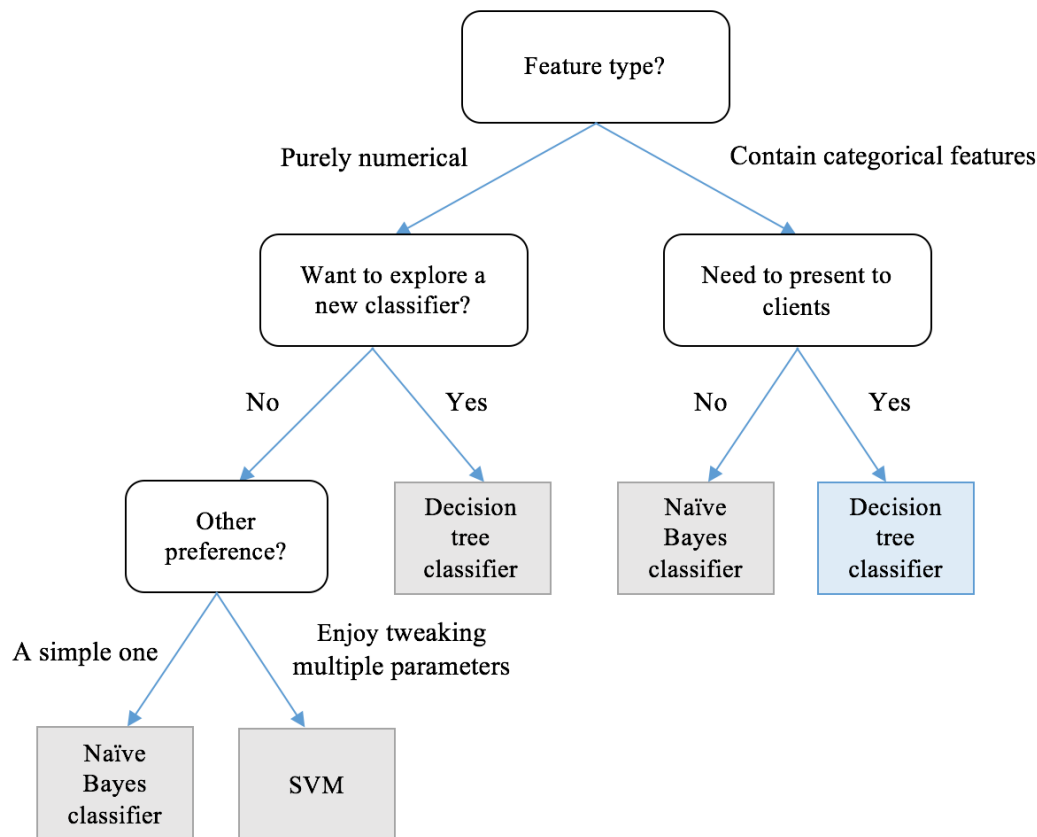


شکل ۴,۳ الگوریتم k -نزدیک‌ترین همسایه به ازای $k=5$ [۲۰].

۳.۳.۳ درخت تصمیم^۱

درخت تصمیم یکی از ابزارهای متداول برای دسته‌بندی و پیش‌بینی داده‌ها با رویکرد یادگیری نظارت‌شده می‌باشد. ساختار فلوچارت گونه آن به کاربر کمک می‌کند تا درک بهتری از نتایج پیش‌بینی و کلاس‌بندی در مسائل مورد طرح در حوزه یادگیری ماشین و آمار، داشته باشد. در این ساختار هر گره داخلی، آزمونی را بر روی یک ویژگی مشخص می‌کند. گره‌های برگ، کلاس‌ها یا توزیع کلاس‌ها را ارائه می‌نماید. بالاترین گره در درخت، گره ریشه نامیده می‌شود. در شکل زیر، نمایی از یک درخت تصمیم مشخص شده است [۲۱].

¹ Decision Tree (DT)



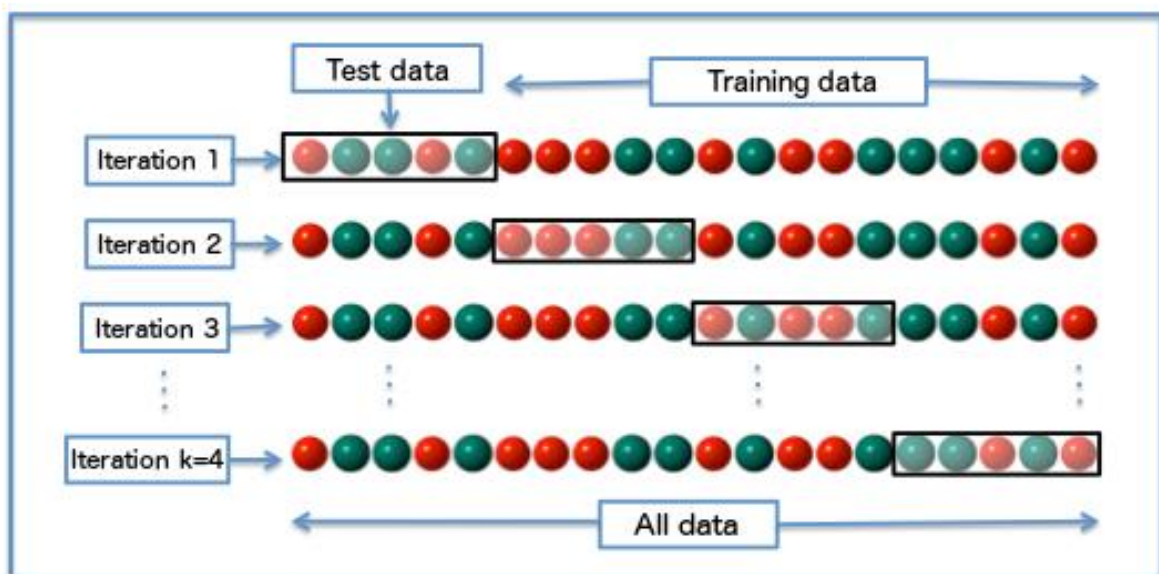
شکل ۵.۳ انواع طبقه‌بند با استفاده از درخت تصمیم [۲۲].

این ساختار تصمیم‌گیری می‌تواند به شکل تکنیک‌های ریاضی و محاسباتی که به توصیف، دسته‌بندی و عام‌سازی یک مجموعه از داده‌ها کمک می‌کنند نیز معرفی شوند. داده‌ها در رکوردهایی به شکل (X, Y) $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_k, Y)$ = داده می‌شوند. با استفاده از متغیرهای X_1, X_2, \dots, X_k سعی در درک، دسته‌بندی یا عام‌سازی متغیر وابسته Y داریم [۲۱].

انواع صفات در درخت تصمیم به دو نوع صفات دسته‌ای و صفات حقیقی بوده که صفات دسته‌ای، صفاتی هستند که دو یا چند مقدار گسسته می‌پذیرند (صفات سمبلیک) درحالی‌که صفات حقیقی مقادیر خود را از مجموعه اعداد حقیقی می‌گیرند [۲۱].

۴.۳ روش اعتبارسنجی K-Fold Cross Validation

در این روش داده‌ها به k زیرمجموعه مساوی افراز می‌شوند. از این k زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی طبقه‌بند و $k-1$ تای دیگر برای آموزش طبقه‌بند بکار می‌روند. این روال k بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها k بار برای آموزش و اعتبارسنجی بکار می‌روند. در نهایت میانگین خطای این k بار آزمایش به‌عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود. به‌طور معمول از $k=10$ استفاده می‌شود. شکل ۶،۳ این روش آزمایش را برای $k=4$ نشان می‌دهد. در شکل ۶،۳، مجموعه موردنظر، شامل ۸۰ داده می‌باشد که داده‌ها به ۴ دسته تقسیم شدند. هر دسته دقیقاً یک‌بار استفاده می‌شود، به‌گونه‌ای که تعداد اعضای دسته نیز به ۴ زیردسته تقسیم شده و هر زیردسته شامل ۵ داده می‌باشد. در دسته اول، زیردسته اول برای آزمایش و سایر داده‌های دسته به‌عنوان آموزش استفاده می‌شوند. به همین ترتیب در دسته دوم از زیردسته دوم، در دسته سوم از زیردسته سوم و در دسته چهارم از زیردسته چهارم برای آزمایش کردن هر دسته استفاده می‌شود [۲۲].



شکل ۶،۳ آزمایش K-Fold Cross Validation برای $k=4$ [۲۲].

۴

فصل چهارم

روش‌های پیاده‌سازی شده و نتایج

مقدمه

در این فصل نحوه جمع‌آوری داده‌ها توضیح داده شده است و پس از آن بر داده‌های به‌دست‌آمده، با روش‌های ارائه‌شده در قسمت قبل پردازش‌های لازم انجام‌شده و نتایج مربوط به هر روش آمده است.

۱.۴ جمع‌آوری داده‌ها

به‌منظور پیاده‌سازی این تحقیق از پایگاه داده Physionet استفاده شده است. به‌گونه‌ای که با استفاده از بانک اطلاعاتی Sleep-EDF [Expanded]، داده‌های مراحل مختلف خواب بدست آمدند. این داده‌ها شامل اطلاعات خواب ۶۱ زن و مرد می‌باشند که در فرکانس ۱۰۰ هرتز نمونه‌برداری شده‌اند. در میان این ۶۱ گزارش، ۲۱ مورد شامل مدت‌زمان مفید برای ثبت داده‌هایی مربوط به مراحل مختلف خواب بوده و اطلاعات مفیدی را به ما دادند. در صورتی که ۴۰ گزارش دیگر، شامل فقط یک ثانیه از سیگنال مغزی فرد بودند [۵].

شکل ۱،۴ گزارش SC4162E0 را در یک ثانیه نشان می‌دهد. گزارش حاکی از آن است که فرد موردنظر در ساعت 14:54 بیدار بوده است [۵].

Time	Date	Sample #	Type	Sub	Chan	Num	Aux
[14:54:00.000	11/07/1989]	0	"	0	0	0	## time resolution: 100
[14:54:00.000	11/07/1989]	0		0	0	0	
[14:54:00.000	11/07/1989]	0	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 3150

شکل ۱،۴ گزارش SC4162E0 شامل اطلاعات هوشیاری در مدت یک ثانیه [۵].

شکل ۲،۴ گزارش ST7022J0 را در حدود یک ساعت نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، فرد پنج مرحله مختلف هوشیاری را تجربه کرده است. لازم به ذکر است که در مراحل مختلف خواب همواره مرحله‌به‌مرحله سطح هوشیاری کاهش می‌یابد ولی می‌توان بیدار شد. به‌بیان‌دیگر فرد برای رفتن

به مرحله چهارم خواب، از بیداری به مرحله اول، سپس مرحله دوم، سوم و چهارم می‌رود؛ این در صورتی است که می‌توان در مرحله سوم خواب باشد و بیدار شود [۵].

