



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی پزشکی

پایان نامه کارشناسی

گرایش بیوالکتریک

طراحی نرم افزار و رابط کاربری برای داده‌گیری، نمایش و پردازش زمان
مستقیم سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام دوکاناله پیشانی و مقایسه آماری
ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های ثبت شده حین خواب

نگارش

امیرحسین دارائی

استاد راهنما

مهندس زهرا تابان فر

دکتر فرناز قاسمی

تیر ۱۴۰۱

به نام خدا

تاریخ:

تعهدنامه اصالت اثر



اینجانب امیرحسین دارائی متعهد می‌شوم که مطالب مندرج شده در این پایان‌نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب تحت نظارت و راهنمایی استاید 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 مأخذ ذکر گردیده است. این پایان‌نامه قبلًاً 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 منابع با ذکر مأخذ بی‌مانع است.

امیرحسین دارائی

امضا

سپاس‌گزاری

سپاس فراوان از:

- ایزد منان که بی‌نگاه او این پژوهش فراهم نمی‌شد.
- پدر و مادر 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 دکتر زهرا تلبان‌فر و دکتر مهداد جعفرزاده که در یک‌لیک گام‌های این پژوهش برای انجام هرچه بهتر آن مرا یاری نموده و از هیچ کمکی دریغ نکردند.
- استاد حیدری استاد زندگی و راهنمای همیشگی من در تمام مراحل این مسیر.
- و با سپاس از همراهی و دلگرمی همه دوستانم بویژه نازنین محمدرضایی، سروش نقوی، حمیدرضا ابوئی، کسری وزیری، صبا علیخانی‌زاده، حسین قاسم‌دامغانی، امیرحسین رحمتی و مهتاب دسترنج.

چکیده

خواب یک حالت ذهنی و رفتاری است که به صورت دوره‌ای در اکثر موجودات اتفاق می‌افتد و برای حفظ سلامتی روانی، تکامل ذهنی و رشد جسمی لازم است. بررسی فعالیت‌های الکتریکی مغز در حین خواب نشان می‌دهد که خواب به دو مرحله کلی تقسیم می‌شود: حرکت سریع چشم و حرکت غیر سریع چشم که شامل ۴ مرحله (N1، N2، N3 و N4) می‌باشد. عدم بهره‌مندی کامل از هر یک از این مراحل سبب آسیب‌های روحی، فکری و جسمی می‌شود. بدین منظور بزشکان سیگنال‌های حیاتی بیمار را توسط پلی‌سومنوگرافی حین خواب در آزمایشگاه ثبت کرده و طول و توالی دوره‌های مختلف خواب را در آن مشخص می‌کنند و پزشک بر پایه آن فرآیند تشخیص و درمان را انجام می‌دهد. بررسی عینی این سیگنال‌ها مطابق استانداردهای سازمان بین‌المللی خواب فرآیندی طولانی و زمان بر است. همچنین امکان مراجعته هر شب بیمار به آزمایشگاه وجود ندارد.

در راستای حل این مشکل، ابتدا نرم‌افزاری به منظور داده‌گیری، کنترل، نمایش و پردازش برخط دادگان الکتروانسفالوگرام دریافتی از دستگاه طراحی شد. سپس سیگنال مغزی ۸ شرکت کننده در طول مجموع ۶۱ شب توسط نرم‌افزار جمع‌آوری و ثبت شد. در گام اول این سیگنال‌ها به دسته‌های ۳۰ ثانیه‌ای (ایپاک) تقسیم شدند و توسط متخصص حوزه خواب برچسب‌گذاری شدند. سیگنال‌های مغزی در مرحله‌ی پیش‌پردازش گام‌هایی چون اصلاح خط پایه، اعمال فیلتر، دوره‌بندی زمانی، حذف دستی ایپاک‌های بد و افزایش دادگان را گذراندند. در گام بعد پس از استخراج ۷۳ ویژگی از سیگنال و بررسی چند مشخصه آماری ویژگی‌های استخراج شده، به منظور سنجش وجود تفاوت‌های آماری معنی‌دار میان گروه‌های تحت مطالعه آزمون آماری ANOVA و خی ۲ بر روی ویژگی‌های استخراج شده و برچسب‌ها پیاده‌سازی شد. سپس مدل یادگیری ماشین بردار پشتیبان بر روی دادگان آموزش داده شد. بهترین پارامترهای یادگیری شامل تعداد ویژگی برتر و ضریب جریمه توسط جستجوی داربستی به ترتیب برابر ۶۰ و ۱۰ پیدا شد. مدل نهایی دارای دقت ۸۳٪ و ۷۶٪ به ترتیب برای ۶۰ و ۳۵ ویژگی برتر می‌باشد. نتایج نشان داد که نرم‌افزار داده‌گیری و ویژگی‌های استخراج شده تا حد قابل قبولی توانایی مدیریت طولانی مدت جلسات داده‌گیری خواب و مرحله‌بندی سیگنال‌های مغزی حین خواب را دارد.

واژه‌های کلیدی: سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG)، مرحله‌بندی خواب، طراحی نرم‌افزار ثبت سیگنال، پردازش سیگنال حیاتی

صفحه

فهرست مطالب

۱.....	۱ - فصل اول مقدمه
۲.....	۱ - ۱ - پیش گفتار
۳.....	۱ - ۲ - داف و ضرورت انجام پژوهش
۴.....	۱ - ۳ - ساختار پایان نامه
۶.....	۲ - فصل دوم ادبیات پژوهش
۷.....	۲ - ۱ - مقدمه
۷.....	۲ - ۲ - سیگنال های الکتروانسفالوگرام
۱۲.....	۲ - ۳ - مروری بر مطالعات انجام شده در حوزه خواب و طبقه بندی مراحل خواب
۱۲.....	۲ - ۳ - ۱ - مروری بر نرم افزارها و سخت افزارهای ثبت سیگنال های الکتروانسفالوگرام
۱۹.....	۲ - ۳ - ۲ - مروری بر پژوهش های صورت گرفته در زمینه طبقه بندی خود کار مراحل خواب
۳۳.....	۲ - ۴ - جمع بندی
۳۴.....	۳ - فصل سوم پیاده سازی نرم افزار
۳۵.....	۳ - ۱ - مقدمه
۳۵.....	۳ - ۲ - معرفی پای کیوت
۳۷.....	۳ - ۳ - طراح کیوت: نرم افزار طراحی رابط گرافیکی
۳۸.....	۳ - ۴ - پیاده سازی نرم افزار کنترل هدیند
۳۸.....	۳ - ۵ - توابع کنترل و ارتباط با شبکه
۳۹.....	۳ - ۶ - توابع ارتباط با رابط کاربری
۴۰.....	۳ - ۷ - رسم اسپکتروگرام
۴۳.....	۳ - ۸ - جداسازی پردازش ها به وسیله چند ریسمانی)

۴۷	۳ - ۹ - فرم و ساختار داده ثبت شده
۴۷	۳ - ۱۰ - جمع‌بندی
۴۹	۴ - فصل چهارم طراحی تکلیف، فرایند داده‌گیری، پایگاه داده و روش پردازش
۵۰	۴ - ۱ - مقدمه
۵۰	۴ - ۲ - طراحی تکلیف و دادگان تجربی
۵۰	۴ - ۲ - ۱ - مشخصات هدبند الکترواستفالوگرام زی‌مکس
۵۱	۴ - ۲ - ۲ - پایگاه داده‌ی ثبت‌شده
۵۲	۴ - ۲ - ۳ - مرحله‌بندی بصری دادگان
۵۴	۴ - ۳ - روش پیش‌پردازش
۵۴	۴ - ۳ - ۱ - اصلاح خط پایه
۵۵	۴ - ۳ - ۲ - اعمال فیلتر روی سیگنال
۵۸	۴ - ۳ - ۳ - دوره‌بندی زمانی (ایپاک کردن) سیگنال
۵۸	۴ - ۳ - ۴ - حذف ایپاک‌های بد
۵۹	۴ - ۳ - ۵ - افزایش دادگان
۶۳	۴ - ۴ - مراحل پردازش و استخراج ویژگی
۶۵	۴ - ۴ - ۱ - ویژگی‌های حوزه زمان
۶۶	۴ - ۴ - ۲ - ویژگی‌های حوزه فرکانس
۶۷	۴ - ۴ - ۳ - ویژگی‌های زمان - فرکانس
۶۸	۴ - ۴ - ۴ - ویژگی‌های غیرخطی
۷۰	۴ - ۴ - ۵ - آنتروپی‌ها
۷۳	۴ - ۵ - بررسی برخی خصوصیات آماری ویژگی‌های به‌دست‌آمده

۷۴.....	۱ - ۵ - ۴ - انتخاب ویژگی بر اساس آزمون آماری تحلیل واریانس F (ANOVA F-test) F
۷۴.....	۲ - ۵ - ۴ - انتخاب ویژگی بر اساس آزمون آماری خی ^۲
۷۵.....	۶ - ۴ - طبقه‌بندی
۷۵.....	۶ - ۶ - ۴ - طبقه‌بندی با ماشین بردار پشتیبان (SVM)
۷۶.....	۶ - ۶ - ۴ - ارزیابی صحت الگوریتم طبقه‌بندی
۷۶.....	۷ - ۴ - جمع‌بندی
۷۸.....	۵ - فصل پنجم نتایج
۷۹.....	۱ - ۶ - مقدمه
۷۹.....	۲ - ۶ - عملکرد نرم‌افزار
۷۹.....	۲ - ۶ - اتصال و تنظیمات اولیه
۸۰.....	۲ - ۶ - پیش‌پردازش برخط
۸۱.....	۲ - ۶ - ۳ - رسم برخط طیف‌نگار
۸۲.....	۲ - ۶ - ۴ - ارسال محرک نوری / صوتی / لرزشی
۸۳.....	۲ - ۶ - ۵ - مرحله‌بندی برخط خواب
۸۴.....	۲ - ۶ - ۶ - ذخیره‌سازی دادگان ثبت شده
۸۴.....	۳ - ۶ - مشخصات دادگان خام
۸۶.....	۴ - ۶ - پیش‌پردازش سیگنال
۸۶.....	۵ - ۶ - سیگنال پس از اعمال فیلتر
۸۷.....	۶ - ۶ - دوره‌بندی زمانی سیگنال
۸۷.....	۷ - ۶ - رسم طیف‌نگار
۸۸.....	۸ - ۶ - حذف ایپاک‌های بد

۶ - افزایش دادگان	۸۸
۶ - پردازش و استخراج ویژگی	۹۱
۶ - آنالیز آماری ویژگی های استخراج شده از سیگنال	۹۳
۶ - آزمون آماری استفاده شده	۹۳
۶ - مرحله بندی	۹۴
۶ - تنظیم پارامترهای مدل ماشین بردار پشتیبان	۹۴
۶ - پارامتر تعداد ویژگی های یادگیری	۹۶
۶ - نتایج ماشین بردار پشتیبان	۹۹
۶ - جمع بندی	۱۰۲
۷ - فصل ششم نتیجه گیری نهایی و پیشنهادها	۱۰۴
۷ - مقدمه	۱۰۵
۷ - جمع بندی و نتیجه گیری	۱۰۵
۷ - افق های پیش رو و پیشنهادها	۱۰۷
۸ - منابع و مراجع	۱۰۹
۹ – Abstract	119

فهرست اشکال

صفحه

شکل ۱-۲ - نمونه‌های امواج مغزی با فرکانس‌های غالب مربوط به باندهای گاما، بتا، آلفا، تتا و دلتا [۱۴]	۱۰
شکل ۲-۲ - مقایسه‌ی پیچیدگی سخت‌افزاری (و هزینه)، تفکیک‌پذیری مکانی و زمانی روش‌های مختلف تصویربرداری مغزی [۱۵]	۱۲
شکل ۳-۲ - خلاصه‌ای از فرایند طبقه‌بندی خواب لجنف و همکارانش. برگرفته از [۳۸]	۲۴
شکل ۴-۲ - نتایج عملکرد الگوریتم DSVM و ویژگی‌های انتخاب شده برای طبقات مختلف خواب: حساسیت (SE)، اختصاصی بودن (SP) و دقت (AC) که همگی پیش‌بینی طبقه‌بندی‌کننده را در مقایسه با امتیازدهی متخصص (برچسب داده) ارزیابی می‌کنند	۲۵
شکل ۱-۳ - پیاده‌سازی نرم‌افزار در محیط Qt Designer	۳۷
شکل ۲-۳ - تصویر رابط کاربری نرم‌افزار	۳۹
شکل ۳-۳ - نمونه طیفنگار چند مخروطی از دادگان مغزی خواب. برگرفته از [۵۳]	۴۱
شکل ۴-۳ - تعداد نمونه‌های دریافتی در ثانیه توسط نرم‌افزار (آ) قبل و (ب) بعد از جداسازی رابط کاربری و عملیات داده‌گیری بر روی سی‌پی‌یو. در این شکل محور افقی زمان و محور عمودی تعداد نمونه‌های دریافتی است	۴۶
شکل ۱-۴ - طیفنگار به دست آمده از سیگنال الکتروانسفالوگرام یک شب خواب کامل (شرکت کننده P8)	۵۲
شکل ۲-۴ - طیفنگار همگام‌سازی شده با طبقات مختلف خواب (شرکت کننده P8)	۵۳
شکل ۳-۴ - ماتریس انتقال مراحل مختلف خواب برای شرکت کننده P8	۵۴
شکل ۴-۴ - مشخصات زمانی و فرکانسی (دامنه و فاز) پاسخ ضربه فیلتر اعمال شده بر روی دادگان EEG	۵۶
شکل ۵-۴ - طیف توان سیگنال پیش از اعمال فیلتر میان‌گذر ۰.۵ تا ۴۵ هرتز	۵۷
شکل ۶-۴ - طیف توان سیگنال پس از اعمال فیلتر میان‌گذر ۰.۵ تا ۴۵ هرتز	۵۷

شکل ۷-۴ - نمونه‌ای از آرتیفیکت‌ها بر روی سیگنال الکتروانسفالوگرام خواب در یک جلسه ثبت.....	۵۹
شکل ۸-۴ - توزیع برچسب مراحل مختلف خواب در سه جلسه ثبت متفاوت.....	۶۰
شکل ۹-۴ - نمودار جعبه‌ای تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت.....	۶۱
شکل ۱۰-۴ - نمودار هیستوگرام تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت.....	۶۱
شکل ۱۱-۴ - رویکردهای مختلف افزایش داده توسط روش برش و جابه‌جایی.....	۶۲
شکل ۱۳-۴ - نمایش عملکرد SVM در یک فضای دو بعدی با دو برچسب [۱۲۵].....	۷۵
شکل ۱-۶ - رابط کاربری گرافیکی نرمافزار.....	۸۰
شکل ۲-۶ - پاسخ فرکانسی فیلتر با ترورث مرتبه ۳ (آبی) و ۶ (نارنجی).....	۸۱
شکل ۳-۶ - نمودار طیف توان داده‌ی خام شرکت‌کننده‌ی P18.....	۸۵
شکل ۴-۶ - نمودار زمانی دقیقه ۲۱۰ تا ۲۱۶ خواب متعلق به شرکت کننده P18.....	۸۵
شکل ۵-۶ - نقشه توپوگرافی توان باند فرکانس گاما در زمان ۴ دقیقه و ۴۵ ثانیه خواب شرکت‌کننده P18.....	۸۶
شکل ۶-۶ - طیف فرکانسی سیگنال فیلتر شده‌ی مربوط به شرکت کننده P18.....	۸۶
شکل ۷-۶ - طیفنگار محاسبه شده از دادگان الکتروانسفالوگرام شرکت کننده P18 در شب سوم ثبت خین خواب.....	۸۷
شکل ۸-۶ - طیفنگار محاسبه شده از دادگان الکتروانسفالوگرام شرکت کننده P15 در شب دوم ثبت خین خواب و برچسب‌گذاری ایپاک‌های بد.....	۸۸
شکل ۹-۶ - توزیع برچسب‌ها در یک جلسه ثبت قبل و بعد از تولید دادگان.....	۸۹
شکل ۱۰-۶ - نمودار جعبه‌ای تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت پس از افزایش دادگان.....	۹۰
شکل ۱۱-۶ - نمودار هیستوگرام تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت.....	۹۰

شکل ۱۲-۶ - طیفنگار سیگنال خواب به همراه توزیع برچسبها در سیگنال افزایش یافته برای شرکت کننده P18 در شب سوم ثبت.....	۹۱
شکل ۱۳-۶ - ویژگی نسبت توان فرکانسی باند آلفا به بتا در طول یک جلسه ثبت به همراه برچسب طبقه هر ایپاک.....	۹۱
شکل ۱۴-۶ - نمایش فضای ویژگی به صورت دو به دو برای تعدادی از ویژگی‌های موجود.....	۹۲
شکل ۱۵-۶ - مقادیر آماره‌ی F ANOVA برای ۷۳ ویژگی مورد مطالعه در ۶۱ ثبت - مرتب شده براساس رتبه میانه‌ها (برای سیگنال‌های افزایش یافته).....	۹۳
شکل ۱۶-۶ - مقادیر آماره‌ی خی ۲ برای ۷۳ ویژگی مورد مطالعه در ۶۱ ثبت - مرتب شده براساس رتبه میانه‌ها (برای سیگنال‌های افزایش یافته).....	۹۴
شکل ۱۷-۶ - رتبه‌بندی ۷۳ ویژگی مورد مطالعه بر اساس میانگین رتبه‌ها در میان دو آزمون آماری ANOVA و خی ۲.....	۹۴
شکل ۱۸-۶ - نمودار دقت طبقه‌بند بر اساس مقادیر مختلف پارامتر C.....	۹۶
شکل ۱۹-۶ - مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای هر کلاس بر حسب تعداد ویژگی‌های منتخب استفاده شده در یادگیری مدل.....	۹۷
شکل ۲۰-۶ - مقادیر جمع صحت، یادآوری و امتیاز F1 مراحل مختلف خواب به ازای تعداد ویژگی‌های متفاوت.....	۹۹
شکل ۲۱-۶ - ماتریس درهم‌ریختگی برای مدل SVM با پارامترهای کرنل RBF، $C=10$ و $\gamma=0.01$ ویژگی برتر.....	۱۰۱
شکل ۲۲-۶ - ماتریس درهم‌ریختگی برای مدل SVM با پارامترهای کرنل RBF، $C=10$ و $\gamma=0.01$ ویژگی برتر.....	۱۰۱
شکل ۲۳-۶ - طیفنگار و برچسب‌های پیش‌بینی‌شده و اصلی از عملکرد مدل اول با ۶۰ ویژگی بر روی دادگان ثبت 12 QS.....	۱۰۲
شکل ۲۴-۶ - طیفنگار و برچسب‌های پیش‌بینی‌شده و اصلی از عملکرد مدل اول با ۳۵ ویژگی بر روی دادگان ثبت 11 QS.....	۱۰۲

شکل ۱-۷ - برچسب های مراحل خواب مشخص شده توسط متخصص (بالا) و برچسب های پیش‌بینی
شده توسط مدل (پایین) ۱۰۸

صفحه

فهرست جداول

جدول ۱-۲ - ویژگی‌های پنج باند فرکانسی اصلی در سیگنال‌های مغزی.....	۱۰
جدول ۱-۴ - فهرستی از ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس، زمان-فرکانس و ویژگی‌های غیرخطی مورد استفاده در این پژوهش.....	۶۴
جدول ۱-۶ - مقادیر صحت مدل طبقه‌بند برای مراحل مختلف خواب و تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده.....	۹۷
جدول ۲-۶ - مقادیر یادآوری مدل طبقه‌بند برای مراحل مختلف خواب و تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده.....	۹۸
جدول ۳-۶ - مقادیر امتیاز F1 مدل طبقه‌بند برای مراحل مختلف خواب و تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده.....	۹۸
جدول ۴-۶ - مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای مدل SVM با پارامترهای کرنل RBF، $C = 10$ و ۶۰ ویژگی برتر.....	۱۰۰
جدول ۵-۶ - مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای مدل SVM با پارامترهای کرنل RBF، $C = 10$ و ۳۵ ویژگی برتر.....	۱۰۰

۱ - فصل اول

مقدمه

۱-۱- پیش گفتار

خواب فرایندی حیاتی برای حفظ سلامت روانی، تکامل ذهنی و رشد جسمی است که به صورت دوره‌ای در بیشتر موجودات زنده اتفاق می‌افتد. از دیدگاه تکاملی، خواب یک فرایند پرخطر است، زیرا همان‌طور که مغز از دنیای بیرون جدا می‌شود، آسیب‌پذیری در برابر شکارچیان و خطرات بیرونی نیز افزایش می‌یابد. با این وجود انسان‌ها حدود یک‌سوم زندگی خود را در خواب می‌گذرانند [۱].

این اتفاق نظر وجود دارد که خواب نه تنها برای تجدید قوای بدن انسان لازم است، بلکه نقش حیاتی در حفظ توانایی‌های ذهنی وی نیز دارد. همان‌طور که انسان به خواب می‌رود، نحوه‌ی تعامل شبکه‌های مختلف در مغز او به طرز چشمگیری تغییر می‌کند. این فعالیت ناشی از تعامل الکتریکی و شیمیایی شبکه‌های مختلف مغزی است و به طور چشمگیری در طول خواب تغییر می‌کند. انکاس این فعالیت‌های الکتریکی را می‌توان توسط روش‌های تصویربرداری عصبی از جمله الکتروانسفالوگرافی ثبت کرد [۲]. بررسی داده‌های الکتروانسفالوگرام نشان می‌دهد که خواب فرایندی دوره‌ای است که به دو مرحله کلی تقسیم می‌شود: حرکت سریع چشم (خواب REM) و حرکت غیر سریع چشم (خواب غیر REM) که شامل ۴ مرحله (N1، N2، N3 و N4) می‌باشد [۳].

عدم بهره‌مندی کامل از هر یک از این مراحل سبب آسیب‌های روحی، فکری و جسمی مانند افسردگی، اختلالات وسوسات فکری-عملی و بی‌خوابی می‌شود. به همین دلیل اندازه‌گیری کمی خواب و تحلیل توالی و طول هر مرحله از خواب نقش مهمی در پیشگیری، تشخیص و درمان این اختلالات دارد. بدین منظور پزشکان و محققین سیگنال‌های حیاتی بیمار را توسط پلی‌سومونوگرافی حین خواب در آزمایشگاه ثبت می‌کنند. سپس متخصصین خواب، طول و توالی دوره‌های مختلف خواب را در آن مشخص می‌کنند و پزشک بر پایه آن فرایند تشخیص و درمان را انجام می‌دهد. بررسی عینی این سیگنال‌ها مطابق استانداردهای سازمان بین‌المللی فرایندی طولانی و زمان بر است.

درنتیجه توسعه سخت‌افزاری و نرم‌افزاری این سیستم‌ها به منظور در دسترس قراردادن آن‌ها به جامعه محققین و پزشکان و نیز خودکار کردن فرایند نمره‌دهی خواب اهمیت زیادی در تسهیل روند تشخیص و درمان اختلالات مرتبط با خواب دارد.

۱ - ۲ - اهداف و ضرورت انجام پژوهش

در این مطالعه، هدف بررسی فعالیت مغز حین خواب است. پیشروی خواب با تغییرات مداوم در فعالیت مغز، چشم و ضربان قلب همراه است. این تغییرات توسط دستگاه‌های ثبت سیگنال‌های حیاتی پایش می‌شوند. مراحل خواب با یک سری ویژگی‌های فیزیولوژیکی و عصبی متمایز مرتبط هستند که معمولاً برای شناسایی زمان رخداد این مراحل مورد استفاده قرار می‌گیرند. این فرایند به نام نمره‌دهی خواب یا مرحله‌بندی خواب، یک مرحله‌ی مهم در طیف وسیعی از تحقیقات پردازش سیگنال الکتروفیزیولوژیکی است که در روال بالینی و همچنین در تحقیقات خواب استفاده می‌شود.

در روال بالینی، مطالعات خواب اهمیت زیادی دارند زیرا معمولاً برای تشخیص آسیب‌هایی مانند بی‌خوابی، پرخوابی، اختلالات ریتم شبانه‌روزی، صرع و آپنه خواب انجام می‌شوند. مرحله‌بندی خواب اغلب به تجزیه و تحلیل دیداری سیگنال‌های ثبت شده حین خواب برای ایجاد هیپنوگرام که مراحل مختلف خواب را نشان می‌دهد، متکی است. این تجزیه و تحلیل به‌طور کلی از دستورالعمل‌های تعیین شده برای مرحله‌بندی مراحل خواب پیروی می‌کند. در حالی که امتیازدهی توسط متخصص استاندارد طلابی باقی‌مانده است، در سال‌های اخیر تلاش زیادی برای ارائه روش‌هایی برای مرحله‌بندی خودکار یا نیمه‌خودکار خواب انجام شده است [۱۳]-[۴]. اگرچه نتایج به‌دست آمده تا کنون امیدوارکننده بوده اما با توجه به ماهیت زمان بر و خسته کننده امتیازدهی بصری خواب، فضای برای بهبود نرم‌افزارهای طبقه‌بندی خودکار خواب همچنین بهبود سخت‌افزارهای ثبت داده‌های الکتروانسفالوگرام حین خواب وجود دارد.

با وجود پیشرفت تکنولوژی‌های ثبت EEG همچنان محدودیت‌هایی برای ثبت این سیگنال‌ها در محیط آزمایشگاه در حین خواب وجود دارد: (۱) به دلیل ماهیت حساس خواب و عدم انطباق پذیری افراد جهت خواب در محیط‌های جدید خارج از خانه، سیگنال‌های ثبت شده از خواب افراد در آزمایشگاه ممکن است با سیگنال‌های آن فرد در محیط خانه و اتاق خود تفاوت‌هایی داشته باشد. (۲) از سویی دیگر به دلیل امکانات محدود بیمارستان‌ها و پیچیدگی سیستم‌های ثبت، امکان بستری بیشتر از تعداد محدودی بیمار و ثبت سیگنال‌های مغزی آن‌ها حین خواب وجود ندارد. (۳) دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام موجود سیگنال‌ها را عموماً از طریق رابط کاربری خود به محققین نمایش می‌دهند و در پایان فرایند ثبت، آن‌ها را ذخیره و در دسترس افراد قرار می‌دهند. این موضوع عاملی محدود کننده است زیرا امکان دسترسی و تفسیر برخط این سیگنال‌ها وجود ندارد. تفسیر برخط این امکان را به محققین می‌دهد که بتوانند به صورت زنده مرحله‌ی خواب بیمار را مشاهده کرده و نیز توسط حرکت‌هایی به منظور بهبود اختلالات،

مداخلاتی را در خواب بیمار انجام دهنند. این مداخلات می‌تواند به صورت شیمیایی شامل داروهای بیهوده کننده یا فیزیکی شامل نور، لرزش یا صوت باشد.

هدف از این مطالعه در بخش اول طراحی یک رابط گرافیکی به منظور ثبت داده‌های هدبند الکتروانسفالوگرام زی‌مکس به صورت برخط از سرور و تقسیم‌بندی آن به پنجره‌های ۳۰ ثانیه‌ای مطابق استانداردهای سازمان بین‌المللی خواب است. بدین صورت می‌توان این داده‌ها را از طریق یک رابط کاربری در دسترس محققین قرارداد. سپس محققین می‌توانند الگوریتم‌های پردازشی خود را به صورت برخط بر روی این سیگنال اعمال کنند. همچنین امکان مداخله‌ی فیزیکی نیز توسط رابط کاربری تولید شده وجود خواهد داشت. محققین می‌توانند محرک‌هایی مانند نور، صوت و لرزه را توسط نرم‌افزار بر روی هدبند اجرا کنند. این محرک‌ها همراه با سیگنال الکتروانسفالوگرام ثبت می‌شوند و امکان مطالعه اثر آن‌ها بر روی فعالیت مغزی و مراحل خواب وجود خواهد داشت. در بخش دوم، ویژگی‌های آماری سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ثبت‌شده توسط این نرم‌افزار به صورت آماری با هم مقایسه شده و تمایز‌پذیری هر ویژگی حین مراحل مختلف خواب مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

به طور موردي اهداف دنبال شده در اين پژوهش را می‌توان به صورت زير نام برد:

- آشنایی با زمینه مطالعاتی خواب و طبقه‌بندی خواب
- آشنایی با روش‌های پردازش سیگنال‌های مغزی و پاک‌سازی آن‌ها از مداخلات حیاتی و غیرحیاتی
- آشنایی با ساخت نرم‌افزار و ثبت، ذخیره و نمایش داده‌های الکتروانسفالوگرام به صورت برخط
- آشنایی با نحوه پیاده‌سازی آزمایش‌های پزشکی و علم شناختی در حین خواب
- بررسی ویژگی‌های زمانی و فرکانسی سیگنال‌های مغزی ثبت‌شده در حین خواب
- مقایسه‌ی آماری ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های مغزی ثبت شده در حین خواب به منظور افزایش دقت و صحت روش‌های طبقه‌بندی خودکار خواب.

۱ - ۳ - ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه از شش فصل تشکیل شده است. در ادامه و در فصل دوم پس از پرداختن به مفاهیم کلی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و بررسی برخی مشخصات آن‌ها، در ابتدا دستگاه‌های ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام به همراه نرم‌افزارهای آن‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. سپس به کارهای پیشین در

حوزه‌ی مطالعاتی خواب و مرحله‌بندی خواب پرداخته شده است. در فصل سوم پس از بررسی روش پیاده‌سازی نرم‌افزار و فرایند داده‌گیری، به معرفی دادگان ثبت‌شده و مورداستفاده در این پژوهش پرداخته شده است. همچنین روش‌های مورداستفاده برای پیش‌پردازش و پردازش سیگنال‌ها موردمطالعه قرار گرفته است. در فصل چهارم روش‌های داده‌افزایی^۱، استخراج ویژگی، آزمون‌های آماری استفاده شده برای تعیین ویژگی‌های برتر و مدل استفاده شده برای مرحله‌بندی خواب به کمک این ویژگی‌ها مورد بحث قرار می‌گیرد. در فصل پنجم ابتدا گزارشی از عملکرد نرم‌افزار طراحی شده داده می‌شود سپس نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش‌های ارائه شده در فصل چهارم بر روی دادگان پژوهش گزارش می‌شود. در نهایت، در فصل ششم به عنوان آخرین فصل، پس از بیان مختصر مراحل پردازش و جمع‌بندی کلی نتایج دست آمده، پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده و افق‌هایی برای بهبود نرم‌افزار کنونی ارائه شده است.

¹ Up sampling

۲ - فصل دوم

ادبیات پژوهش

۱ - ۲ - مقدمه

در این فصل، ابتدا به معرفی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام پرداخته شده است. سپس ابزار الکتروانسفالوگرافی با سایر روش‌های تصویربرداری عصبی مقایسه و دلایل اقبال و استفاده از آن‌ها در پژوهش‌های علمی بیان شده است. همچنین برخی مشخصات و خصوصیات آن‌ها نیز ذکر شده است. در نهایت نیز به بررسی ادبیات پژوهشی و مطالعات گذشتگان در مقوله نرم‌افزارهای متن‌باز داده‌گیری و مدیریت سخت‌افزارهای ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و همچنین آنالیز و طبقه‌بندی داده‌های خواب پرداخته شده است.

۲ - سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

الکتروانسفالوگرافی (EEG) یک روش برای ثبت فعالیت الکتریکی مغز از روی پوست سر است. شکل موج‌های ثبت شده در این روش منعکس‌کننده فعالیت الکتریکی قشر مغز است. این سیگنال از نظر دامنه کوچک بوده و بر حسب میکرو ولت (mV) اندازه‌گیری می‌شود از نظر فرکانس نیز به چهار باند فرکانسی با نام‌های دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما تقسیم می‌شود که در ادامه ویژگی‌های هر کدام بیان می‌شود.

باند دلتا دارای فرکانس ۴ هرتز یا کمتر است. امواج این باند دارای بیشترین دامنه و کمترین فرکانس هستند. توزیع آن در مغز عموماً گستردگی دارد و در دو نیمکره مغز پراکنده است. امواج دلتا به عنوان ریتم غالب در نوزادان تا یک سال مشاهده می‌شود (باند غالب) و در مراحل ۳ و ۴ خواب، خواب عمیق، خواب بدون رویا و خواب غیر حرکت سریع چشم^۱، خلسه و ناخودآگاه وجود دارند [۱۴]. به نوعی می‌توان گفت انسان امواج دلتا را افزایش می‌دهد تا آگاهی خود را از دنیای فیزیکی اطراف کاهش دهد. علاوه بر این می‌توان از طریق امواج دلتا به اطلاعات ضمیر ناخودآگاه دسترسی پیدا کرد. هنگامی که به مرکز بالا و بیشینه‌ی عملکرد نیاز است، امواج دلتا کاهش پیدا می‌کنند. با این حال بیشتر افراد مبتلا به اختلال کمبود توجه، به طور طبیعی به جای کاهش فعالیت دلتا در هنگام تلاش برای مرکز، آن را افزایش می‌دهند. پاسخ نامناسب امواج باند دلتا اغلب توانایی مرکز و حفظ توجه را به شدت محدود می‌کند، گویی مغز در حالت خواب آلوگی دائمی قفل شده است [۱۴].

¹ Non-REMs

باند تتا دارای فرکانس ۴ تا ۸ هرتز است و به عنوان فعالیت "آهسته" طبقه‌بندی می‌شود. حضور امواج تتا در سیگنال مغزی کودکان تا ۱۳ سال و در حین خواب کاملاً طبیعی است [۱۴]. توزیع این امواج در مغز معمولاً به صورت منطقه‌ای است و ممکن است مناطق زیادی را در گیر کند همچنین می‌تواند جانبی^۱ یا انتشاری^۲ باشد. هم‌زمان با فعالیت‌های مرتبط با خلاقیت، شهود، رویاپردازی و خیال‌پردازی دیده می‌شود و مخزن خاطرات، عواطف و احساسات است. امواج تتا در هنگام تمرکز درونی، مراقبه^۳، دعا و آگاهی معنوی قوی هستند. این حالتی بین بیداری و خواب را منعکس می‌کند و به ضمیر ناخودآگاه مربوط می‌شود. وجود این امواج در بزرگسالان بیدار غیر طبیعی است در حالی که در کودکان تا ۱۳ سال کاملاً طبیعی است همچنین وجود این امواج در هنگام خواب طبیعی است. اعتقاد بر این است که تتا فعالیت سیستم لیمبیک و نواحی هیپوکامپ را منعکس می‌کند. تتا همچنین در موقع اضطراب، فعال‌سازی رفتاری و بازداری رفتاری مشاهده می‌شود. هنگامی که به نظر می‌رسد ریتم تتا به طور عادی عمل می‌کند، رفتارهای انطباقی و پیچیده‌ای مانند یادگیری و حافظه را ترویج و تقویت می‌کند. تحت شرایط احساسی غیرمعمول، مانند استرس یا حالت‌های بیماری، ممکن است عدم تعادل سه سیستم انتقال دهنده اصلی^۴ وجود داشته باشد که منجر به رفتارهای ناهنجار می‌شود [۱۴].