Time	Date	Sample #	Type	Sub	Chan	Num	Aux
[23:27:30.000	26/09/1994]	0	"	0	0	0	## time resolution: 100
[23:27:30.000	26/09/1994]	0	"	0	0	0	
[23:27:30.000	26/09/1994]	0	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 630
[23:38:00.000	26/09/1994]	63000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 270
[23:42:30.000	26/09/1994]	90000	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 90
[23:44:00.000	26/09/1994]	99000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 210
[23:47:30.000	26/09/1994]	120000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 630
[23:58:00.000	26/09/1994]	183000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 240
[00:02:00.000	27/09/1994]	207000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 60
[00:03:00.000	27/09/1994]	213000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 30
[00:03:30.000	27/09/1994]	216000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 60
[00:04:30.000	27/09/1994]	222000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 360
[00:10:30.000	27/09/1994]	258000	"	0	0	0	Sleep_stage_4 duration: 720
[00:22:30.000	27/09/1994]	330000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 30
[00:23:00.000	27/09/1994]	333000	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 30
[00:23:30.000	27/09/1994]	336000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 30
[00:24:00.000	27/09/1994]	339000	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 30
[00:24:30.000	27/09/1994]	342000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 30
[00:25:00.000	27/09/1994]	345000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 390

شکل ۲,۴ گزارش ST7022J0 شامل اطلاعات هوشیاری در حدود یک ساعت [۵].

شکل ۳,۴ نشان می‌دهد که سوژه از بیداری به مرحله دوم از خواب‌رفته است و احتمالاً در این حالت به بیمار دارو تزریق شده است. در این پروژه فرض بر این است که به راننده دارو داده نمی‌شود [۵].

Time	Date	Sample #	Type	Sub	Chan	Num	Aux
[23:00:00.000	12/07/1994]	0	"	0	0	0	## time resolution: 100
[23:00:00.000	12/07/1994]	0	"	0	0	0	
[23:00:00.000	12/07/1994]	0	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 156
[23:26:00.000	12/07/1994]	156000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 90
[23:27:30.000	12/07/1994]	165000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 570
[23:37:00.000	12/07/1994]	222000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 120
[23:39:00.000	12/07/1994]	234000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 60
[23:40:00.000	12/07/1994]	240000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 60
[23:41:00.000	12/07/1994]	246000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 30
[23:41:30.000	12/07/1994]	249000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 150
[23:44:00.000	12/07/1994]	264000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 90
[23:45:30.000	12/07/1994]	273000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 30
[23:46:00.000	12/07/1994]	276000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 30
[23:46:30.000	12/07/1994]	279000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 90
[23:48:00.000	12/07/1994]	288000	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 120
[23:50:00.000	12/07/1994]	300000	"	0	0	0	Sleep_stage_1 duration: 60
[23:51:00.000	12/07/1994]	306000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 240
[23:55:00.000	12/07/1994]	330000	"	0	0	0	Sleep_stage_W duration: 240
[23:59:00.000	12/07/1994]	354000	"	0	0	0	Sleep_stage_2 duration: 60
[00:00:00.000	13/07/1994]	360000	"	0	0	0	Sleep_stage_3 duration: 30

شکل ۳،۴ گزارش ST7011J0 شامل اطلاعات هوشیاری که در آن پرش از بیداری به مرحله دوم خواب صورت گرفته است [۵].

۲.۴ فیلتر کردن

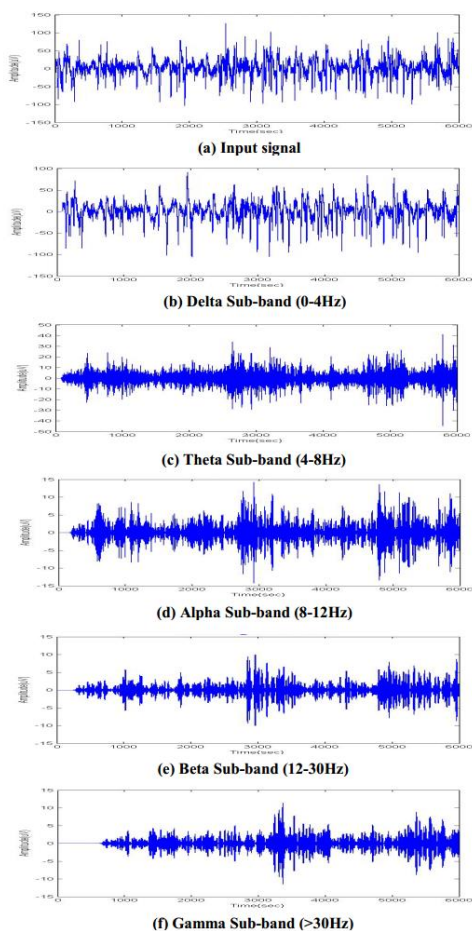
پس از استخراج ۲۱ گزارش گفته‌شده در بالا، داده‌های مربوط به دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی را از سایر اطلاعات جدا شدند. دلیل این کار آن است که هدف این پروژه تشخیص مرحله بیداری و خواب‌آلودگی راننده از هم است و همان‌طور که در قسمت قبل نیز اشاره کردیم، همواره از بیداری به حالت اول خواب خواهیم رفت.

پس از جداسازی بیداری و خواب‌آلودگی از سایر مراحل خواب به فیلتر کردن سیگنال‌های مربوطه پرداخته شد. بدین‌صورت که با استفاده از فیلتر Butterworth سیگنال به پنج زیرباند فرکانسی تقسیم شد. جدول ۱،۴ این زیرباندها را نشان می‌دهد.

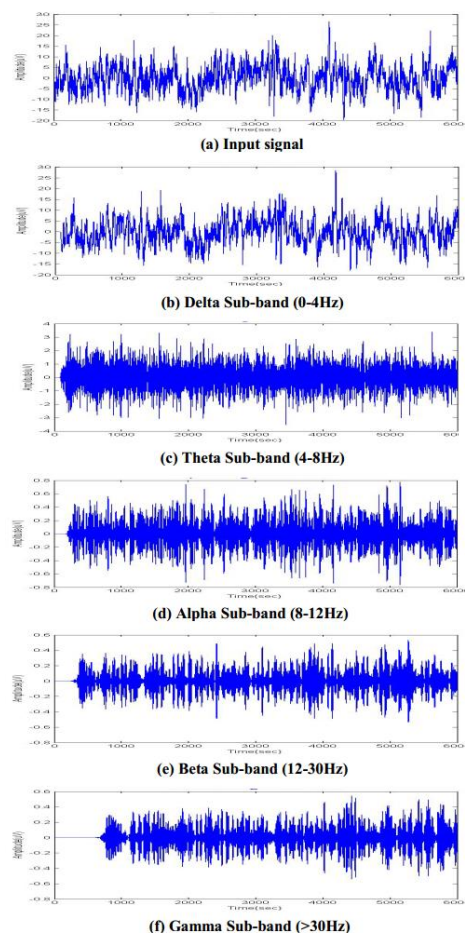
جدول ۱،۴ دامنه و فرکانس سیگنال‌های بیداری و خواب‌آلودگی تجزیه‌شده.

گاما	بتا	آلفا	تتا	دلتا	
>30	$30-12$	$12-8$	$8-4$	$4-0$	فرکانس (Hz)
-	$10-5$	$100-2$	10	$100-20$	دامنه (μV)

شکل ۴،۴ تقسیم سیگنال EEG ورودی را در پنج زیرباند فرکانسی و در حالت بیداری و خواب‌آلودگی نشان می‌دهد [۶].



(ب)



(الف)

شکل ۴،۴ الف) تقسیم سیگنال ورودی به پنج زیرباند فرکانسی، ب) تقسیم سیگنال بیداری به پنج زیرباند فرکانسی [۵].

۳.۴ ساخت ماتریس با استفاده از ویژگی‌ها

برای تمیز دادن دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی از شش ویژگی استفاده شد. این ویژگی‌ها در دو حوزه زمان و فرکانس بودند. از ویژگی‌های حوزه زمان کمینه، بیشینه، میانگین و انحراف معیار و علاوه بر این از ویژگی‌های حوزه فرکانس دو ویژگی انرژی سیگنال و آنتروپی بکار گرفته شد؛ بدین صورت که برای هر دو مرحله خواب و بیداری ویژگی‌ها در پنج زیرباند محاسبه شدند. به گونه‌ای که برای هر سوژه، دو ماتریس 1×30 برای دو حالت بیداری و خواب‌آلودگی ساخته شد.

۳۰ درایه ماتریس، ویژگی‌های استخراج‌شده در پنج باند فرکانسی می‌باشند. در ادامه این دو ماتریس آمده‌اند.

$$Awake = \begin{bmatrix} Min1 & Min2 & Min3 & Min4 & Min5... \\ Max1 & Max2 & Max3 & Max4 & Max5... \\ Mean1 & Mean2 & Mean3 & Mean4 & Mean5... \\ STD1 & STD2 & STD3 & STD4 & STD5... \\ Energy1 & Energy2 & Energy3 & Energy4 & Energy5... \\ Entropy1 & Entropy2 & Entropy3 & Entropy4 & Entropy5 \end{bmatrix}$$

$$Stage1 = \begin{bmatrix} Min1 & Min2 & Min3 & Min4 & Min5... \\ Max1 & Max2 & Max3 & Max4 & Max5... \\ Mean1 & Mean2 & Mean3 & Mean4 & Mean5... \\ STD1 & STD2 & STD3 & STD4 & STD5... \\ Energy1 & Energy2 & Energy3 & Energy4 & Energy5... \\ Entropy1 & Entropy2 & Entropy3 & Entropy4 & Entropy5 \end{bmatrix}$$

برای ۲۱ سوژه استفاده‌شده در این پروژه، این دو ماتریس را در هر دو حالت بیداری و خواب‌آلودگی تشکیل شد. سپس به ۲۱ سطر اول، برچسب ۰ به عنوان بیداری و به سطر ۲۲ تا ۴۲ برچسب ۱ به عنوان خواب‌آلودگی زده شد.

۴.۴ استفاده از طبقه‌بند

پس از تشکیل ۲۱ ماتریس 1×30 برای بیداری و خواب‌آلودگی یک ماتریس 42×30 به صورت شکل زیر تشکیل شد.

	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
A					
W					
A					
K					
E					
S					
T					
A					
G					
E					
1					

شکل ۵,۴ ماتریس اطلاعات.

در ماتریس بالا ۲۱ سطر اول، مربوط به حالت بیداری و ۲۱ سطر بعدی مربوط به مرحله اول خواب می‌باشند. همان‌طور که در عکس آمده، ستون‌ها به ۵ قسمت تقسیم شده‌اند. هر قسمت نشان‌دهنده یک زیرباند فرکانسی آلفا، بتا، تتا، دلتا و گاما می‌باشد. هر زیرباند نیز شامل ۶ ستون است که نشان‌دهنده ویژگی‌های استخراج شده در فصل قبل می‌باشد.