باند آلفا دارای فرکانس بین ۸ تا ۱۲ هرتز است. امواج آلفا معمولاً در نواحی پس‌سری بهتر دیده می‌شود. این امواج هنگام بستن چشم‌ها و استراحت ظاهر می‌شود و هنگام بازکردن چشم‌ها یا هشدار با هر مکانیزمی (فکر کردن، محاسبه کردن) ناپدید می‌شود. تولید آلفا در حد معمول به توانایی هماهنگی ذهنی کمک می‌کند و احساس کلی آرامش را افزایش می‌دهد. در این حالت شخص می‌تواند سریع و کارآمد هر کاری که در دست دارد را انجام دهد. هنگامی که باند آلفا غالب است، اکثر مردم احساس راحتی و آرامش می‌کنند. به نظر می‌رسد امواج باند آلفا پلی میان هوشیاری و ناخودآگاه هستند. گزارش شده است که ریتم آلفا از ماده سفید^۵ مغز مشتق شده است. ماده سفید را می‌توان بخشی از مغز دانست که همه قسمت‌ها را به یکدیگر متصل می‌کند. آلفا حالتی رایج برای مغز است و زمانی رخ می‌دهد که فرد هوشیار باشد (نشانگر هوشیاری و خواب است) اما به طور فعل اطلاعات را پردازش نمی‌کند. آلفا با

¹ Lateralized

² Diffuse

³ Meditation

⁴ Major transmitter systems

⁵ White matter

برون‌گرایی (درون‌گراها کمتر این موج را نشان می‌دهند)، خلاقیت (شرکت‌کنندگان خلاق هنگام گوش‌دادن و رسیدن به راه حلی برای مشکلات خلاق، آلفا را نشان می‌دهند) و کار ذهنی مرتبط است. زمانی که آلفای شخص در محدوده نرمال قرار دارد، او تمایل دارد خلق‌وخوی خوبی نیز تجربه کند، دنیا را صادقانه ببیند و احساس آرامش داشته باشد. آلفا یکی از مهم‌ترین فرکانس‌های مغز برای یادگیری و استفاده از اطلاعاتی است که در کلاس درس و در محل کار تدریس می‌شود. شخص می‌تواند فعالیت باند آلفا را با بستن چشم‌ها یا تنفس عمیق افزایش دهد، یا با تفکر و محاسبه فعالیت آلفا را کاهش دهد [۱۴].

باند بتا فعالیت "سریع" با فرکانس بین ۱۲ تا ۳۵ هرتز است. این امواج معمولاً در هر دو نیمکره با یک توزیع متقاضی دیده می‌شود و بیشتر در قسمت جلویی سر مشهود است. داروهای آرامبخش - خواب‌آور، بهویژه بنزوپن‌پین‌ها^۱ و باربیتورات‌ها^۲ بر شدت و احتمال تشدید آن در این نواحی می‌افزایند. امواج بتا ممکن است در مناطق آسیب‌دیده قشر مغز وجود نداشته باشد یا دامنه آن کاهش یابد. به طور کلی بتا به عنوان یک ریتم عادی در نظر گرفته می‌شود. این ریتم در بیمارانی که هوشیار یا مضطرب هستند یا چشمانشان باز است غالب است [۱۴]. همچنین این باندی است که بیشتر مغز خصوصاً در حالت چشم‌باز، حین حل تحلیلی مسئله، قضاوت، تصمیم‌گیری و تفکر در آن قرار دارد [۱۴].

باند گاما شامل سریع‌ترین امواج مغزی است که فرکانس آن از ۳۵ هرتز شروع می‌شود و تا ۱۰۰ هرتز نیز می‌تواند افزایش یابد. حضور و غلبه این امواج در نواحی پس‌سری بیانگر فعالیت فکری عمیق، به یادآوری اطلاعات از حافظه و تمرکز است [۱۴].

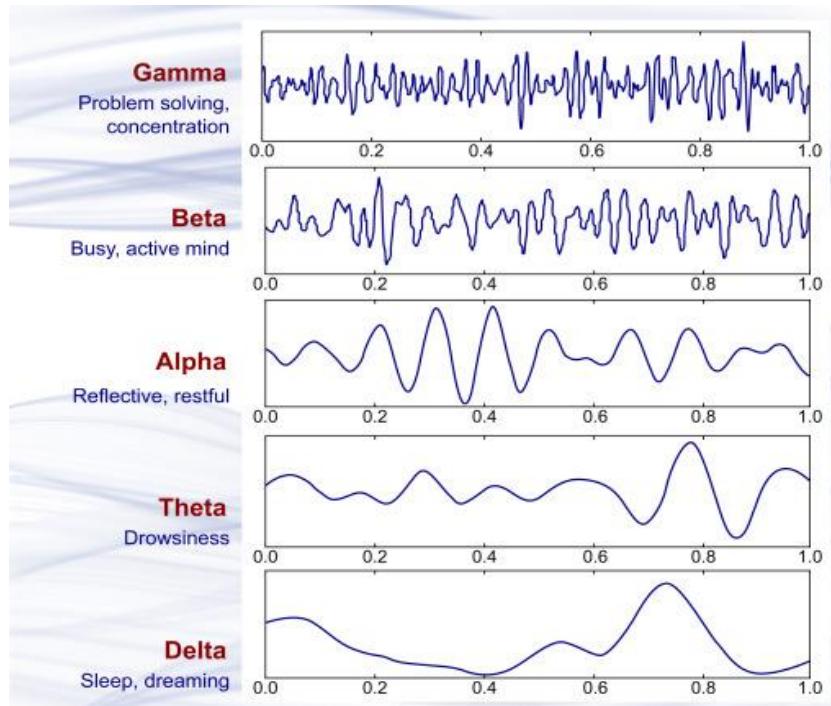
خلاصه‌ای از اطلاعات مربوط به هر کدام از باندهای فرکانسی در جدول ۱-۲ آورده شده است همچنین شکل موج سیگنال در هر یک از این بازه‌های فرکانسی در شکل ۱-۲ نشان‌داده شده است.

^۱: هر کلاس از ترکیبات آلی هتروسیکلیک که به عنوان آرام‌بخش استفاده می‌شود، مانند Librium و Valium.

^۲: هر دسته از داروهای آرام‌بخش و خواب‌آور مشتق‌شده از اسید باربیتوریک.

جدول ۱-۲ - ویژگی‌های پنج باند فرکانسی اصلی در سیگنال‌های مغزی

حالت مغزی	فرکانس	باند فرکانسی
فکر کردن و افکار یکپارچه	بیش از ۳۵ هرتز	گاما
هوشیاری، بی‌قراری ^۱ ، تفکر، آگاهی از خود و اطرافیان	۱۲ هرتز - ۳۵ هرتز	بتا
آرامش، عدم آشتفتگی (اما خواب آلود نیست)، آگاه، هنگام مراقبه، بدون عمل	۸ هرتز - ۱۲ هرتز	آلfa
شهودی، خلاقیت، یادآوری، فانتزی، تصویرسازی، رؤیایی، تغییر افکار، خواب آلودگی. "یگانگی" و "دانستن"	۴ هرتز - ۸ هرتز	تتا
خواب عمیق، بدون رویا، خواب غیر حرکت سریع چشم، خلسه و ناخودآگاه	۰/۵ هرتز - ۴ هرتز	دلتا



شکل ۱-۲ - نمونه‌های امواج مغزی با فرکانس‌های غالب مربوط به باندهای گاما، بتا، آلفا، تتا و دلتا

[۱۴]

^۱ Agitation

علاوه بر الکتروانسفالوگرافی، روش‌های دیگری نیز برای ثبت فعالیت‌های مغزی وجود دارد. از جمله این روش‌ها، می‌توان به تصویربرداری تشید مغناطیسی کارکردی^۱ (fMRI)، پرتونگاری مقطعی محاسبه‌ای^۲ (CT)، پرتونگاری مقطعی گسیل پوزیترون^۳ (PET)، تصویربرداری مغناطیسی مغزی یا مگنتوآنسفالوگرافی^۴ (MEG) و طیفنگاری کارکردی مادون قرمز نزدیک^۵ (fNIRS) اشاره کرد. اما علت استفاده مکرر از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام در پژوهش‌ها و تشخیص‌های پزشکی و درمانی اختلالات مرتبط با مغز مانند اختلالات خواب و صرع، در وهله اول سادگی و کم‌هزینه‌بودن فرایند ثبت این سیگنال نسبت به دیگر روش‌های ثبت فعالیت‌های مغزی و در وهله دوم غیرت‌های جمی بودن آن است. از طرفی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام به دلیل داشتن دقت زمانی بالا (در حد میلی‌ثانیه) در کاربردهایی که کارکرد نواحی قشری مغز تحت مطالعه قرار می‌گیرد، نسبت به سایر روش‌های تصویربرداری گزینه مناسب‌تری است. در شکل ۲-۲، روش‌های تصویربرداری مغزی مختلف از نظر پیچیدگی سخت‌افزاری (و هزینه)، تفکیک‌پذیری مکانی (محور عمودی) و تفکیک‌پذیری زمانی (محور افقی) با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نقطه سبز با برچسب فعالیت نورون عصبی، نشان‌دهنده مرجع فعالیت است. هر چه ویژگی‌های ثبت به این نقطه در زمان و فرکانس نزدیک‌تر باشند، روش ثبت مربوطه، گزینه‌ی بهتری است. روش‌های ثبت متفاوت با درنظرگرفتن نیازهای پژوهشی یا درمانی انتخاب می‌شوند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش الکتروانسفالوگرافی دارای تفکیک‌پذیری زمانی بالا (در حد میلی‌ثانیه) و تفکیک‌پذیری مکانی پایین (در حد چند سانتی‌متر فاصله از محل شروع فعالیت) است.

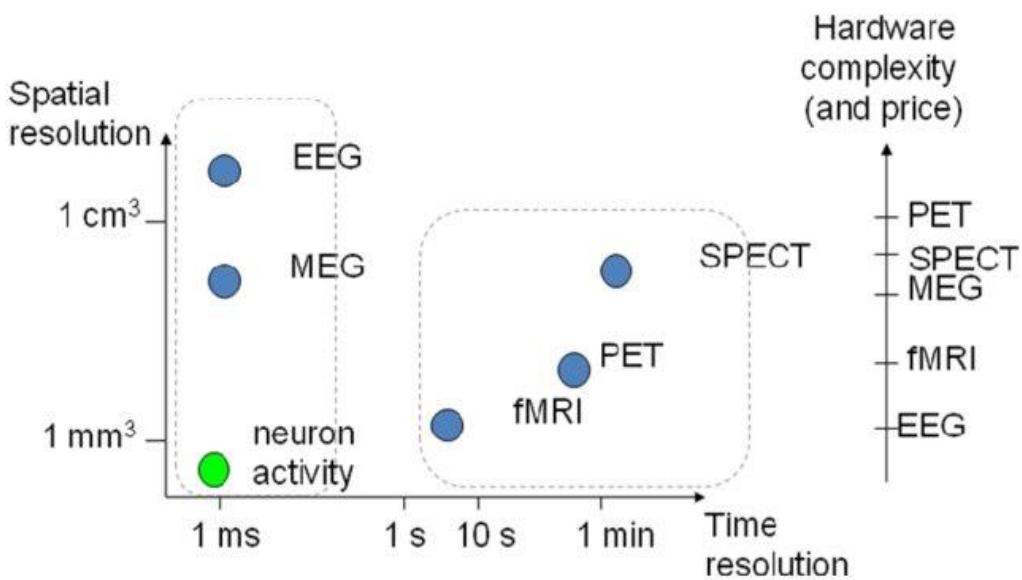
¹ functional Magnetic Resonance Imaging

² Computerized Tomography

³ Positron Emission Tomography

⁴ Magnetoencephalography

⁵ functional Near-Infrared Spectroscopy



شکل ۲-۲- مقایسه‌ی پیچیدگی سخت‌افزاری (و هزینه)، تفکیک‌پذیری مکانی و زمانی روش‌های مختلف تصویربرداری مغزی [۱۵]

۲-۳- مروری بر مطالعات انجام شده در حوزه‌ی خواب و طبقه‌بندی مراحل خواب

در بخش نخست این زیرفصل به بررسی نرم‌های متن‌باز و متن‌بسته داده‌گیری، کنترل و مدیریت سخت‌افزارهای ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و به‌طور مشخص در حین خواب پرداخته شده است. سپس به بررسی مقالاتی مرتبط با موضوع طبقه‌بندی مراحل خواب پرداخته شده و به‌طور خلاصه اهداف، مواد و روش‌ها، و نتایج هر یک شرح داده شده است.

۲-۳-۱- مروری بر نرم‌افزارها و سخت‌افزارهای ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

ثبت داده‌های EEG یک فعالیت وقت‌گیر است که به اهداف روش‌ن و برنامه‌ریزی مناسب برای به‌دست‌آوردن سیگنال‌های EEG موردنظر نیاز دارد. در بازار، سازندگان مختلف دستگاه‌های EEG مختلفی را به همراه نرم‌افزار ثبت داده با ویژگی‌های متفاوتی غیر از ثبت و ضبط داده‌ها ارائه می‌کنند. این دستگاه‌ها بازه گستره‌ای را از دستگاه‌هایی با چگالی الکترودهای کم تا چگالی الکترودهای بالا، الکترودهای خشک و الکترودهای مبتنی بر ژل، تقویت‌کننده‌های سیمی و بی‌سیم شامل می‌شوند. در این بخش، فهرستی از یازده دستگاه EEG موجود و نرم‌افزارهای ثبت آن‌ها با جزئیات مختصر و ویژگی‌های متمایز ارائه شده است.

۱. شرکت ژئوفیزیک الکترونیکال^۱ (EGI EEG) فناوری الکتروانسفالوگرام را برای تحقیقات علوم اعصاب با شبکه‌های حسگر ۳۲، ۶۴ و ۲۵۶ الکترودی همراه با نرم‌افزار تحلیل آن‌ها ارائه می‌دهد. نرم‌افزار ثبت داده ایستگاه شبکه^۲ نامیده می‌شود و با نرم‌افزار جداگانه‌ای به منظور ارائه حرکت‌هایی ارتباط برقرار کرده، اطلاعات افراد را ذخیره و داده‌های EEG را ثبت می‌کند. نرم‌افزار ایستگاه شبکه امکان تجزیه و تحلیل الکتروانسفالوگرام خام و استخراج سیگنال‌های پتانسیل مرتبط با رخداد^۳ (ERP) را نیز فراهم می‌کند. الکتروانسفالوگرام خام را می‌توان به فرمتهای دیگری مانند فایل‌های mat و فایل‌های edf ذخیره‌سازی کرد [۱۵].
۲. شرکت برین مستر تکنولوژیز^۴ یک دستگاه الکتروانسفالوگرام ۲۴ کanalه و یک تقویت‌کننده DC را توسعه داده است که تکامل‌یافته این فناوری دیسکاوری ۲۴ E^۵ نام دارد. این دستگاه نسل بعدی سیستم بیوفیدبک الکتروانسفالوگرام را ارائه می‌دهد که هم کیفیت بالا و هم هزینه کم برای جوامع تحقیقاتی دارد. این فناوری از تقویت‌کننده‌های حساس جریان مستقیم کم نویز، مبدل‌های آنالوگ به دیجیتال ۲۴ بیتی و یک رابط USB که از نظر نوری و مغناطیسی ایزوله است، تشکیل شده است. ۲۴ کanal شامل ۲۲ کanal اختصاص‌داده شده برای EEG، به علاوه دو کanal ورودی دیفرانسیل با مراجع جداگانه می‌شود. نرم‌افزار جمع‌آوری داده‌ها به نام دیسکاوری^۶ شناخته می‌شود و می‌تواند با نرم‌افزار ارائه حرکت ارتباط برقرار کرده، اطلاعات شرکت‌کنندگان را ثبت و داده‌های EEG را ضبط و ذخیره کند [۱۶].
۳. شرکت میتسار^۷ سیستم‌های الکتروانسفالوگرام شامل ۲۱ کanal، ۲۴ کanal، ۳۱ کanal و ۴۸ کanal را توسعه داده است. میتسار حداقل نرخ نمونه‌برداری ۲۰۰۰ هرتز و تبدیل آنالوگ به

¹ Electrical Geodesics

² Net Station

³ Event-related potentials (ERPs)

پتانسیل‌های مرتبط با رویداد (ERP) تغییرات کوچکی در الکتروانسفالوگرام ثبت شده از روی پوست سر هستند که در زمان شروع رویدادی مانند یک حرکت حسی یا یک عمل حرکتی ثبت می‌شوند (به اصطلاح پتانسیل‌های مرتبط با رویداد در زمان شروع رویدادی از نظر زمانی قفل یا time-locked می‌شوند).

⁴ BrainMaster Technologies

⁵ Discovery 24E

⁶ Discovery

⁷ MITSAR

دیجیتال ۱۶ بیت به ۲۴ بیت را فراهم می‌کند. نرمافزار جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌ها در بسته‌ی استودیو^۱ EEG و وین EEG^۲ گنجانده شده است. وین EEG شامل قابلیت فیلتر کردن، مونتاژ، تحلیل موجک و طیفی^۳، نقشه‌برداری سه‌بعدی، تشخیص سنبله (اسپایک)^۴، محلی‌سازی منبع دوقطبی^۵، تجزیه و تحلیل سیگنال پتانسیل‌های مرتبط با رخداد، و ضبط و ذخیره داده‌ها است [۱۷].

۴. شرکت نوروالکتریکز^۶ فناوری الکتروانسفالوگرام چندکاناله بی‌سیم و تحریک جریان بین جمجمه‌ای مانند تحریک جریان مستقیم درون جمجمه‌ای^۷ را ارائه می‌دهد که به ترتیب با نام‌های انبیو^۸ و استارستیم^۹ شناخته می‌شوند. سیستم‌های انبیو شامل دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام ۸، ۲۰ و ۳۲ کاناله است. نرمافزار جمع‌آوری داده‌ها به عنوان کنترل کننده ابزار عصبی^{۱۰} (NIC) شناخته می‌شود. NIC را می‌توان برای هر دو سیستم مذکور استفاده کرد.

۱۱ می‌تواند بر روی هر دو سیستم عامل مک و ویندوز کار کند [۱۸].

۵. شرکت اموتیو^{۱۲} یک سیستم ۱۴ کانالی الکتروانسفالوگرام بی‌سیم برای رابط کنترل مغز و داده‌های الکتروانسفالوگرام ایجاد کرده است. این سیستم شامل ۱۴ حسگر برای ضبط الکتروانسفالوگرام و ۲ مرجع است. این حسگرها برای داشتن رسانایی بهتر و ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام با کیفیت‌تر به محلول الکتروولیت نیاز دارند اما نیازی به آماده‌سازی پوست نیست. این سیستم با یک باتری قابل شارژ کار می‌کند که در صورت شارژ کامل به مدت ۱۲

¹ EEGStudio

² WinEEG

³ Wavelet and spectral analysis

⁴ Spike detection

⁵ Dipole source localization

⁶ Neuroelectrics

⁷ Transcranial direct-current stimulation

⁸ Enobio

⁹ Starstim

¹⁰ Neuroelectrics Instrument Controller

¹¹ برای جزئیات بیشتر در مورد جمع‌آوری داده با سیستم‌های Enobio با استفاده از نرم‌افزار NIC، میتوانید از وبسایت این شرکت دیدن کنید.

¹² Emotiv

- ساعت به طور مداوم قابل استفاده است. این سیستم با یک دانگل USB برای برقراری ارتباط با پنل کنترل و نرمافزار تستبنچ^۱ برای ذخیره‌سازی داده‌ها و کنترل دستگاه کار می‌کند [۱۹].
۶. شرکت صنایع کادول^۲ دستگاه‌های پزشکی از جمله سیستم الکتروانسفالوگرام به نام آرکاسنسیا^۳ را تولید می‌کند. این یک تقویت‌کننده ۳۲ کاناله با ۷ جفت الکترود فعال و مرجع با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۰ تا ۵۰۰ هرتز است. نرمافزار جمع‌آوری اطلاعات این دستگاه قابلیت ضبط ویدئو، کنترل ثبت داده و تشخیص سنبله (اسپایک) را دارد [۲۰].
۷. شرکت ایان‌تی - نورو^۴ تقویت‌کننده ۶۴ کاناله ورزشی فشرده‌ای را با آزادی کامل برای جمع‌آوری الکتروانسفالوگرام با چگالی بالا، سیگنال‌های الکترومیوگرافی^۵ یا نوار عصب و عضله دوقطبی و انواع داده‌های حسگر فیزیولوژیکی طراحی کرده است. این سیستم با باتری تا ۶ ساعت ضبط کار می‌کند. تقویت‌کننده مستقیماً به تبلت متصل است و انتقال داده به کیفیت اتصال وای‌فای یا بلوتوث بستگی ندارد. نرمافزار جمع‌آوری داده (نرمافزار EEGO) یک رابط کاربری دوستانه را فراهم می‌کند که داده‌های شرکت‌کنندگان جدید و موجود را مدیریت می‌کند همچنین کاربران را برای تنظیم ثبت‌های جدید و بررسی فایل‌های دادگان ثبت شده راهنمایی می‌کند. ویژگی‌های دیگر فیلتر اولیه، کاهش آرتیفیکت، میانگین‌گیری در حوزه‌ی زمان و فرکانس و روش‌های پیشرفته پردازش سیگنال مانند نقشه‌برداری سه‌بعدی و بازسازی منبع^۶ است [۲۱].
۸. شرکت بیوسمی^۷ تجهیزات پزشکی مختلفی از جمله دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام را ارائه می‌دهد. این دستگاه از ۲۸۰ کانال فعال با تقویت‌کننده جریان مستقیم و تفکیک‌پذیری ۲۴ بیتی برای کاربردهای تحقیقاتی تشکیل شده است. نرخ نمونه‌برداری از ۲ تا ۱۶ کیلوهرتز/کانال را ارائه می‌دهد که قابل تنظیم است [۲۲]. نرمافزار جمع‌آوری داده‌ها بر اساس زبان برنامه‌نویسی LabView است. این نرمافزار می‌تواند عملکردهای اساسی مانند جمع‌آوری داده، نمایش داده‌ها روی صفحه با گزینه‌های مقیاس‌گذاری و فیلتر، اشتراک‌گذاری شبکه و ذخیره‌ی داده‌ها در قالب

¹ TestBench² Cadwell Industries³ Arc Essentia⁴ ANT-Neuro⁵ Electromyography⁶ Source reconstruction⁷ BioSemi

فایل BDF را انجام دهد. علاوه بر این، این سیستم سخت افزاری می تولند با نرم افزارهای الکتروانسفالوگرام معروف مانند بسا^۱ و نورو گاید^۲ ارتباط برقرار کند.

۹. شرکت نورواسکن^۳ انواع سیستم های ثبت الکتروانسفالوگرام و تجزیه و تحلیل داده های پتانسیل های مرتبط با رخداد (ERP) را ارائه می دهد. سیستم سیناپس آرتی الکتروانسفالوگرام^۴ تقویت کننده های ۶۴، ۱۲۸ و ۲۵۶ کانالی شامل پیکربندی الکترودهای تک قطبی و دوقطبی را ارائه می دهد. سیستم گرائل^۵ قادر به ضبط ۳۲ کanal برای EEG با ۸ ورودی دوقطبی و ۸ ورودی سطح بالا^۶ است. NuAmps یک تقویت کننده الکتروانسفالوگرام ۴۰ کاناله با کیفیت بالا و کم هزینه است که قادر به نمونه برداری ۲۲ بیتی در ۱۰۰۰ هرتز است. سی استا^۷ یک تقویت کننده EEG بی سیم ۳۲ کاناله است. این تقویت کننده این امکان را می دهد تا شرکت کننده در حین ثبت حرکت کند و می تولند داده های الکتروانسفالوگرام را ثبت کند. نرخ نمونه برداری ۱۰۲۴ و وضوح بیت ۱۶ است. سوئیت ۷ کاری^۸ نرم افزار جمع آوری داده است و قادر به پردازش برخط داده های الکتروانسفالوگرام و پتانسیل های مرتبط با رخداد از جمله پردازش سیگنال و تجزیه و تحلیل منبع اولیه است [۲۳].

۱۰. بیوپک سیستمز^۹ یک تقویت کننده EEG بی سیم قابل حمل ۳۲ کاناله با داده های EEG بی سیم بادقت بالا با الکترودهای مرتبط^{۱۰} ارائه می کند. تفکیک پذیری ۲۴ بیت بوده و برد ضبط بی سیم تا فاصله ۱۰ متر در محیط داخلی خانه است. کانال ها تک قطبی هستند و نرم افزار اکتساب داده اکنالج^{۱۱} به راحتی برای ایجاد مونتاژ ها و ترکیبی از سیگنال های منحصر به فرد پیکربندی می شود.

¹ BESA

² Neuroguide

³ NeuroScan

⁴ SynAmps RT EEG

⁵ Grael

⁶ High-level

⁷ Siesta

⁸ Curry 7 Suite

⁹ BIOPAC Systems

^{۱۰} الکترودهای مرتبط الکترودهایی هستند که عموماً از مواد نقره / کلرید نقره (Ag / AgCl) ساخته می شوند. آنها از یک ماده ژل الکترولیتی به عنوان هادی بین پوست و الکترود استفاده می کنند.

¹¹ AcqKnowledge

این دستگاه حاوی یک کانال تحریک^۱ است که می‌تواند برای همگام‌سازی EEG با پاسخ شرکت‌کننده در برابر حرکت‌ها در آزمایش‌ها استفاده شود [۲۴].

با وجود انواع قابل توجه فناوری ثبت الکتروانسفالوگرام موجود، تعداد محدودی از آن‌ها را می‌توان به‌منظور ثبت سیگنال مغزی در حین خواب استفاده کرد. به این دلیل که دستگاه‌های EEG خواب باید سبک بود و امکان استفاده از آن در حین خواب بدون مختل کردن خواب فرد وجود داشته باشد. در این راستا تکنولوژی‌های الکتروانسفالوگرافی مختلفی برای ثبت سیگنال مغزی در حین خواب تولید شده‌اند. در ادامه دو دستگاه که هم اکنون موجود هستند از نظر نرم‌افزار و سخت‌افزار بررسی خواهد شد.

۱- فن‌آوری الکتروانسفالوگرافی آوروا^۲ دارای الکترودهایی برای ثبت سیگنال‌های EEG و شتاب‌سنج‌هایی برای ردیابی حرکات بدن است. تیم پژوهشی ارائه‌دهنده‌ی این فن‌آوری اذعان کرده‌اند که آزمایش‌های آن‌ها به‌منظور تشخیص مرحله خواب به‌صورت برشط برای ۹۰٪ از شرکت‌کنندگان دقت بالایی داشته است. با این حال این توسعه‌دهندگان اطلاعات علمی کافی در مورد نحوه محاسبه دقت الگوریتم خود ارائه نداده همچنین داده‌های حمایت‌کننده از این ادعا را در دسترس قرار نمی‌دهند. علاوه بر این آن‌ها برخی از محدودیت‌های روش را پذیرفته و به عنوان سلب مسئولیت اعلام کردند که «الگوریتم تشخیص حرکت سریع چشم^۳ هنوز کامل نیست». تا به امروز این سیستم برای خرید فوری در دسترس نیست اما می‌توان آن را سفارش داد. توسعه این فناوری به‌صورت منبع‌باز است بنابراین به کاربران اجازه می‌دهد تا در توسعه سیستم مشارکت کنند. این دستگاه شامل برنامه تلفن همراه است که می‌تواند برای ذخیره و مدیریت داده‌های الکتروانسفالوگرام استفاده شود [۲۵].

۲- هدبند الکتروانسفالوگرام زی‌مکس شرکت هیپنوداین از دو کانال پیشانی تشکیل می‌شود که مجموعه چهار الکترود مرطوب تشکیل شده که دو الکترود مرجع در میانه‌ی پیشانی و دو الکترود راست و چپ در طرفین پیشانی قرار داده می‌شوند. این دستگاه دارای مبدل آنالوگ به دیجیتال با تفکیک‌پذیری ۱۶ بیتی و نرخ نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز است. همچنین عمر باتری آن ۱۱ ساعت است. این دستگاه با یک دانگل USB به رایانه متصل می‌شود و داده‌های الکتروانسفالوگرام را در

¹ Trigger channel

² Aurora

³ REM – Rapid Eye Movement

بازه‌ی ۱۹۷۶- تا ۱۹۷۶+ میکروولت با پهنه‌ی بلند ۰/۱ تا ۱۲۸ هرتز به رایانه ارسال می‌کند. انتقال بی‌سیم از یک پروتکل اختصاصی (غیر بلوتوثی) برای دستیابی به تأخیر بسیار کم ۳/۵ میلی‌ثانیه استفاده می‌کند. این ویژگی زمانی بسیار مهم است که محققین می‌خواهند به صورت بی‌درنگ محرکی را اعمال کنند و همزمان داده‌های مغزی را به سرعت پردازش کنند (مثلًا هنگام تقویت امواج دلتا). امپدانس ورودی (دیفرانسیل و مد مشترک) بین ۰/۸ تا ۲ گیگا اهم است. نرم‌افزار ثبت داده این شرکت پس از اتصال به هدبند، سیگنال‌های دریافتی را نمایش می‌دهد و قابلیت تحریک صوتی یا نوری را فراهم می‌کند. سپس پس از پایان ثبت دادگان، آن‌ها را در فایلی با فرمت EDF ذخیره می‌کند. یکی از محدودیت‌های این نرم‌افزار، عدم دسترسی محقق به سری زمانی داده‌های الکتروانسفالوگرام به صورت برخط و بی‌درنگ است [۲۶]. حضور این ویژگی از این نظر حائز اهمیت است که به محقق توانایی پردازش برخط، استخراج ویژگی به صورت بی‌درنگ و نوروفیدبک را می‌دهد. لذا راه اندازی آن، باعث برتری این دستگاه نسبت به سایر دستگاه‌های موجود در بازار می‌شود.

بسیاری از محققین و پزشکان به آنچه آموزش نوروفیدبک یا بیوفیدبک نامیده می‌شود، علاقه‌مند هستند که یک روش آموزشی عمومی ذهنی است که شخص را از فعالیت کلی در مغز آگاه می‌کند. همچنین تحقیقات نشان می‌دهند که استفاده از نوروفیدبک در حین خواب به درمان بیماری‌هایی مانند افسردگی یا PTSD کمک می‌کند. از طرفی این روش پتانسیل بالایی برای بهبود بسیاری از قابلیت‌های ذهنی نشان می‌دهد. همان‌طور که بررسی شد، نرم‌افزارهای موجود به دلیل انحصاری بودن به شرکت سازنده و رعایت حقوق کپیرایت، به صورت متن بسته به همراه سخت‌افزار مربوطه ارائه می‌شوند و متأسفانه، دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام تجاری معمولاً برای تبدیل شدن به یک ابزار تحقیقاتی که متناسب با نیازهای محقق یا پزشک عمل کند بسیار گران هستند. برای مثال نرم‌افزار ارائه شده از شرکت اموتیو (مورد شماره ۵) منبع باز نیست و داده‌های خام هر حسگر در دسترس دیگران قرار داده نمی‌شود. واسط برنامه‌نویسی کاربردی^۱ (API) آن‌ها امکان دسترسی به ویژگی‌هایی مانند شتاب‌سنج و ژیروسکوپ، عملکرد شرکت‌کننده (هیجان، آرامش، و غیره) و حالت شرکت‌کننده (پلک‌زدن، اخم، لبخند و غیره)، دستورات ذهنی (فشار، کشیدن، بلند کردن و غیره) را می‌دهد.

^۱ Application Programming Interface

در عین حال تمام پردازش‌ها در نرم‌افزار انجام شده و محقق اختیار و کنترلی به صورت بی‌درنگ بر روی آن‌ها ندارد.

۲-۳-۲- مروری بر پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب

در این زیرفصل به بررسی تعدادی از مطالعات مرتبط با موضوع آنالیز و استخراج ویژگی از داده‌های خواب به منظور طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب پرداخته شده است و به صورت خلاصه اهداف، مواد و روش‌ها، و نتایج هر یک شرح داده می‌شود.

تا کنون محققین خواب و پژوهش‌گران حوزه هوش مصنوعی تلاش‌هایی برای طبقه‌بندی خواب با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین کلاسیک مانند SVM [27], [28] LightGBM [29]، GLM [30] و XGBoost [31] همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین مدرن مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق [32] کرده‌اند و توانسته‌اند نتایج قابل توجهی را در طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب کسب کنند.

هر الگوریتم هوش مصنوعی را می‌توان یکتابع در نظر گرفت. این تابع به‌ازای ورودی‌های نمونه‌برداری شده از فضای ورودی، خروجی مطلوب را به صورت احتمالاتی نتیجه می‌دهد. هدف این تابع بهینه و کمینه کردن خطأ است. این خطأ با توجه به نوع مسئله و فضای دادگان ورودی و خروجی موردنظر تعیین می‌شود.

الگوریتم‌های هوش مصنوعی به منظور دسته‌بندی دادگان ورودی و جلوگیری از واردشدن حجم زیادی داده بی‌معنا، ویژگی‌هایی را به نمایندگی از دادگان ورودی استخراج می‌کنند. این ویژگی‌ها بسته به ماهیت سیگنال از یکدیگر متمایز هستند.

در سیگنال خواب، معمولاً این ویژگی‌ها برای پنجره‌های ۳۰ ثانیه‌ای از آن سیگنال محاسبه می‌شود. به دلیل ماهیت سری زمانی این سیگنال‌ها، می‌توان ویژگی‌های متعددی را در حوزه زمان، فرکانس و زمان - فرکانس از آن استخراج کرد. انتخاب بهینه این ویژگی‌های استخراج شده بسیار اهمیت دارد زیرا از پیچیدگی‌های محاسباتی بی‌مورد و بروز خطأ در خروجی الگوریتم طبقه‌بندی جلوگیری می‌کند. در مطالعات گذشته، ویژگی‌های متعددی از سیگنال‌های حیاتی توسط تعداد زیادی از محققین استخراج و مطالعه شده است.

روش‌های امتیازدهی رایانه‌ای مراحل خواب معمولاً مستلزم آستانه‌گذاری توان طیفی باندھای فرکانسی و طبقه‌بندی خطی مرسوم، مانند آنالیز تفکیک خطی^۱ است. همچنین علاوه بر رویکردهای سنتی، برخی مطالعات جدیدتر از روش‌های سیستم‌های دینامیکی غیرخطی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و تشخیص شکل موج توسط الگوریتم‌های مختلف تشخیص الگو استفاده می‌کنند [35]-[33].