۱.۴.۴ آموزش و اعتبارسنج طبقه‌بند

پس از ساخت ماتریس اطلاعات، از آن برای آموزش طبقه‌بند استفاده شد. به گونه‌ای که ماتریس اطلاعات را به ۳ طبقه‌بندی که در فصل قبل معرفی شدند، مورد استفاده قرار گرفتند. این طبقه‌بندها شامل

ماشین‌های بردار پشتیبان، k -نزدیک‌ترین همسایه و درخت تصمیم می‌باشند. پس از آموزش طبقه‌بندها، آن‌ها با روش k -Fold Cross Validation آزمایش شدند. در ادامه نتایج مربوط به این قسمت را آمده‌است.

۵.۴ نتایج

در ابتدا برای آموزش طبقه‌بندها، فقط ویژگی‌های زمانی را به آن‌ها داده و نتایج ثبت گردیدند. همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، کمینه، بیشینه، میانگین و انحراف معیار ویژگی‌های در حوزه زمان مورد استفاده در این پروژه هستند. سپس دو ویژگی حوزه فرکانس را برای آموزش به سه طبقه‌بند داده و نتایج ثبت گردیدند. در انتها نیز همه ۶ ویژگی استخراج‌شده در فصل قبل به سه طبقه‌بند ماشین‌های بردار پشتیبان، k -نزدیک‌ترین همسایه و درخت تصمیم اعمال گردید.

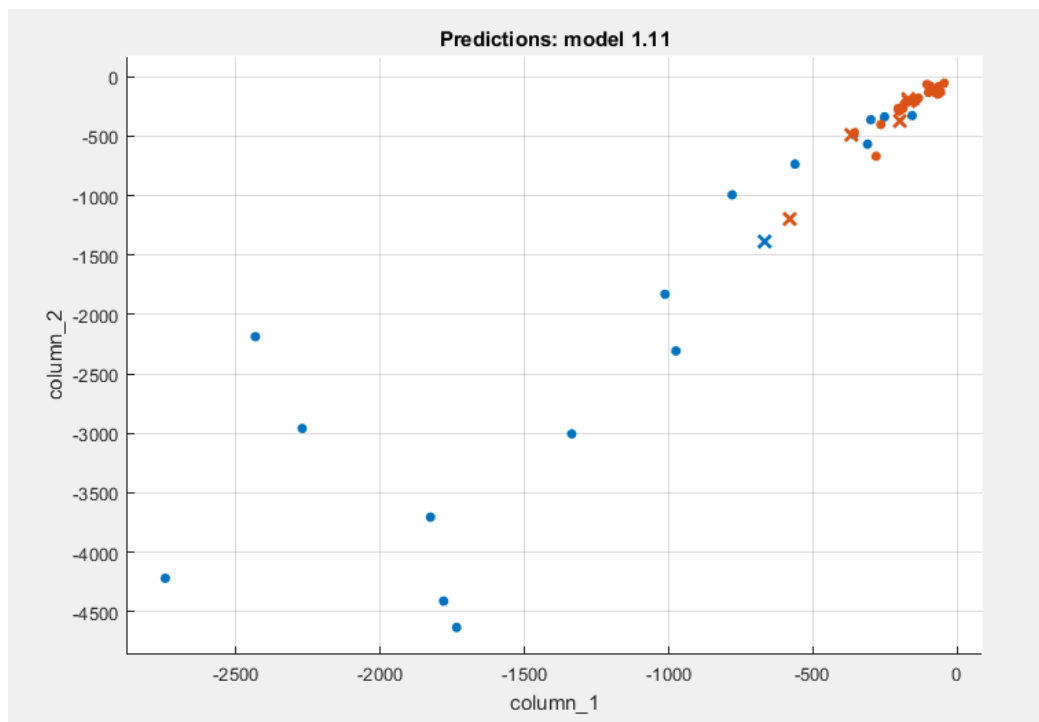
جدول زیر نتایج این مشاهدات را بر اساس دقت تشخیص هر طبقه‌بند نشان می‌دهد.

جدول ۲،۴ تشخیص بیداری و خواب آلودگی با استفاده از k -Fold Cross Validation و $k=5$

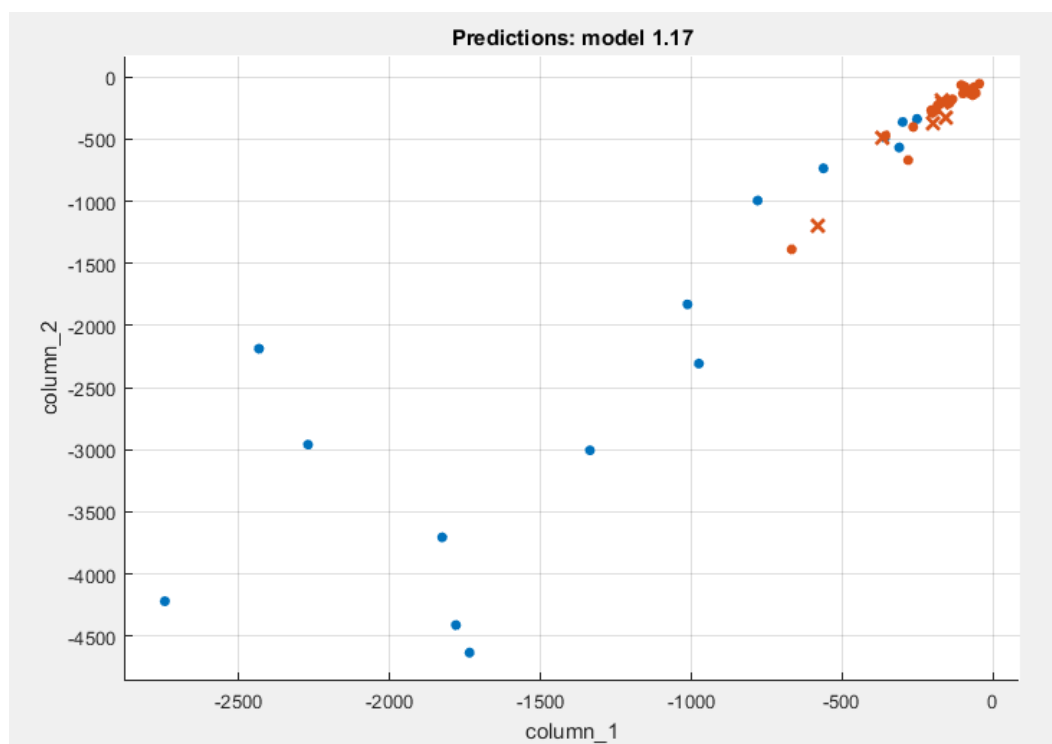
Classifier	SVM			KNN			DT
Kernel Domain	Linear	Quadratic	Gaussian	K=1	K=11	K=21	All
Time	81.0	83.3	85.7	78.6	85.7	83.3	83.3
Frequency	88.1	88.1	90.5	83.3	88.1	85.1	90.5
all	85.7	83.3	88.1	78.6	88.1	85.7	95.2

در جدول مقادیر برحسب درصد هستند.

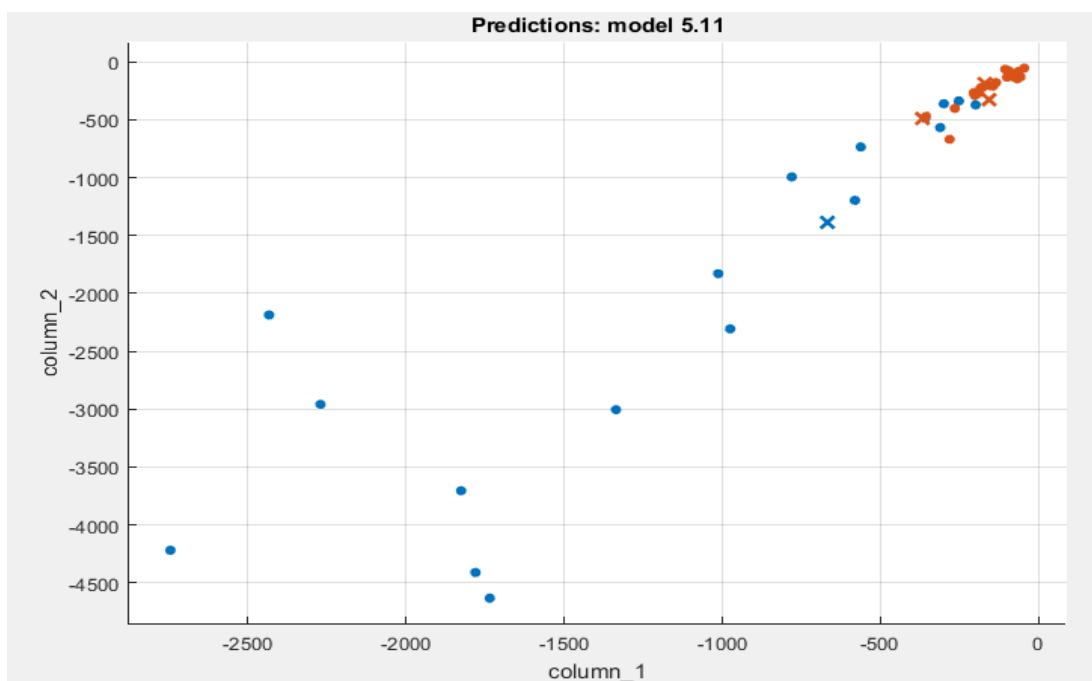
در ادامه نمودارهای مقادیر دقت بالا ۸۵ درصد را مشاهده می‌کنیم.