در این راستا، کراکوفسکا^۲ و همکاران کوشیده‌اند که ابتدا ویژگی‌های متفاوتی را برای سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام محاسبه کنند سپس با استخراج ویژگی‌هایی از سیگنال پلی‌سومنوگرافی (PSG) دقیق طبقه‌بندی را در الگوریتم‌های طبقه‌بند خواب افزایش دهند [۳۶، ۴]. در این تحقیق از سیگنال خواب ۲۰ شرکت کننده سالم، ۷۴ ویژگی از جمله ویژگی‌های زیر برای داده‌های پلی‌سومنوگرام محاسبه شد: فرکانس متوسط^۳، دامنه متوسط^۴، واریانس^۵، چولگی^۶، کشیدگی^۷، گشتاورهای طیفی^۸، لبه طیفی^۹، قدرت‌های طیفی مطلق و نسبی^{۱۰}، نسبت‌های توان نسبی^{۱۱}، توان طیفی^{۱۲}، آنتروپی^{۱۳}، آنتروپی طیفی^{۱۴}، بعد فراکتال^{۱۵}، روند کاهش‌یافته تحلیل توان نوسان^{۱۶}، انسجام^{۱۷}، زاویه فاز^{۱۸} و اطلاعات متقابل^{۱۹}.

^۱ Lsinear discriminant analysis

^۲ Krakovská

^۳ Average frequency

^۴ Avergare Amplitude

^۵ Variance

^۶ Skewness

^۷ Kurtosis

^۸ Spectral Moments

^۹ Spectral Edge

^{۱۰} Absolute and relative spectral powers

^{۱۱} Relative spectral power

^{۱۲} Relative power ratios

^{۱۳} Entropy

^{۱۴} Spectral entropy

^{۱۵} Fractal dimension

^{۱۶} Detrended fluctuation exponent analysis

^{۱۷} Coherence

^{۱۸} Phase angle

^{۱۹} Mutual information

برای شناسایی معیارهایی که بهترین توانایی طبقه بندی را داشتند، تحلیل تفکیک^۱ با استفاده از طبقه بندی کننده های درجه دوم^۲ برای حالت یک بعدی استفاده شد.

آنان پس از بررسی آماری ۱۴ ویژگی را انتخاب کردند به طوری که در نهایت دقت ۸۱ درصد در طبقه بندی خواب به دست آمد. همچنین آنان نشان دادند که با انتخاب تنها ۴ ویژگی مشخص به دقت

۷۴ درصد هم می توان رسمید. بر اساس نتایج این پژوهش، بهترین ویژگی **نسبت توان سیگنال**

الکتروانسفالوگرام در محدوده فرکانس بتا و دلتا است. این نسبت که دارای میانگین خطای طبقه بندی ۴۲/۵ درصد بود، بهترین معیار برای تمایز در بین هر پنج مرحله خواب بود. موفقیت نسبت بتا/دلتا نشان دهنده این واقعیت شناخته شده است که در طول عمیق شدن خواب غیر REM، قدرت امواج کندتر (به ویژه امواج دلتا) افزایش می یابد در حالی که قدرت امواج سریع تر (مخصوصاً بتا و گاما) به تدریج کاهش می یابد.

در نتیجه هی این تحقیق، خواب موج آهسته (SWS) که شامل طبقه ۳ و ۴ خواب می شود که دارای ۹۲/۸۹ درصد طبقه بندی صحیح بود و به عنوان دقیق ترین مرحله شناسایی شد. بیداری و خواب حرکت سریع چشم (REM) در بیش از ۸۶ درصد موارد به درستی طبقه بندی شد و پر تعداد ترین مرحله، N2، در حدود ۷۴ درصد موارد به درستی طبقه بندی شد. N2 در ۱۰/۴ درصد موارد به عنوان N1 همسایه و در ۹/۴ درصد موارد به عنوان خواب موج آهسته طبقه بندی شد. کمترین تشخیص مختص به مرحله N1 بود که در آن ۶۱/۲ درصد موارد به درستی طبقه بندی شدند. N1 یک حالت گذرا بین بیداری و اولین مرحله "خواب واقعی" یعنی N2 است. این مرحله تقریباً ۵ درصد از کل مراحل خواب افراد سالم را شامل می شود و حتی در بین متخصصان، توافق در امتیاز N1 در بین تمام مراحل کمترین است. نتایج این مطالعه نشان می دهد که ۱۶ درصد از موارد N1 به اشتباه به عنوان خواب REM، ۱۲ درصد به عنوان N2 و ۱۱ درصد به عنوان بیداری طبقه بندی شده اند.

کراکوفسکا و همکاران همچنین الگوریتم انتخاب ویژگی را بر روی داده های EEG به تنهایی اعمال کردند تا ویژگی های قابل تمیز در سیگنال های الکتروانسفالوگرام مستقل از سیگنال های دیگر مانند الکتروکاردیوگرام یا الکترومایوگرام مشخص شوند. بدین ترتیب، ۱۱ ویژگی کلیدی برای طبقه بندی این

¹ Discriminant analysis

² Quadratic classifiers

سیگنال‌ها معرفی شد و میانگین خطای طبقه‌بندی به سطح ۲۳/۴ درصد رسید. این ویژگی‌ها به ترتیب شامل: نسبت توان باند بتا به دلتا، توان فراکتال^۱، نسبت توان باند بتا به آلفا، همدوسی گاما^۲، نسبت توان باند سیگما به بتا، تعداد عبور از صفر، چولگی و نسبت باند دلتا به باند گاما است [۴].

با این حال سطح خطای ذکر شده نشان می‌دهد که جداسازی رضایت‌بخش پنج مرحله خواب با یک معیار واحد غیرممکن است. همان‌طور که انتظار می‌رود، زمانی که ویژگی‌های اولیه چندان موفق نباشند، ویژگی‌های دیگر طبقه‌بندی این مراحل را اصلاح می‌کنند و هیچ ویژگی‌ای به تنها‌بی قادر به طبقه‌بندی تمام مراحل خواب نیست. به عنوان مثال، واریانس در موقعیت مرکزی کانال C3 تمایز خواب REM را از SWS و N2 بهبود می‌بخشد، نسبت توان باندهای بتا و آلفا به تشخیص بیداری از مراحل خواب N کمک می‌کند و همدوسی پیشانی^۳ در باند گامای EEG کمک کرد تا طبقه‌بندی N1 و REM بهبود یابد.

به گفته این محققین، از نظر ترکیب این ویژگی‌ها، همچنان راههایی برای بهبود وجود دارد [۸]. همچنین تنوع این مطالعه در منابع سیگنال در مجموعه انتخاب‌شده نشان می‌دهد که پردازش همه سیگنال‌های پلی‌سومنوگرافی برای استخراج بهترین مجموعه ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی بهینه توصیه می‌شود.

لجنف^۴ و همکاران نیز ۱۰۲ ویژگی متمایز را از حوزه زمان، فرکانس، زمان - فرکانس به همراه ویژگی‌های خطی و غیرخطی دیگری برای داده‌های EEG، EOG و EMG محاسبه کردند. این ویژگی‌ها در حوزه‌ی زمان شامل واریانس، انحراف معیار، RMS، چولگی، کشیدگی، صدک ۷۵ و در حوزه‌ی فرکانس شامل توان طیفی کل و نسبی^۵، نسبت‌های توان و آنتروپی طیفی^۶ است. تمامی ویژگی‌های حوزه فرکانس از تخمین چگالی طیفی توان^۷ (PSD) محاسبه شده‌اند. سپس با استفاده از روش‌های کاهش بعد^۸، ویژگی‌هایی که تمایز‌پذیری کمتری میان گروه‌های تحت مطالعه نشان می‌دادند (بر اساس آزمون t) حذف شدند و درنهایت تنها ۳۲ ویژگی از ۱۰۲ ویژگی اولیه به الگوریتم یادگیری ماشین چند کلاسه

¹ Fractal exponent

² Gamma coherence

³ Frontal coherence

⁴ Lajnef

⁵ Total and relative spectral power

⁶ Power ratios and spectral entropy

⁷ Power spectral density

⁸ Dimensionality reduction

SVM داده شد که دقت ۸۸ درصد را در طبقه‌بندی مراحل خواب به دست داد. مراحل این آزمایش در شکل ۳-۲ برگرفته از این مقاله نشان‌داده شده است [۳۷].

روش‌های تخمین طیف توان به‌طور کلی به روشهای پارامتری و غیرپارامتری تقسیم می‌شوند. لجنت و همکارانش روش پریودوگرام میانگین ولش^۱ را که به طور گستردگی مورد استفاده قرار می‌گیرد، به کار برده‌اند [۳۷]. آنان هر دوره ۳۰ ثانیه‌ای را به شش بخش غیر هم پوشان تقسیم کرده سپس یک پنجره همینگ^۲ را روی آن اعمال کردند. چگالی طیفی نهایی به عنوان میانگین چگالی طیفی هر شش بخش به دست آمد. علاوه بر این، آن‌ها توان را در پنج باند فرکانسی مجزا شامل دلتا ($0.5 - 4/5$ هرتز)، تتا ($4/5 - 8/5$ هرتز)، آلفا ($8/5 - 11/5$ هرتز)، سیگما ($11/5 - 15/5$ هرتز) و بتا ($15/5 - 32/5$ هرتز)، با میانگین توان در هر باند فرکانسی محاسبه کردند [۳۷]. درنهایت ویژگی‌های فرکانسی که شامل توان مطلق، توان نسبی در هر باند فرکانسی، نسبت توان‌های نسبی مشکل از ۱۶ جای‌گشت توانی (برای مثال توان نسبی آلفا به سیگما و توان نسبی تتا به آلفا و باقی ۱۴ جای‌گشت موجود) و آنتروپی طیفی است را برای ۳۰ ثانیه داده محاسبه کردند [۳۸].

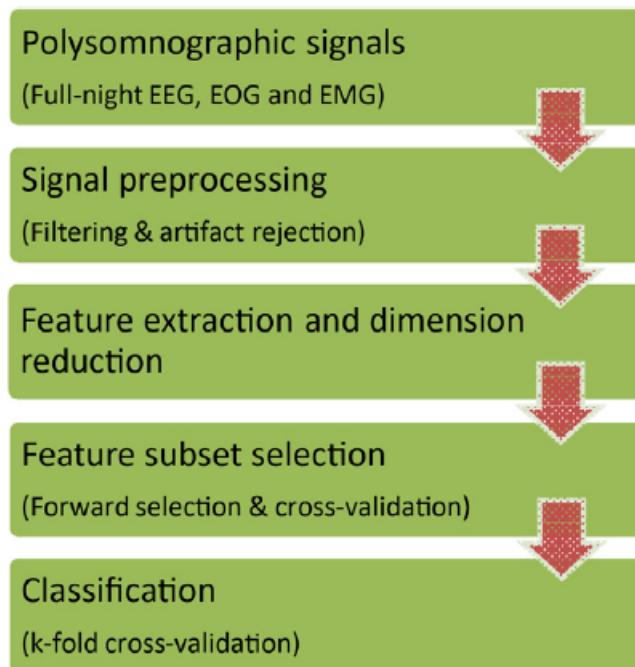
همچنین دو ویژگی غیرخطی آنتروپی جای‌گشت^۳ و اپراتور انرژی تیگر^۴ را برای سیگنال‌های خواب محاسبه کردند [۳۷]. آنتروپی جای‌گشت یک ویژگی غیرخطی است که پیچیدگی سری‌های زمانی را مشخص می‌کند [۳۹]. از این معیار این به منظور نظارت بر عمق بیهوشی از سیگنال‌های EEG نیز استفاده شده است [۴۰] و نشان‌داده شده است که ابزار امیدوارکننده‌ای برای آشکار کردن ناهنجاری‌های فعالیت مغزی در بیماران مبتلا به صرع است [۴۱]. مانند سایر معیارهای آنتروپی، آنتروپی جای‌گشت معیار مناسبی برای کمی کردن نظم، پیچیدگی یا مسطح شدن در توزیع فرکانس است. آنتروپی جای‌گشت اطلاعات زمانی موجود در یک سری زمانی را در نظر می‌گیرد و با هزینه‌های محاسباتی بسیار پایین همراه است [۴۲].

¹ Welch's averaged periodogram

² Hamming window

³ Permutation entropy

⁴ Teager energy operator



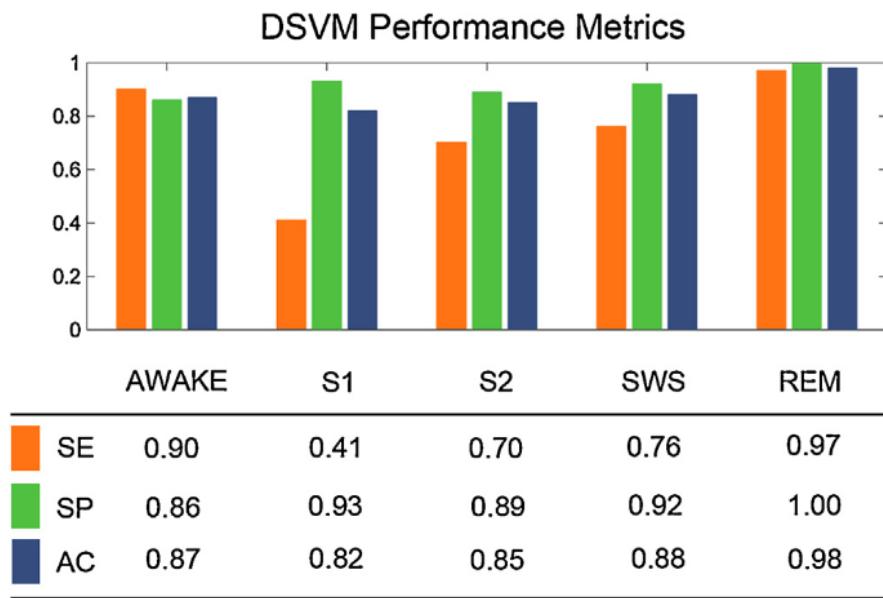
[۳۸]- خلاصه‌ای از فرایند طبقه‌بندی خواب لجند و همکارانش. برگرفته از [۳۸]

به‌طور کلی، یافته‌های لجند و همکاران نشان می‌دهد که ویژگی‌های انتخاب شده از سیگنال‌های پلی‌سومنوگرام خواب به همراه الگوریتم طبقه‌بندی چند کلاسه SVM پیشنهادی آنان (بر روی ۱۰ نفر آموزش دیده و بر روی ۵ نفر دیگر آزمایش شده است) عملکردهای طبقه‌بندی مرحله خواب قوی را ارائه می‌کند. شکل ۲-۴ حساسیت^۱ (SE)، اختصاصی بودن^۲ (SP) و صحت^۳ (AC) تشخیص کلاس الگوریتم DSVM را نشان می‌دهد. هر پنج کلاس با ویژگی و دقت بالاتر از ۸۰ درصد شناسایی می‌شوند. بهترین عملکرد برای دوره‌های خواب REM (با SE، SP و AC به ترتیب ۹۷، ۹۸ و ۱۰۰ درصد) به دست آمد. علاوه بر این حساسیت برای تمام مراحل به جز مرحله S1 (۴۱ درصد) بالای ۷۰ درصد بود و حتی برای بیداری و REM از ۹۰ درصد نیز فراتر رفت. با این حال ویژگی و دقت برای S1 بسیار بالابود (به ترتیب ۹۳ و ۸۲ درصد).

¹ Sensitivity

² Specificity

³ Accuracy



شکل ۴-۲ - نتایج عملکرد الگوریتم DSVM و ویژگی‌های انتخاب شده برای طبقات مختلف خواب: حساسیت (SE)، اختصاصی بودن (SP) و دقت (AC) که همگی پیش‌بینی طبقه‌بندی کننده را در مقایسه با امتیازدهی متخصص (برچسب داده) ارزیابی می‌کنند.

فل^۱ و همکارانش در یک مطالعه مقدماتی که ویژگی‌های طیفی و غیرخطی سیگنال‌های EEG را در طول خواب مقایسه کرد، به این نتیجه رسیدند که ترکیب معیارهای طیفی و غیرخطی در مقایسه با معیارهای طیفی بهنهایی، تمایز کلی بهتری را در شناسایی مراحل خواب به همراه دارد. در مطالعه آن‌ها، تجزیه و تحلیل تمایز گامبهگام به ترتیب به ویژگی‌های زیر منجر شد: آنتروپی طیفی، بزرگترین توان لیاپانوف، آنتروپی جای‌گشت، بعد همبستگی و لبه طیفی. با این حال، فل و همکاران فقط چند ویژگی قدرت دلتای نسبی، لبه طیفی، اولین گشتاور طیفی، آنتروپی طیفی، آنتروپی دامنه‌ها، بعد همبستگی و توان اصلی لیاپانوف را محاسبه کردند. آن‌ها به عنوان مثال، باندهای فرکانس بالاتر توان طیفی را محاسبه نکردند و برای محاسبه بعد همبستگی و توان لیاپانوف، دوره‌های طولانی را انتخاب کردند که منحصرأ به مراحل خواب خاص (طول ۲:۴۴ دقیقه) تعلق داشتند [۴۳].

بکیان و مرادی در یک پژوهش بر روی داده‌های ثبت شده از هدبند الکتروانسفالوگرام دریمیم^۲ ویژگی‌های متعددی را از سیگنال‌های EEG، PPG و شتاب‌سنج آن استخراج کردند. این ویژگی‌ها شامل بیشینه،

¹ Fell

² Dreem

میانه، تعداد عبور از صفر، انحراف معیار، کشیدگی، چولگی، تحرک Hjorth^۱ و پیچیدگی Hjorth^۲ در حوزه‌ی زمان می‌شوند. در حوزه‌ی فرکانس توان باند دلتا، تتا، آلفا و سیگما و نسبت‌های آن‌ها به هم استخراج شدند. همچنین آنان ویژگی‌های غیرخطی مانند آنتروپی رنی^۳، آنتروپی طیفی نسبی^۴، بعد فراکتال کاتز^۵ و بعد فراکتال هیگوچی^۶ را از سیگنال‌های EEG استخراج کردند. در این مطالعه از الگوریتم جنگل تصادفی^۷ (RF) برای طبقه‌بندی مراحل خواب استفاده شد. آن‌ها همچنین تفاوت در نتیجه‌ی طبقه‌بند فوق را با ماشین بردار پشتیبان (SVM) و K-نزدیکترین همسایه (KNN) بررسی کردند. بر اساس نتایج این مطالعه الگوریتم جنگل تصادفی با ۷۶/۲۰ درصد بیشترین دقت^۸ را در طبقه‌بندی دارد. همچنین پس از آن، الگوریتم‌های SVM با دقت ۶۱/۷۵ درصد و KNN با دقت ۶۹/۴۶ درصد مراحل خواب را طبقه‌بندی کردند [۲۸].

به طور خلاصه مطالعات فوق تأیید کرد که استفاده هم‌زمان از چند مشخصه طیفی و غیرخطی که بادقت انتخاب شده‌اند، قوی‌ترین راه حل در تلاش برای خودکار کردن طبقه‌بندی خواب به نظر می‌رسد [۴۳], [۳۶], [۳۷], [۲۸].

کریستین گانارسدوتیر^۹ و دکتر سرما^{۱۰} در مطالعه‌ای به منظور خودکارسازی فرایند طبقه‌بندی خواب زیر نظر قوانین طبقه‌بندی انجمن خواب آمریکا ویژگی‌هایی را از سیگنال الکتروانسفالوگرام استخراج کردند و یک الگوریتم با استفاده از طبقه‌بند درخت تصمیم نسبت احتمال^{۱۱} ایجاد کردند. به طور خاص، ویژگی‌ها در دوره‌های ۳۰ ثانیه‌ای در حوزه‌های زمان و فرکانس سیگنال‌ها محاسبه شدند و به عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده استفاده شدند که هر دوره را به یکی از پنج مرحله ممکن REM, N1, N2, N3 و N1 است.

¹ Hjorth mobility

² Hjorth complexity

³ Rényi entropy

⁴ Relative spectral entropy

⁵ Katz Fractal Dimension

⁶ Higuchi Fractal Dimension

⁷ Random Forest

⁸ Accuracy

⁹ Kristin Maria Gunnarsdottir

¹⁰ Sridevi V. Sarma

¹¹ Likelihood ratio decision tree classifier

یا Wake اختصاص داد. این الگوریتم بر روی داده‌های PSG از ۳۸ فرد سالم که هیچ اختلال خواب گزارش شده‌ای نداشتند، آموزش دیده و آزمایش شد. دقت مرحله‌بندی کلی در مجموعه آزمون ۷۰/۷ درصد بود که با مجموعه آموزشی قابل مقایسه بود. نتایج آنان نشان می‌دهد که طبقه‌بندی خودکار بسیار قوی، سریع، سازگار با امتیازدهی بصری است و بسیار قابل تفسیر است [۲۱].

داده‌های PSG جمع‌آوری شده در این مطالعه شامل شش کanal EEG ثبت شده از سمت چپ و راست پیشانی، قسمت مرکزی و پس‌سری، دو کanal EOG (چپ و چشم راست)، سه کanal EMG (چانه، پای راست و پای چپ)، یک کanal ECG، جریان تنفسی^۱ و تلاش^۲، اکسی متر^۳، ترمیستور^۴ و کانولا^۵ می‌شود.

سیستم امتیازدهی خودکار خواب پیشنهادی از پنج مرحله اصلی تشکیل شده است. دادگان قبل از تجزیه و تحلیل، مطابق با معیارهای AASM و تنظیمات نرمافزار داده‌گیری پیش‌پردازش شدند. سپس ویژگی‌های مبتنی بر قوانین امتیازدهی AASM از سیگنال‌های PSG استخراج شد. مرحله‌ی سوم مستلزم انتخاب یک آستانه‌ی بهینه برای هر ویژگی بود. سپس یک طبقه‌بندی درخت تصمیم نسبت احتمال برای انجام طبقه‌بندی استفاده شد و در نهایت مجموعه‌ای از قوانین هموارسازی معنایی-زمانی روی داده‌های مشروح اعمال شد. در واقع، ویژگی‌های EEG از هر شش کanal محاسبه شد اما تنها کanal‌هایی که بهترین جداسازی مراحل خواب را داشتند در طبقه‌بندی نهایی استفاده شدند.

با این حال الگوریتم پیشنهادی چندین ویژگی مطلوب و فوق العاده را نسبت به روش‌های دیگر نشان داد. الگوریتم آنان بر اساس قوانینی است که توسط کارشناسان خواب ایجاد شده است یعنی ویژگی‌هایی که آن‌ها از طریق بازرسی بصری تعیین می‌کنند و قوانین تصمیم‌گیری که صریح و قابل تفسیر هستند. ویژگی‌های استفاده شده در طبقه‌بند شامل این موارد است: حرکت چشم در سیگنال EOG، انرژی سیگنال EMG، توان باند آلفا، تتا، دلتا و بتا، بیشینه‌ی طول زمانی دوک خواب و تعداد دوک‌های خواب.

¹ respiratory flow

² effort

³ oximeter

⁴ thermistor

⁵ cannula

عملکرد الگوریتم پیشنهادی آنان با مقایسه‌ی توافق بین طبقه‌بندی خودکار و امتیازدهی متخصص انسانی که به عنوان استاندارد طلایی عمل می‌کرد، ارزیابی شد. دقت امتیازدهی کلی، پس از حذف دوره‌های حاوی آرتیفیکت‌های عضلانی یا حرکتی، ۷۹/۸۷ درصد بود که ۱۱۱۵ دوره از ۱۳۹۱۶ دوره به درستی طبقه‌بندی شده بود. نتایج مجموعه آزمون بسیار قابل مقایسه با نتایج مجموعه‌ی آموزشی بود. دقت امتیازدهی کلی مجموعه‌ی آزمون کمی بیشتر از مجموعه‌ی آموزشی بود. دقت امتیازدهی مجموعه‌ی آزمون با استفاده از تمام داده‌های موجود ۷۷ درصد بود و پس از حذف دوره‌های حاوی آرتیفیکت، با ۱۱۰/۳۵ دوره از ۱۳۶۷۴ دوره به ۸۰/۷۰ درصد افزایش یافت. بالاترین میزان برابری طبقه‌بند با امتیاز دهنده انسانی برای یک آزمودنی واحد ۹۱/۴۸ درصد و کمترین میزان برابری ۶۷/۵۱ درصد بود. بالاترین دقت امتیازدهی برای مرحله N3 به دست آمد. N1 بادقت امتیازدهی زیر ۵۰ درصد و دوره‌های بسیار کمتر در مقایسه با مراحل دیگر، سخت‌ترین مرحله برای طبقه‌بندی بود [۴۴].

آچاریا^۱ و همکاران [۷] شناسایی خودکار مراحل خواب را با یک طبقه‌بند مدل مخلوط گاووسی^۲ با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر طیف مرتبه بالا^۳ (HOS) برای دو کanal داده‌های الکتروانسفالوگرام انجام داده‌اند. آن‌ها همچنین نمودارهای دو طیفی^۴ و دوهمدوسی^۵ منحصر به فرد و محدوده ویژگی‌های HOS را برای هر مرحله خواب پیشنهاد کردند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که روش پیشنهادی قادر است مراحل خواب را با دقت ۸۸/۷ درصد، با حساسیت و ویژگی به ترتیب ۸۹/۱۶، ۸۷/۱۳ درصد شناسایی کند. این روش از نظر محاسباتی برای استفاده بهینه و آسان است؛ به طوری که حتی یک پرستار نیز می‌تواند از آن برای شناسایی مراحل خواب استفاده کند. همچنین می‌توان از آن برای شناسایی اثربخشی دارو استفاده کرد. با این حال با داده‌های آموزشی متنوع تر و ویژگی‌های HOS بهتر، آچاریا ادعا می‌کند که می‌توان دقت را افزایش داد. شارما، آچاریا و همکاران [۴۵] برای مرحله‌ی استخراج ویژگی از یک بانک فیلتر موجک استفاده کردند سپس ویژگی‌های استخراج شده به عنوان ورودی به طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای تشخیص خودکار مراحل خواب داده شد.

¹ Acharya

² Gaussian mixture model classifier

³ high-order spectra

⁴ bispectrum

⁵ bicoherence

حسن و همکاران [۸] ابتدا سیگنال‌های EEG را با استفاده از تجزیه حالت تجربی گروهی^۱ (EEMD) تجزیه کردند سپس چندین ویژگی آماری را از داده‌ها استخراج کردند. برای این منظور طبقه‌بندی به نام کمنمونه‌بردار تصادفی تقویتی^۲ (RUSBoost) پیشنهاد کردند که می‌تواند به‌طور خودکار با ویژگی‌های به‌دست‌آمده امتیاز خواب را بدهد. جدای از RUSBoost، عملکرد چهار طبقه‌بند شناخته‌شده برای طرح استخراج ویژگی آنان-طبقه‌بند k-نزدیک‌ترین همسایگان (kNN)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و تجزیه و تحلیل متمايز (DA) مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. از نتایج مقاله‌ی او می‌توان دید که RUSBoost به عنوان بهترین مدل طبقه‌بند در همه موارد بجز طبقه‌بند ۵ کلاسه ظاهر می‌شود. روش پیشنهادی او در طبقه‌بندی ۳، ۴ و ۵ کلاسه به ترتیب دارای دقت ۹۴/۲۴، ۹۲/۶۶ و ۸۳/۴۹ درصد است.

زو و همکاران [۴۶] کار شناسایی مرحله‌ی خواب را با ۱۴۹۶۳ بخش EEG با استفاده از رویکرد مبتنی بر دامنه‌ی نمودار انجام دادند. آنها سیگنال‌های EEG را به یک نمودار دید^۳ (VG) و یک نمودار دید افقی^۴ (HVG) نگاشت کردند. رحمان، حسن و همکاران [۹] تبدیل موجک گستته^۵ (DWT) را برای استخراج ویژگی روی سیگنال‌های تک کاناله EOG ترجیح می‌دادند و ادعا کردند که سیگنال‌های EOG بر سیگنال‌های EEG در طبقه‌بندی مراحل خواب برتری دارند. سینالیس و همکاران [۱۰] ویژگی‌های سیگنال ویژه مرحله خواب را با استفاده از استخراج ویژگی مبتنی بر فرکانس زمان به‌دست آورده‌اند و به دقت متوسط ۸۶ درصد در داده‌ها الکتروانسفالوگرام ۲۰ جوان بزرگسال سالم دست یافته‌ند. باجاج و همکاران [۴۷] یک تکنیک مبتنی بر EEG را پیشنهاد کردند که از تصاویر زمان-فرکانس^۶ (TFIs) استفاده می‌کرد. روش آنها می‌تواند به طور خودکار داده‌ها را با استفاده از طبقه‌بند SVM حداقل مربعی و ویژگی‌های هیستوگرام TFI‌های تقسیم شده به مراحل خواب طبقه‌بندی کند. روش آنان دقت کلی و میانگین امتیاز F1 بالایی دارد (به ترتیب ۷۸ و ۸۴ درصد).

هوانگ و همکاران [۴۸] از استخراج ویژگی‌های طیفی سیگنال‌های EEG از دو الکترود پیشانی FP2 و FP1 با استفاده از تبدیل فوریه سریع کوتاه مدت و دانش امتیازدهی دستی استفاده کردند. آنها

¹ ensemble empirical mode decomposition

² random undersampling boosting

³ visibility graph

⁴ horizontal visibility graph

⁵ discrete wavelet transform

⁶ time-frequency images

همچنین مراحل خواب را با این ویژگی ها با استفاده از تکنیک طبقه بندی ماشین برداری مربوطه طبقه بندی کردند. در یک تجزیه و تحلیل اعتبار متقابل ترک یک موضوع^۱، سیستم شان پنج مرحله خواب را با دقت متوسط $4 \pm 76/7$ درصد به درستی طبقه بندی می کند. عملکرد روش استخراج ویژگی پیشنهادی با استفاده از معیارهای فیشر، یعنی J_1 و J_2 ، برای نشان دادن قابلیت تفکیک ارزیابی شد. هر دو J_1 و J_2 در رویکرد استخراج ویژگی پیشنهادی بزرگتر از رویکرد استخراج ویژگی PSD مرسوم بود که به این معنی است که رویکرد استخراج ویژگی پیشنهادی، تفکیک پذیری بهتری نسبت به روش استخراج ویژگی PSD معمولی دارد. علاوه بر این، هدبند و دستگاه EEG قابل حمل و همچنین الکترودهای EEG خشک پیاده سازی سیستم پیشنهادی را در تنظیمات مراقبت در منزل برای نظارت طولانی مدت کیفیت خواب و همچنین برای کنترل طولانی مدت بسیار تسهیل می کند.

تلash های اخیر برای ایجاد یک سیستم خواب قابل اعتمادتر با کانال های بیوالکتریکی محدود، با یک EEG، یک نوار قلب، یا دو EOG، به منظور ساده سازی بازرسی پیچیده PSG صورت گرفته است، [12]، [49] ویرکala و همکاران [13] یک طبقه بندی خودکار مرحله خواب را از طریق دو EOG ابداع کردند. عملکرد این سیستم در طبقه بندی ۵ مرحله ای خواب دارای $72/5$ درصد توافق ایپاک به ایپاک و $63/0$ ضریب کاپا کو亨 است و حساسیت طبقه بندی مراحل Wake، REM، N1، N2 و SWS به ترتیب $74/10$ ، $72/7$ ، $74/2$ ، $39/2$ و 73 درصد است. اگرچه این کار تنها سیگنال دو کانال را اعمال می کند، EEG های FP1 و FP2 می توانند حرکت چشم را منعکس کنند لذا اطلاعات بیشتری در طبقه بندی مراحل خواب دارند. از این رو، هر دو ویژگی EEG خواب و حرکت چشم ثبت می شوند. علاوه بر این سیستم طبقه بند پیشنهادی به طور دقیق مراحل خواب را تخمین می زند.

ییلماز و همکاران [49] طبقه بندی مرحله خواب و تشخیص ایپاک آپنه انسدادی خواب را از طریق ECG تک کاناله ارائه کردند. عملکرد این طبقه بند با ۶ مرحله خواب $71/1$ درصد توافق ایپاک به ایپاک و حساسیت های طبقه بندی NREM 4، NREM 3، NREM 2، NREM 1، REM، Wake به ترتیب برابر $95/6$ ، $84/9$ ، $98/5$ ، $81/8$ ، $94/3$ و $87/4$ درصد است. عملکرد طبقه بندی آنان رضایت بخش است، حتی حساسیت مرحله N1 برابر $98/5$ درصد بود، که دشوارترین مرحله خواب برای شناسایی خودکار است. ییلماز و همکاران اعتبار سنجی متقابل ۱۰ تایی^۲ را بر دادگان هر شرکت کننده منفرد

¹ leave-one-subject-out cross validation analysis

² ۱۰-fold cross validation

اعمال کردند بطوری که کاملاً خود داده های یک شرکت کننده را به عنوان داده های آموزشی و همچنین به عنوان داده های آزمایشی جدا می کند. به عنوان مثال، برای شرکت کننده ای با مجموع ۸۰۰ ایپاک، این بخشی بندی ۱۰ زیر مجموعه با ۸۰ ایپاک را ایجاد می کند. بنابراین، مجموعه آموزشی (۷۲۰ دوره) و مجموعه آزمایشی (۸۰ دوره) شامل مجموعه های کاملاً مجزایی از داده ها است. مجموعه آموزشی و مجموعه آزمایش از یک شرکت کننده خاص سرچشمه می گیرد. علاوه بر این ویژگی های داده های آموزش و آزمایش به یکدیگر شباهت دارند که با مشکل برآش بیش از حد در مرحله تمرین مطابقت دارد. قابل ذکر است تلاش برای استفاده از مدل وابستگی موضوع توسط یک موضوع خاص به منظور طبقه بندی مجموعه داده مستقل دیگری ممکن است بدترین نتایج را به همراه داشته باشد. اعتبارسنجی متقابل ترک یک موضوع^۱ یک رویکرد ارزیابی عینی تر برای آزمایش یادگیری ماشینی است که شامل تمامی دادگان یک شرکت کننده می شود تا امکان تنوع شخص به شخص را برای الگوریتم یادگیری ماشین فراهم کند. داده های تست مستقل از شخص به داده های آموزشی هستند. از این رو، ارزیابی عملکرد توسط اعتبارسنجی متقابل ترک یک موضوع موثرتر و قابل اعتمادتر از اعتبار سنجی متقابل k-fold در توسعه یک مدل کلی شامل شرکت کنندگان انسانی است.

ناکامورا و همکاران [۵۰] از یک SVM چند کلاسه برای طبقه بندی ویژگی های مشتق شده از EEG با استفاده از ویژگی های آنتروپی فازی چند مقیاسی^۲ (MSFE) و آنتروپی جایگشت چند مقیاسی^۳ (MSPE) استفاده کرد. روش پیشنهادی آنان قادر به طبقه بندی ۹۳/۸ درصد از ۵ مرحله خواب با ضریب کاپا ۰/۹۰ از یک کanal EEG بود. علاوه بر این مشخص شده است که آنتروپی چند مقیاسی توانسته است عملکرد تمایز مراحل خواب S1 را بهبود بخشد، که چالش برانگیزترین بخش برای کارهای طبقه بندی مرحله خواب خودکار بوده است.