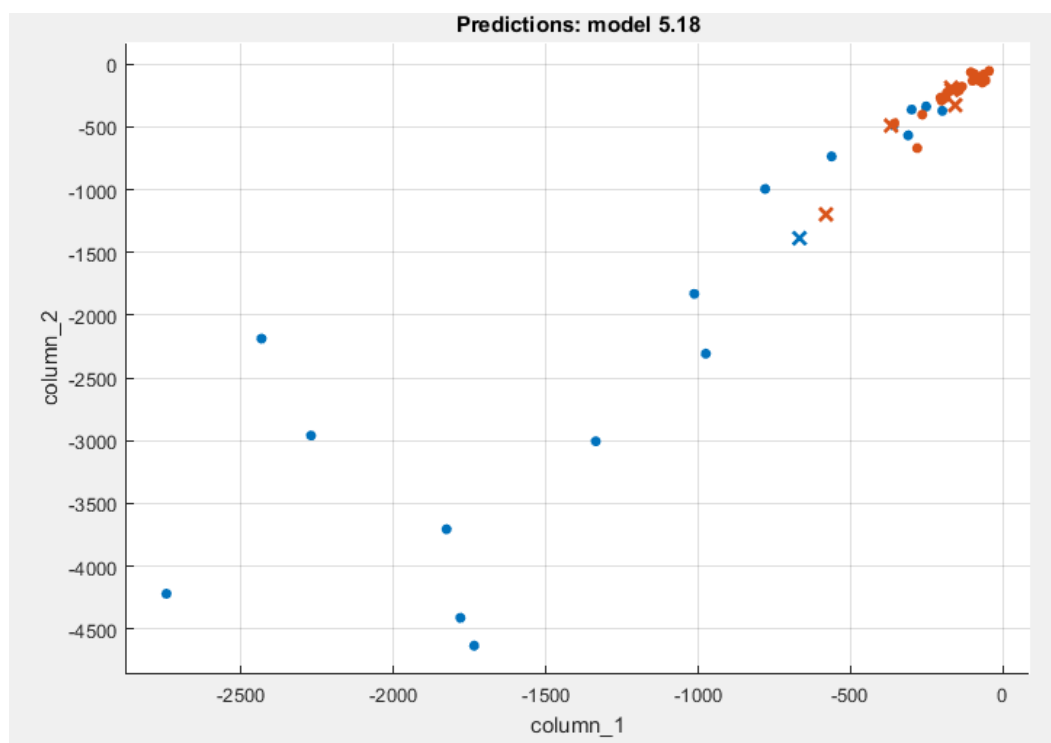
شکل ۶،۴ نمودار طبقه‌بندی توسط SVM با کرنل گوسی-ویژگی‌های در حوزه زمان-دقت ۸۵،۷٪.



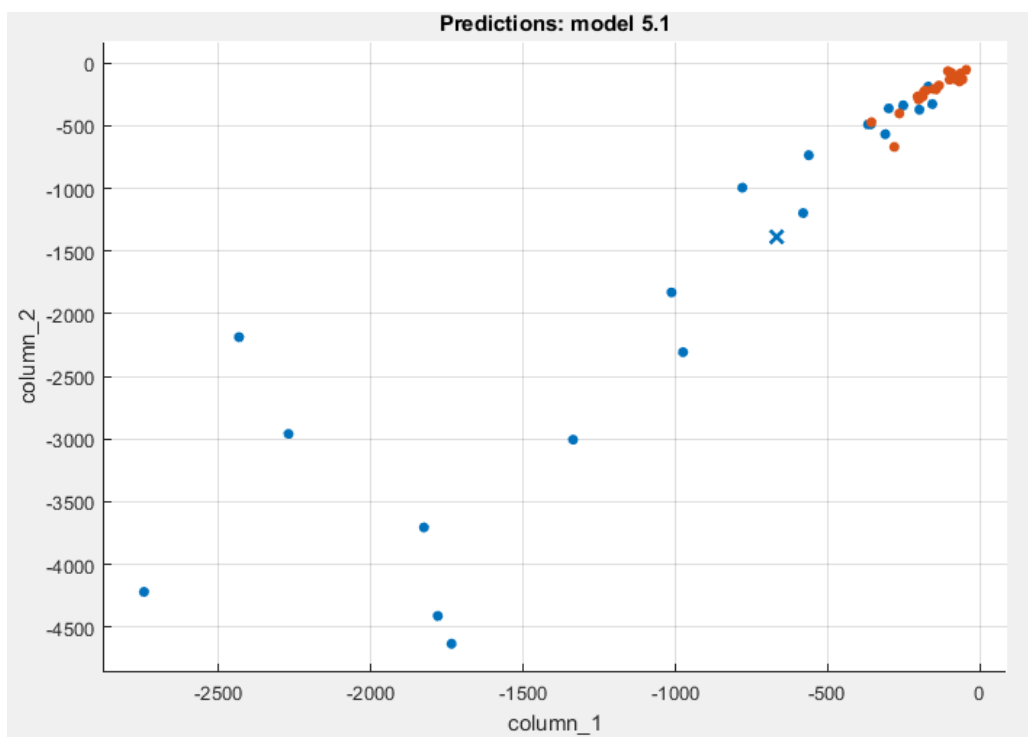
شکل ۷,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط KNN با $k=11$ -ویژگی‌های در حوزه زمان-دقت ۸۵,۷٪:



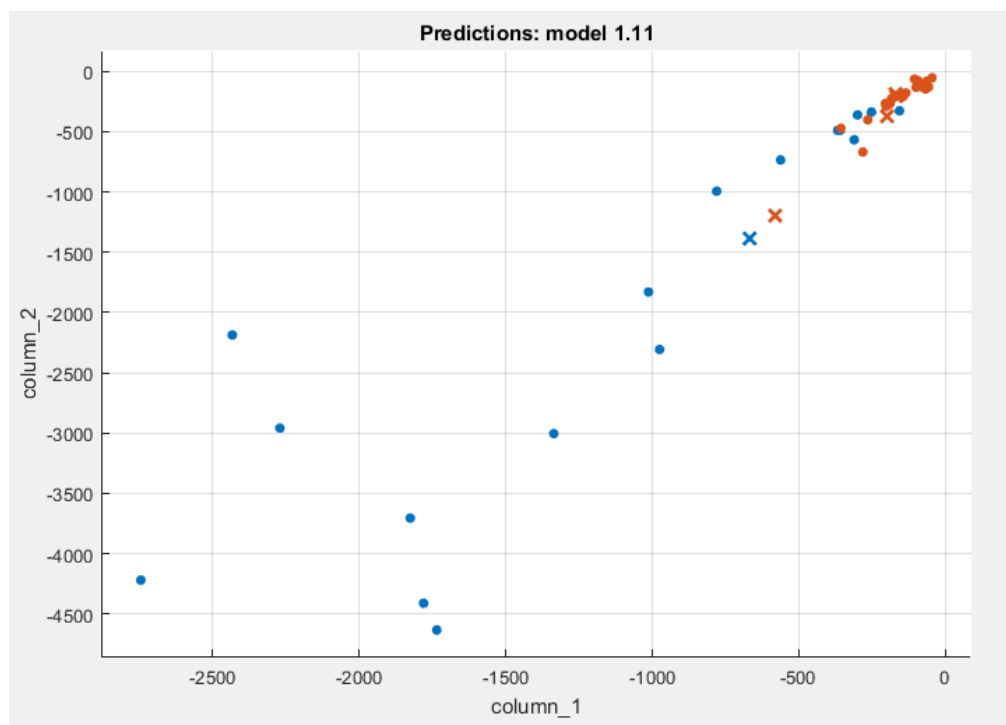
شکل ۸,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط SVM با کرنل گوسی -ویژگی‌های در حوزه فرکانس-دقت ۹۰,۵٪:



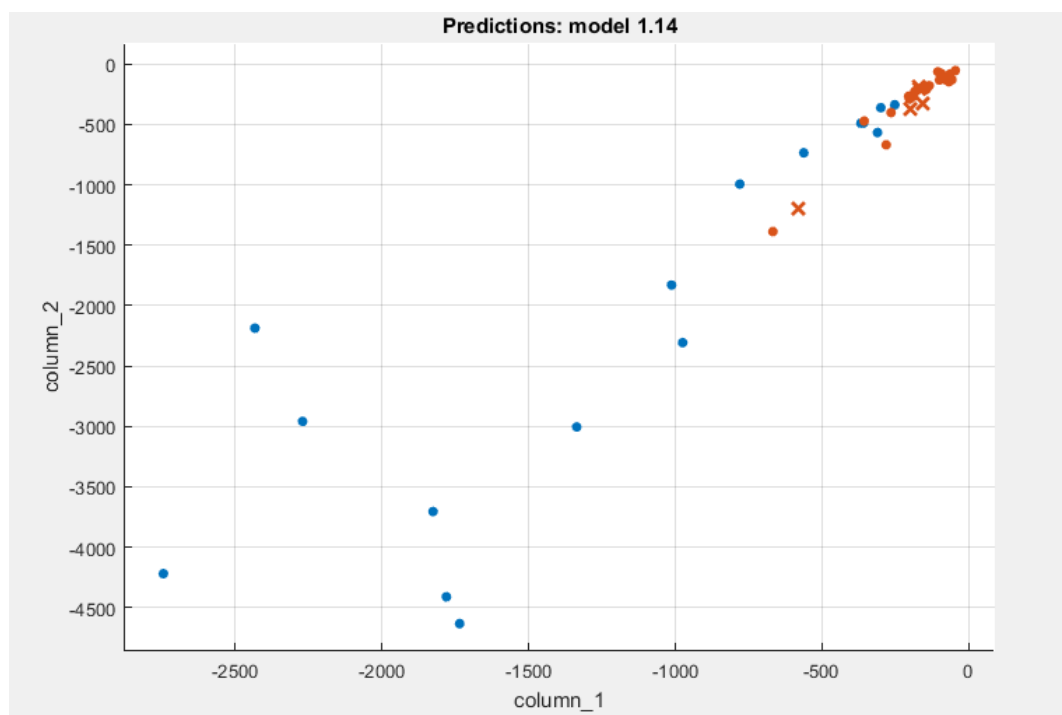
شکل ۹,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط KNN با $k=11$ -ویژگی‌های در حوزه فرکانس-دقت ۸۵,۱٪.



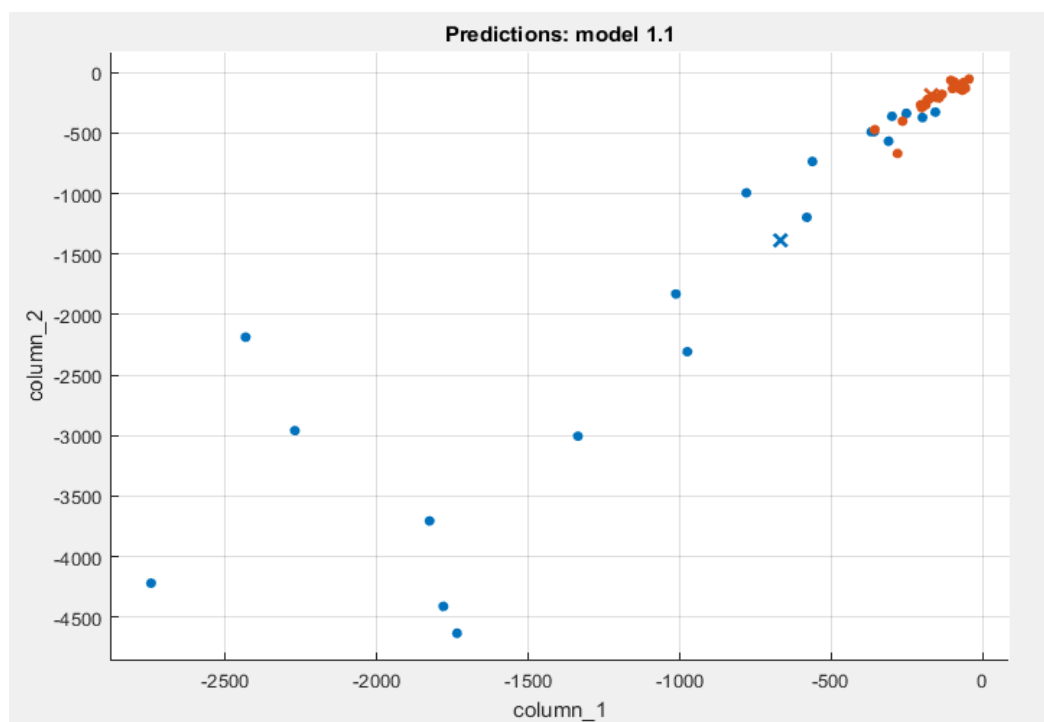
شکل ۱۰,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط DT-ویژگی‌های در حوزه فرکانس-دقت ۹۰,۵٪.