به طور مشابه، رودریگو-سوتلو و همکاران [۳۴] از ویژگی های مبتنی بر آنتروپی با طبقه بندی کننده بدون نظارت استفاده کرد. آچاریا و همکاران [۳۵] راه حلی برای تشخیص شش مرحله خواب با استفاده از پارامترهای غیرخطی پیشنهاد کرد. این رویکرد مبتنی بر اصول دینامیک غیرخطی و آشوب قطعی است که شامل توصیف جاذبه های سیستم با پارامترهای ثابت آن است. این روش بسیار برتر از روش های

¹ leave-one-subject-out cross validation

² multi-scale fuzzy entropy

³ multi-scale permutation entropy

خطی سنتی مانند تبدیل فوریه و تحلیل طیفی توان است. آنان تغییرات و بازه هر ویژگی را برای هر مرحله مشخص کردند.

آنتروپی تقریبی^۱ (ApEn)، بعد همبستگی^۲ (CD)، بزرگترین توان لیاپانوف^۳ (LLE)، بعد فراکتال^۴ (FD) و توان هرست (H) به دلیل قشر بسیار فعال و سیگنال های EEG غیرهمگام دارای ارزش بالاتری برای حالت بیداری هستند. در این حالت، سیگنال EEG بسیار تصادفی می شود. در حالت خواب N1-4 این مقدار به تدریج به دلیل کاهش تغییرپذیری سیگنال های EEG کاهش می یابد و قشر غیرفعال تر می شود. در حالت خواب N4، ApEn به دلیل تغییرات بسیار کم در سیگنال های EEG کمترین میزان خواهد بود. حالت خواب ۵ حالت REM است. در این حالت، تغییرات کمی بیشتر است و در نتیجه ApEn افزایش می یابد. میانگین CD از حالت بیداری به مراحل ۴- N1 کاهش می یابد سپس در طول خواب حرکت سریع چشم افزایش می یابد. این تغییر در CD برای حالت های خواب مختلف به دلیل تغییرپذیری سیگنال آنها نسبت داده می شود. بزرگترین توان لیاپانوف (λ_{max}) معیاری از میزان این واگرایی را ارائه می دهد. این مقدار برای حالت های خواب N3 و REM به دلیل تغییرات بیشتر در مقایسه با حالت های دیگر افزایش می یابد. پارامتر خود شباهت، توان هرست (H)، برای همه مجموعه داده ها به دست می آید. این مقدار به تدریج از حالت N1 به N2 کاهش می یابد. دارای حداکثر مقدار در حالت N3 است که از آن در حالت های N4 و N3 کاهش می یابد و دارای حداکثر مقدار در حالت REM است که نشان دهنده خود تشابهی بیشتر است. کاهش در مقادیر FD نشان دهنده کاهش پیچیدگی سیستم مغز برای افراد در طول فعالیت خواب است. به دلیل کاهش فرکانس، FD از حالت بیداری به حالات ۴- N1 کاهش می یابد. و این FD در حالت REM به دلیل افزایش فرکانس افزایش می یابد.

فل و همکاران [۴۳] از انواع اندازه گیری های طیفی و غیر خطی از سیگنال های EEG برای تشخیص مراحل خواب استفاده کردند. آن ها گزارش دادند که ترکیب این اندازه گیری ها نتایج بهتری نسبت به مطالعات قبلی ایجاد می کند، همانطور که در ادبیات نشان داده شده است. در مطالعه دیگری، آلیکویچ و سوباسی [۵۱] یک ساختار سه مازول را برای همان مشکل پیشنهاد کردند. در مازول اول راه حل آنها،

¹ Approximate entropy

² Correlation dimension

³ Largest Lyapunov exponent (λ_{max})

⁴ Fractal dimension

سیگنال‌های به دست آمده از کانال Pz-Oz با استفاده از تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) چند مقیاسی نویز زدایی شدند. در مازول دوم، استخراج ویژگی با استفاده از روش‌های آماری بر روی سیگنال‌های جدا شده به زیر باند توسط DWT انجام شد. در نهایت در مازول سوم از SVM چرخشی برای طبقه‌بندی داده‌ها به داده‌های خواب پنج مرحله‌ای با دقیقیت ۹۱/۱ درصد استفاده شد.

۲ - ۴ - جمع‌بندی

در این فصل پس از معرفی چند ویژگی اساسی از سیگنال EEG به بررسی نرم‌افزارها و سخت‌افزارهای ثبت سیگنال الکتروانسفالوگرام و ویژگی‌های کلیدی آن‌ها پرداخته شد. همچنین امکان استفاده از آن‌ها در بستر خواب و برای تحقیقات طولانی مدت بررسی شد و فناوری‌های ثبت EEG مناسب برای خواب مشخص شدند. سپس به بررسی چند پژوهش‌های پیشین در حوزه‌ی مرحله‌بندی خواب پرداخته شد.

۳ - فصل سوم

پیاده‌سازی نرم‌افزار

۱ - ۳ - مقدمه

در این فصل به شرح فرایند پیاده‌سازی نرم‌افزار کنترل دستگاه الکتروانسفالوگرام، ثبت و ذخیره‌سازی داده‌های آن پرداخته شده است. سپس ساختار پایگاه داده که توسط این نرم‌افزار و دستگاه جمع‌آوری شده‌اند مورد بررسی قرار گرفته است.

انسان با استفاده از حواس خود درباره جهان اطراف اطلاعاتی کسب می‌کند. بینش انسان یکی از مهم‌ترین بخش‌های ارتباط او با محیط پیرامون است. انسان‌ها در طول زندگی یاد می‌گیرند که با اجسام مختلف ارتباط برقرار کنند. برای برخی از آن‌ها یادگیری چند ثانیه طول می‌کشد (مانند استفاده از دستگیره‌ی در) لیکن برخی دیگر به زمان بیشتری نیاز دارند (مانند رانندگی با ماشین).

با پیدایش رایانه انسان‌ها مجبور به تفکر انتزاعی شدند، بدین‌صورت که مجبور شدند با حجم بیشتری از دستوراتی که حتی قادر به یادآوری آن‌ها نبوده، برخورد کنند. بنابراین طراحی یک رابط کاربری گرافیکی^۱ (GUI) اهمیت پیدا کرد تا تعامل بین رایانه و انسان را به ساده‌ترین شکل، ممکن سازد بنابراین، رابط کاربری گرافیکی یکی از عناصر مهم ارتباط انسان‌ها با دنیای مدرن و تکنولوژی است.

باتوجه‌به این پیش‌زمینه، طراحی یک GUI با کاربری آسان برای نرم‌افزارها از اهمیت بالایی برخوردار است. در این پژوهش باتوجه‌به گزینه‌ها و زبان‌های برنامه‌نویسی موجود، برای طراحی یک GUI برای کنترل کننده‌ی هدبند الکتروانسفالوگرام خواب، زبان برنامه‌نویسی پایتون انتخاب شد، زیرا الگوریتم‌های هوش مصنوعی و کتابخانه‌های رسم نمودار پیشرفته و در عین حال رایگان برای آن توسعه داده شده است که می‌توان در رابط کاربری گرافیکی هم به نحوی از آن‌ها استفاده کرد.

۲ - معرفی پایکیوت

پایکیوت^۲ یک کتابخانه پایتون است که به کیوت^۳ متصل است. کیوت مجموعه‌ای از کتابخانه‌های سی‌پلاس پلاس و ابزارهای توسعه است که شامل توابع مستقل از نوع سیستم‌عامل برای پیاده‌سازی

¹ Graphical User Interface

² PyQt

³ Qt

رابط کاربری گرافیکی، شبکه، ریسمان اجرایی^۱، پایگاه‌های داده اس‌کیوال^۲، نگاره‌سازی برداری مقیاس‌پذیر^۳، اوپن جی‌ال^۴ و زبان نشانه‌گذاری گسترش‌پذیر^۵ است و همچنین بسیاری از ویژگی‌های قدرتمند دیگر را شامل می‌شود. پایکیوت توسعه یافته توسط شرکت محاسباتی ریوربانک^۶، در دو نسخه موجود است:

۱. پایکیوت ۴: نسخه‌ای که در برابر Qt ۴.x و ۵.x ساخته شده است.

۲. پایکیوت ۵: نسخه‌ای که فقط در برابر Qt ۵.x ساخته شده است.

اگرچه پایکیوت ۵ بر پایه نسخه ۴ ساخته شده، تنها یک زیرمجموعه کوچک از نسخه ۵ با نسخه ۴ سازگار است و توسط آن پشتیبانی می‌شود. این بدان معناست که در صورت استفاده از پایکیوت ۴، برخی از ویژگی‌ها و پیشرفت‌های جدید در نسخه ۵ در دسترس نخواهد بود. برای اطلاعات بیشتر در این زمینه به اسناد پایکیوت ۴ مراجعه شود [۵۲].

پایکیوت ۵ مبتنی بر نسخه ۵ کیوت است و شامل کلاس‌هایی است که رابط کاربری گرافیکی و همچنین مدیریت XML، ارتباطات شبکه‌ای، عبارات منظم، موضوعات، پایگاه‌های داده SQL^۷، چندرسانه‌ای، مرور وب و سایر فناوری‌های موجود در کیوت را پوشش می‌دهد. پایکیوت ۵ بیش از هزار کلاس از کلاس‌های کیوت را در مجموعه‌ای از ماثوله‌های پایتون پیاده‌سازی می‌کند که همه آن‌ها در یک بسته سطح بالای پایتون به نام پایکیوت ۵ قرار دارند [۵۲].

پایکیوت ۵ با سیستم عامل‌های ویندوز، یونیکس، لینوکس، مک، اندروید و آی او اس سازگار است. بر اساس این ویژگی، با استفاده از این کتابخانه می‌توان برنامه را روی چند سیستم عامل و دستگاه متفاوت با موفقیت اجرا کرد [۵۲].

¹ Thread

² SQL

³ SVG

⁴ OpenGL

⁵ XML

⁶ RiverBank Computing Ltd

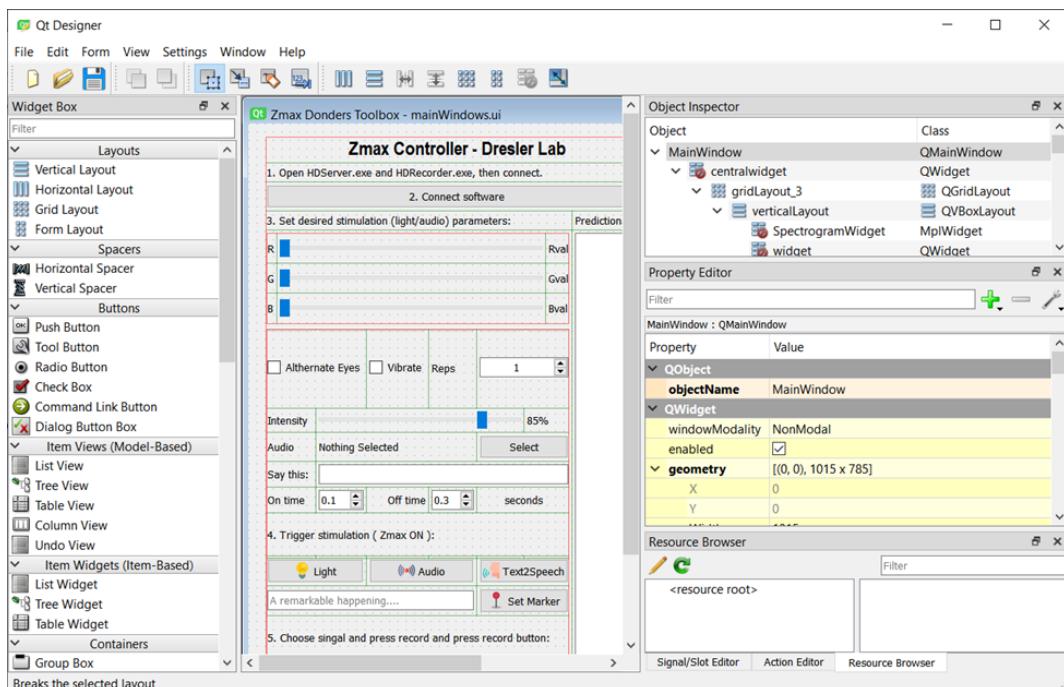
۳ - ۳ - طراح کیوت! نرم‌افزار طراحی رابط گرافیکی

ساخت برنامه با استفاده از پایی کیوت ممکن است به روش‌های مختلفی صورت گیرد. در هر روش می‌توان بسته به شرایط و علایق شخصی از ابزارهای مختلفی استفاده کرد.

ولی شاید راحت‌ترین و پرکاربردترین روش، استفاده از طراح کیوتی (Qt Designer) باشد. با استفاده از طراح کیوتی می‌توان پیچیده‌ترین پنجره‌ها را به‌سادگی هرچه تمام ایجاد کرد. محیط کاربری رابط نرم‌افزار در شکل ۱-۳ نمایش داده شده است.

طراحی نرم‌افزار در محیط طراح کیوتی شامل مراحل زیر است:

۱. ایجاد یک فایل رابط گرافیکی با استفاده از طراح کیوتی (Qt Designer)
۲. تخصیص نام و مقداردهی مشخصه‌های مختلف در ویرایشگر صفات طراح کیوتی
۳. استفاده از pyuic4 برای ایجاد کلاس پایتون (فایل py) از فایل رابط گرافیکی ایجاد شده
۴. ایجاد و ساخت تابع اصلی برنامه و فراخوانی کلاس رابط گرافیکی
۵. گسترش کلاس ایجاد شده موجود با توابع و کدهای پایتون



شکل ۱-۳ - پیاده‌سازی نرم‌افزار در محیط Qt Designer

¹ Qt Designer

در این پژوهش با توجه به نیازها و انتظاراتی که از یک کنترل کننده‌ی هدبند خواب وجود داشت، یک رابط کاربری برای نرم‌افزار طراحی و پیاده‌سازی شد. هر کلید و دکمه در این رابط به متغیری در کد برنامه متصل است و اطلاعات بین رابط کاربری، کد و هدبند دائم در حال تعامل هستند.

۳ - ۴ - پیاده‌سازی نرم‌افزار کنترل هدبند

با توجه به نیازها و انتظارات محققین خواب و حافظه مبنی بر امکانات نرم‌افزار کنترلی هدبند الکتروانسفالوگرام، نرم‌افزاری در محیط پای‌کیوت پیاده‌سازی شد. این نیازها شامل:

- ۱ - دریافت سیگنال‌های حیاتی از دستگاه و نمایش آن‌ها به صورت برخط
- ۲ - ذخیره داده‌های دریافتی به صورت کم حجم و قابل بازیابی
- ۳ - ارسال دستور شروع محرک صوتی یا نوری به دستگاه و تنظیم شدت و فرکانس محرک
- ۴ - ذخیره‌سازی زمان محرک‌های ارسالی همزمان با داده‌های دریافتی
- ۵ - پردازش برخط داده‌های الکتروانسفالوگرام
- ۶ - اجرای الگوریتم‌های مختلف به منظور طبقه‌بندی و تفسیر داده‌های دریافتی
- ۷ - رسم نمودار چگالی طیف توان به صورت برخط
- ۸ - رسم چگالی طیفی بسامدهای سیگنال مغزی دریافتی به صورت برخط

نحوه کار هدبند به این صورت است که داده‌هایی که توسط الکتروودهای EEG اندازه‌گیری می‌شوند به صورت بی‌سیم و از طریق دانگل و ورودی بوسیله به رایانه انتقال داده می‌شوند. این داده‌ها به صورت یک رشته روی پورت localhost در TCP/IP موجود هستند. نرم‌افزار، این داده‌ها را از روی شبکه می‌خواند، آن را رمزگشایی کرده و تبدیل واحدهای مناسب را برای نمایش و ذخیره‌سازی روی آن‌ها انجام می‌دهد.

۳ - ۵ - توابع کنترل و ارتباط با شبکه

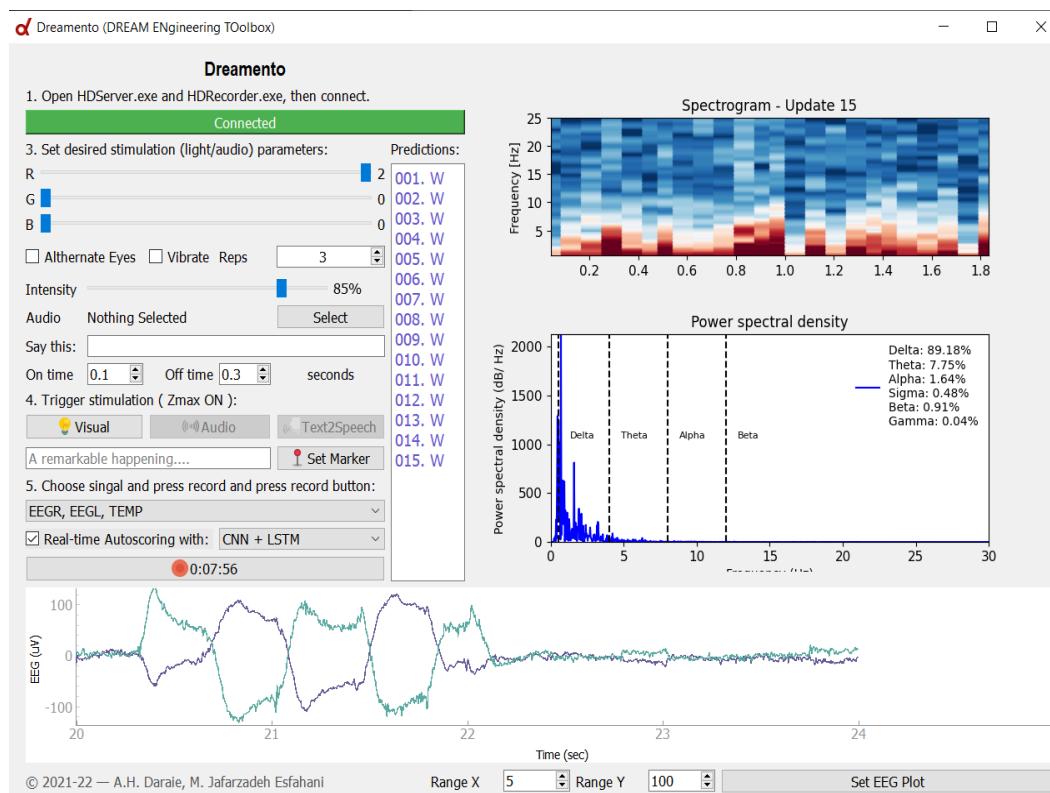
تمام قابلیت‌های مربوط به شبکه در فایل ZmaxSocket.py قرار گرفته است. این توابع شامل connect، read، read (از سوکت)، getwordat، getbyteat، BodyTemp، BatteryVoltage، ScaleAccel، ScaleEEG و stimulate است. تابع connect نرم‌افزار را به شبکه متصل می‌کند و dec2hex، hex2dec تابع read نیز داده‌های موجود روی شبکه را می‌خواند. تابع‌های scale نیز داده‌ها را به مقیاس درست

می‌برند زیرا این داده‌ها از ADC میکروکنترلر هستند و باید به واحد مناسب و با معنا تبدیل شوند. برای مثال داده‌های الکتروانسفالوگرام باید به میکرو ولت تبدیل شوند.

تابع stimulate دستوراتی را به شبکه و در نهایت به هدبند فرستاده، پردازنده داخلی هدبند آن‌ها را تفسیر و سپس اجرا می‌کند. این دستورات باید به صورت رشته‌هایی از اعداد در مبانی هگزادسیمال کدگذاری شوند و سپس به شبکه ارسال شوند. در این تابع پارامترهایی از قبیل رنگ دیودهای نوری، شدت نور آن‌ها، فرکانس روشن و خاموش شدن آن‌ها و تعداد دوره‌های آن و همچنین پارامترهای مربوط به لرزش هدبند دریافت می‌شوند. سپس آن‌ها به اعدادی در مبانی هگزادسیمال تبدیل می‌شوند و به شبکه و هدبند ارسال می‌شود.

۳ - ۶ - توابع ارتباط با رابط کاربری

در مرحله بعد با داشتن این توابع کنترل هدبند و شبکه، توابعی به منظور کنترل رابط کاربری نرم‌افزار با قابلیت‌های موردنیاز برای آزمایش‌های خواب و حافظه طراحی و ساخته شد. رابط کاربری این نرم‌افزار در شکل ۲-۳ قابل مشاهده است.



شکل ۲-۳ - تصویر رابط کاربری نرم‌افزار

در اینجا با انتخاب کلید Connect، نرم‌افزار به شبکه متصل می‌شود. در این زمان، دانگل هدینگر هم باید به درگاه یواس‌بی رایانه متصل باشد. سپس از فهرست انتخاب موجود می‌توان رنگ موردنظر برای دیودهای نوری آن، شدت نوری آن‌ها و نیز امکاناتی مانند لرزش یا پخش صوت را انتخاب کرد.

با زدن کلید Record، ثبت آغاز شده و داده‌های حسگرهای هدینگر از قبیل الکتروانسفالوگرام، شتاب‌سنج و دما را ذخیره می‌کند. در انتهای زدن کلید پایان ضبط، این عملیات متوقف می‌شود و تمامی داده‌ها در فایلی با فرمت txt در مسیر نرم‌افزار ذخیره می‌شوند.

۳ - ۷ - رسم اسپیکتروگرام

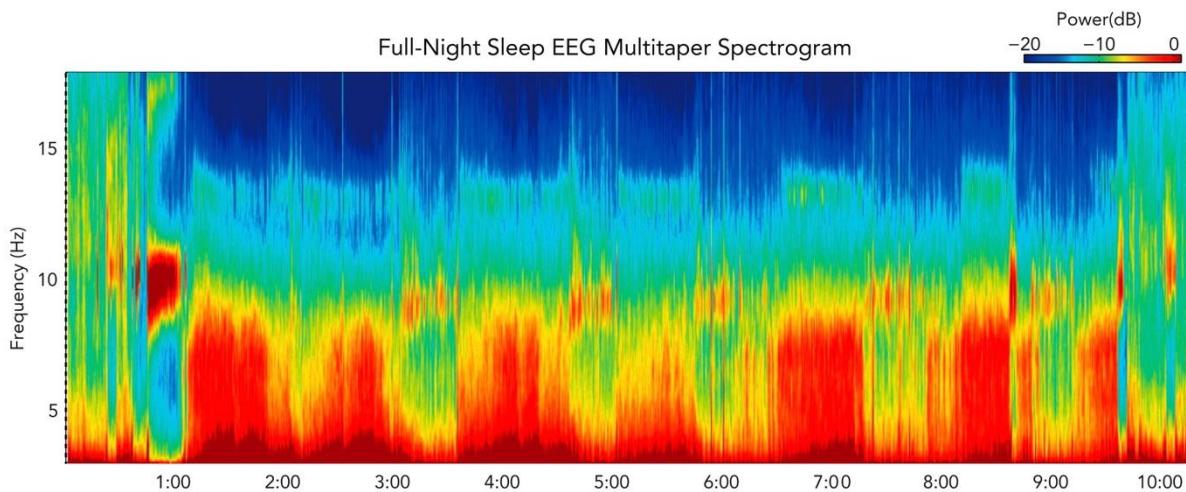
در طول خواب، شبکه‌های قشری و زیر قشری در مغز پویایی نوسانی ساختاریافته‌ای را از خود نشان می‌دهند که می‌توان آن را در سیگنال الکتروانسفالوگرام مشاهده کرد. توانایی توصیف دقیق تغییرات در حین خواب ناشی از این نوسانات، هدف اصلی در علم خواب بوده است.

در این راستا، یک ابزار قدرتمند برای تجزیه و تحلیل ساختار نوسانی EEG خواب، تجزیه و تحلیل طیفی بوده است که یک رویکرد کمی برای توصیف یک سیگنال از نظر نوسانات زیرین آن (سینوسوئیدها) در فرکانس‌های مختلف است. به این منظور با استفاده از تجزیه و تحلیل طیفی چندمخروطی^۱ نمودار طیفی سیگنال خواب به صورت برخط محاسبه و نمایش داده می‌شود. وجود این نمودار می‌تواند به تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی خواب کمک شایانی کند.

طیف توان تابعی است که قدرت نوسانات را در هر فرکانس نشان می‌دهد. تجزیه و تحلیل طیفی همچنین شامل تجزیه و تحلیل نوسانات متغیر با زمان با استفاده از طیفنگار^۲ است که قدرت سیگنال را به عنوان تابعی از زمان و فرکانس ترسیم می‌کند و مشاهده چگونگی تغییر ساختار فرکانس در طول زمان را ممکن می‌سازد (مانند شکل ۳-۳)؛ بنابراین طیفنگارها برای توصیف تکامل زمانی نوسانات عصبی مرتبط با خواب در فرکانس‌های مختلف در طول یک شب خواب مناسب هستند.

¹ Multitaper Spectral Analysis

² Spectrogram



شکل ۳-۳ - نمونه طیف‌نگار چند مخروطی از دادگان مغزی خواب. برگرفته از [۵۳]

برای نمایش داده‌ها در حوزه زمان فرکانس، می‌توان با تخمین طیف توان در زمان‌های مختلف با استفاده از یک پنجره متحرک داده، یک طیف‌نگار ساخت. در این روش اندازه پنجره داده طوری تنظیم می‌شود که ساختار داده‌ها در آن پنجره تقریباً ثابت باشد. یک طیف‌نگار با محور \times نشان‌دهنده زمان، محور y نشان‌دهنده فرکانس، و توان طیفی نشان‌داده شده با رنگ در هر نقطه زمان فرکانس به تصویر کشیده می‌شود.

برخی از تکنیک‌های رایج برای تخمین طیفی EEG تخمین‌های نادرستی از طیف توان را تولید می‌کنند که تفسیر طیف‌نگار حاصل را دشوار می‌کند. در این پژوهش، از تخمین طیفی چند مخروطی که وضوح تخمین‌های طیفی را نسبت به روش‌های استاندارد تا حد زیادی افزایش می‌دهد، استفاده شده است. این روش در اوایل دهه ۱۹۸۰ توسط دیوید تامسون [۵۴] توسعه یافت. نشان داده شده است که این روش دارای خواص آماری برتر در مقایسه با تخمین‌های طیفی تک‌مخروطی است [۵۵]. نوآوری روش چند مخروطی این است که به جای استفاده از یکتابع تک‌مخروطی برای محاسبه طیف توان، از چندینتابع مخروطی برای محاسبه طیف‌های تک‌مخروطی استفاده می‌کند که با هم میانگین گرفته می‌شوند. این مخروطی‌ها از دسته خاصی از توابع به نام توالی کروی پرولات گسسته^۱ (DPSS) می‌آینند.

روش تخمین طیفی چند مخروطی شامل مراحل زیر است:

۱) مجموعه‌ای از مخروطی‌های DPSS را با توجه به فرضیات داده ایجاد کنید.

^۱ Discrete prolate spheroidal sequence

۳) برای هر یک از مخروطی‌های DPSS، یک طیف تک‌مخروطی برای داده‌ها تخمین بزنید.

۴) تخمین طیفی چندمخروطی را تشکیل دهید.

در حالی که این روش ساده است، درک تصمیمات عملی که باید هنگام استفاده از تخمین طیفی چندتایی برای داده‌های واقعی مانند EEG گرفته شود، مهم است، به طوری که تجزیه و تحلیل‌ها اصولی بوده و از مفروضات منطقی پیروی کنند. در عمل، تخمین‌های طیفی چندمخروطی با چندین پارامتر تعريف می‌شوند که تعداد مخروطی‌های DPSS و خواص آن‌ها را کنترل می‌کنند. این پارامترها شامل N (اندازه هر بخش داده در واحد ثانیه)، TW (حاصل ضرب نیمه بلند زمان^۱) و L (تعداد مخروطی‌ها) می‌شوند. با درک این سه پارامتر، می‌توان به طور صریح ویژگی‌های زیربنای تخمین چندتایی را کنترل کرد.

برای انتخاب مقادیر این پارامترها، باید دو چیز را تعیین کرد: دوره زمانی که تصور می‌شود داده‌ها از نظر خواص فرکانسی و آماری ثابت هستند و وضوح طیفی موردنظر. ابتدا، اندازه بخش داده N باید به عنوان بیشینه مدت زمانی (بر حسب ثانیه) که در آن داده‌ها ثابت هستند، تعريف شود. سپس، وضوح طیفی (Δf) پهنانی باند (بر حسب هرتز) لوب اصلی در تخمین طیفی است که کمینه فاصله بین قله‌هایی را که می‌توان در حوزه فرکانس داشت، کنترل می‌کند. در عمل، یک Δf بزرگ قله‌های هموار و با وضوح پایین ایجاد می‌کند، در حالی که یک Δf کوچک قله‌هایی با وضوح بالاتر و جزئیات بیشتر ایجاد می‌کند. با داشتن Δf و N، اکنون می‌توان TW را محاسبه کرد (رابطه ۱-۳).

$$TW = \frac{N\Delta f}{2} \quad (\text{رابطه } 1-3)$$

در نهایت، نیاز است L، یا تعداد مخروطی‌های استفاده شده در برآورد تعیین شود. با توجه به TW، مقدار L براساس رابطه ۲-۳ بدست می‌آید.

$$L = \lceil 2 \times TW \rceil - 1 \quad (\text{رابطه } 2-3)$$

روش انتخاب پارامترهای طیف چند مخروطی شامل ۴ مرحله است: ۱) اندازه پنجره N را با تعیین مدت زمانی که تصور می‌شود سیگنال از نظر آماری و محتوای فرکانسی ثابت است، تنظیم کنید. ۲) وضوح

¹ Time-half-bandwidth product

فرکانسی موردنظر را با توجه به ساختار نوسانی داده‌ها تنظیم کنید (تعیین Δf)^۳ حاصل ضرب نیمه پهنهای باند زمان را محاسبه کنید.^۴ تعداد مخروطی‌ها را محاسبه کنید.

در این پژوهش، تصور می‌شود که سیگنال الکتروانسفالوگرام خواب در بازه‌های زمانی ۳۰ ثانیه‌ای ایستا است [۵۳، ۵۶]. بدین ترتیب مقدار N برابر با ۳۰ ثانیه تنظیم می‌شود. همچنین وضوح فرکانسی مطلوب برابر ۱ هرتز است، یعنی $\Delta f = 1\text{Hz}$ است. با توجه به رابطه $1 - \frac{N\Delta f}{2} = 15$ و در نتیجه بر اساس رابطه $L = \lfloor 2 \times TW \rfloor - 1 = \lfloor 2 \times 15 \rfloor - 1 = 29$ ،^۵

در سمت راست برنامه، قابی^۱ گذاشته شده است که در آن اسپکتروگرام داده‌های الکتروانسفالوگرام دریافتی به صورت برخط نمایش داده می‌شود. برای رسم این اسپکتروگرام فرض شده است که فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز است.

در صفحه این نمودار، می‌توان اسپکتروگرام مربوط به ۲ دقیقه گذشته را مشاهده کرد. در عین حال با دریافت ۳۰ ثانیه داده الکتروانسفالوگرام جدید، این نمودار به روزرسانی می‌شود و آخرین بخش از نمودار داده‌های گذشته به سمت منفی محور زمان جابجا می‌شود.

طیف‌نگار چندمخروطی نمایش واضحی از پویایی طیفی EEG خواب که در مقیاس‌های زمانی از چند ثانیه تا چند ساعت رخ می‌دهد، ارائه می‌کند. به این ترتیب، امید است که بتوان یک چارچوب برای توصیف فعالیت عصبی در طول خواب از نظر پویایی نوسانی و فعالیت شبکه به صورت برخط با هدف تجزیه و تحلیل‌های تجربی و بالینی ارائه داد.

برای نشان‌دادن خروجی نتایج الگوریتم‌های طبقه‌بندی خواب، یک قاب در رابط کاربری برنامه تعریف شده و نتایج را به صورت شماره ایپاک (هر ۳۰ ثانیه داده الکتروانسفالوگرام یک ایپاک است) و در کنار آن، نتیجه پیش‌بینی شده توسط الگوریتم نشان داده می‌شود.

۳ - ۸ - جداسازی پردازش‌ها به وسیله چندریسمانی^۲

چندریسمانی به طور عمدۀ در سیستم‌عامل‌های چند وظیفه‌ای پیدا می‌شود. چندریسمانی یک مدل گسترده در برنامه‌نویسی و اجرا است که اجازه می‌دهد چند ریسمان در یک فرایند اجرا شوند. برنامه‌ها

¹ Panel

² Multi Threading

همچنین می‌توانند باهدف بیشینه‌ی بهره‌گیری از قابلیت پردازش در سیستم‌های چندهسته‌ای طراحی شوند. چنین برنامه‌هایی می‌توانند چندین کار پردازنده‌ای سنگین را به طور موازی در چندین هسته محاسباتی انجام دهند. این ریسمان‌ها منابع فرایند را به اشتراک می‌گذارند، اما می‌توانند به طور مستقل اجرا شوند. مدل برنامه‌نویسی ریسمانی توسعه‌پذیری خوبی را توسط اجرای همزمان ایجاد می‌کند. چندریسمانی همچنین می‌تواند در یک فرایند تنها برای رایانش موازی در سیستم چند پردازشی به کار روید.

برنامه‌های کاربردی چندریسمانی مزیت‌های زیر را دارا هستند [۵۷]، [۵۸]:

۱. پاسخ‌دهی: چندریسمانی کردن یک برنامه تعاملی به برنامه اجازه می‌دهد که حتی اگر بخشی از آن مسدود شده باشد یا عملیاتی طولانی را انجام دهد، به اجرا ادامه دهد و در نتیجه پاسخگویی به کاربر را افزایش دهد. این خاصیت به‌ویژه در طراحی رابطه‌ای کاربری بسیار مفید است. به عنوان مثال، در نظر بگیرید که چه اتفاقی می‌افتد وقتی کاربر دکمه‌ای را کلیک می‌کند که منجر به انجام یک عملیات وقت‌گیر می‌شود. یک برنامه تک ریسمانی تا زمانی که عملیات به پایان نرسد، پاسخگوی کاربر نخواهد بود. در مقابل، اگر عملیات زمان بر در یک ریسمان جداگانه و ناهمگام انجام شود، برنامه همچنان پاسخگو به کاربر است. برای مثال در این برنامه، به‌منظور جلوگیری از تداخلات این چنینی رابط کاربری در زمان دریافت داده‌های الکتروانسفالوگرام، دستورات دریافت داده از دستگاه در ریسمانی مجزا از ریسمان اجرا کننده برنامه اصلی اجرا می‌شود.