شکل ۱۱,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط SVM با کرنل گوسی-دقت ۸۸,۱٪.

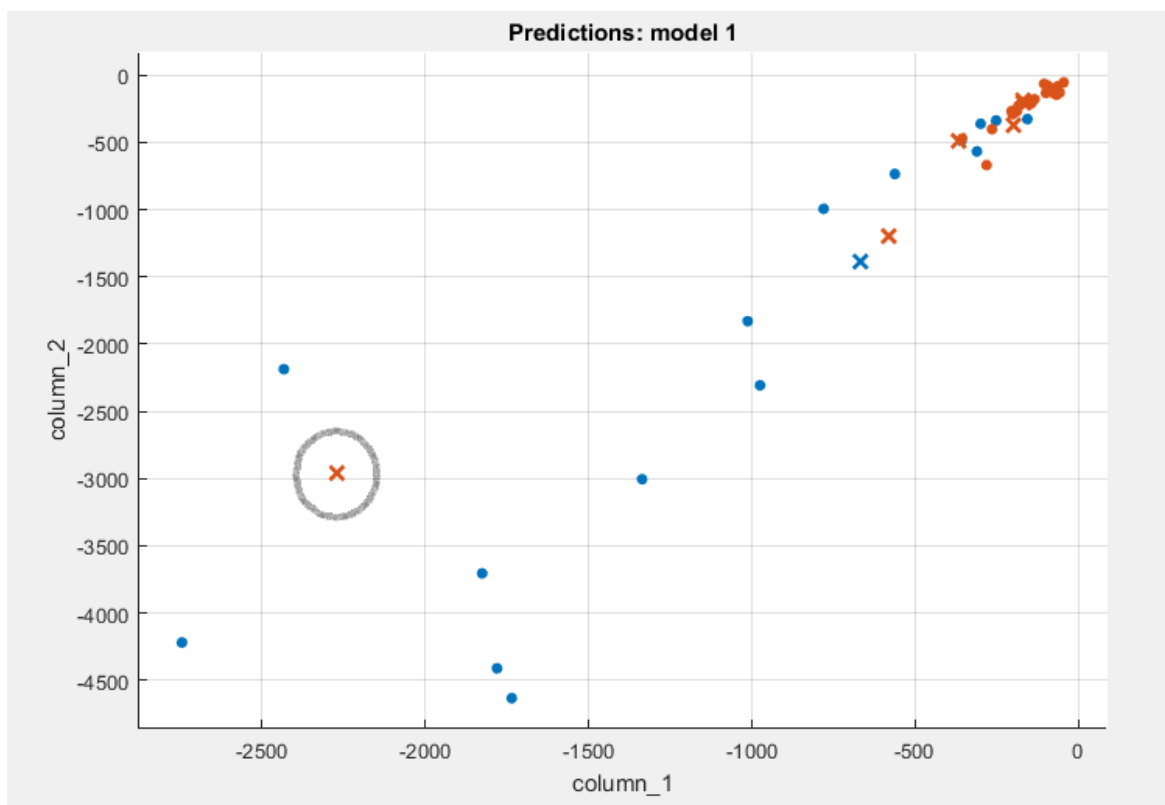


شکل ۱۲,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط KNN با $k=11$ -دقت ۸۵,۷٪.



شکل ۱۳,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط DT-دقت ۹۵,۲٪:

نمودارهای بالا نشان‌دهنده تفکیک دو طبقه بیداری و خواب‌آلودگی هستند. مرحله بیداری با دایره‌های آبی و مرحله خواب‌آلودگی با دایره‌های قرمز نشان داده شده است. با به‌کارگیری اعتبارسنجی k-Fold Cross Validation، تعدادی داده به‌عنوان آزمایش به طبقه‌بند داده شده است. حال اگر این داده‌ها به‌درستی تشخیص داده نشوند و در طبقه نادرست قرار گیرند، با علامت ضربدر نشان داده می‌شوند. هرچه تعداد ضربدرها بیش‌تر باشد، طبقه‌بند در تشخیص بیداری و یا خواب‌آلودگی اشتباه کرده و دقت تشخیص کم‌تری خواهد داشت. به‌عنوان مثال در شکل ۱۴,۴، از طبقه‌بند ماشین‌های بردار خطی و درجه اعتبارسنجی $k=5$ استفاده شده است. داده مشخص‌شده در شکل متعلق به طبقه بیداری بوده و طبقه‌بند آن را اشتباه تشخیص داده است.



شکل ۱۴,۴ نمودار طبقه‌بندی ماشین بردار خطی-دقت ۸۳,۳٪:

با توجه به جدول و نمودارهای بالا می‌توان به نتایج زیر رسید:

- (۱) روش اعتبارسنجی مورد استفاده در این پروژه، k -Fold Cross Validation می‌باشد. با مقداردهی به k ، بهترین دقت در $k=5$ اتفاق می‌افتد. به‌طور کلی هدف این نوع اعتباربخشی این است که غنی‌ترین جمعیت را از نظر اطلاعاتی پیدا کند. وقتی در $k=5$ بهترین دقت تشخیص کلاس‌ها وجود دارد، بدین معنی است که حدود ۸۰٪ داده‌های دو دسته آن قدر غنی هستند که می‌توانند، طبقه‌بندها را به‌خوبی آموزش دهند.
- (۲) همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، برای تشخیص راننده در کدام مرحله از هوشیاری می‌باشد، از ویژگی‌هایی که در ۳ حوزه مختلف زمان، فرکانس و ترکیب این دو هستند، استفاده می‌شود. طبق نتایج به‌دست‌آمده، زمانی که طبقه‌بند با ویژگی‌های حوزه فرکانس آموزش داده می‌شود، نسبت به آموزش با ویژگی‌های حوزه زمان به دقت بهتری می‌رسند. دلیل این موضوع این است که وقتی انسان به خواب می‌رود، فرکانس سیگنال مغزی او در مقایسه با حالت بیداری، تغییر فاحش‌تری نسبت به دامنه‌ی سیگنال (که در حوزه زمان تعریف می‌شود) پیدا می‌کند.
- (۳) در طبقه‌بند SVM با کرنل‌های مختلف، SVM با کرنل گوسی حالت بیداری یا خواب‌آلودگی را با دقت بیشتری تشخیص داد. همان‌طور که در فصل قبل بیان شد، یکی از مزایای SVM با کرنل غیرخطی آن است لزوماً مرزی که الگوریتم محاسبه می‌کند خط مستقیم نیست و می‌توان ارتباطات پیچیده‌تری میان داده‌ها محاسبه کرد. مزیت دیگری که فقط ویژه کرنل گوسی است، بی‌نهایت مشتق‌پذیر بودن این کرنل می‌باشد. البته دلیل حائز اهمیت دیگری که وجود دارد آن است که کرنل یک معیار شباهت بین داده‌هاست و در تحقیقات انجام‌شده کرنل گوسی برای داده‌های متصل به نويز نسبت به سایر کرنل‌های طبقه‌بند SVM بهتر عمل می‌کند. داده‌های استفاده‌شده در این پروژه نیز متصل به نويز می‌باشند.
- (۴) طبقه‌بندهای KNN، KNN با $k=11$ حالت بیداری یا خواب‌آلودگی را با دقت بیشتری تشخیص داد. این موضوع کاملاً وابسته به میزان تداخل نمونه‌های دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی باهم می‌باشد؛ بدین‌صورت که معمولاً داده‌های هر دسته حول یک میانگین و یا واریانس مشخص جمع شدند.

حال اگر k کوچک باشد، ممکن است داده موردنظر، لب مرز دودسته قرار گیرد و تعداد همسایه‌های اشتباه اطراف آن بیشتر باشد و عضو دسته نادرست شود. از طرفی اگر k بزرگ در نظر گرفته شود ممکن است در ناحیه‌ی دسته اشتباه برود که در این صورت نیز، عضو دسته نادرست می‌شود. k یک مقدار بهینه دارد که در این پروژه عدد ۱۱ می‌باشد.

۵) همان‌طور که از جدول نیز قابل‌رؤیت است، درخت تصمیم نسبت به دو طبقه‌بند دیگر، به دقت تشخیص بالاتری می‌رسد. این امر به دلیل آن است که پس از ساخت ماتریس اطلاعات، به آن‌ها برچسب بیداری و خواب‌آلودگی زده‌شد. به بیان دیگر داده‌ها را به صورت کیفی درآمدند.

تا اینجا مشاهده شد که طبقه بندهای SVM با کرنل گوسی، KNN با $K=11$ و درخت تصمیم نسبت به سایر طبقه بندها، دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی را با دقت بیشتری تشخیص دادند. در ادامه با تغییر مقدار k اعتبارسنج، دقت سه طبقه‌بند SVM با کرنل گوسی، KNN با $K=11$ و درخت تصمیم با استفاده از شش ویژگی کمینه، بیشینه، انحراف معیار، انرژی و آنتروپی، قدرت تشخیص هر طبقه‌بند مقایسه می‌شود.

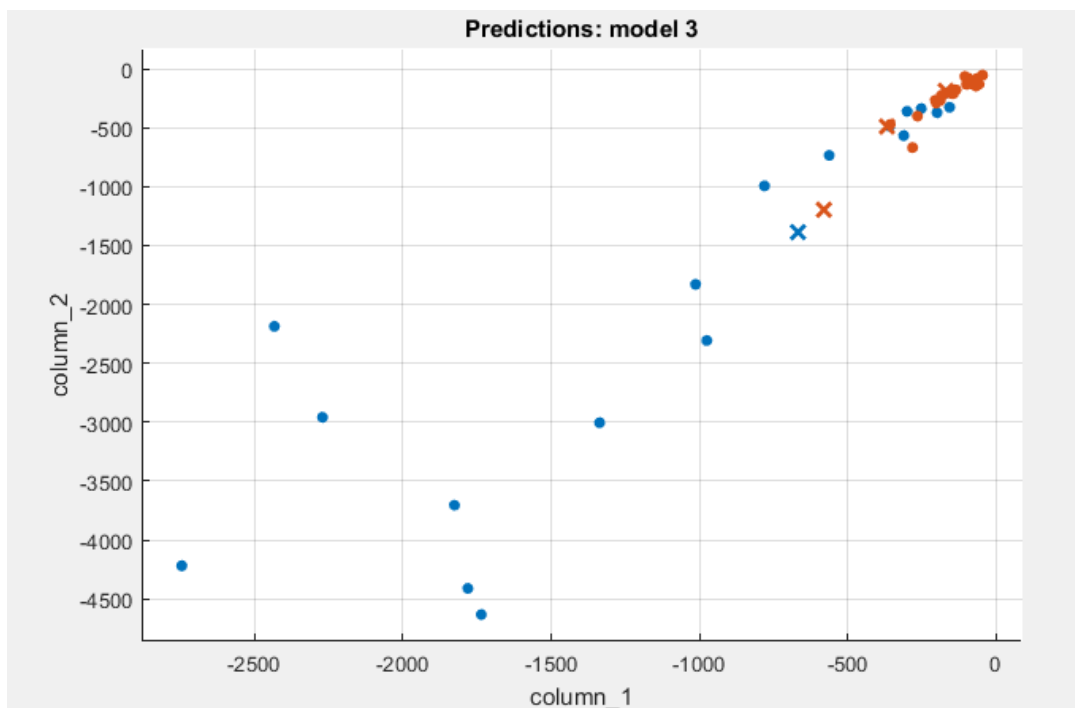
۱.۵.۴ تغییر k اعتبارسنج

به ازای $k=10$ ، دقت سه طبقه‌بند SVM با کرنل گوسی، KNN با $k=11$ و درخت تصمیم با استفاده از شش ویژگی کمینه، بیشینه، انحراف معیار، انرژی و آنتروپی مشاهده می‌شود. نتایج در جدول زیر آمده است.

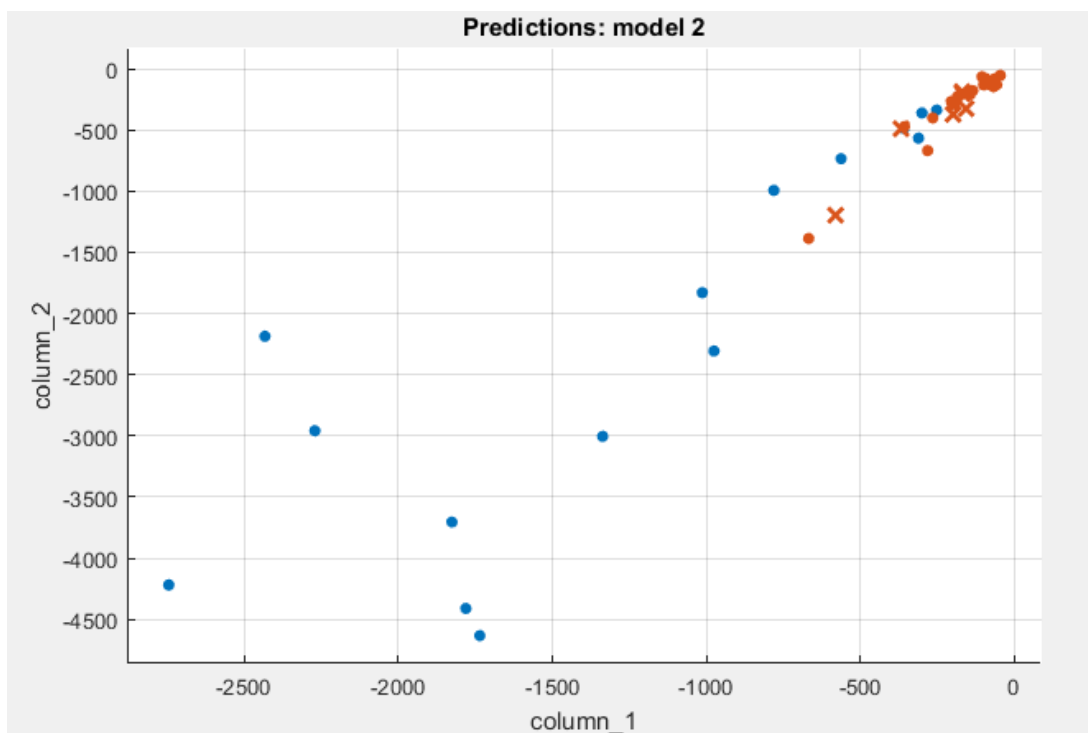
جدول ۳،۴ تشخیص بیداری و خواب‌آلودگی با استفاده از k -Fold Cross Validation و $k=10$.

	SVM (Gaussian)	KNN (k=11)	DT
Accuracy	88.1%	85.7%	90.5%

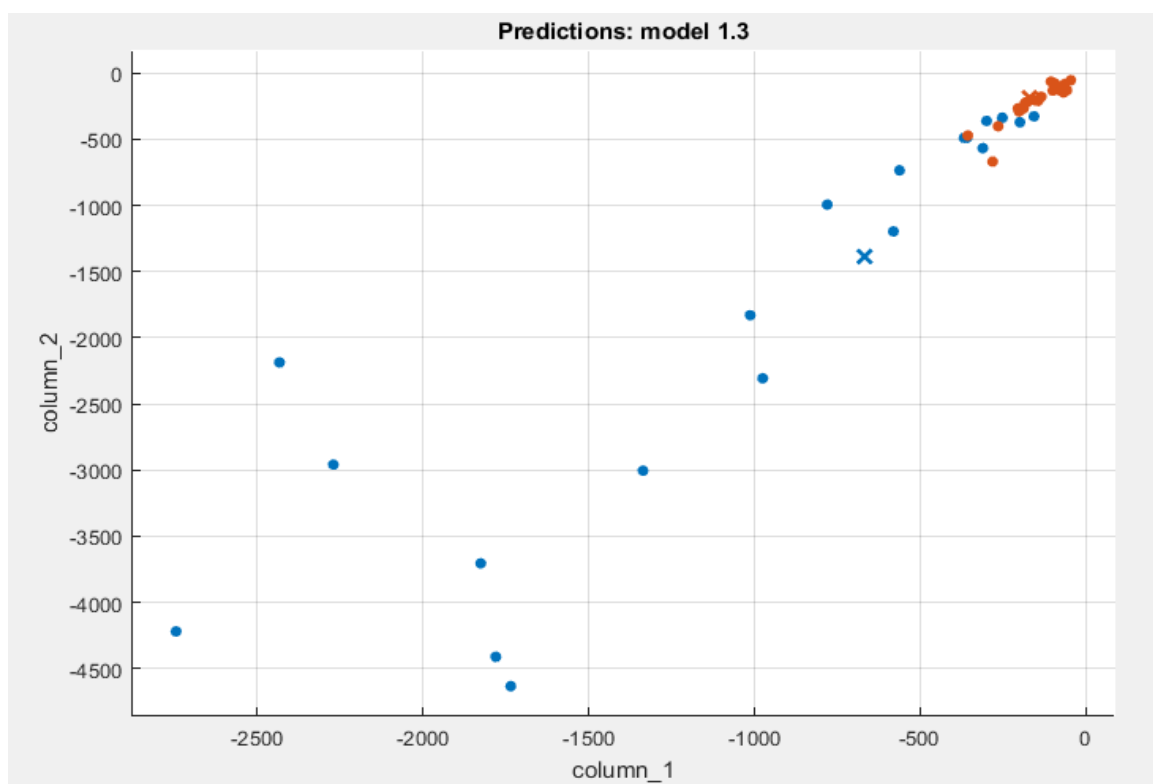
با توجه به این جدول، همچنان درخت تصمیم با دقت بیشتری دو مرحله هوشیاری را تشخیص داده است. همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، به ازای $k=10$ نسبت به $k=5$ ، طبقه‌بندها با دقت پایین‌تری دو مرحله هوشیاری را تشخیص دادند. در ادامه نمودار این طبقه‌بندها آمده است.



شکل ۱۵,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط SVM با کرنل گوسی- k اعتبارسنج ۱۰-دقت ۸۸,۱٪.



شکل ۱۶,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط KNN با $k=11$ اعتبارسنج ۱۰-دقت ۸۵,۷٪.



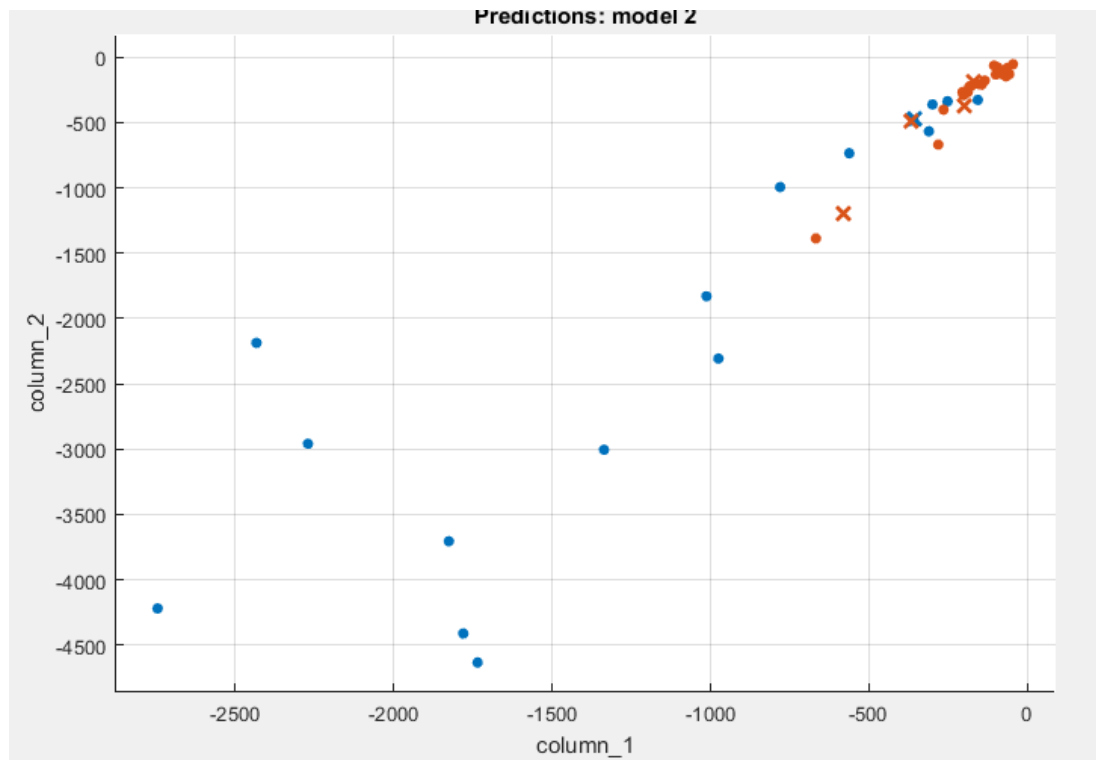
شکل ۱۷,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط درخت تصمیم - k اعتبارسنج ۱۰-دقت ۹۰,۵٪.