۲. اشتراک منابع: فرایندها می‌توانند منابع را فقط از طریق تکنیک‌هایی مانند حافظه مشترک و انتقال پیام به اشتراک بگذارند. چنین تکنیک‌هایی باید به طور صریح توسط برنامه‌نویس تدارک دیده شوند. با این حال، ریسمان‌ها به طور پیش‌فرض حافظه و منابع فرایند را به اشتراک می‌گذارند. فایده اشتراک کد و داده این است که به یک برنامه اجازه می‌دهد چندین ریسمان فعالیتی مختلف در فضای آدرس یکسان داشته باشد.

۳. اقتصادی بودن: اختصاص حافظه و منابع برای ایجاد فرایند هزینه بر است. ازانجاکه ریسمان‌ها منابع فرایندی را که به آن تعلق دارند به اشتراک می‌گذارند، ایجاد و تغییر ریسمان‌ها اقتصادی‌تر است. ارزیابی تجربی تفاوت در سربار ممکن است دشوار باشد، اما به‌طور کلی ایجاد ریسمان، زمان

و حافظه کمتری نسبت به ایجاد فرایند می‌برد. علاوه بر این، تعویض زمینه بین ریسمان‌ها معمولاً سریع‌تر از پردازش‌ها است.

۴. اجرای سریع‌تر: این مزیت چندریسمانی به برنامه اجازه می‌دهد که در سیستم رایانه‌هایی که دارای چندین پردازنده یا پردازنهای چنددهسته‌ای هستند، سرعت عملکرد را افزایش دهد، زیرا به طور طبیعی ریسمان‌های یک برنامه در هم‌روندي اجرا خود را قرض می‌دهند.

۵. موازی کردن: برنامه‌های کاربردی به دنبال بهره‌برداری از سیستم‌های چنددهسته‌ای و چندپردازنده‌ای که توانایی استفاده از چندریسمانی برای تقسیم داده‌ها و وظایف را دارند، هستند. هر کدام از این وظایف در یک هسته جدا یا به صورت موازی در چندین هسته اجرا می‌شود.

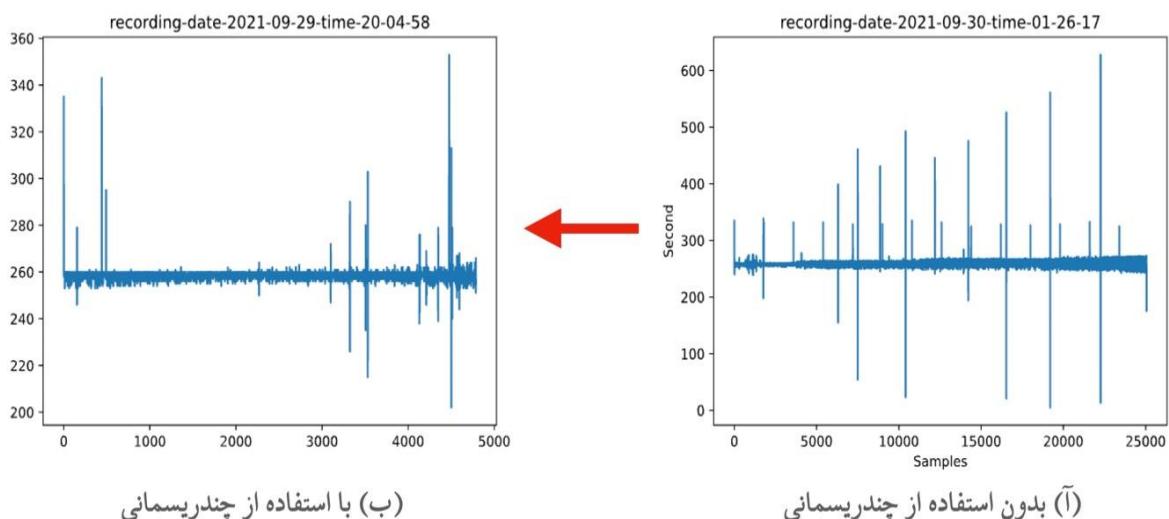
برنامه‌های کاربردی رابط گرافیکی دارای یکرشته اصلی اجرا هستند که حلقه رویداد و رابط کاربری را اجرا می‌کند. اگر یک کار طولانی‌مدت را در این موضوع راه‌لندازی کنید، رابط کاربری آن تا پایان کار منجمد می‌شود. در این مدت، کاربر نمی‌تواند با برنامه ارتباط برقرار کند و در نتیجه تجربه کاربری ناخوشایندی را در پی خواهد داشت. خوب‌بختانه، کلاس QThread PyQt به محققین این امکان را داده است تا این موضوع را حل کنند [۵۹].

یکی از چالش‌هایی که حین انتقال داده‌های الکتروانسفالوگرام از هدبند به رایانه از طریق شبکه وجود داشت، یکنواخت نگه داشتن تعداد نمونه‌هایی بود که در ثانیه توسط برنامه دریافت می‌شد. همزمان با ارسال داده‌ها از سوی هدبند به رایانه، عوامل متغیر و تداخل‌زای ذیل باعث می‌شوند که تعداد نمونه‌هایی که در ثانیه دریافت می‌شود ثابت نباشد:

- تداخلات و نویزهای موجود در محیط
- تغییر مداوم با تری هدبند
- سرعت پردازش متفاوت رایانه‌ها
- اجرای همزمان دستورات مختلف شامل:
- تعداد زیادی الگوریتم هوش مصنوعی برای طبقه‌بندی خواب (Sleep Stage Classification)
- رسم اسپکتروگرام و پریودوگرام بعد از هر ۳۰ ثانیه
- رسم ولتاژ اندازه‌گیری شده توسط دو الکترود به صورت برخط

- فیلتر کردن این ولتاژها به صورت برخط و عبور بین بازه $0/5$ تا 40 هرتز
- محاسبه تبدیل فوریه پس از تعداد مشخصی نمونه دریافتی به منظور رسم نمودار پریوتوگرام ولش

برای حل این مشکل، یک ریسمان جداگانه در نظر گرفته شد. به این معنا که یکی از هسته‌های CPU را که مسئولیت دریافت داده‌ها را دارد فقط به دریافت داده مشغول کرده و از انجام هرگونه پردازش دیگری مربوط به رابط کاربری نرم‌افزار در آنجا جلوگیری شد. به طور مشخص سیستم بعد از دریافت ۱۲۸ نمونه، آن‌ها را ذخیره کرده و داده‌ها را برای رسم و نمایش در اختیار هسته دیگری از CPU یا ریسمان قرار می‌دهد. به این ترتیب اگر نرخ نمونه‌برداری و ارسال داده ۲۵۶ نمونه در ثانیه باشد، نمودار مربوطه هر ثانیه ۲ بار به روزرسانی می‌شود. نمودار شکل ۴-۳ این مشکل را قبل و پس از حل شدن نشان می‌دهد. در هر نمودار محور افقی ثانیه و محور عمودی تعداد نمونه‌های دریافت شده است. در قسمت آ قبل از استفاده از چند ریسمانی پس از هر ۳۰ ثانیه پرس‌هایی ناشی از انبوه دادگان دریافتی در ورودی وجود داشت. این مشکل با چند ریسمانی در قسمت ب حل شد. در عمل فرآیند داده‌گیری به یک ریسمان متفاوت منتقل گردید.



شکل ۴-۳ - تعداد نمونه‌های دریافتی در ثانیه توسط نرم‌افزار (آ) قبل و (ب) بعد از جداسازی رابط کاربری و عملیات داده‌گیری بر روی سی‌پی‌یو. در این شکل محور افقی زمان و محور عمودی تعداد نمونه‌های دریافتی است.

۳ - ۹ - فرم و ساختار داده ثبت شده

به منظور دسترسی دوباره به داده‌های الکتروانسفالوگرام ثبت شده حین خواب، این داده‌ها در انتهای فرایند داده‌گیری بر روی فضای ذخیره‌سازی رایانه ذخیره می‌شوند. با زدن کلید Record و شروع داده‌گیری و ثبت، دادگان حس‌گرهای هدبند از قبیل الکتروانسفالوگرام، شتاب‌سنج و دما به رایانه ارسال می‌شوند و در متغیرهای داخلی نرم‌افزار ذخیره می‌شوند. در انتهای با زدن کلید پایان ضبط، این عملیات متوقف می‌شود و تمام داده‌های ذخیره شده را در فایلی با فرمت txt در مسیر نرم‌افزار ذخیره می‌کند. همراه این فایل دو فایل دیگر نیز در آن آدرس ذخیره می‌شوند. این فایل‌ها به صورت کلی شامل اطلاعات زمانی و ویژگی‌های فیزیکی محرک‌های ارسالی توسط دستگاه در حین خواب و همچنین پیش‌بینی‌های الگوریتم طبقه‌بندی خواب است.

فایل اول شامل دادگان دریافتی از دستگاه ثبت است. هر خط حاوی دادگان دریافتی در یک نمونه است. دادگان هر خط توسط یک ویرگول از هم جدا می‌شوند. در هر خط به ترتیب ولتاژ ثبت شده توسط الکترود چپ، الکترود راست، دمای بدن، شماره نمونه و ثانیه نمونه دریافتی ذخیره شده است. فایل دوم حاوی اطلاعات زمانی و ویژگی‌های فیزیکی محرک‌های ارسالی توسط دستگاه در حین خواب است. این محرک‌ها شامل نور، صوت، و یا لرزش می‌باشند. فایل سوم شامل تمام پیش‌بینی‌های الگوریتم طبقه‌بندی خواب است. در صورتی که الگوریتمی فعال نباشد، محتویات این فایل خالی خواهد بود.

۳ - ۱۰ - جمع‌بندی

در این فصل ابتدا دلایل انتخاب و فرآیند استفاده از پای‌کیوت به عنوان نرم‌افزار استفاده شده برای طراحی رابط کاربری توضیح داده شد. سپس عملکرد توابع شرح داده شد. این توابع شامل توابع تنظیم‌کننده (مانند تابع ارتباط نرم‌افزار با سرور هدبند)، توابع گرافیکی (مانند تابع رابط کاربری، کلیدها و نمودارها)، توابع کنترلی (مانند تابع تنظیم و ارسال دستورات اجرای محرک به هدبند توسط سرور) و توابع و کلاس‌های مربوط به چندریسمانی می‌شوند. سپس نحوه رسم اسپکتروگرام توسط طیف چندمخروطی توضیح داده شد. علاوه بر این نشان داده شد که چگونه استفاده از چندریسمانی مشکلات موجود در دریافت دادگان از سرور را حل می‌کند. در نهایت خروجی‌های نرم‌افزار معرفی و توضیح داده شدند. در فصل بعد پس از معرفی دستگاه ثبت دادگان الکتروانسفالوگرام و معرفی دادگان تجربی ثبت شده در پژوهش به بررسی ساختار پایگاه داده موجود پرداخته می‌شود. سپس به ترتیب فرایند طبقه‌بندی بصری

این دادگان، نحوه دسته‌بندی و نمایش این دادگان، روش پیش‌پردازش شامل حذف خط پایه، اعمال یک فیلتر میان‌گذر بر دادگان، دوره‌بندی زمانی، و در نهایت مراحل پردازش و استخراج ویژگی موردنظر قرار می‌گیرد. پس از آن نیز به بررسی روش‌های مختلف انتخاب ویژگی و روش طبقه‌بندی استفاده شده یعنی SVM پرداخته می‌شود.

۴ - فصل چهارم

طراحی تکلیف، فرآیند داده‌گیری، پایگاهداده و روش پردازش

۱ - مقدمه

در این فصل ابتدا به شرح چگونگی و کیفیت طراحی تکلیف خواب و داده‌گیری در حین خواب پرداخته شده است. سپس ساختار پایگاه داده موجود که توسط این نرمافزار و دستگاه جمع‌آوری شده مورد بررسی قرار گرفته شده است. در مرحله بعد نیز به بیان روش‌های پیش‌پردازشی و پردازشی به کار گرفته شده در این پژوهش پرداخته می‌شود.

۲ - طراحی تکلیف و دادگان تجربی

در این زیرفصل پس از معرفی دستگاه ثبت سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام استفاده شده در حین خواب به بیان روند تکلیف و چگونگی آن پرداخته می‌شود. همچنین فرایند مرحله‌بندی بصری دادگان خواب توضیح داده می‌شود.

۲ - ۱ - مشخصات هدبند الکتروانسفالوگرام زی‌مکس

هدبند زی‌مکس شرکت هیپنوداین در سال ۲۰۱۸ به منظور ثبت سیگنال‌های مغزی در حین خواب در فضایی خارج از آزمایشگاه، به بازار عرضه شد. زی‌مکس در حال حاضر در دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی مختلف در سراسر جهان در حال آزمایش است. این دستگاه از طریق دو حسگر جلویی که فعالیت مغز و حرکات چشمی را ثبت می‌کند، خواب را پایش می‌کند. برخلاف سایر دستگاه‌هایی که از حسگرهای EEG خشک استفاده می‌کنند، زی‌مکس از الکترودهای هیدروژل جامد یکبار مصرف اختصاصی استفاده می‌کند. علاوه بر این شامل حسگرهای ضربان قلب (که از طریق فتوپلیتیسموگرام^۱ یا PPG به دست آید)، دما، نور محیط، صدا و حرکات بدن است. در این دستگاه به منظور دریافت دادگان و اعمال آینی‌گان محرک، نیاز به یک رایانه است که از طریق یک دانگل اتصال بی‌سیم به هدبند متصل شود. علی‌رغم اینکه زی‌مکس منبع باز نیست، امکان نوشتن توابع مختلف در جاوا اسکریپت برای محرک‌های متفاوت را فراهم می‌کند. زی‌مکس همچنین می‌تواند با زبان‌های برنامه‌نویسی مختلف MATLAB، Java، C++, PHP، Python و غیره از طریق یک سوکت داده TCP/IP ارتباط برقرار کند.

^۱ Photoplethysmogram

TCP/IP، برای تسهیل ارتباط بین دو دستگاه جداگانه استفاده می‌شود. این رابط دستورالعمل‌هایی را برای مکان ارسال آن ارتباط ارائه می‌دهد. آدرس IP و آدرس پورت موجود در سوکت TCP/IP محل ارسال داده‌های درخواستی را به رایله گیرنده می‌گوید. همچنین به ایجاد نوعی زبان یکنواخت بین ماشین‌ها کمک می‌کند. هنگامی که یک سوکت ایجاد می‌شود، فرستنده و گیرنده هر دو پورت ارتباطی را آزمایش می‌کنند تا اطمینان حاصل شود که داده‌ها از طریق آن عبور می‌کنند. فرستنده ممکن است درخواستی بفرستد که به گیرنده بگوید هویتش چیست. سپس پاسخی به فرستنده ارسال می‌شود که هویت فرستنده را تأیید می‌کند و در عین حال هویت گیرنده را نیز اعلام می‌کند. تا زمانی که ارتباط ادامه پیدا کند، درخواست گیرنده برای دادگان بیشتر ادامه می‌یابد [۶۰].

۲ - ۲ - پایگاه داده‌ی ثبت‌شده

برای دادگان تجربی، ۸ شرکت‌کننده راست‌دست سالم (۴ مرد و ۴ زن) با سنین ۱۹ تا ۳۹ سال و برای مجموع ۶۱ شب متوالی در آزمایشگاه خواب و حافظه داندرز خوابیدند. شرکت‌کننده‌گان برای اطمینان از برنامه خواب منظم و نداشتن سابقه اختلال خواب، مشکل روانپزشکی یا بیماری عصبی، و یا سابقه مصرف دخانیات یا داروهای تجویزی/تفریحی از قبل غربالگری شدند.

به منظور حذف شرکت‌کننده‌گان مبتلا به آپنه انسدادی خواب^۱ (OSA) یک شب قبل از آزمایش آزمایشگاهی پایش خانگی انجام گرفت. علاوه بر این یک کارشناس با تجربه داده‌های پلی‌سومنوگرافی تجربی^۲ (PSG) را بعد از اولین شب آزمایشی امتیازبندی کرده تا از سلامت خواب شرکت‌کننده‌گان اطمینان حاصل شود. لازم به ذکر است که در این پژوهش آزمایش ادرار برای تشخیص مصرف دارو قبل از هر شب آزمایش و غربالگری بارداری برای شرکت‌کننده‌گان زن نیز انجام گرفت.

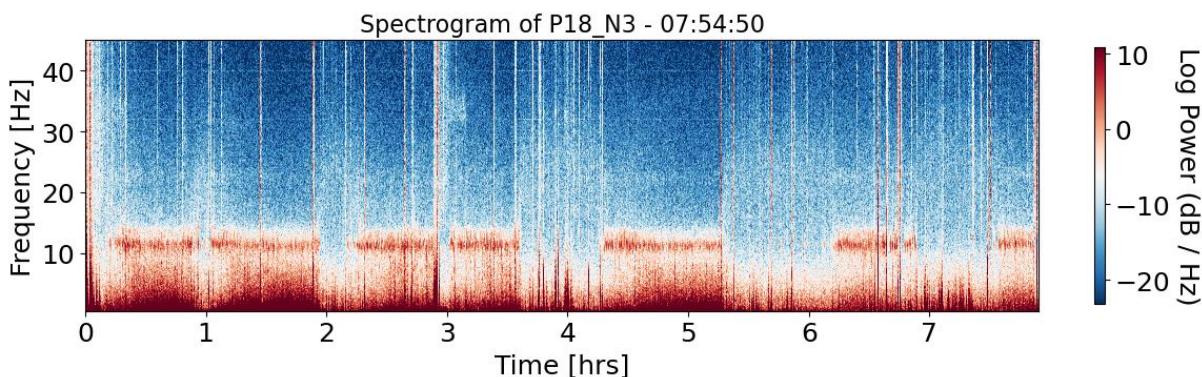
به منظور افزایش کیفیت داده‌گیری و ثبت در ابتدای آزمایش، پیشانی شرکت‌کننده‌گان توسط پد الکلی ضدغفعونی شده و سپس هدبند الکتروانسفالوگرام زی‌مکس بر روی پیشانی آنان قرار داده می‌شود. اندازه و فشار بند دور سری هدبند با توجه به اندازه سر شرکت‌کننده تنظیم می‌شود. به طوری که در طول شب فشاری روی پیشانی و دور سر حس نشود و نیز هدبند در اثر حرکات غیرارادی در هنگام خواب جدا

¹ Obstructive Sleep Apnea

² Polysomnography

نشود. این بدین منظور است که در وهله‌ی اول آرامش شرکت‌کننده در حین خواب مختل نشود و در وهله‌ی دوم کیفیت داده‌گیری در طول شب ثابت باقی بماند.

پس از ثبت داده، طیف‌نگار دادگان ثبت شده توسط برنامه نوشته شده در محیط پایتون نمایش داده شد تا از کیفیت ثبت اطمینان حاصل شود. برای رسم طیف‌نگار از روش تخمین طیف توان چند مخروطی که در فصل سوم شرح داده شد استفاده شده است [۵۳]. نمونه‌ای از طیف‌نگار یک شب کامل خواب شرکت‌کننده P8 در شکل ۱-۴ آورده شده است.



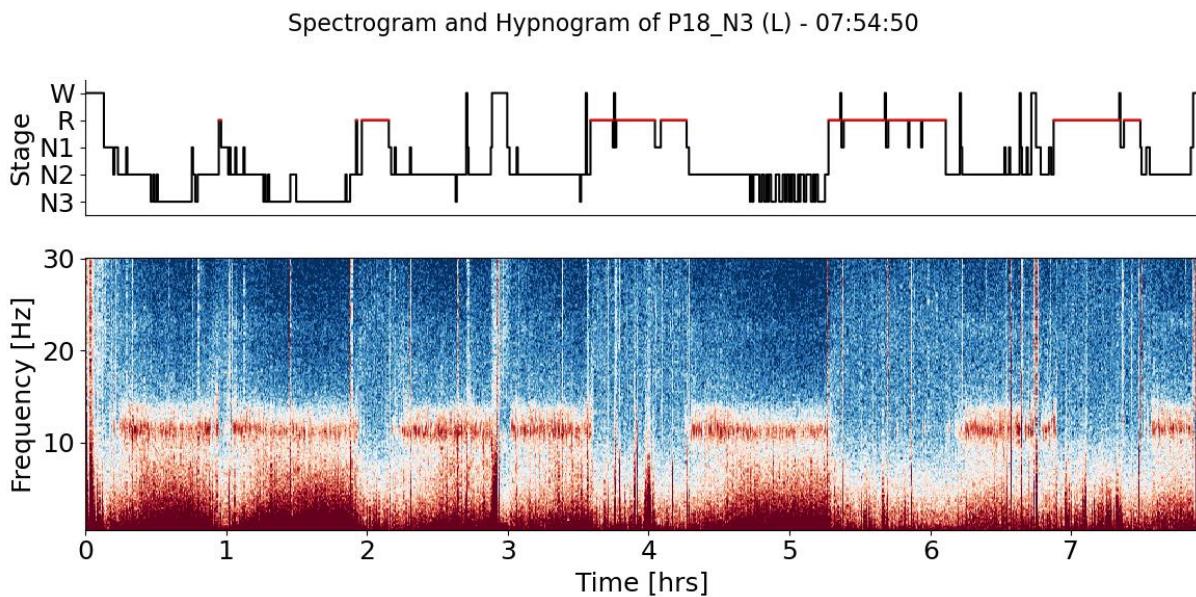
شکل ۱-۴ – طیف‌نگار به دست آمده از سیگنال الکتروانسفالوگرام یک شب خواب کامل (شرکت‌کننده P8)

۴ - ۲ - ۳ - مرحله‌بندی دادگان توسط متخصص خواب

مرحله‌بندی بصری داده‌های خواب قبل از تجزیه و تحلیل آماری توسط یک کارشناس خواب بالینی با تجربه با استفاده از دستورالعمل‌های معاصر آکادمی پزشکی خواب آمریکا^۱ (AASM) [۶۱] در بیمارستان دانشگاه رادبود هلند انجام شد و سپس نتایج آن با دادگان خواب (مطابق شکل ۲-۴) همگام‌سازی شد.

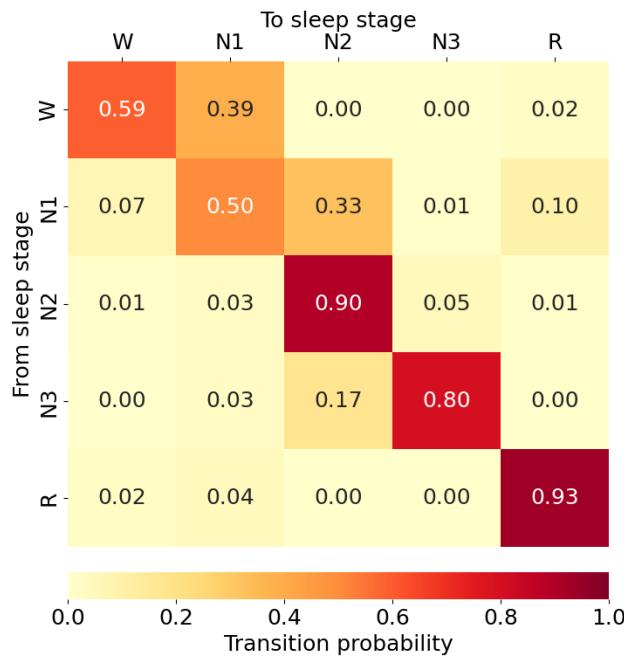
در فرایند مرحله‌بندی بصری خواب، هر ۳۰ ثانیه از دادگان خواب با توجه به ویژگی‌ها و محتویات فرکانسی آن به یکی از طبقات خواب منصوب می‌شود. این طبقات به صورت عددی از ۲- تا ۴ نمایش داده می‌شوند که به ترتیب بیانگر طبقه‌بندی نشده (-2)، نویز/حرکت (-1)، بیداری (0)، N1 (1)، N2 (2)، REM (3) و N3 (4) است.

¹ American Academy of Sleep Medicine



شکل ۲-۴ – طیف‌نگار همگام‌سازی شده با طبقات مختلف خواب (شرکت کننده P8)

برای اطمینان از مرحله‌بندی صحیح مراحل خواب توسط کارشناس، ماتریس انتقال خواب طراحی و پیاده‌سازی شد. این ماتریس، احتمال رخداد مراحل مختلف خواب را پس از مرحله‌ی کنونی نشان می‌دهد. پیاده‌سازی این ماتریس بر پایه مرحله‌بندی کارشناس است. یک نمونه از این ماتریس مربوط به شرکت کننده‌ی P18 در شکل ۳-۴ نشان داده شده است. در این ماتریس محور عمودی مرحله‌ی خواب اولیه و محور افقی مرحله‌ی خواب ثانویه است. مجموع مقادیر عناصر هر سطر برابر ۱ است. به صورت بدیهی عناصر روی قطر اصلی این ماتریس که نشان‌دهنده رخداد دوباره هر مرحله خواب است، دارای بیشترین مقادیر هستند. پس از آن نیز خط درایه‌هایی که بلافاصله بالای قطر اصلی قرار دارد دارای بیشترین مقادیر هستند. به این ترتیب با استناد بر این حقیقت فیزیولوژیکی که مراحل خواب به صورت متوالی رخ می‌دهند، می‌توان از صحت مرحله‌بندی خواب اطمینان حاصل کرد.



P8 شکل ۳-۴ - ماتریس انتقال مراحل مختلف خواب برای شرکت کنندگان

۴ - ۳ - روش پیش‌پردازش

ثبت سیگنال EEG همواره با نویز و آرتیفیکت همراه است. به این معنی که سیگنال ابتدایی ثبت شده از شرکت کنندگان که داده خام نیز نام دارد، در وهله اول به جز سیگنال حاصل از فعالیت مغز حاوی نویزها و آرتیفیکتها بایی با دو منشأ فیزیولوژی و غیرفیزیولوژی است. از جمله نویزهای غیرفیزیولوژی می‌توان به آثار برق شهر و از جمله آرتیفیکتهای غیر فیزیولوژی می‌توان به آثار سیگنال فعالیت الکتریکی چشم در سیگنال ثبت شده اشاره کرد [۶۲].

از جمله اهداف پیش‌پردازش داده خام، حذف نویزها و آرتیفیکتهای مذکور در کنار اهداف دیگری همچون کاهش هزینه محاسباتی در مرحله پردازش است تا پس از گذراندن این مراحل، سیگنال آماده پردازش نهایی شود. در ادامه مراحل و نحوه انجام پیش‌پردازش سیگنال‌ها بررسی می‌شود.

۴ - ۳ - ۱ - اصلاح خط پایه

مرحله اول اصلاح خط پایه از سیگنال است. خط پایه را می‌توان یک آفست در نظر گرفت که با سیگنال هر کanal جمع شده است. از آنجایی که سیگنال EEG یک سیگنال تعیین‌کننده زمان است، ممکن است اغلب دارای انحرافات زمانی باشد که با سوال تجربی ما ارتباطی ندارد. منابع داخلی و خارجی مختلف

ممکن است باعث رانش‌های زمانی شوند که در طول زمان و همچنین در الکتروودها تغییر می‌کنند. برای کاهش تأثیر این گونه دریفت‌ها، به‌اصطلاح اصلاح خط پایه انجام می‌شود. برای اصلاح خط پایه معمولاً مقادیر متوسط ولتاژ هر الکتروود در یک بازه زمانی محاسبه می‌شود و سپس این میانگین از آن بازه زمانی سیگنال کم می‌شود [۶۳].

۴ - ۳ - اعمال فیلتر روی سیگنال

فیلترینگ دیجیتال یک مرحله پیش‌پردازش رایج در هنگام تجزیه و تحلیل داده‌های EEG است. روش معمول در پردازش سیگنال EEG استفاده از یک فیلتر بالاگذر برای فیلتر کردن فرکانس‌های آهسته کمتر از ۱/۰ هرتز یا اغلب حتی ۱ هرتز و یک فیلتر پایین گذر برای فیلتر کردن فرکانس‌های بالای ۴۰ یا ۵۰ هرتز است [۵۳].

فیلترها را می‌توان به‌گونه‌ای طراحی کرد که دارای پاسخ ضربه محدود^۱ (FIR) یا پاسخ ضربه نامحدود^۲ (IIR) باشد. پاسخ ضربه خروجی (یا پاسخ) یک سیستم است هنگامی که ورودی سیستم، تابع دلتای دیراک است. از آنجا که تابع ضربه همه فرکانس‌ها را دارد، پاسخ ضربه تعیین‌کننده پاسخ یک سیستم خطی تغییرناپذیر با زمان به همه فرکانس‌ها است. تبدیل فوریه آن به عنوان پاسخ فرکانسی شناخته می‌شود. دانستن پاسخ ضربه می‌تواند در مشخص کردن رفتار فیلتر به محقق کمک کند.

یک فیلتر FIR، همان‌طور که از نامش پیداست، یک پاسخ ضربه‌ای برای مدت زمان محدودی دارد، پس از آن خروجی به صفر می‌رسد و تأخیرهای مساوی در تمام فرکانس‌ها ایجاد می‌کند (که به عنوان پاسخ فاز خطی نیز شناخته می‌شود). در مقابل، فیلترهای IIR (همچنین به عنوان فیلترهای بازگشتی شناخته می‌شوند) یک پاسخ ضربه‌ای نامحدود دارند که در آن بخشی از خروجی فیلتر به عنوان بازخورد استفاده می‌شود. این باعث ایجاد تأخیرهای نابرابر در فرکانس‌های مختلف می‌شود (مشخصات فاز غیرخطی). این بدان معناست که سیگنال خروجی با توجه به ورودی با جابجایی بیشتر برخی از اجزای فرکانس نسبت به سایرین در زمان جایه‌جا می‌شود. با این حال، مزیت اصلی فیلترهای IIR این است که از نظر محاسباتی کارآمدتر هستند.

^۱ Finite Impulse Response

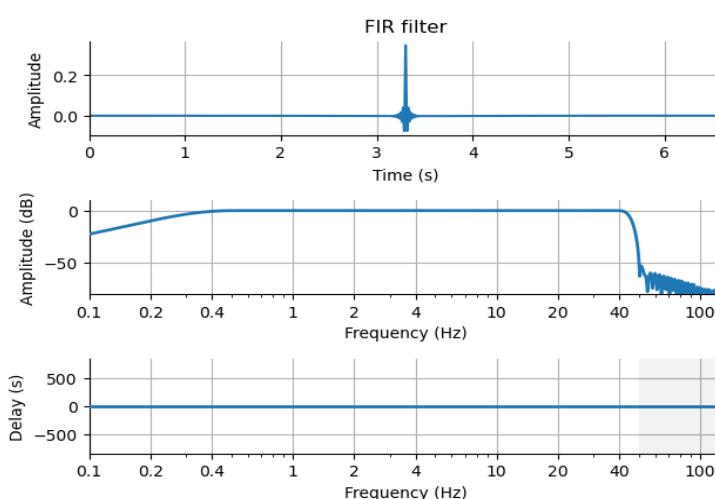
^۲ Infinite Impulse Response

یکی دیگر از جنبه‌های طراحی فیلتر جهت سیگنال استفاده شده به عنوان ورودی است. فیلترهایی که فقط شامل اطلاعات گذشته و حال هستند به عنوان فیلترهای علی شناخته می‌شوند در حالی که فیلترهایی که به ورودی گذشته و آینده وابسته هستند به عنوان فیلتر غیرعلی شناخته می‌شوند. یک فیلتر علی پس از شروع پاسخ تولید می‌کند. فیلترهای غیرعلی حتی قبل از شروع به دلیل فیلتر کردن به سمت عقب پاسخ می‌دهند همچنین لوب‌های جانبی بزرگ‌تری تولید می‌کنند. فیلتر غیرعلی در عمل با فیلتر کردن داده‌ها یکبار به جلو و سپس دوباره به عقب به دست می‌آید و می‌تواند در به حداقل رساندن تأخیر فاز در سیگنال کمک کند. از آنجایی که فیلتر غیرعلی به داده‌های کامل نیاز دارد، این کار را نمی‌توان به صورت بی‌درنگ (مانند فیلتر علی) انجام داد؛ لیکن یک عملیات برونو خط است که پس از جمع‌آوری کامل داده انجام می‌شود.

در این پژوهش از یک فیلتر FIR با مشخصات زیر برای پیش‌پردازش سیگنال‌های EEG استفاده شده است.

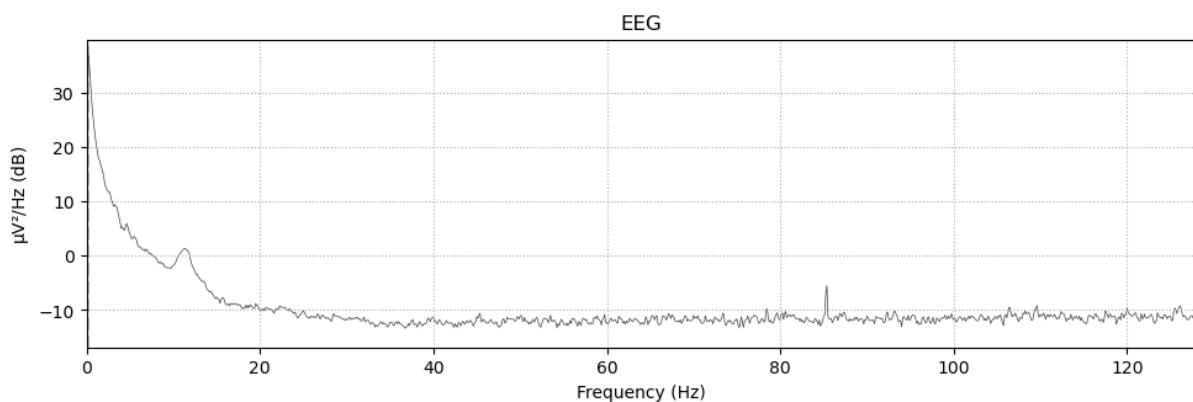
- یک فیلتر FIR با فاز صفر، علی و میان‌گذر
- طراحی پنجره حوزه زمانی با روش firwin
- پنجره همینگ با ریپل باند عبور $0.194/0.0$ و تضعیف باند توقف $53/0.5$ دسی‌بل
- لبه پایین باند عبور (فرکانس قطع پایین): $0.5/0.0$ هرتز
- لبه بالای باند عبور (فرکانس قطع بالا): $45/45$ هرتز

مشخصات زمانی و فرکانسی پاسخ ضربه این فیلتر را می‌توان در شکل ۴-۴ مشاهده کرد.