به ازای $k=2$ ، دقت سه طبقه‌بند SVM با کرنل گوسی، KNN با $k=11$ و درخت تصمیم با استفاده از شش ویژگی کمینه، بیشینه، انحراف معیار، انرژی و آنتروپی مشاهده شدند. نتایج در جدول زیر آمده است.

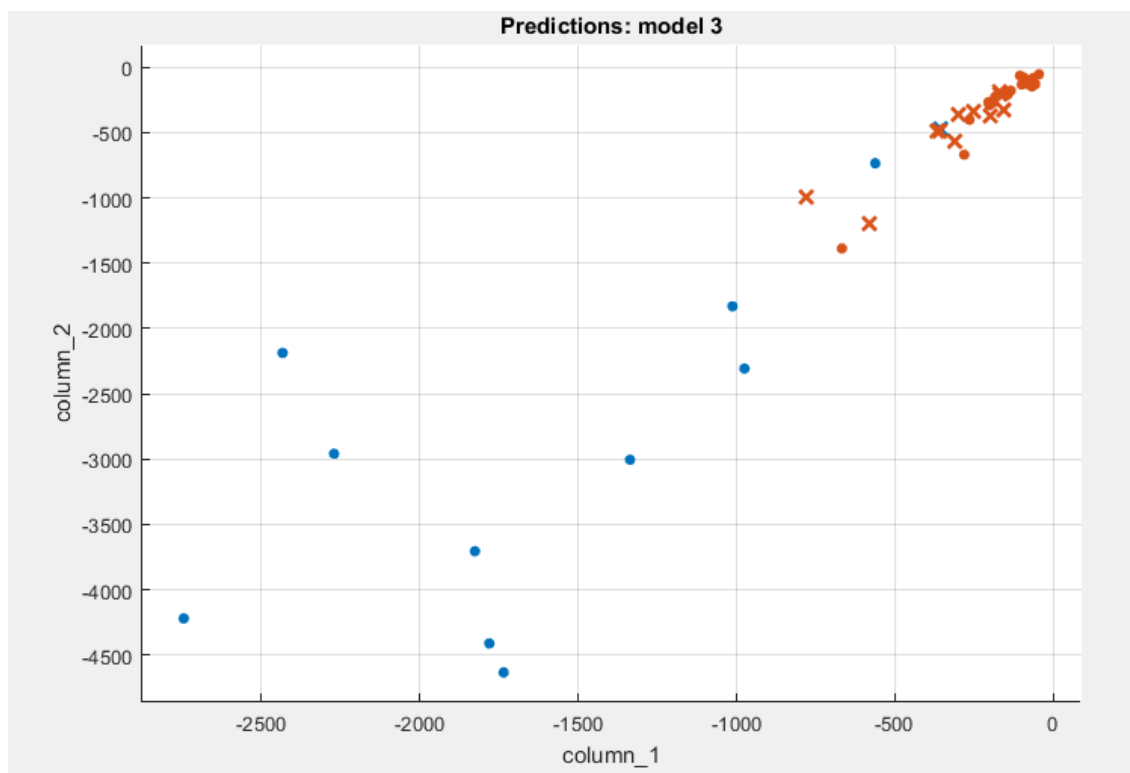
جدول ۴،۴ تشخیص بیداری و خواب‌آلودگی با استفاده از k-Fold Cross Validation و $k=2$.

	SVM (Gaussian)	KNN (k=11)	DT
Accuracy	88.1%	71.4%	78.6%

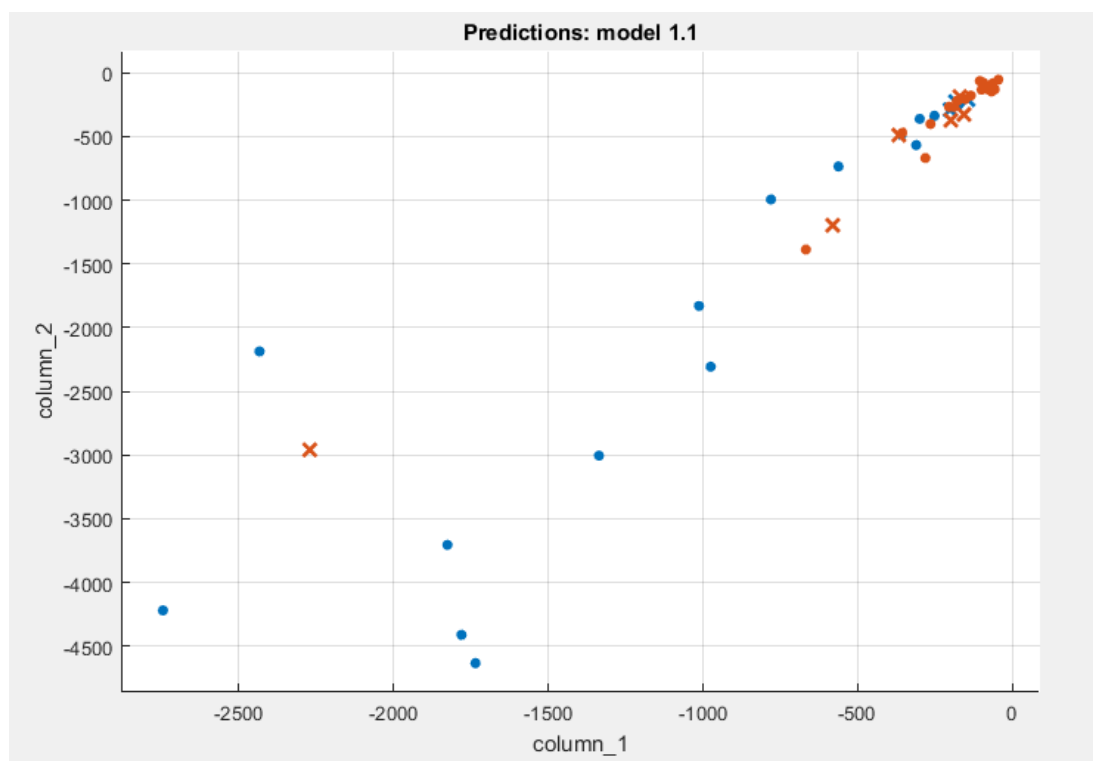
با توجه به جدول، به ازای $k=10$ طبقه‌بند SVM با دقت بیشتری دو مرحله هوشیاری را تشخیص داده است. همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، به ازای $k=2$ نسبت به $k=5$ ، طبقه‌بندها با دقت پایین‌تری دو مرحله هوشیاری را تشخیص دادند. در ادامه نمودار این طبقه‌بندها آمده است.



شکل ۱۸،۴ نمودار طبقه‌بندی توسط SVM با کرنل گوسی- k اعتبارسنج ۲-دقت ۸۸،۱٪.



شکل ۱۹,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط KNN با $k=11$ اعتبارسنج ۱۰-دقت ۷۱,۴٪.



شکل ۲۰,۴ نمودار طبقه‌بندی توسط درخت تصمیم - k اعتبارسنج ۲-دقت ۷۸,۶٪.

۶.۴ جمع‌بندی

برای انجام این پروژه از دادگاه Physionet استفاده گردید. از این داده‌ها ۲۱ مورد شامل مدت‌زمان لازم برای ثبت داده‌هایی مربوط به مراحل مختلف خواب بودند و اطلاعات مفیدی را به همراه داشتند. سپس داده‌های مربوط به دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی از سایر اطلاعات جدا شدند.

پس انجام این جداسازی، با استفاده از فیلتر میان‌گذر Butterworth سیگنال به پنج زیرباند فرکانسی آلفا، بتا، تتا، دلتا و گاما تقسیم گردید. سپس چهار ویژگی کمینه، بیشینه، میانگین و انحراف معیار در حوزه زمان و دو ویژگی انرژی سیگنال و آنتروپی در حوزه فرکانس برای آموزش سه طبقه‌بند SVM، KNN و درخت تصمیم استفاده شدند.

در قسمت بعد با استفاده از اعتبارسنجی k -Fold Cross Validation، به ازای $k=5$ طبقه‌بندها با ویژگی‌های در حوزه زمان، فرکانس و هردو آزمایش گردیدند. در اینجا سه نمونه از بهترین طبقه‌بندها برای داده‌ها انتخاب شد. سپس به ازای مقادیر ۲، ۵ و ۱۰ برای اعتبارسنجی، مورد استفاده قرار گرفتند. درنهایت با روش‌ها و آزمایش‌های اعمال شده بر روی داده‌ها می‌توان به نتایج زیر رسید:

(۱) مقدار بهینه اعتبارسنجی استفاده‌شده در این پروژه $k=5$ است. این مطلب غنی بودن ۸۰ درصد داده‌های استفاده‌شده را نشان می‌دهد.

(۲) در مراحل مختلف خواب، فرکانس سیگنال‌های مغزی تغییر فاحش‌تری نسبت به دامنه سیگنال پیدا می‌کند. به همین علت اگر برای آموزش طبقه‌بندها از ویژگی‌های حوزه فرکانس استفاده شود، دقت بالاتری نسبت به آموزش با ویژگی‌های حوزه زمان به دست می‌آید.

(۳) طبقه‌بند SVM با کرنل گوسی به دلیل مشتق‌پذیری بالا، لزوماً خطی نبودن الگوریتم تشخیص مراحل مختلف هوشیاری و مناسب بودن این نمونه طبقه‌بند برای داده‌های متصل به نویز، با دقت بالاتری نسبت به سایر طبقه‌بندهای SVM مراحل مختلف هوشیاری را تشخیص می‌دهد

(۴) مقدار بهینه k در طبقه‌بند KNN، ۱۱ است. بهینه بودن این مقدار وابسته به میزان تداخل نمونه‌های دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی می‌باشد.

۵) از آنجایی که داده‌ها قبل از آموزش طبقه‌بند کیفی شدند، درخت تصمیم نسبت به دو طبقه‌بند دیگر، با دقت بالاتری بیداری و خواب‌آلودگی را تشخیص داد. دقت تشخیص به‌دست‌آمده در این پروژه ۹۲٫۵ درصد می‌باشد.

برای تفکیک ویژگی‌های استخراج‌شده، از قوی‌ترین طبقه‌بندها شامل ماشین‌های بردار پشتیبان، k نزدیک‌ترین همسایه، درخت تصمیم استفاده شده‌است. همه طبقه‌بندها نتایج قابل قبولی را دربرداشتند؛ اما هدف ما از این روش‌های بهبود عملکرد سیستم می‌باشد. البته علاوه بر دقت، سرعت نیز پارامتر مهمی بوده که همواره مدنظر پژوهشگران واقع شده است. با توجه به مباحث مطرح‌شده در مورد هریک از طبقه‌بندها، طبقه‌بندی می‌تواند برای تشخیص خواب‌آلودگی مناسب باشد که تا حد امکان سریع عمل کند. برای این منظور می‌توان از چندین روش ترکیبی استفاده کرد تا هریک از روش‌ها، کاستی و عیوب دیگر روش‌ها را پوشش دهد.