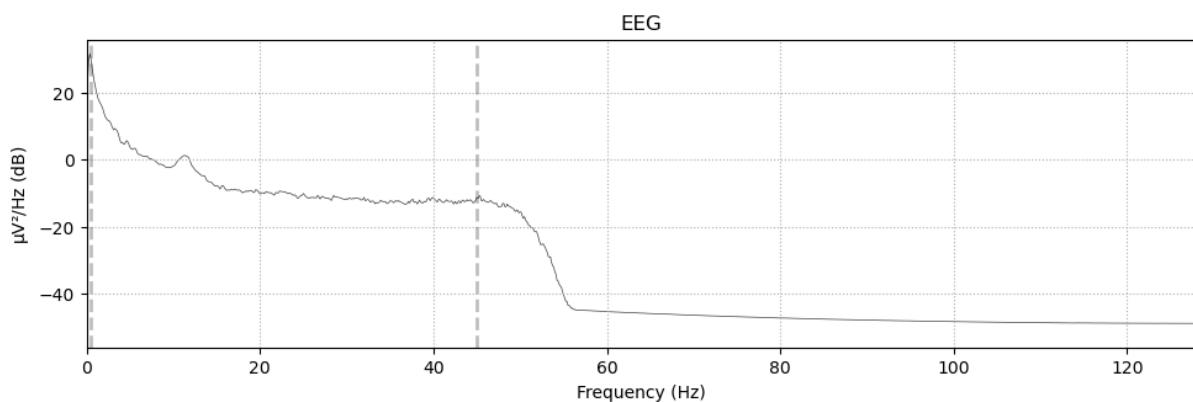


شکل ۴-۴ - مشخصات زمانی و فرکانسی (دامنه و فاز) پاسخ ضربه فیلتر اعمال شده بر روی دادگان EEG

طیف توان ($S_{xx}(f)$) برای یک سری زمانی ($x(t)$) توصیف کننده توزیع توان به مولفه‌های فرکانسی تشکیل‌دهنده سیگنال است. بر اساس آنالیز فوریه، هر سیگنال فیزیکی را می‌توان به تعدادی از فرکانس‌های گسته، یا طیفی از فرکانس‌ها در یک محدوده پیوسته تجزیه کرد. میانگین آماری یک سیگنال معین یا نوعی از سیگنال (شامل نویز) وقتی که از دیدگاه محتوای فرکانس آن تحلیل می‌شوند، طیف آن سیگنال نامیده می‌شوند. یک نمونه از طیف توان سیگنال مربوط به شرکت کننده‌ی ۱۸ قبل و بعد از اعمال فیلتر در شکل ۵-۴ و شکل ۶-۴ نشان داده شده است.



شکل ۵-۴ – طیف توان سیگنال پیش از اعمال فیلتر میانگذر ۰.۵ تا ۴۵ هرتز



شکل ۶-۴ – طیف توان سیگنال پس از اعمال فیلتر میانگذر ۰.۵ تا ۴۵ هرتز

۴-۳-۳- دوره‌بندی زمانی^۱ (ایپاک کردن) سیگنال

از زمان اولین ثبت الکتروانسفالوگرام (EEG)، دانشمندان به دنبال توصیف الگوهای تکرارشونده پیچیده فعالیت عصبی مشاهده شده در طی ساعات طولانی در طول خواب بوده‌اند. در درجه اول، این الگوها از طریق فرایند مرحله‌بندی خواب سازماندهی شده‌اند که با استفاده از طبقه‌بندی مبتنی بر قانون خواب، EEG زنجیره خواب را به مجموعه‌ای از مراحل مجزا تقسیم می‌کند. این مراحل از طریق بازرگانی بصری خواب و سایر شکل‌های موج فیزیولوژیکی در دوره‌های مجزای ۳۰ ثانیه یا پنجره‌های زمانی تعریف می‌شوند [۵۳].

کتابچه راهنمای آکادمی پژوهشکی خواب آمریکا همچنین امتیازدهی به خواب را در دوره‌های متوالی ۳۰ ثانیه‌ای توصیه می‌کند. این مدت زمان برای امتیازدهی دستی مقرر و به صرفه است و به طور کاملاً دقیق، دوره زمانی و ساختار کلان خواب معمولی را بدون خطر همپوشانی بیش از حد مرحله خواب منعکس می‌کند [۶۱].

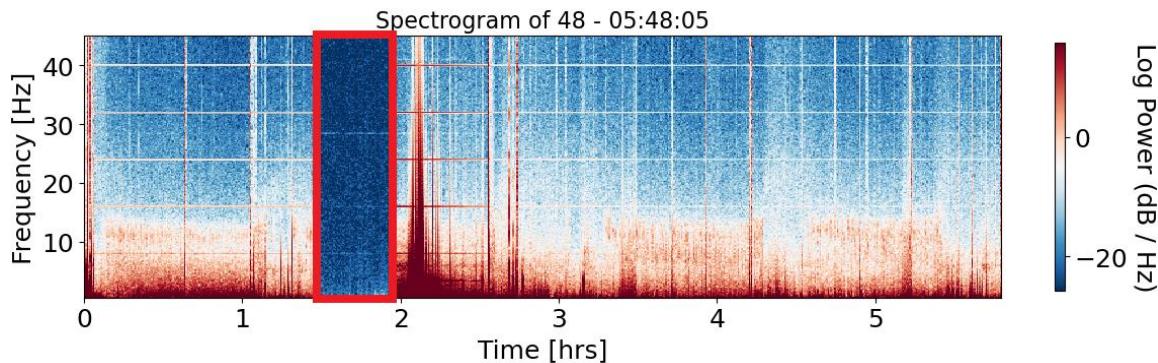
به این منظور تابعی نوشته شد که سیگنال خواب ثبت شده، فرکانس نمونه‌برداری و طول ایپاک به واحد ثانیه را به صورت ورودی دریافت کند و آن را به ماتریسی تبدیل کند که هر سطر بیان گر یک ایپاک می‌باشد. برای مثال یک ساعت داده خواب که به صورت یک ماتریس ۱ در ۹۲۱۶۰۰ درایه‌ای بود را به ماتریسی ۱۲۰ در ۷۶۸۰ تبدیل می‌کند. این بدان معنی است که یک ساعت خواب دارای ۱۲۰ ایپاک ۳۰ ثانیه بوده و هر ایپاک دارای ۷۶۸۰ نمونه داده الکتروانسفالوگرام است.

۴-۳-۴- حذف ایپاک‌های بد

عواملی مانند حرکت شرکت‌کننده یا قطع و وصل شدن رابط دستگاه ثبت و رایانه باعث اعوجاج سیگنال‌های ثبت شده الکتروانسفالوگرام می‌شود. این سیگنال‌ها آرتیفیکت نامیده می‌شوند که با بررسی چشمی ایپاک‌های ثبت شده قابل تشخیص هستند. پس از اعمال فیلتر و دوره‌بندی زمانی سیگنال، ایپاک‌هایی که دارای آرتیفیکت هستند تشخیص داده شده و به آن‌ها برچسب (کلاس) ۱- نسبت داده می‌شود. به این ترتیب ایپاک‌هایی که دارای برچسب ۱- هستند در مراحل بعدی پردازش و طبقه‌بندی

¹ Epoch

اعمال نمی‌شوند. نمونه‌ای از این نوع آرتیفکت‌ها را در طی یک شب ثبت در شکل ۷-۴ نمایش داده شده است.

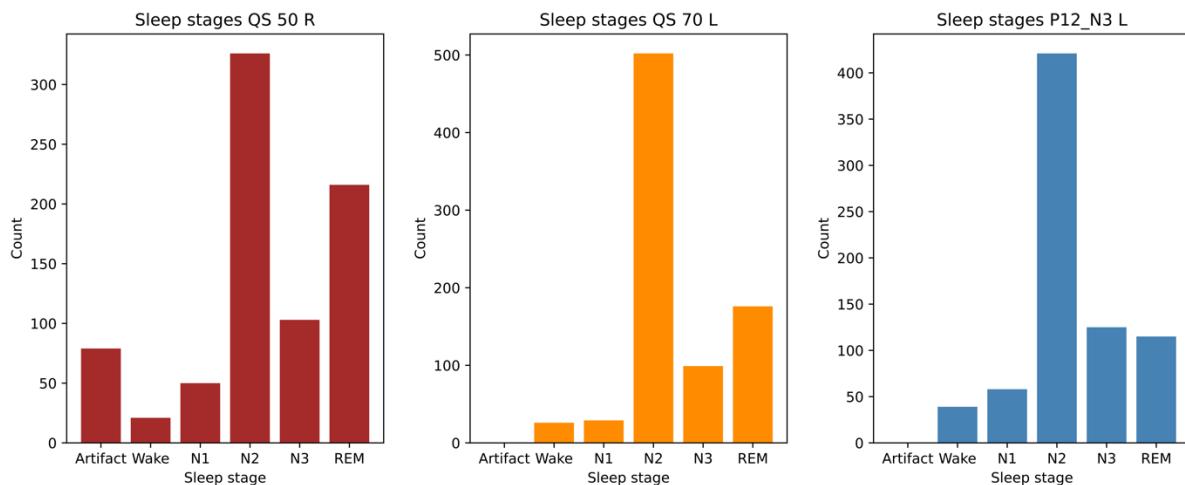


شکل ۷-۴ - نمونه‌ای از آرتیفکت‌ها بر روی سیگنال الکترواسنفالوگرام خواب در یک جلسه ثبت

۴ - ۳ - ۵ - افزایش دادگان

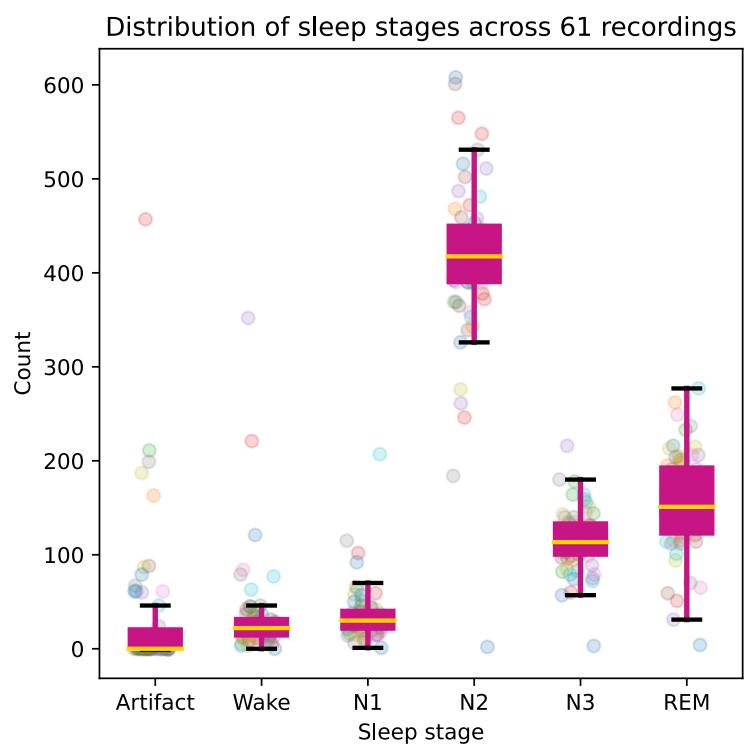
هر کدام از مراحل مختلف خواب دارای مدت زمان متفاوتی است که باعث به وجود آمدن چالشی در طبقه‌بندی خودکار خواب می‌شود. شکل ۸-۴ نمونه‌ای از توزیع مراحل خواب در سه جلسه ثبت مختلف را نشان می‌دهد. عدم تعادل توزیع برچسب‌ها یک مشکل رایج هنگام کار با داده‌های واقعی است و زمانی رخ می‌دهد که نمونه‌هایی از یک کلاس یا چندین کلاس بیش از حد در یک مجموعه داده حضور داشته باشند.

تصور کنید برچسب ایپاک‌های به دست آمده از دادگان ثبت شامل بیش از ۸۰ درصد طبقه N2 است. در این مورد می‌توان با پیش‌بینی برچسب اکثریت (طبقه N2 خواب) برای همه نمونه‌ها، بدون کمک الگوریتم یادگیری ماشین نظارت شده، به دقیق بیش از ۸۰ درصدی در مجموعه داده‌های آزمایشی دست یافت. بنابراین آموزش مدلی بر روی چنین مجموعه داده‌ای که تقریباً ۸۰ درصد دقیق آزمون را به دست می‌آورد به این معنی است که مدل هیچ چیز مفیدی از ویژگی‌های ارائه شده در این مجموعه داده نیاموخته است.

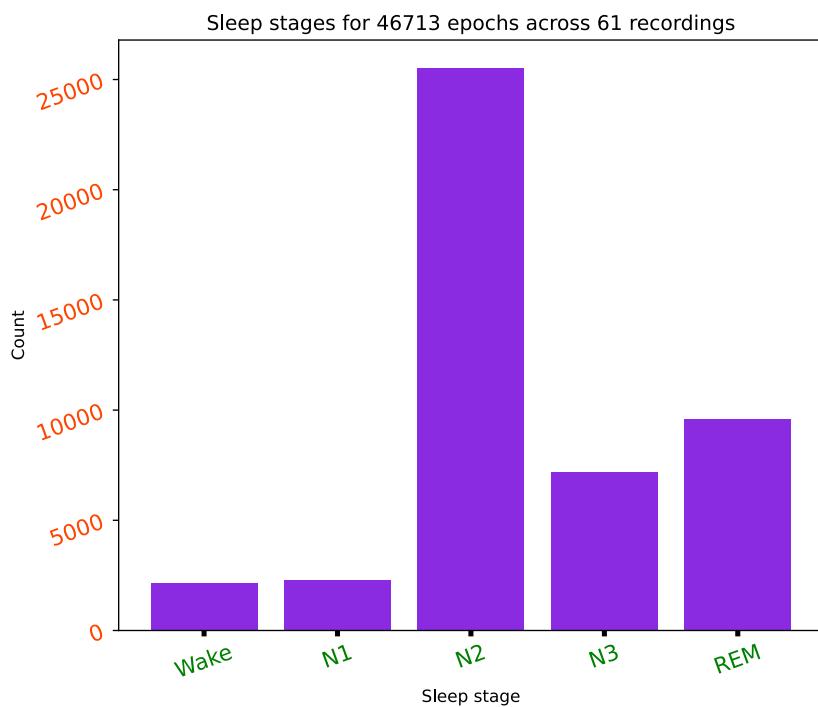


شکل ۸-۴ - توزیع برچسب مراحل خواب در سه جلسه ثبت متفاوت

نمودار جعبه ای در شکل ۹-۴ نشان دهنده وجود این ناهماهنگی در میان تمام جلسات ثبت است. نقاط یکرنگ نشان دهنده دفعات تکرار برچسبها در طول یک شب ثبت است. در مجموع ۶۱ رنگ موجود است و هر رنگ نماینده یک جلسه ثبت است. میانه دفعات تکرار هر برچسب در طول جلسات مختلف ثبت توسط خط زرد رنگ در وسط نمودار جعبه‌ای نمایش داده شده است. واضح است که برچسب N2 دارای بیشترین تکرار بین مراحل خواب در بیشتر جلسات است. در نهایت تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در مجموع ۶۱ جلسه ثبت در شکل ۱۰-۴ نمایش داده شده است. این نمودار نیز تکرار بیش از حد مرحله خواب N2 را تایید می‌کند.

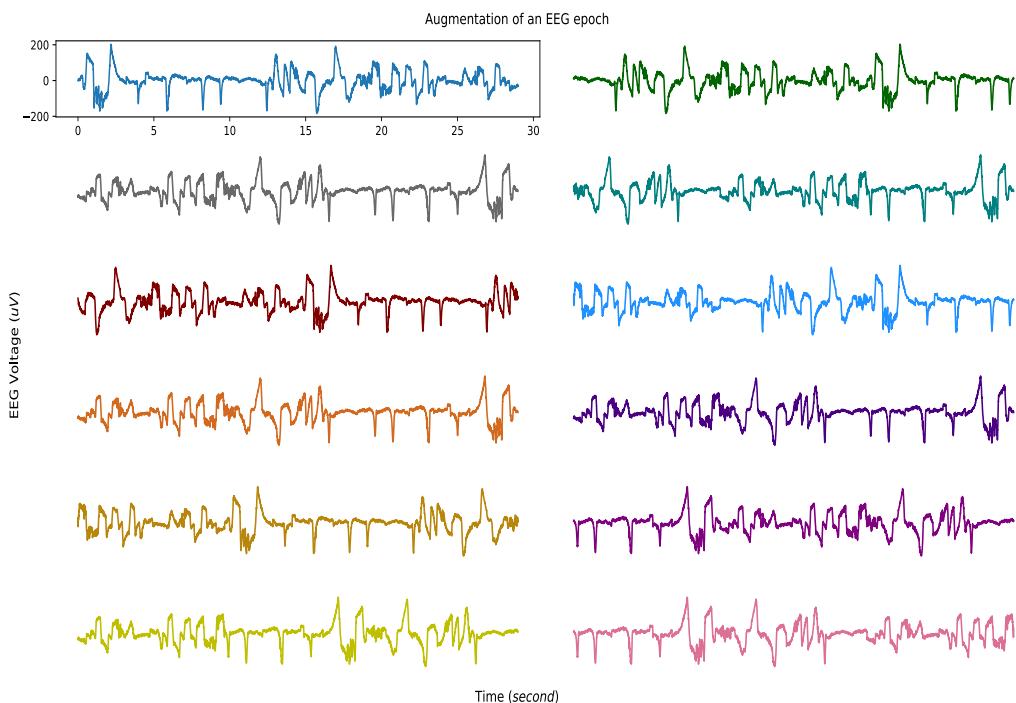


شکل ۹-۴ - نمودار جعبه‌ای تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت



شکل ۱۰-۴ - نمودار هیستوگرام تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت

وجود این مشکل باعث شد تا از روش‌های افزایش دادگان^۱ برای تولید داده‌های خواب جدید برای ایپاک‌هایی با برچسب کم تکرار استفاده شود. روش‌های متفاوتی برای افزایش دادگان وجود دارد. یکی از این روش‌ها که برای دادگان الکتروانسفالوگرام خواب مناسب است روش برش و جابه‌جایی است. این روش با تقسیم سیگنال به قسمت‌های جدا از هم و جابه‌جایی این قسمت‌ها سیگنال جدیدی با برچسب مشابه برچسب اولیه ایجاد می‌کند. به این ترتیب تمام جایگشت‌های موجود و معکوس آن‌ها (از انتهای به ابتدا) نیز قابل استفاده هستند. در این روش ابتدا سیگنال الکتروانسفالوگرام هر ایپاک به دو قسمت مساوی تقسیم می‌شود. سپس ترتیب قسمت دوم و اول جابه‌جا شده و سیگنال جدیدی تولید می‌شود. همچنین با معکوس کردن سیگنال اولیه یا قسمت‌های بریده شده از انتهای به ابتدا و تولید جایگشت‌های موجود، ایپاک‌های جدیدی حاوی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام جدید با برچسب مورد نیاز تولید می‌شود. شکل ۱۱-۴ نشان دهنده تعدادی از رویکردهای مختلف افزایش داده است. سیگنال موجود در جعبه بالا سمت چپ سیگنال ایپاک الکتروانسفالوگرام اولیه است و سیگنال‌های دیگر از روی آن با روش برش و جابه‌جایی تولید شده‌اند.

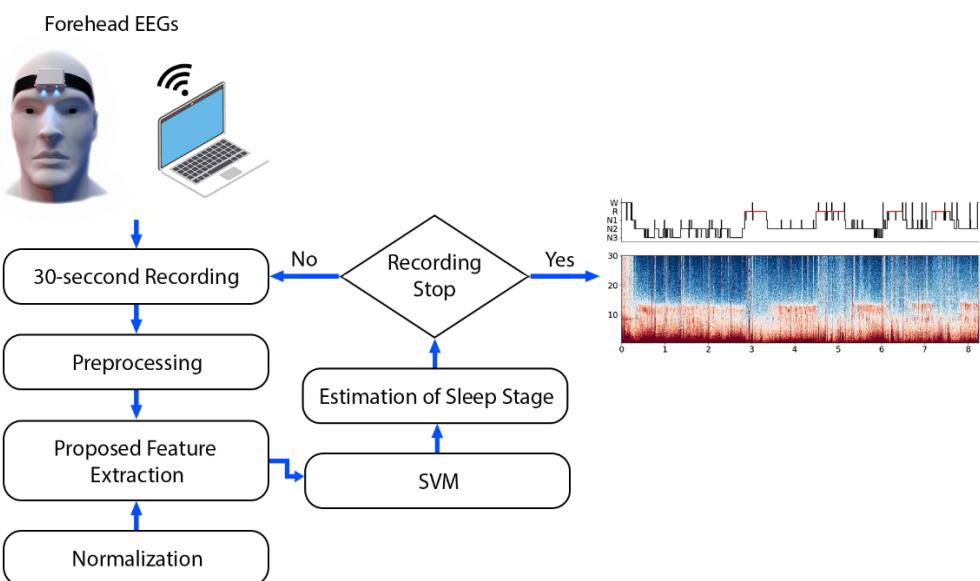


شکل ۱۱-۴ - رویکردهای مختلف افزایش داده توسط روش برش و جابه‌جایی

¹ Data Augmentation

۴ - مراحل پردازش و استخراج ویژگی

در مرحله پردازش با استخراج 7 ویژگی از سیگنال که در ادامه به شرح هر کدام پرداخته خواهد شد و پیاده‌سازی یک آزمون آماری برای پی‌بردن به معناداری آماری تفاوت میان این ویژگی‌ها در مراحل مختلف خواب مورد بررسی، امکان دسته‌بندی نهایی هر ایپاک با استفاده از یک روش یادگیری ماشین و مبتنی بر این ویژگی‌ها، بر اساس ۵ برچسب مراحل خواب فراهم می‌شود. خلاصه این مراحل را می‌توان در شکل ۴ - ۴ مشاهده کرد.



شکل ۴ - ۴ - بلوک دیاگرام مراحل طبقه‌بندی خواب.

شبکه عصبی مغز یک سیستم پیچیده است. یکی از راههای تحلیل شبکه عصبی مغز، استخراج ویژگی از سیگنال EEG است. تبدیل فوریه یکی از پر استفاده‌ترین تکنیک‌های خطی برای استخراج ویژگی است. اگرچه این یک روش خطی است اما تبدیل فوریه همچنین فرض می‌کند که دامنه همه اجزای فرکانس در طول زمان ثابت است که در مورد نوسانات مغزی صدق نمی‌کند زیرا آن‌ها نایستا هستند. به دلیل پیچیدگی پویایی مغز، نیاز به روش‌های استخراج ویژگی وجود دارد که بتواند غیرخطی بودن و غیرثابت بودن پویایی مغز را بدروستی در نظر بگیرند. با افزایش قدرت محاسباتی در سال‌های اخیر، بسیاری از محققان بر روی بهبود روش‌های استخراج ویژگی کار می‌کنند و تعداد فزاینده‌ای از ویژگی‌های مختلف استخراج شده از سیگنال EEG وجود دارد. در ادامه این بخش، از حروف پررنگ برای اولین‌بار استفاده از

نام یک ویژگی خاص استفاده خواهد شد. جدول ۱-۴ فهرستی از تمام ویژگی‌های معرفی شده را نشان می‌دهد.

جدول ۱-۴- فهرستی از ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس، زمان-فرکانس و ویژگی‌های غیرخطی مورد استفاده در این پژوهش

مخفف	نام ویژگی	گروه	مخفف	نام ویژگی	گروه
Mean	میانگین	حوزه زمان	Mean_psd	میانگین	حوزه فرکانس
Median	میانه		Median_psd	میانه	
Var	واریانس		Var_psd	واریانس	
Std	انحراف معیار		Std_psd	انحراف معیار	
Iqr	دامنه بین چالگی		Iqr_psd	دامنه بین چالگی	
Kurt	چولگی		Kurt_psd	چولگی	
Skew	کشیدگی		Skew_psd	کشیدگی	
Nzc	نرخ عبور از صفر		Hact_psd	فعالیت هجورت	
Hact	فعالیت هجورت		Hcomp_psd	پیچیدگی هجورت	
Hcomp	پیچیدگی هجورت		Hmob_psd	تحرک هجورت	
hmob	تحرک هجورت	حوزه فرکانس	Delta	دلتا	حوزه فرکانس
E	انرژی		Theta	تتا	
shEnt	آنتروپی شانون		Alpha	alfa	
Renyi	آنتروپی رنی		Beta	بتا	
tsallisEnt	آنتروپی تالیس		Gamma	گاما	
Spec_entropy	آنتروپی طیفی		Sigma	سیگما	
Resp_entropy	آنتروپی پاسخ	حوزه غیرخطی	...	۳۶ نسبت باند ها	حوزه غیرخطی
Sate_entropy	آنتروپی حالت		Ta_b	alfa + تتا _____ بتا	

Wavelet_entropy	آنتروپی موجک		Ta_ab	$\frac{\text{آلfa} + \text{تتا}}{\text{بتا} + \text{آلfa}}$	
App_entropy	آنتروپی تقریبی		Gb_da	$\frac{\text{بتا} + \text{گاما}}{\text{آلfa} + \text{دلتا}}$	
Samp_entropy	آنتروپی نمونه		Lziv	پیچیدگی لمپل-زیو	
bubbleEnt	آنتروپی حبابی		Dfa	تجزیه و تحلیل نوسانات بدون روند	
diffEnt	آنتروپی دیفرانسیلی		Petrosian	بعد فراکتال پتروسین	
Perm_entropy	آنتروپی جایگشت		Higuchi	بعد فرکتال هیگوچی	
Disp_entropy	آنتروپی پراکندگی		Katz	بعد فرکتال کاتز	
FuzzEnt	آنتروپی فازی		CTM	اندازه‌گیری گرایش مرکزی	
bubbleEnt	آنتروپی حبابی		Hurt_Xi	ضرایب هرست	

۱ - ۴ - ویژگی‌های حوزه زمان

ساده‌ترین ویژگی‌های سیگنال EEG ویژگی‌های آماری مانند میانگین^۱، میانه^۲، واریانس^۳، انحراف معیار^۴، چولگی^۵، کشیدگی^۶ و موارد مشابه است [۵]. نرخ عبور از صفر^۷ (ZCR) [۶] یک ویژگی

mean^۱

² median

³ variance

⁴ standard deviation

⁵ skewness

⁶ kurtosis

⁷ Zero-crossing rate

آماری نیست اما یک ویژگی ساده است که تعداد دفعاتی که سیگنال از محور x عبور می‌کند را نشان می‌دهد.

پارامترهای هجورت^۱ ویژگی‌هایی هستند که بر اساس واریانس مشتقات سیگنال EEG به دست می‌آیند. تحرک^۲، فعالیت^۳ و پیچیدگی^۴ [۶۵] سه مشتق اول سیگنال و پرکاربردترین پارامترهای هجورت هستند. میانگین قدر مطلق تحرک، فعالیت و پیچیدگی نیز می‌تواند به عنوان یک ویژگی استفاده شود [۶۶].

شکل موج مشخصی از سیگنال EEG است که در مرحله دوم از مراحل خواب حرکت غیرسريع چشم رخ می‌دهد. انرژی سیگنال (E) مجموع مربع‌های دامنه سیگنال است.

۴ - ۲ - ۴ - ویژگی‌های حوزه فرکانس

چگالی طیفی توان^۵ (PSD) سیگنال که مبنایی برای محاسبه ویژگی‌های حوزه فرکانس است، با چندین روش پارامتری و غیرپارامتری قابل محاسبه است. روش‌های غیرپارامتری بیشتر مورداستفاده قرار می‌گیرند و شامل روش‌هایی مانند تبدیل فوریه (معمولًاً با الگوریتم تبدیل فوریه سریع [۶۸] محاسبه می‌شود)، روش ولش^۶ [۶۹]، یا روش چندمخروطی تامپسون^۷ [۵۴] است. نمونه‌هایی از روش‌های پارامتری برای تخمین PSD، مدل‌های خودبازگشتی [۷۰]، مدل‌های خودبازگشتی چند متغیره [۷۱] یا مدل‌های میانگین متحرک خودبازگشتی^۸ (ARMA) هستند. مدل‌های غیرپارامتری کاربرد گسترده‌تری دارند، زیرا نیازی به انتخاب پارامترهایی مانند ترتیب مدل، که در مدل‌های خودبازگشتی وجود دارد، نیست.

¹ Hjorth

² Hjorth Mobility

³ Hjorth Activity

⁴ Hjorth Complexity

⁵ Power Spectral Density

⁶ Welch Method

⁷ Thompson multitaper method

⁸ AutoRegressive-Moving Average

ویژگی‌های آماری مانند میانگین، میله، واریانس، انحراف معیار، چولگی، کشیدگی و موارد مشابه نیز در حوزه فرکانس استفاده می‌شود. توان‌های نسبی باندهای فرکانسی خاص، پراستفاده‌ترین ویژگی‌های حوزه فرکانس در تمام زمینه‌های تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG هستند. متداول‌ترین باندهای فرکانسی دلتا (δ ، $0/5 - 4$ هرتز)، تتا (θ ، $4-8$ هرتز)، آلفا (α ، $8-12$ هرتز)، بتا (β ، $12-30$ هرتز) و گاما (γ ، $30-40$ هرتز) هستند. همچنین یک باند موسوم به نوار سیگما (σ ، $12-16$ هرتز) وجود دارد که گاهی اوقات دوک‌های خواب نامیده می‌شود. چندین نسبت بین باندهای فرکانس به طور گسترده به عنوان ویژگی در تجزیه و تحلیل سیگنال EEG استفاده می‌شود، به عنوان مثال $\frac{\theta}{\beta}$, $\frac{\theta + \alpha}{\beta}$, $\frac{\beta}{\alpha}$, $\frac{\theta}{\alpha}$, $\frac{\gamma + \beta}{\delta + \alpha}$, $\frac{\gamma}{\delta}$ و $\frac{\theta + \alpha}{\alpha + \beta}$ [72]-[74]. همچنین تمامی ۳۰ جای‌گشت موجود از نسبت دو باند فرکانسی متفاوت به عنوان ویژگی مستقل در نظر گرفته شده است.

دامنه حوزه فرکانس سیگنال را نیز می‌توان با استفاده از روش‌های تجزیه موجک به دست آورد. برخلاف تبدیل فوریه که سیگنال را به سینوسی تجزیه می‌کند، تجزیه موجک از یک تابع موجک مادر برای تجزیه استفاده می‌کند.

از مدل‌های خودبازگشته می‌توان ویژگی‌هایی مانند ضرایب بازتاب^۱ یا ضرایب همبستگی جزئی^۲ را استخراج کرد. ضرایب موجک به دست آمده پس از اعمال تجزیه موجک نیز می‌تواند به عنوان ویژگی استفاده شود. PSD معمولاً برای به دست آوردن آماره‌های مرتبه دوم سیگنال EEG استفاده می‌شود. با این حال می‌توان طیف‌های مرتبه بالاتر را نیز در نظر گرفت. به عنوان مثال، جفت‌شدگی فاز [75] اجزای فرکانسی مختلف را می‌توان با تحلیل طیفی مرتبه بالاتر به دست آورد.

۴-۳-۴- ویژگی‌های زمان - فرکانس

تجزیه و تحلیل سیگنال EEG در حوزه زمان و فرکانس به طور همزمان یک ابزار قدرتمند است زیرا سیگنال EEG یک سیگنال غیرایستا است [76], [77]. مهم‌ترین مؤلفه تحلیل حوزه زمان-فرکانس، امکان مشاهده تغییرات فرکانس در طول زمان است. تبدیل فوریه کوتاه مدت (STFT) ساده‌ترین ابزاری است که از جداسازی یکنواخت سیگنال مشاهده شده استفاده و اجزای فرکانس آن را محاسبه می‌کند.

¹ Reflection Coefficients

² Partial Correlation Coefficients

یک طیف نگار [۷۶] را می‌توان با استفاده از STFT به دست آورد. تبدیل موجک [۷۸] روش جایگزین معمولی برای طیف‌نگار است که ضرایبی را نیز به عنوان ویژگی‌هایی از حوزه زمان-فرکانس ارائه می‌کند. مزیت اصلی تبدیل موجک در مقایسه با طیف‌نگار، اندازه پنجره متغیر است که به فرکانس‌های طیف بستگی دارد.

۴ - ۴ - ویژگی‌های غیرخطی

پویایی مغز یک سیستم پیچیده را تشکیل می‌دهد. یک سیستم، زمانی پیچیده است که از زیرسیستم‌های غیرخطی بسیاری ساخته شده باشد که نمی‌توان آن‌ها را بدون تغییر ویژگی‌های دینامیکی‌شان به زیرسیستم‌های کوچک‌تر تقسیم کرد. سیستم‌های فراکتال اغلب برای توصیف پویایی و دینامیک مغزی اندازه‌گیری شده با سیگنال EEG استفاده می‌شوند. برای توضیح سیستم‌های فراکتال ابتدا باید قانون مقیاس‌بندی را معرفی کرد. قانون مقیاس‌بندی یکتابع خود مشابه F را به عنوان تابعی از پارامتر مقیاس s (به‌طور بدون علامت) توصیف می‌کند، به عنوان مثال، $F(s) \sim s^\alpha$. هنگامی که به یک سیگنال خود وابسته اعمال می‌شود، هر محور باید با یک ضریب توان متفاوت مقیاس شود تا تغییرات آماری معادل در هر دو جهت به دست آید. اگر s در جهت محور x استفاده شود، پس $s' = s^H$ باید در جهت محور y استفاده شود. ضریب توان H را توان هرست^۱ می‌نامند. توان هرست یک ابزار برای اندازه‌گیری حافظه بلندمدت سیگنال است و با بعد فراکتال با معادله $D_0 = H - 2$ برای سری‌های زمانی خودمشابه مرتبط است.

سری زمانی q اگر به صورت خطی با توان مقیاس‌بندی رنی^۲ ($\tau(q)$) خود وابسته باشد، منوفراکتال است، در غیر این صورت، چندفراکتال است. بعد تعمیم یافته رنی چند فراکتال^۳ به صورت رابطه‌ی ۴-۱ تعریف می‌شود. برای توضیحات بیشتر در مورد فراکتال بودن و چندفراکتال بودن یک سری زمانی، به [79]-[81] رجوع شود.

$$D(q) = \tau(q)/(q - 1) \quad (1-4)$$

¹ Hurst exponent

² Renyi scaling exponent

³ Renyi generalized dimension of multifractals

در تجزیه و تحلیل سیگنال EEG، تمام ابعاد فراکتال بر اساس جاذبه زیرین (ساختار هندسی که سیستم اتلاف ساکن در فضای حالت خود به سمت آن می‌کشد) سیگنال تخمین زده می‌شود [۸۲]. در یک مفهوم دقیق ریاضی، بیشتر سری‌های زمانی دارای بعد فراکتال پشتیبان یک‌بعدی $D0^1$ (یا بعد ظرفیت یا بعد هاووس‌دورف^۲) هستند، اگر مقادیر گمشده‌ای وجود نداشته باشد. صرف نظر از مقدار $D0$ ، بعد اطلاعات $D1$ و بعد همبستگی $D2$ قابل محاسبه است [۸۲، ۸۳]. بعد همبستگی $D2$ را می‌توان با هر دو روش تک فراکتال و چند فرکتال محاسبه کرد. بعد فراکتال کاتز^۳ (KFD) [۸۳]، بعد فراکتال پتروسین^۴ (PFD) [۲۵]، و بعد فراکتال هیگوچی^۵ (HFD) رویکردهای متفاوتی برای تخمین بعد فراکتالی هستند. با تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی چندفرکتالی، یک طیف فراکتالی متشكل از ابعاد فراکتالی متعدد را می‌توان به دست آورد [۸۴، ۸۵].

روش‌های تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی فراکتال را می‌توان به روش‌های تحلیل ایستا (مانند تحلیل نوسانات^۶ [۸۶]، آنالیز دامنه مقیاس‌گذاری شده هرست^۷ [۸۷] و موارد مشابه)، تجزیه و تحلیل غیر ایستا (مانند تحلیل نوسانات کاهاش‌یافته^۸ [۸۸]، تجزیه و تحلیل میانگین متحرک مرکزی^۹ [۸۹]، مجموع مساحت مثلث^{۱۰} [۹۰] و موارد مشابه)، و تجزیه و تحلیل چندفرکتالی (مانند مدول تبدیل موجک ماسیما^{۱۱} [۸۵]، تحلیل نوسانی چندفرکتالی بدون روند^{۱۲} [۸۶] و موارد مشابه) طبقه‌بندی کرد. هر یک از این روش‌ها تخمین خود را از ابعاد فراکتال یا ویژگی‌های توان مقیاس‌بندی ارائه می‌دهد.

¹ support fractal dimension D0

² Hausdorff dimension

³ Katz fractal dimension

⁴ Petrosian fractal dimension

⁵ Higuchi fractal dimension

⁶ Fluctuation Analysis

⁷ Hurst's Rescaled-Range Analysis

⁸ Detrended Fluctuation Analysis

⁹ Centered Moving Average Analysis

¹⁰ Triangle Total Areas

¹¹ Wavelet Transform Modulus Maxima

¹² Multifractal Detrended Fluctuation Analysis

نماهای لیاپانوف^۱ (LE) [۹۱] معیارهای پیچیدگی جاذبه هستند. اگر یک سیستم حداقل یک توان لیاپانوف مثبت داشته باشد، آنگاه سیستم را می‌توان به عنوان یک سیستم پویای آشوبی توصیف کرد. یک توان مثبت لیاپانوف به واگرایی نمایی دو مسیر مجاور در طول زمان اشاره می‌کند [۹۲]. پیچیدگی لمپل-زیو^۲ (LZC) [۹۳] اندازه‌گیری پیچیدگی است که سری‌های زمانی را باینری می‌کند و سپس وقوع کاراکترهای باینری متوالی یا «کلمات» را جستجو می‌کند، سپس تعداد دفعاتی که یک «کلمه» جدید است را شمارش می‌کند. لندازه‌گیری گرایش مرکزی^۳ (CTM) [۹۴] لندازه‌گیری تغییرپذیری سری‌های زمانی مشاهده شده است و نشان‌دهنده درصد نقاطی در نمودار پراکندگی است که در یک شعاع معین قرار می‌گیرند. اطلاعات متقابل خودکار^۴ (AMI) [۹۵] یک اندازه‌گیری اطلاعات متقابل است که برای نسخه‌های با تأخیر زمانی همان سری‌های زمانی EEG اعمال می‌شود.

۴ - ۵ - آنتروپی‌ها

آنتروپی اولین بار توسط شanon در سال ۱۹۴۸ [۹۶, ۹۷] به حوزه نظریه اطلاعات معرفی شد. آنتروپی اطلاعات شanon بر اساس رابطه ۴-۲ محاسبه می‌شود، که در آن p_i توزیع احتمال داده‌های مشاهده شده است.

$$-\sum_i p_i * \log(p_i) \quad (رابطه ۴-۲)$$

این برای اندازه‌گیری عدم قطعیت یا تصادفی بودن در سری‌های زمانی مشاهده شده استفاده می‌شود. بسیاری از مدل‌های مشتق شده از آنتروپی اطلاعات در تجزیه و تحلیل EEG استفاده می‌شود. آنتروپی‌ها ممکن است به عنوان ویژگی‌های غیر خطی در نظر گرفته شوند، اما در این پژوهش به دلیل نوع خاص محاسبه در یک زیربخش جداگانه توضیح داده می‌شوند.

آنتروپی رنی^۵ [۱۰۱] با رابطه ۳-۴ تعریف می‌شود:

$$-\frac{\alpha}{1-\alpha} \sum \log(p_k^\alpha) \quad (رابطه ۳-۴)$$

¹ Lyapunov exponents

² Lempel-Ziv complexity

³ Central tendency measure

⁴ Auto-mutual information

⁵ Rényi

که در آن $0 < \alpha \neq 0$. این تعمیم آنتروپی شanon در مورد مقدار محدود $1 \rightarrow \alpha$ است. آنتروپی درجه دوم رنی (یا فقط آنتروپی رنی) موردنی است که $2 = \alpha$. آنتروپی تسالیس^۱ (آنروپی کیو^۲) [۱۰۲] تعمیم آنتروپی بولتزمن-گیبس^۳ از ترمودینامیک آماری است و با رابطه $4-4$ تعریف می‌شود:

$$\frac{k}{q-1} \left(1 - \sum_i p_i^q \right) \quad (4-4)$$

که در آن k یک ثابت مثبت و q پارامتر غیر وسعت^۴ است. برای $1 > q$, آنتروپی واکنش معنی دارتری به رویدادهایی دارد که اغلب رخ می‌دهند، در حالی که برای $1 < q < 0$, آنتروپی واکنش معنی دارتری به رویدادهای نادر دارد.

سه آنتروپی فوق را می‌توان از سیگنال EEG خام محاسبه کرد. علاوه بر این آن‌ها مبنایی برای محاسبه چندین آنتروپی دیگر در زمینه آنالیز EEG هستند. آنتروپی کراسکوف^۵ (KE) [۵] یک برآوردگر بی‌طرفانه از آنتروپی شanon برای یک نمونه تصادفی d بعدی است. آنتروپی طیفی^۶ (SEN) [۱۰۳] با رابطه آنتروپی شanon بر اساس PSD نرمال شده سیگنال EEG محاسبه می‌شود. آنتروپی طیفی رنی درجه دوم^۷ (QRSEN) [۱۰۴] با استفاده از رابطه آنتروپی رنی محاسبه می‌شود و تفاوتش در مقایسه با آنتروپی طیفی این است که وزن‌های بالاتری را به فرکانس‌های پایین‌تر می‌دهد. مدول تجاری- M - آنتروپی طیفی^۸ [۱۰۵] از دو جزء مختلف آنتروپی طیفی یعنی آنتروپی پاسخ^۹ (RE) و آنتروپی حالت^{۱۰} (SE) استفاده می‌کند. آنتروپی حالت شامل طیف بین $0/8$ تا 32 هرتز است، در حالی که آنتروپی پاسخ شامل طیف بین $0/8$ تا 47 هرتز است.

¹ Tsallis Entropy

² q-entropy

³ Boltzman-Gibbs entropy

⁴ non-extensivity parameter

⁵ Kraskov entropy

⁶ Spectral entropy

⁷ Quadratic Renyi's spectral entropy

⁸ Commercial M-Entropy Module

⁹ response entropy

¹⁰ state entropy

آنتروپی تقریبی (ApEn) [۱۰۸] از آنتروپی کولموگروف مشتق شده است و استفاده از آن در تجزیه و تحلیل سیگنال EEG (و سایر سیگنال‌های فیزیولوژیکی) گسترده است. این ویژگی به کمی‌سازی بی نظمی یک سری زمانی می‌پردازد. سری‌های زمانی قابل پیش‌بینی، یعنی سری‌های زمانی با الگوهای تکراری زیاد، مقدار آنتروپی تقریبی کمی دارند. **آنتروپی نمونه (SampEn)** [۱۰۹] به عنوان بهبودی برای آنتروپی تقریبی معرفی شده که خطای آنتروپی تقریبی را با حذف دو ایراد آن کاهش می‌دهد - (۱) خود انطباقی^۱ و (۲) وابستگی به طول سری زمانی. آنتروپی نمونه نیز تقریبی از پیچیدگی سیگنال است. **آنتروپی نمونه درجه دوم (QSE)** [۱۱۰] یک آنتروپی نمونه است که به پارامتر شعاع داده r حساس نیست. این اجازه می‌دهد تا r در صورت نیاز برای دستیابی به برآوردهای مطمئن از احتمال شرطی تغییر کند..

آنتروپی جایگشت (PE) [۱۱۳] تنوع سیگنال را بر اساس تکرار الگوهای ترتیبی تخمین می‌زند. این الگوریتم برای بدست آوردن الگوهای ترتیبی و احتمال وقوع آنها به پارامتر m (ترتیب جایگشت) نیاز دارد. سپس این احتمالات در بیان آنتروپی شانون اعمال می‌شود. علاوه بر این، آنتروپی جایگشت رنی (RPE) [۱۱۴]، جایگشت آنتروپی رنی (PER) [۱۱۵]، آنتروپی جایگشت چند متغیره (MvPE) [۱۱۶]، و آنتروپی جایگشت تسلیس (TPE) [۱۱۷] را می‌توان برای الگوهای ترتیبی محاسبه کرد. آنتروپی پراکندگی (DisE) [۱۱۸] اصلاحی در آنتروپی جایگشت است که با مشکل از دست دادن اطلاعات دامنه مقابله می‌کند (زیرا آنتروپی جایگشت فقط ترتیب مقادیر دامنه را در نظر می‌گیرد اما خود مقادیر را در نظر نمی‌گیرد). آنتروپی حباب (BE) [۱۲۰] مشابه آنتروپی جایگشت با تفاوت اصلی در روش مورد استفاده برای رتبه بندی بردارها در فضای جاسازی^۲ است. یعنی، آنتروپی جایگشت از تکرار الگوهای ترتیبی و آنتروپی حبابی از تعداد مراحل مورد نیاز برای مرتب‌سازی یک بردار با الگوریتم مرتب‌سازی حبابی استفاده می‌کند. محاسبه آنتروپی دیفرانسیل (DifEn) [۱۲۱] بر اساس بیان آنتروپی شانون و تخمین تابع چگالی احتمال زیربنایی سری‌های زمانی است. آنتروپی فازی [۱۲۲] مبتنی بر مفهوم مجموعه‌های فازی است که اولین بار توسط دکتر زاده (FuzzyEn)

¹ self-matches

² Embedding space

معرفی شد. این شبیه به آنتروپی نمونه است، اما به جای استفاده از تابع هوی‌ساید^۱ برای محاسبه فاصله، از تابع عضویت فازی استفاده می‌کند.

۴ - ۵ - بررسی برخی خصوصیات آماری ویژگی‌های به دست آمده

قدم اول پیش از پیاده‌سازی هرگونه آزمون و محک آماری بر روی داده‌های حاصل از ویژگی‌های استخراج شده از ۲ کanal پیشانی این است که با رسم هیستوگرام^۲ داده‌ها توزیع آماری آن‌ها بررسی شده و آزمون مناسب برای مقایسه‌ی گروه‌های تحت مطالعه انتخاب شود. چرا که آزمون‌های آماری خود به دو دستهٔ پارامتری و غیرپارامتری تقسیم شده و آزمون‌های پارامتری از یک سری پیش‌فرض در مورد جامعه‌ای که به آن اعمال می‌شود استفاده می‌کند. هدف آزمون‌های آماری این است که بدون قربانی کردن قدرت پیش‌بینی، ویژگی‌هایی که اضافی یا نامربوط هستند (در واقع می‌توانند بر عملکرد مدل تأثیر منفی بگذارند) را شناسایی و در صورت نیاز حذف کند.

مزیت اصلی انتخاب ویژگی این است که برآش بیش از حد^۳ را کاهش می‌دهد. همچنین با حذف داده‌های اضافی، این امکان را به مدل می‌دهد تا فقط بر ویژگی‌های مهم داده‌ها تمرکز کند و از پردازش ویژگی‌هایی که تاثیر ناچیزی در صحت طبقه‌بندی نهایی دارند جلوگیری می‌شود. یکی دیگر از مزایای حذف اطلاعات نامربوط این است که دقت پیش‌بینی‌های مدل را بهبود می‌بخشد. همچنین زمان محاسبات موردنیاز برای به دست آوردن مدل را کاهش می‌دهد. در نهایت، داشتن تعداد کمتری از ویژگی‌ها، مدل را قابل تفسیرتر کرده و درک آن را آسان‌تر می‌کند. به‌طور کلی، انتخاب ویژگی خوب کلیدی برای پیش‌بینی مقادیر با دقت بالا است.

دو مورد از متداول‌ترین روش انتخاب ویژگی برای داده‌های ورودی عددی زمانی که متغیر هدف دسته‌ای^۴ است (مثلًاً مدل‌سازی پیش‌بینی طبقه‌بندی)، آماره‌ی F آزمون تحلیل واریانس^۵ (ANOVA) و معیار اطلاعات متقابل^۶ است.

¹ Heaviside

² Histogram

³ Overfitting

⁴ categorical

⁵ Analysis of Variance

⁶ mutual information statistic

شرط استفاده از آزمون تحلیل واریانس یا به اختصار ANOVA، نرمال بودن توزیع آماری داده و نیز برقراری شرط کروی بودن^۱ 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 آزمون‌های سنجش نرمالیتی مانند آزمون کولموگروف - اس‌میرنوف برای اطمینان از نرمال بودن توزیع استفاده خواهد شد.

۴-۵-۱-انتخاب ویژگی بر اساس آزمون آماری تحلیل واریانس F (ANOVA F-test)

ANOVA مخفف "تحلیل واریانس" است و یک آزمون فرضیه آماری پارامتری برای تعیین اینکه آیا میانگین دو یا چند نمونه از داده‌ها (غلب سه یا بیشتر) از توزیع یکسان می‌آیند یا خیر است. آماره F یا آزمون F، دسته‌ای از آزمون‌های آماری است که نسبت بین مقادیر واریانس‌ها را محاسبه می‌کند.

۴-۵-۲-انتخاب ویژگی بر اساس آزمون آماری خ^۲

آزمون خ^۲ یا مربع کای آزمون آماری استقلال برای تعیین وابستگی دو متغیر است. شباهت‌هایی با ضریب تعیین R² دارد. با این حال، آزمون خ^۲ فقط برای داده‌های طبقه‌ای یا اسمی قابل استفاده است.

از تعریف خ^۲ به راحتی می‌توان کاربرد این تکنیک در انتخاب ویژگی را استنباط کرد. فرض کنید یک متغیر هدف (به عنوان مثال، برچسب طبقه خواب) و برخی ویژگی‌های دیگر (متغیرهای ویژگی) دارید که هر نمونه از داده‌ها را توصیف می‌کند. حال، با محاسبه‌ی آمار خ^۲ را بین هر متغیر ویژگی و متغیر هدف وجود رابطه بین متغیرها و متغیر هدف را مشاهده خواهد شد. اگر متغیر هدف مستقل از متغیر ویژگی باشد، می‌توان آن متغیر ویژگی را کنار گذاشت. در غیر این صورت، متغیر ویژگی اهمیت بالایی دارد.

¹ sphericity

² chi-square

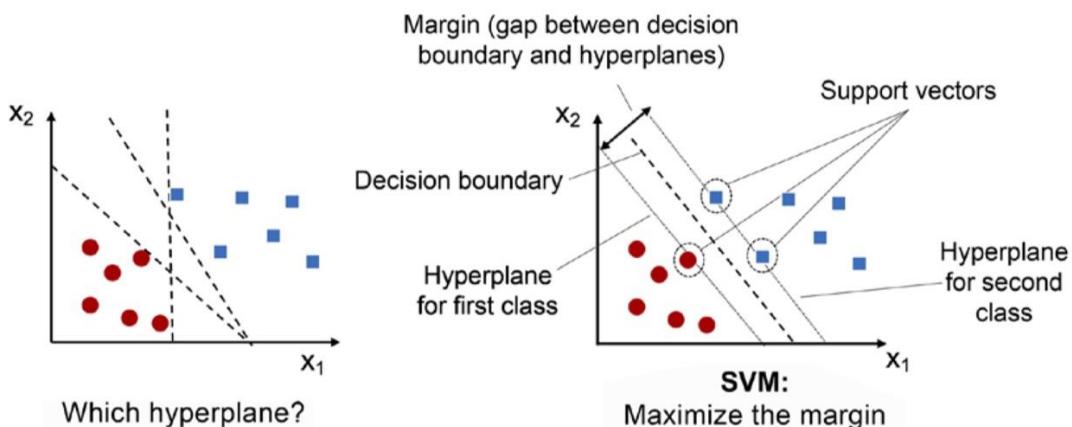
۴ - ۶ - طبقه‌بندی

پس از استخراج ویژگی و بررسی آماری تفاوت‌های موجود میان گروه‌های تحت مطالعه، طبقه‌بندی پنج گروه بیداری (۰)، N1 (۱)، N2 (۲)، N3 (۳) و REM (۴) با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه انجام گرفت که در ادامه جزئیات این روش‌ها آورده شده است.

۴ - ۶ - ۱ - طبقه‌بندی با ماشین بردار پشتیبان (SVM)

طریقه کار SVM به این صورت است که برای هر برچسب ابتدا بردارهای پشتیبان را می‌یابد. بردار پشتیبان از داده‌هایی می‌گذرد که بیشترین حاشیه را ایجاد می‌کنند. سپس با استفاده از این بردارهای پشتیبان ابرصفحه جداکننده گروه‌ها را با میانگین‌گیری از بردارهای موجود مشخص می‌کند که این ابرصفحه بالاترین قدرت تفکیک (بیشترین دقیق) را دارد.

در ماشین‌های بردار پشتیبان، سعی می‌شود که یک مدل خطی بر داده‌ها برازش شود که بیشترین حاشیه را داشته باشد. در اینجا حاشیه فاصله نزدیک‌ترین نقطه داده‌های ویژگی آموزش به خط جداکننده است (شکل ۱۲-۴).



شکل ۱۲-۴ - نمایش عملکرد SVM در یک فضای دو بعدی با دو برچسب [۱۲۵]

طبقه‌بندی‌های SVM در ساده‌ترین نوعشان در طبقه‌بندی باینری اعمال می‌شوند و نقاط داده را به دو کلاس تقسیم می‌کند. برای طبقه‌بندی چند کلاسه نیز، از همان اصل استفاده می‌شود و مسئله چند کلاسه به چند مورد طبقه‌بندی باینری تقسیم می‌شود.

۴-۶-۲- ارزیابی صحت الگوریتم طبقه‌بندی

در این پژوهش برای ارزیابی طبقه‌بند از روش ارزیابی متقابل k تایی^۱ استفاده شد. در این روش ارزیابی، پارامتر k برابر ۱۰ در نظر گرفته شد. یکی از الزامات این روش آن است که داده پیش از شروع آموزش به صورت تصادفی بر زده^۲ شود. در طی این روش مقدار k روی ۱۰ ثابت شده است، مقداری که از طریق آزمایش به‌طور کلی به یک تخمین مهارت مدل با بایاس کم و واریانس متوسط می‌انجامد.

روال کلی به شرح زیر است:

۱_ مجموعه‌داده به صورت تصادفی مخلوط شود.

۲_ مجموعه‌داده به k گروه تقسیم شود.

۳_ برای هر گروه منحصر به‌فرد:

۱_۳ گروهی به عنوان مجموعه داده‌های نگهدارنده یا آزمون در نظر گرفته می‌شود.

۲_۳ گروه‌های باقی‌مانده به عنوان مجموعه داده‌های آموزشی در نظر گرفته می‌شود.

۳_۳ مدل روی داده‌ی آموزش برآش شده و در مجموعه آزمون ارزیابی می‌شود.

۴_۳ امتیاز ارزیابی ذخیره و مدل را کنار گذاشته می‌شود.

۴ عملکرد مدل با استفاده از معیارهای صحت، دقت، یادآوری و امتیاز F1 ارزیابی می‌شود.

۴-۷- جمع‌بندی

در این فصل پس از معرفی دستگاه ثبت دادگان الکتروانسفالوگرام و معرفی دادگان تجربی ثبت شده در پژوهش به بررسی ساختار پایگاه داده موجود پرداخته شد. سپس فرایند طبقه‌بندی بصری این دادگان مورد بحث قرار گرفت و نحوه دسته‌بندی و نمایش این دادگان شرح داده شد. در ادامه روش پیش‌پردازش شامل حذف خط پایه، اعمال یک فیلتر میان‌گذر بر دادگان و دوره‌بندی زمانی، بیان و سپس مراحل پردازش و استخراج ویژگی توضیح داده شد. این ویژگی‌ها شامل ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس، زمان - فرکانس، ویژگی‌های غیرخطی و معیارهای آنتروپی متعدد می‌شوند. پس از آن به بررسی روش‌های مختلف انتخاب ویژگی پرداخته شد. در پایان نیز روش طبقه‌بندی استفاده شده یعنی SVM تشریح شد.

¹ K-fold cross validation

² Shuffle

در فصل بعد به ارایه نتایج پیاده‌سازی و عملکرد نرم‌افزار و پیش‌پردازش و پردازش دادگان پرداخته می‌شود. همچنین نتایج انتخاب ویژگی‌های برتر و عملکرد مدل SVM بر روی دادگان مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۵ - فصل پنجم

نتایج

۶ - ۱ - مقدمه

در این فصل نتایج هر یک از مراحل طراحی نرمافزار، پیشپردازش و پردازش، تشریح شده در دو فصل پیشین، به همراه تصاویر و جداول به ترتیب همان زیر فصل‌های قبل آورده شده است. ابتدا به بررسی عملکرد نهایی نرمافزار داده‌گیری و کنترل هدبند الکتروانسفالوگرام پرداخته می‌شود. سپس نتایج پیشپردازش و سپس پردازش بیان می‌شود. لازم به ذکر است که مراحل پیشپردازش و پردازش روی همه دادگان ثبت شده از ۸ شرکت‌کننده این پژوهش پیاده‌سازی شده است.

۶ - ۲ - عملکرد نرمافزار

۶ - ۲ - ۱ - اتصال و تنظیمات اولیه

برای ارسال دادگان ثبت شده توسط دستگاه الکتروانسفالوگرام زی‌مکس باید دستگاه از طریق رابط بی‌سیم به رایانه متصل شود. به این منظور از دانگل یواس‌بی برای اتصال استفاده می‌شود. سپس هدبند را روشن کرده و نرمافزار زی‌مکس کانکت^۱ در رایانه اجرا می‌شود. این نرمافزار وظیفه ایجاد یک ارتباط TCP/IP بر روی سرور محلی^۲ رایانه را بر عهده دارد. دانگل یواس‌بی با اتصال به این سرور، دادگان دریافتی هدبند را بر روی آن قرار می‌دهد. این دادگان توسط نرمافزار ساخته شده در این پژوهش دریافت می‌شوند.

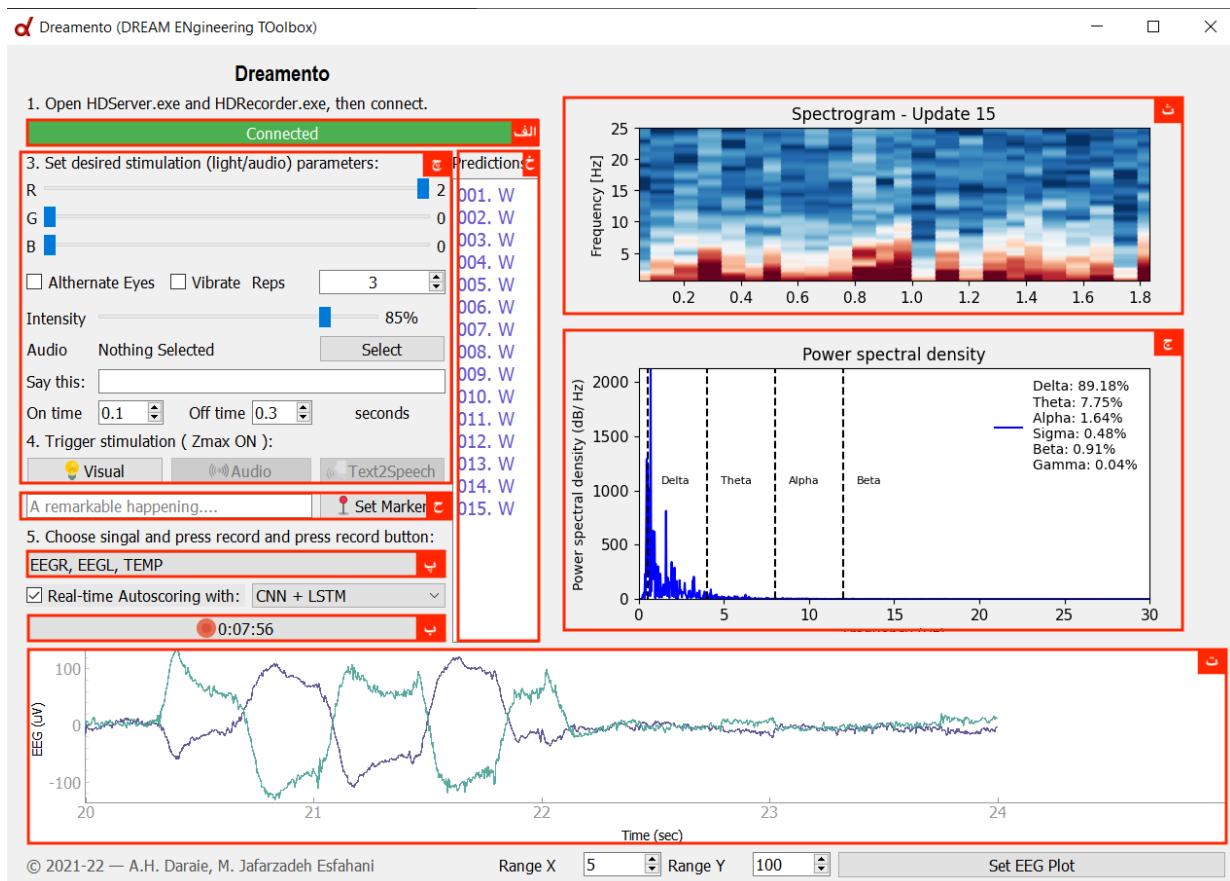
برای اتصال نرمافزار به این سرور محلی (که هدبند نیز از طریق رابط TCP/IP به آن متصل است) باید کلید اتصال در رابط کاربری نرمافزار فشرده شود (قسمت الف در شکل ۱-۶). با فشردن این کلید، نرمافزار به سرور محلی متصل می‌شود و رنگ کلید به سبز تغییر می‌کند. در صورت بروز مشکل در هنگام پیداکردن سرور، کلید به رنگ قرمز در می‌آید که نشان‌دهنده عدم اتصال و پیداکردن سرور محلی زی‌مکس است.

فرایند دریافت سیگنال‌های حیاتی از هدبند، خواندن دادگان دریافتی از سرور و ذخیره آن‌ها بر روی هارددیسک با فشردن کلید ثبت آغاز می‌شود (قسمت ب در شکل ۱-۶). سیگنال‌های حیاتی قابل ثبت

¹ Zmax Connect

Local Server^۲

توسط گزینه‌های موجود در قسمت پ شکل ۱-۶ قابل انتخاب و تنظیم هستند. سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام دریافتی بر روی صفحه‌نمایش الکتروانسفالوگرام در پایین نرم‌افزار نمایش داده می‌شوند (قسمت ت در شکل ۱-۶). سیگنال‌های الکتروود سمت راست پیشانی به رنگ بخش و الکتروود چپ به رنگ سبز به صورت برخط نمایش داده می‌شوند. همچنین طیفنگار دادگان دریافتی به صورت برخط در پنجره مربوطه رسم می‌شود (قسمت ث در شکل ۱-۶). مشاهده طیفنگار فرایند تشخیص چشمی مرحله خواب را تسهیل می‌بخشد [۵۳]. علاوه بر طیفنگار، نمودار طیف‌توان این سیگنال نیز همزمان با دریافت آن در پنجره مربوطه نمایش داده می‌شود (قسمت ج در شکل ۱-۶). در این نمودار می‌توان تفکیک پیوسته مولفه‌های فرکانسی سیگنال دریافتی را مشاهده کرد.



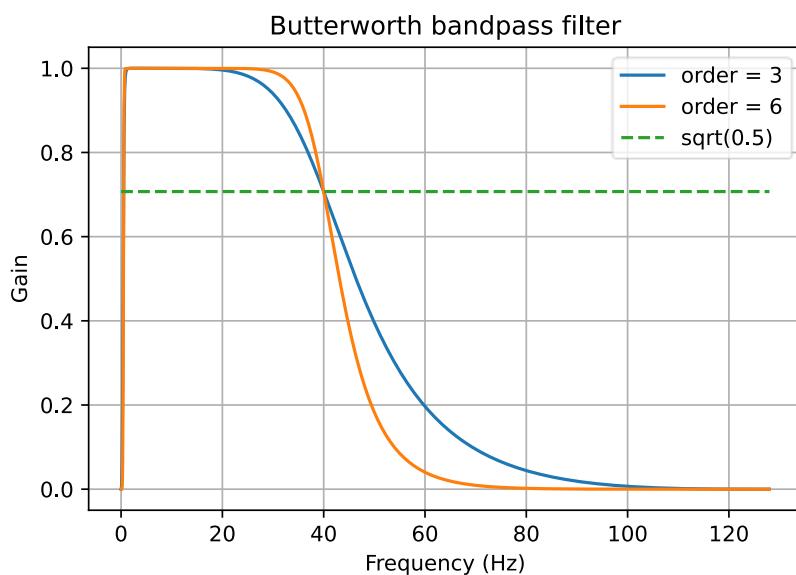
شکل ۱-۶ - رابط کاربری گرافیکی نرم‌افزار

۶-۲-۲ - پیش‌پردازش برخط

دادگان دریافتی با نرخ ۲۵۶ نمونه در ثانیه نمونه‌برداری شده و با همین نرخ به سرور ارسال می‌شوند. این دادگان را باید در نرم‌افزار هنگام ورود دسته‌بندی و شمارش کرد و هر ۲۵۶ نمونه دریافتی معادل یک

ثانیه ثبت است. سپس باید دوباره ۲۵۶ نمونه دریافت کرده تا یک ثانیه دیگر ثبت سپری شود. این روند به همین ترتیب ادامه می‌یابد تا دادگان ۸ ساعت خواب یک شخص ثبت و ذخیره‌سازی شود. برای نمایش این دادگان فیلتر بالاگذر با فرکانس قطع ۵.۰ هرتز برای حذف دی‌سی روی آن اعمال می‌شود. سیگنال ذخیره‌شده بدون فیلتر است تا محقق بتواند فیلتر دلخواه را پس از داده‌گیری روی دادگان اعمال کند.

برای مرحله‌بندی برخط دادگان خواب دریافتی، آخرین ۳۰ ثانیه از دادگان دریافتی (معادل ۷۶۸۰ نمونه) ابتدا توسط یک فیلتر با ترورث میان‌گذر با فرکانس قطع بالا و پایین ۴۰ و ۵.۰ هرتز فیلتر شده سپس به الگوریتم‌های مرحله‌بندی خواب داده می‌شود. شکل ۲-۶ پاسخ فرکانسی فیلتر با ترورث مرتبه ۳ و ۶ را نشان می‌دهد. از فیلتر با ترورث مرتبه ۶ برای فیلتر کردن برخط دادگان دریافتی استفاده شده است.



شکل ۲-۶ - پاسخ فرکانسی فیلتر با ترورث مرتبه ۳ (آبی) و ۶ (نارنجی)

۶ - ۲ - ۳ - رسم برخط طیف‌نگار

به کمک تجزیه و تحلیل طیفی چند مخروطی طیف‌نگار سیگنال الکتروانسفالوگرام دریافتی به صورت برخط بر روی پنجره مربوطه نمایش داده می‌شود (قسمت ت در شکل ۱-۶). برای رسم این اسپکتروگرام فرض شده است که فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز است. این نمودار هر ۳۰ ثانیه یکبار با دادگان دریافتی ۳۰ ثانیه گذشته (معادل ۷۶۸۰ نمونه) به روزرسانی می‌شود. در صفحه این نمودار، می‌توان اسپکتروگرام مربوط به ۲ دقیقه گذشته را مشاهده کرد. در عین حال، با دریافت ۳۰ ثانیه داده الکتروانسفالوگرام جدید،

این نمودار به روزرسانی می‌شود و آخرین بخش از نمودار داده‌های گذشته به سمت منفی محور زمان شیف داده می‌شود و از صفحه خارج می‌شود.

این طیفنگار چند مخروطی نمایش واضحی از پویایی طیفی سیگنال الکتروانسفالوگرام خواب در مقیاس زمانی چند ثانیه تا ۲ دقیقه را ارائه می‌کند. از این رو می‌تواند چارچوبی برای توصیف فعالیت مغزی در طول خواب از نظر پویایی نوسانی و فعالیت شبکه مغز به صورت برخط برای تجزیه و تحلیل‌های تجربی و بالینی ارائه کند.

۶-۲-۴- ارسال محرک نوری / صوتی / لرزشی

در مطالعات اخیر به منظور درمان بیماری‌های مرتبط با خواب، پزشکان به صورت شیمیایی و فیزیکی در خواب بیمار مداخله می‌کنند. روش‌های شیمیایی شامل داروهایی است که بر روی سیستم عصبی پاراسمپاتیک در حین خواب تأثیر می‌گذارند. روش‌های فیزیکی شامل ارسال محرک‌های نوری، صوتی، لرزشی و الکتریکی می‌شود. برای مثال در مطالعه‌ای که توسط لوسیانا بسدوفسکی^۱ و همکاران انجام شد، نوسانات آهسته خواب توسط تحریک حلقه بسته صوتی افزایش پیدا کرد. آنان اصواتی را به صورت سنکرون با نوسانات آهسته مغزی به گوش شرکت کنندگان اعمال کردند و نشان دادند که تحریک شناوی حلقه بسته در حین خواب نوسان آهسته می‌تواند ویژگی‌های غدد درون‌ریز را که به عنوان واسطه اثرات حمایت‌کننده ایمنی خواب در نظر گرفته می‌شود، افزایش دهد [۱۲۶].

در مطالعه‌ای دیگر توسط هنگ ویت^۲ و همکاران نشان داده شد که تحریک شناوی هم‌فاز با وقوع ریتمیک نوسانات آهسته مغزی در حین خواب، به شدت ریتم این نوسان آهسته، فعالیت اسپیندل و در نتیجه افزایش تثبیت حافظه اعلانی^۳ کمک منجر می‌شود [۱۲۷]. این روش همچنین ممکن است پتانسیل بهبود شرایطی مانند افسردگی و پیری را داشته باشد، که در آن خواب آشفته با اختلالات هورمونی و ایمنی خاص ترکیب می‌شود [۱۲۸].