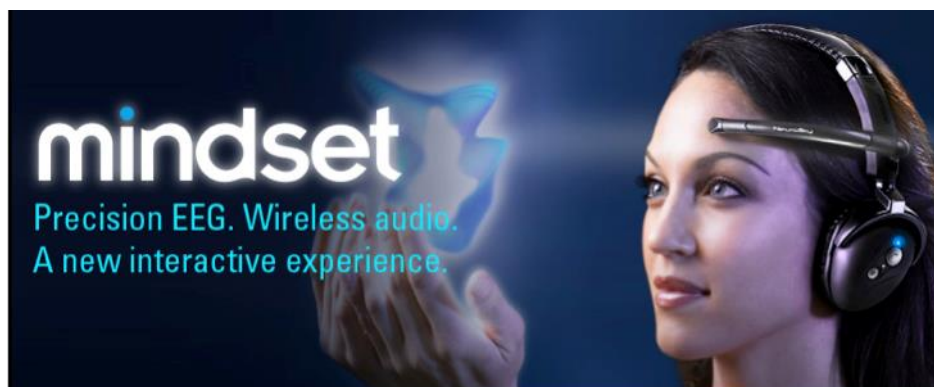
هدف انجام این پروژه جلوگیری از خسارات ناشی از خواب‌آلودگی راننده بوده است؛ به‌طوری‌که بتوان دو مرحله بیداری و خواب‌آلودگی راننده را تشخیص داد. کوتاه بودن مدت‌زمان تشخیص هر طبقه‌بند، مسئله حائز اهمیتی است. به‌طوری‌که اگر خواب‌آلودگی به‌موقع تشخیص داده شود، می‌توان با استفاده از بوق یا لرزش صندلی، راننده را از خواب بیدار کرد و از خسارات جانی و مالی جلوگیری کرد. در ادامه پیشنهاداتی جهت بهبود کارهای آمده است.

۷.۴ پیشنهادات

مطالعه در زمینه یافتن ویژگی مناسب و نیز طبقه‌بندی بهینه جهت تفکیک مراحل هوشیاری، زمینه بسیار گسترده‌ای دارد. در این شرایط و با توجه به دستاوردهای این پایان‌نامه، موارد زیر به‌عنوان مسیرهای پیشنهادی جهت انجام مطالعات بیشتر پیشنهاد می‌گردند:

- بهبودهای سخت‌افزاری زیادی می‌تواند بر دستگاه‌های EEG انجام شود که موجب بهبود عملکرد دستگاه و ثبت بهتر سیگنال شود. دستگاه‌های مدرن‌تر امروزی به صورت بی‌سیم بوده و راننده راحت‌تر می‌تواند از آن استفاده کند و در نتیجه سیگنال‌های ثبت‌شده از او معتبرتر و دقیق‌تر

خواهد بود. نمونه قدیمی و مدرن دستگاه‌های ثبت EEG را می‌توان در شکل ۲۱,۴ مشاهده کرد.



شکل ۲۱,۴ الف) هدست Mindset [۲۳].



شکل ۲۱,۴ ب) روشی برای ثبت EEG [۷].

شکل ۲۱,۴ نمونه مدرن (الف) و قدیمی (ب) دستگاه‌های ثبت EEG

- استفاده از PCA¹ براساس کرنل جهت استفاده از مزایای آنالیز اجزای اصلی غیرخطی. استفاده از این روش خصوصاً در هنگام استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های قدرتمند و پیچیده‌ای نظیر SVM ممکن است سبب بهبود نتایج و یادست‌کم ساده‌سازی و سرعت بخشیدن به فرآیند آموزش گردد. استفاده از این روش به دلیل پراکنده بودن داده‌های آموزش بسیار ضروری است.
- کاهش تعداد میان‌گیری به‌منظور بر خط کردن سیستم با استفاده از الگوریتم‌های سریع‌تر و جمع‌آوری دقیق‌تر داده. در این صورت می‌توان به آنلاین شدن سیستم و در نتیجه به کاربردی شدن آن در زندگی روزمره نزدیک شد.
- استفاده از سیستم فیدبک برای تحریک مغز و پایدار کردن سیستم. درواقع هدف نهایی همه BCI ها رسیدن به این مرحله است که بتوان حلقه را بسته و سیستم را پایدار ساخت.

¹ Principal Component Analysis

منابع و مراجع

- [۱] Biomedical Imaging Research Lab of the Signal and Image Processing Institute at University of Southern California:
<https://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>.
- [۲] Raynold C. Smith, "Electro Encephalograph based Brain Computer Interface," Master of Engineering Science (MEngSc) Thesis, faculty of Electrical and Electronic Engineering, Dublin, Ireland, Feb 2004.
- [۳] آرتور گایتون، "فیزیولوژی بدن انسان"، ترجمه مسعود علیزاده. منوچهر نیکپور، بهمن جباری، نصرت‌الله دبیروزیری، هوشمند نیرسینا، مسعود علیپور، یعقوب احدوت، بهمن ۱۳۴۴.
- [۴] Tommi Nykopp, "Statistical Modeling Issues for the Adaptive Brain Interface," M.S. Thesis, Department of Electrical and Communications Engineering, HELSINKI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY, February 2008.
- [۵] Jorge Baztarrica Ocho, "EEG Signal Classification for Brain Computer Interface Applications," ECOLÉ Polytechnique Federal de LAUSANNE, March 28th, 2002.
- [۶] Janne Lehtonen, "EEG-based Brain Computer Interfaces," In partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science, Department of Electrical and Communications Engineering, HELSINKI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY, May 3, 2002.
- [۷] G. Pfurtscheller, C. Neuper, C. Guger, W. Harkam, H. Ramoser, A. Schlögl, B. Obermaier, and M. Pregenzer, "Current Trends in Graz Brain-Computer Interface (BCI) Research," IEEE Transactions ON Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2, Page(s):216 – 219, JUNE 2010.
- [۸] Emanuel Donchin, Kevin M. Spencer, and Ranjith Wijesinghe "The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain- Computer Interface," IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2, Page(s):174 – 179, JUNE 2011.
- [۹] S. Kamaledin Setarehdan, "Echocardiographical Cardiac Function Assessment and Wall Motion Visualization Using Fuzzy Logic and Wavelet Transform," January, 1998.
- [۱۰] Robb W. Glenny, H. Robertson, Stanley Yamashiro, and James B. Basingthwaight, "Application of Fractal analysis to Physiology," Jurnal of Appl. Physiol., VOL. 70, Page(s): 2351-2367, 1991.

- Arnaud Delorme and Scott Makeig, "EEG Changes Accompanying Learned Regulation of 12-Hz EEG Activity," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, VOL. 11, NO. 2, Page(s): 133-137, June 2003. [١١]
- Febo Cincotti, Donatella Mattia, Claudio Babiloni, Filippo Carducci, Serenella Salinari, Luigi Bianchi, Maria Grazia Marciani, and Fabio Babiloni, "The Use of EEG Modifications Due to Motor Imagery for Brain-Computer Interfaces," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, VOL. 11, NO. 2, Page(s): 131-133, June 2003. [١٢]
- F. Babiloni, F. Cincotti, L. Lazzarini, J. Millán, J. Mouriño, M. Varsta, J.Heikonen L. Bianchi, and M. G. Marciani, "Linear Classification of Low-Resolution EEG Patterns Produced by Imagined Hand Movements," IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, June 2000. [١٣]
- K.S. Jones, M.S. Middendorf, G. Calhoun, and G. McMillan, "Evaluation of an Electroencephalographic-based Control Device," Proc. of the 42nd Annual Mtg of the Human Factors and Ergonomics Society, Pages: 491- 495, 1998. [١٤]
- E. E. Sutter, "The visual evoked response as a communication channel," Proceedings of the IEEE Symposium on Biosensors, Page(s): 95-100, 1984. [١٥]
- E. Donchin, , K.M. Spencer, , R. Wijensinghe, "The mental prosthesis: Assessing the speed of a P300-based brain-computer interface," IEEE Trans. Rehab. Eng., VOL. 8, Pages: 174-179, 2000. [١٦]
- Neng Xu, Xiaorong Gao, Bo Hong, Xiaobo Miao, Shangkai Gao, and Fusheng Yang, "BCI Competition 2003—Data Set IIB: Enhancing P300 Wave Detection Using ICA-Based Subspace Projections for BCI Applications," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, VOL. 51, NO. 6, June 2004. [١٧]
- Ulrich Hoffmann, Gary Garcia, Jean-Marc Vesin, Karin Diserens and Touradj Ebrahimi, "A Boosting Approach to P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces," Conference Proceedings of 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, Page(s): 97 – 100, March 16-19, 2005. [١٨]
- C. Guger, A. Schlögl, D. Walterspacher, and G. Pfurtscheller, "Design of an EEG-based brain-computer interface (BCI) from standard components running in real-time under Windows," Biomed. Technik, Vol. 44, Page(s): 12-16, 1999. [١٩]
- Gert Pfurtscheller and Christa Neuper, "Motor Imagery and Direct Brain-Computer Communication," Proceedings of the IEEE, Volume 89, No. 7, Page(s): 1123 – 1134, July 2001. [٢٠]

- [۲۱] L. Thompson, and M. Thompson, "Neurofeedback combined with training in metacognitive strategies: Effectiveness in students with ADD," Applied Psychophysiology & Biofeedback, Vol. 23, No. 4, Page(s): 243-263, 1998.
- [۲۲] Roger Azevedo, "Metacognition and Self-Regulation in learning with Metacognitive tools," 11th International conference of artificial intelligent in education, Amsterdam, IOS press, 2003.
- [۲۳] Jessica Bayliss and Dana Ballard, "A virtual reality testbed for braincomputer interface research," IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2, Page(s):188 – 190, June 2000.
- [۲۴] Emanuel Donchin, Kevin M. Spencer, and Ranjith Wijesinghe, "The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain– Computer Interface," IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2, Page(s):174 – 179, JUNE 2000.
- [۲۵] Jorge Baztarrica Ocho, "EEG Signal Classification for Brain Computer Interface Applications," ECOLE Polytechnique Federal de LAUSANNE, March 28th, 2002.
- [۲۶] D. J. McFarland, L. A. Miner, Theresa M. Vaughan, and Jonathan R. Wolpaw, "Mu and Beta Rhythm Topographies During Motor Imagery and Actual Movements," Brain Topography, VOL. 12, NO. 3, Page(s): 177-186, 2000.



Amirkabir University of Technology
(Tehran Polytechnic)

Department of Electrical Engineering

Bsc. Thesis

Driver's consciousness level analysis using EEG signals

By
Yalda Forootan

Supervisor
Dr. M.A. Khosravi

Dr. H. Atrianfar

October 2017