¹ Luciana Besedovsky

² Hong-Viet

³ Declarative memory

ارسال محرک‌های صوتی، نوری و لرزشی توسط رابط کاربری نرمافزار انجام می‌شود. ویژگی‌های محرک نوری ارسالی نظری رنگ، شدت نور، تعداد تکرار، ترتیب، زمان روشن بودن و خاموش ماندن را می‌توان در بخش مربوطه در نرمافزار تنظیم کرد و در طول خواب شرکت‌کننده تغییر داد (قسمت چ ۱-۶). محرک صوتی شامل خواندن یک جمله از روی متن وارد شده در نرمافزار یا پخش یک فایل صوتی است. در صورت نوشتمن متنی در ورودی برنامه و فشردن کلید تبدیل متن به صوت، این متن در حین خواب برای شرکت‌کننده خوانده می‌شود. برای بارگذاری یک فایل صوتی در برنامه با انتخاب گزینه بارگذاری فایل صوتی می‌توان آن فایل را با فشردن دکمه پخش فایل صوتی به عنوان یک محرک برای شرکت‌کننده در حین خواب و داده‌گیری پخش کرد. علاوه بر نور و صوت، نرمافزار می‌تواند دستوری را مبنی بر شروع لرزش هدبند ثبت الکتروانسفالوگرام به دستگاه ارسال کند. ویژگی‌های این محرک مانند محرک نوری است. این ویژگی‌ها شامل شدت لرزش، تعداد تکرار، زمان لرزیدن و خاموش ماندن است. تنظیم این ویژگی‌ها توسط بخش مربوطه در رابط کاربری نرمافزار امکان‌پذیر است (قسمت چ شکل ۶-۶).

در حین ثبت، مشخصات محرک‌های ارسال در فایلی با فرمت جی‌سان^۱ (نشانه‌گذاری شیء جاوا اسکریپت^۲) ذخیره می‌شود. به علاوه می‌توان یک متن را همزمان با لحظه‌ای مشخص در داده‌گیری ذخیره کرد. این نشانه‌گذاری به کمک نوشتمن متن مورد نظر در قسمت مربوطه و فشردن دکمه اعمال نشانگر امکان‌پذیر است (قسمت ح شکل ۱-۶).

۶ - ۵ - مرحله‌بندی برخط خواب

مرحله‌بندی چشمی مراحل خواب از روی طیف‌نگار برای متخصص خواب امکان‌پذیر است. اما طبقه‌بندی مراحل خواب به وسیله الگوریتمی دقیق و بهینه باعث افزایش صحت، حساسیت و اختصاصی بودن مراحل خواب مشخص شده می‌شود. همچنین می‌تواند تحریک خودکار حلقه بسته خواب را بدون نیاز به حضور محقق و متخصص امکان‌پذیر کند.

به این منظور، دادگان الکتروانسفالوگرام ۳۰ ثانیه سپری شده ابتدا توسط فیلتر با تروث میان‌گذر با فرکانس قطع پایین و بالای ۰.۵ و ۴۰ هرتز فیلتر شده و به الگوریتم طبقه‌بند انتخابی داده می‌شود.

¹ JSON

² JavaScript Object Notation

انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی توسط گزینه‌های موجود در رابط کاربری نرم‌افزار قابل تنظیم است (قسمت ۸ شکل ۱-۶). این گزینه‌ها شامل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVMs)، ماشین تقویت گرادیان شبک^۲ (LightGBM) و شبکه عصبی عمیق^۳ می‌شود. ویژگی‌های موردنیاز از سیگنال ۳۰ ثانیه‌ای استخراج شده و به الگوریتم داده می‌شوند. خروجی این الگوریتم نام یکی از مراحل خواب است که بیشترین شباهت را به مرحله خواب یاد گرفته شده بر اساس همان ویژگی‌ها توسط الگوریتم دارد. خروجی این الگوریتم در بخش مربوط به نتایج الگوریتم در رابط کاربری نرم‌افزار نمایش داده می‌شود (قسمت خ در شکل ۱-۶).

۶ - ۲ - ذخیره‌سازی دادگان ثبت شده

پس از پایان فرایند داده‌گیری با فشردن دوباره دکمه ضبط که زمان سپری شده از ابتدای ثبت تا اکنون را نشان می‌دهد، ثبت دادگان و خواندن سیگنال‌های دریافتی از روی سرور محلی متوقف می‌شود (قسمت ب در شکل ۱-۶). دادگان ثبت شده در فایلی متنی با فرمت .txt. ذخیره‌سازی می‌شوند. این فایل حاوی سیگنال‌هایی است که در بخش تنظیمات اولیه مشخص شده بود (قسمت پ در شکل ۱-۶). همچنین ثانیه دریافتی هر نمونه بادقت ۲۵۶ نمونه در ثانیه نیز ذخیره و مشخص شده است. مشخصات محرک‌های ارسال شده در فایلی دیگر در کنار فایل دادگان ذخیره می‌شود. فرمت این فایل جی‌سان است.

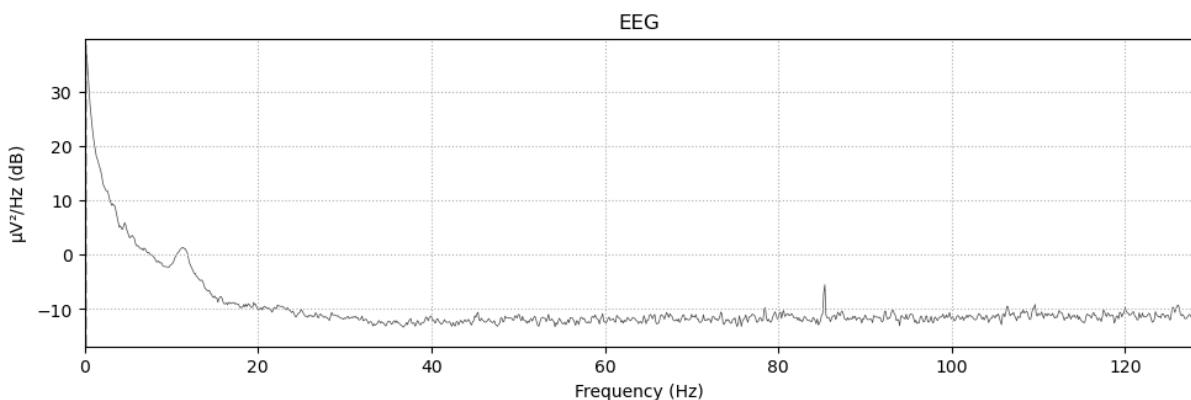
۶ - ۳ - مشخصات دادگان خام

در این پژوهش سیگنال الکتروانس‌فالوگرام ۲ کاناله با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز ثبت شده از ۱۰ شرکت کننده استفاده شده است. دادگان توسط نرم‌افزار ثبت ساخته شده به فرمت .txt. و توسط نرم‌افزار شرکت هیپنوداین به فرمت .efd. ذخیره شده و به صورت خام و پیش‌پردازش نشده در دسترس هستند. یک نمونه از طیف فرکانس سیگنال قبل از پیش‌پردازش در شکل ۳-۶ نشان داده شده است.

¹ Support vector machines - SVMs

² Light Gradient Boosting Machine

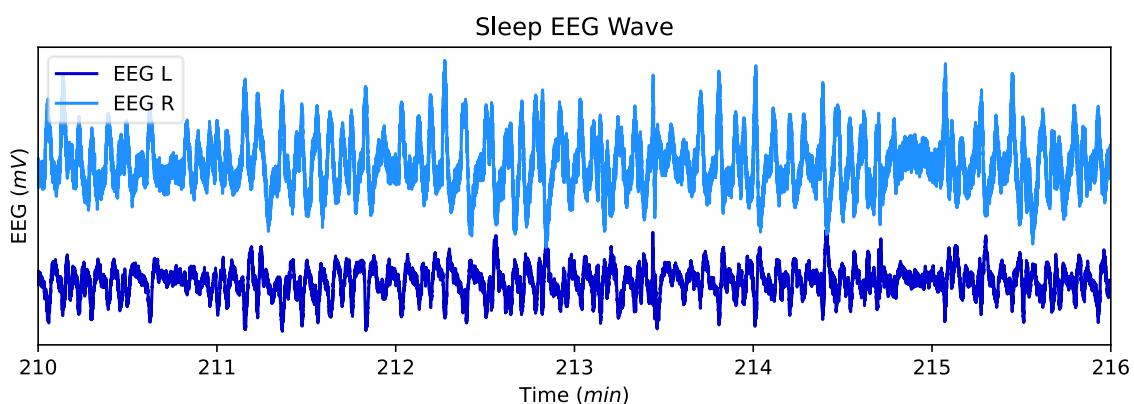
³ Deep Neural Network



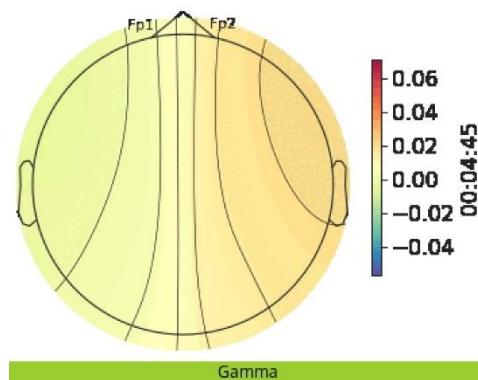
شکل ۳-۶ – نمودار طیف توان داده‌ی خام شرکت‌کننده‌ی P18

همان‌طور که مشاهده می‌شود نویزهای فرکانس‌های بالا حضور پررنگی در طیف ندارد؛ با این حال از یک فیلتر میان‌گذر (برای حذف نویزهای فرکانس پایین‌تر از 0.5 هرتز و فرکانس بالاتر از 40 هرتز) استفاده شده است.

در شکل شکل ۴-۶ و شکل ۵-۶ به ترتیب نمودار زمانی سیگنال خام از ساعت دوم تا ساعت سوم و نقشه توپوگرافی سیگنال الکتروانسفالوگرام پیشانی در باند دلتا حین خواب برای شرکت‌کننده P18 نشان داده شده است.



شکل ۴-۶ – نمودار زمانی دقیقه ۲۱۰ تا ۲۱۶ خواب متعلق به شرکت‌کننده P18



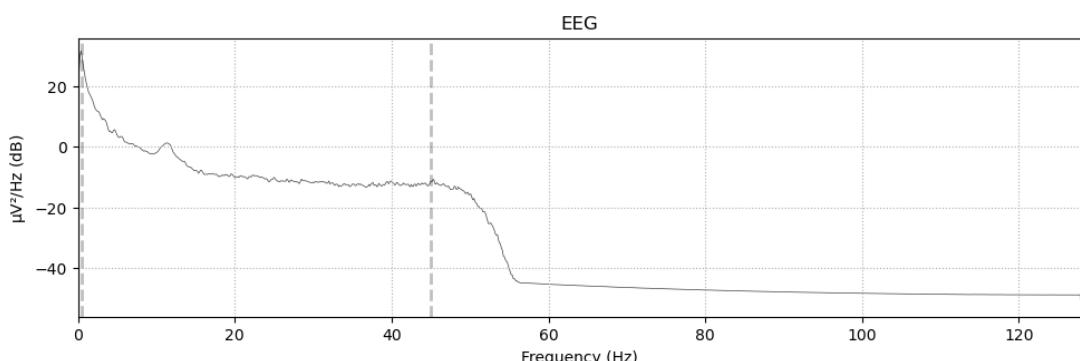
شکل ۵-۶ – نقشه توپوگرافی توان باند فرکانس گاما در زمان ۴ دقیقه و ۴۵ ثانیه خواب شرکت‌کننده P18

۶ - ۴ - پیش‌پردازش سیگنال

در ابتدا مراحل اولیه پیش‌پردازش اعم از اصلاح خط پایه، اعمال فیلتر روی سیگنال، دوره‌بندی زمانی سیگنال و حذف ایپاک‌های بد به وسیله طیف‌نگار انجام گرفت. نتایج مربوط به مراحل اصلی پیش‌پردازش در ادامه آورده شده است.

۶ - ۵ - 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 و نیز ۴۰ هرتز به بالا به دلیل گذر از فیلتر میان‌گذر سرکوب شده و نیز نویز برق شهر در فرکانس ۵۰ هرتز به دلیل اعمال این فیلتر میان‌گذر حذف شده باشد. طیف فرکانسی سیگنال فیلتر شده مربوط به شرکت‌کننده P18 در شکل ۶-۶ قابل مشاهده است.



شکل ۶-۶ - طیف فرکانسی سیگنال فیلتر شده مربوط به شرکت‌کننده P18

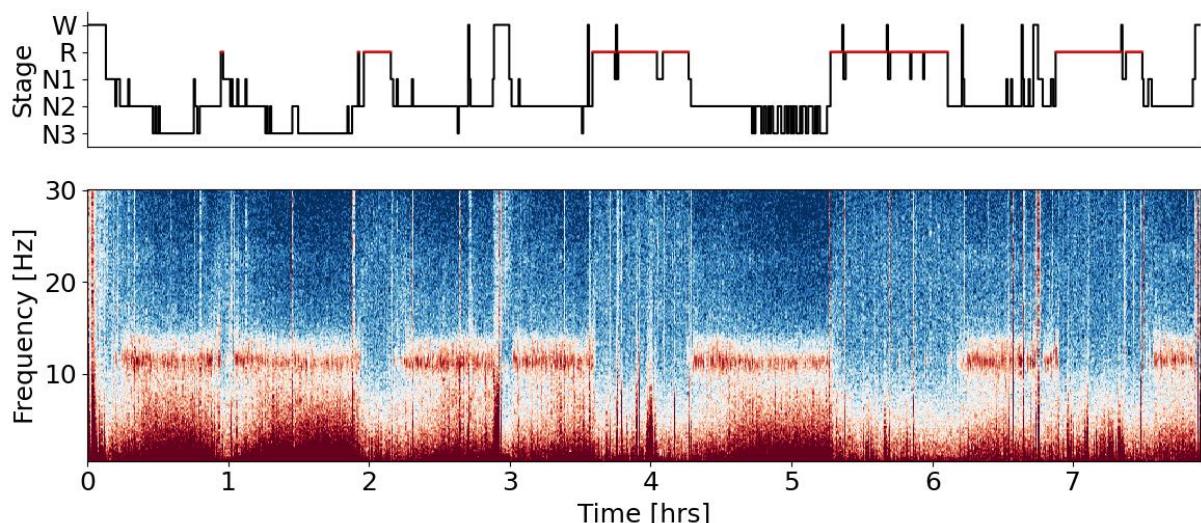
۶ - ۶ - دوره‌بندی زمانی سیگنال

دوره‌بندی زمانی (ایپاک کردن) سیگنال با پنجره‌های ۳۰ ثانیه صورت گرفت. با توجه به این، برای هر شرکت‌کننده ماتریسی تشکیل شد که هر سطر بیانگر یک ایپاک است. برای مثال ۱ ساعت داده خواب که به صورت یک ماتریس ۱ در ۹۲۱۶۰۰ درایه‌ای بود، به ماتریسی ۱۲۰ در ۷۶۸۰ تبدیل می‌شود. این بدان معنی است که یک ساعت خواب دارای ۱۲۰ ایپاک ۳۰ ثانیه بوده و هر ایپاک دارای ۷۶۸۰ نمونه داده الکتروانسفالوگرام است.

۶ - ۷ - رسم طیف‌نگار

به منظور بررسی نهایی کیفیت ثبت و مرحله‌بندی دادگان الکتروانسفالوگرام، طیف‌نگار چند مخروطی تمام شب، به همراه هیپنوگرام در بالا، برای تمامی جلسات ثبت ترسیم شده است. یک نمونه از این طیف‌نگار در شکل ۷-۶ نمایش داده شده است. نحوه محاسبه طیف‌نگار چند مخروطی در فصل ۳ شرح داده شده است.

Spectrogram and Hypnogram of P18_N3 (L) - 07:54:50

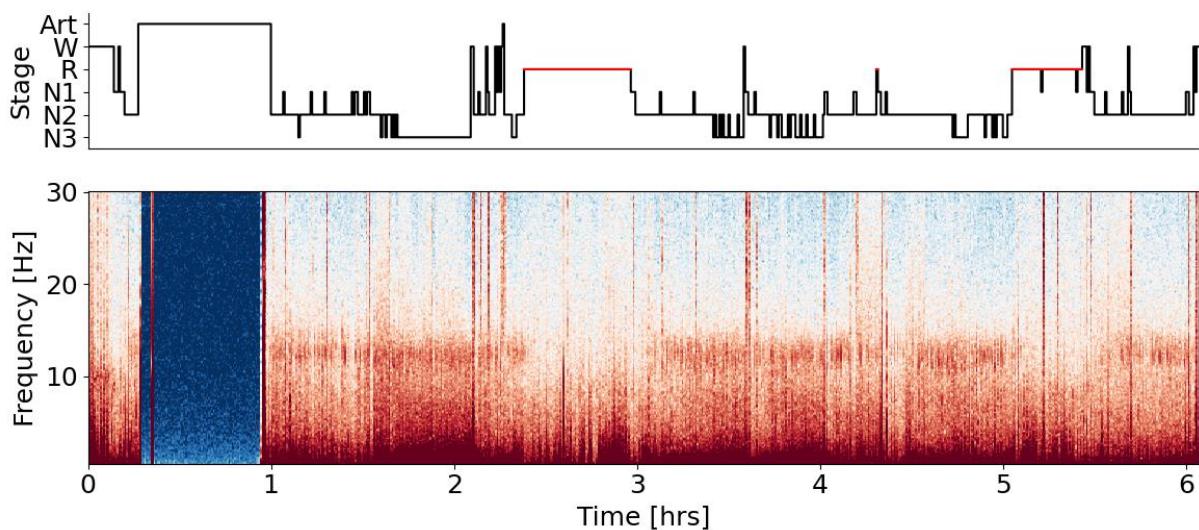


شکل ۷-۶ - طیف‌نگار محاسبه شده از دادگان الکتروانسفالوگرام شرکت‌کننده P18 در شب سوم ثبت حین خواب

۶-۸- حذف ایپاک‌های بد

حرکت‌های ناگهانی و سریع، لرزش و یا جداشدن هدبند الکتروانسفالوگرام از پیشانی باعث ایجاد اختشاشاتی در سیگنال ثبت شده می‌شوند. این اختشاشات به صورت چشمی قابل تشخیص هستند. در این پژوهش به ایپاک‌هایی که شامل این سیگنال‌ها باشند برچسب ۱- اختصاص‌داده شده است. به‌این ترتیب از استفاده از این ایپاک‌ها در پردازش‌های بعدی جلوگیری می‌شود. شکل ۸-۶ طیف‌نگار محاسبه شده از دادگان در طول یک شب کامل ثبت است. ایپاک‌های بد توسط برچسب ۱- مشخص شده‌اند.

Spectrogram and Hypnogram of P15_N2 (L) - 06:04:30

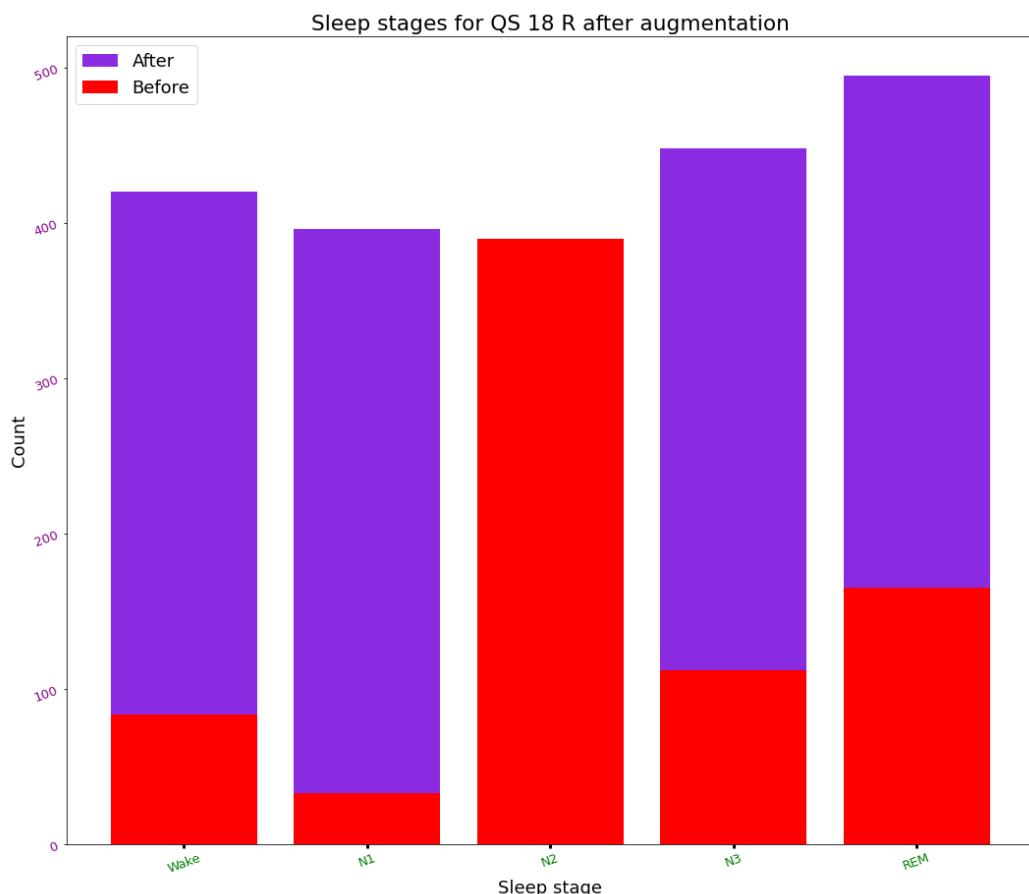


شکل ۸-۶- طیف‌نگار محاسبه شده از دادگان الکتروانسفالوگرام شرکت کننده P15 در شب دوم ثبت حین خواب و برچسب‌گذاری ایپاک‌های بد

۶-۹- افزایش دادگان

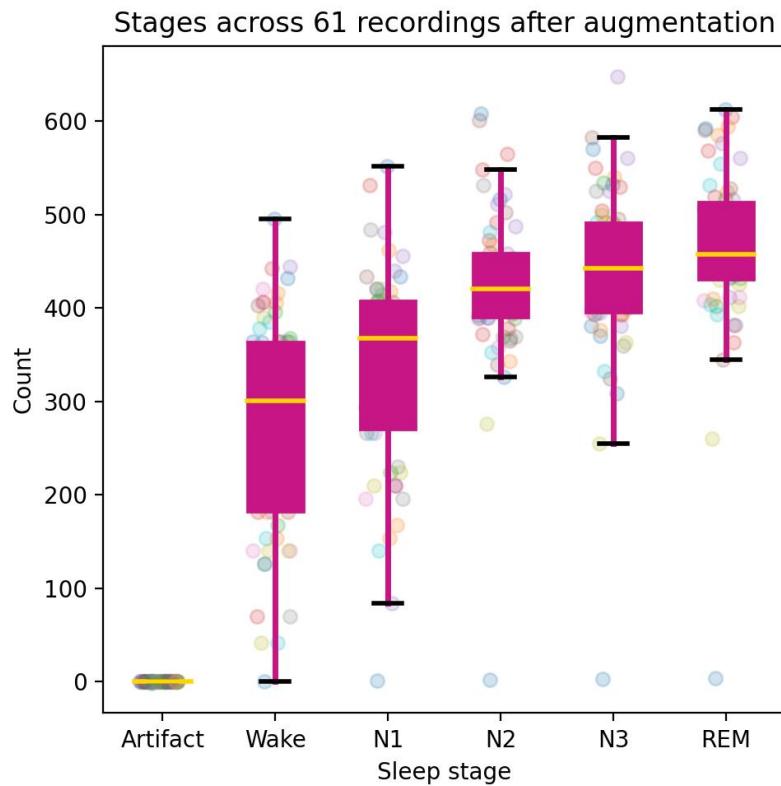
عدم تعادل توزیع برچسب‌ها در حین جلسات ثبت باعث شد تا نیاز به تولید دادگان الکتروانسفالوگرام جدید را با برچسب‌های موردنیاز باشد. با استفاده از روش برش و جابه‌جایی سیگنال دادگان جدیدی با برچسب‌های موردنیاز تولید شد و به انتهای سیگنال هر جلسه ثبت اضافه گردید. میزان دادگان تولیدی از هر برچسب باید به گونه‌ای باشد تا در نهایت به بازه‌ای با تolerانس ۱۰ درصد از برچسب غالب در آن جلسه ثبت برسد. در نهایت توزیع برچسب‌های هر جلسه ثبت با برچسب‌های اولیه مقایسه شد و نتیجه

این مقایسه در شکل ۹-۶ نمایش داده شده است. نمودار میله‌ای قرمز نشان‌دهنده توزیع هر برچسب پیش از افزایش دادگان و نمودار میله‌ای بنفش نشان‌دهنده این توزیع پس از افزایش دادگان است.

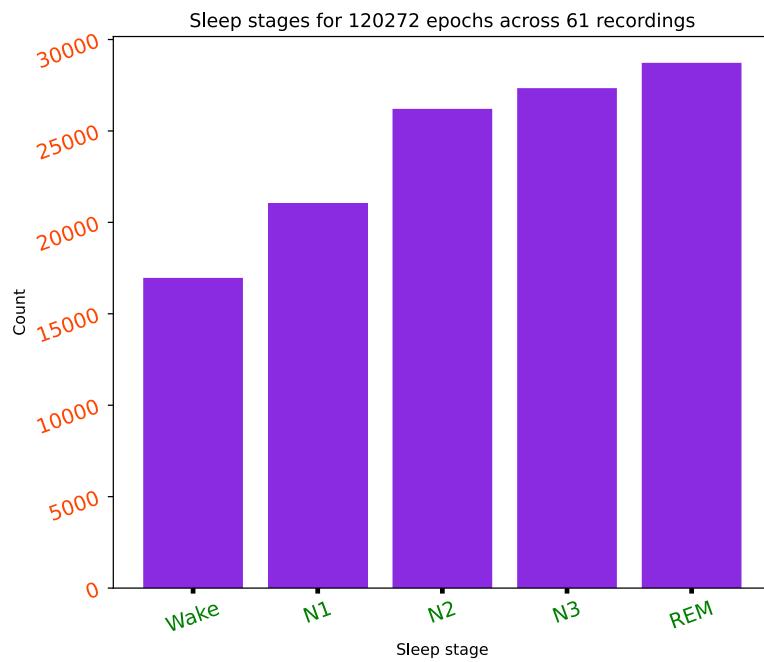


شکل ۹-۶ - توزیع برچسب‌ها در یک جلسه ثبت قبل و بعد از تولید دادگان

نمودار جعبه‌ای در شکل ۱۰-۶ نشان‌دهنده برابری نسبی توزیع برچسب‌ها در میان تمام جلسات ثبت است. نقاط یک‌رنگ نشان‌دهنده دفعات تکرار برچسب‌ها در طول یک شب ثبت است. در مجموع ۶۱ رنگ موجود است و هر رنگ نماینده یک جلسه ثبت است. میانه دفعات تکرار هر برچسب در طول جلسات مختلف ثبت توسط خط زردرنگ در وسط نمودار جعبه‌ای نمایش داده شده است. در نهایت تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در مجموع ۶۱ جلسه ثبت در شکل ۱۱-۶ نمایش داده شده است. این نمودار نیز برابری هماهنگی نسبی توزیع مراحل خواب را پس از افزایش دادگان تأیید می‌کند.

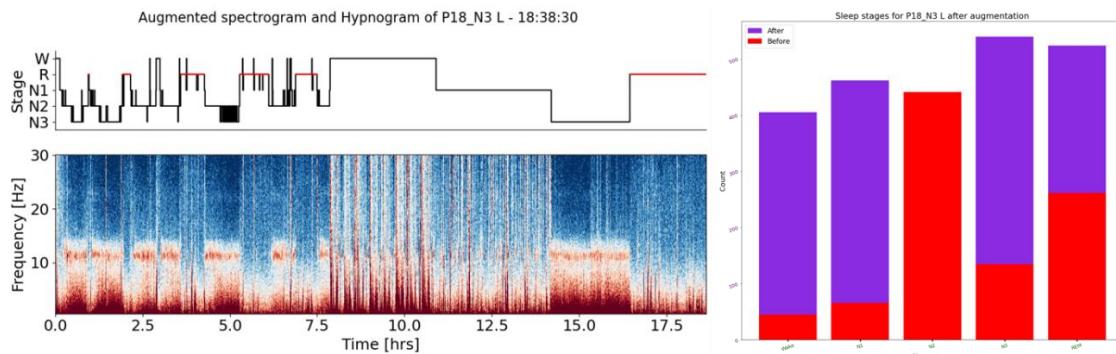


شکل ۱۰-۶ - نمودار جعبه‌ای تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت پس از افزایش دادگان



شکل ۱۱-۶ - نمودار هیستوگرام تعداد دفعات تکرار هر مرحله خواب در هر ۶۱ جلسه ثبت

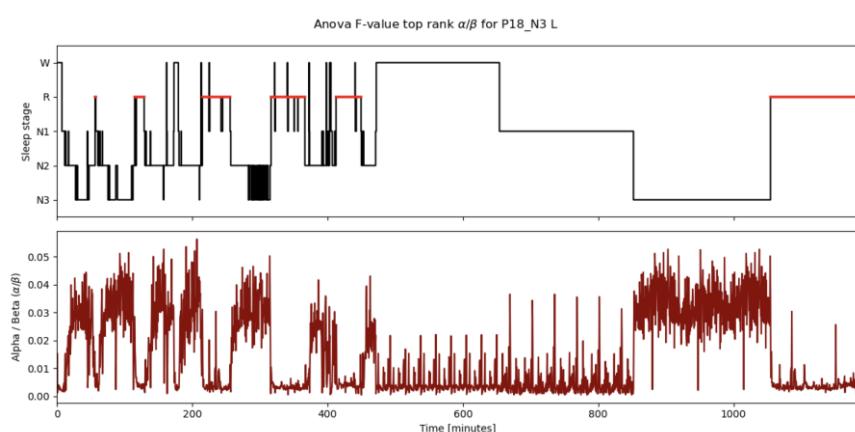
علاوه بر نمودارهای آماری بالا، طیف‌نگار سیگنال خواب برای شرکت‌کننده P18 در شب سوم ثبت به همراه توزیع برچسب‌ها در سیگنال افزایش یافته در شکل ۱۲-۶ رسم شده است. مدت زمان سیگنال اولیه ۷.۵ ساعت بوده و با روش افزایش سیگنال به ۱۸.۵ ساعت افزایش یافته است. هدف اصلی این افزایش، برابری دفعات تکرار برچسب‌های کم تکرار با برچسب غالب است.



شکل ۱۲-۶ – طیف‌نگار سیگنال خواب به همراه توزیع برچسب‌ها در سیگنال افزایش یافته برای شرکت‌کننده P18 در شب سوم ثبت

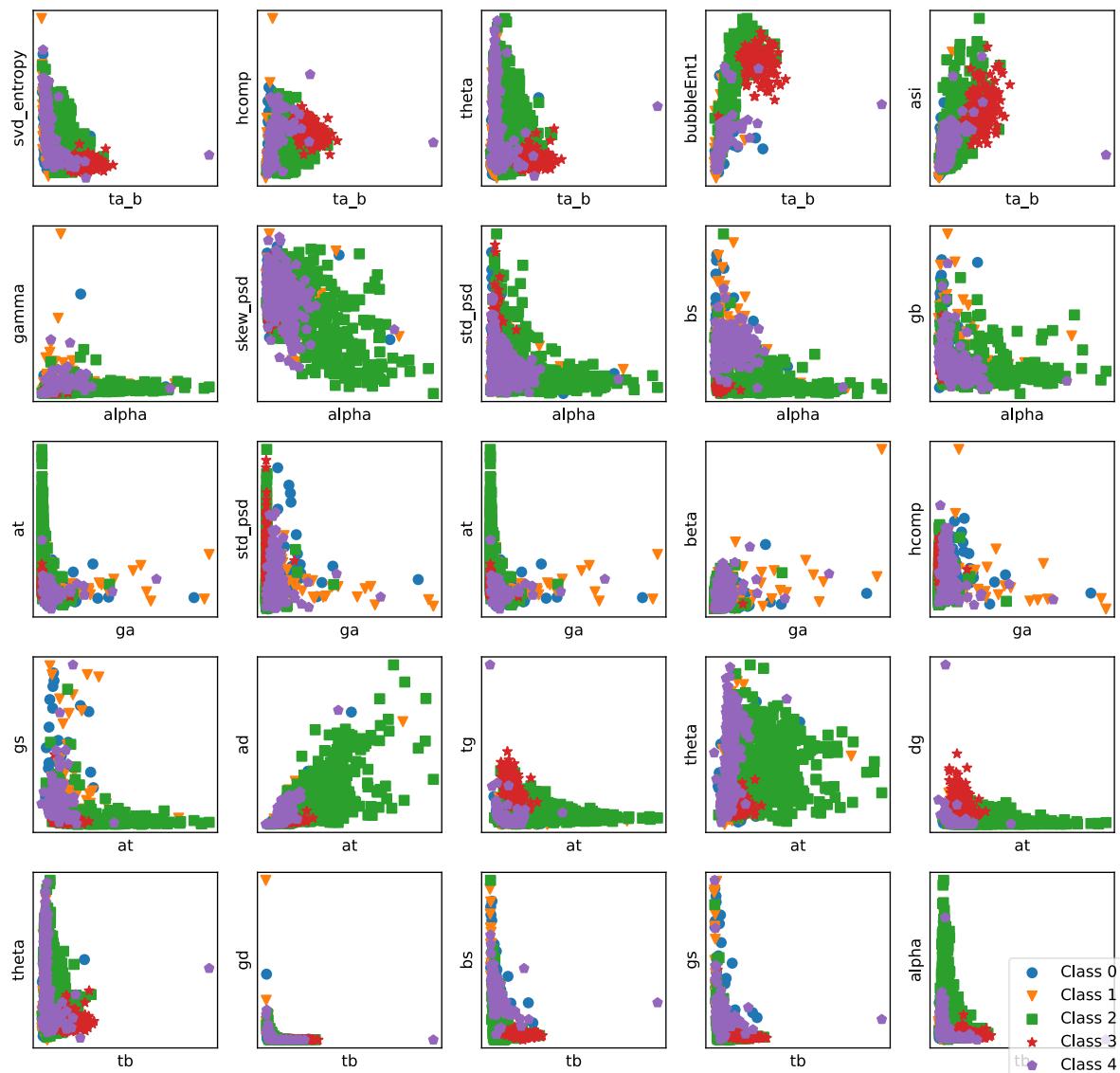
۶ - پردازش و استخراج ویژگی

۷۳ ویژگی شرح داده شده در فصل ۴ شامل ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس، زمان - فرکانس و ویژگی‌های غیرخطی برای هر ایپاک محاسبه شد و برای پردازش‌ها و آزمون‌های آماری در فایل‌هایی با فرمت CSV. با همان نام اولیه سیگنال الکتروانسفالوگرام ذخیره شد. شکل ۱۳-۶ نشان‌دهنده ویژگی نسبت توان فرکانسی باند آلفا به بتا در طول یک جلسه ثبت به همراه برچسب طبقه هر ایپاک است.



شکل ۱۳-۶ - ویژگی نسبت توان فرکانسی باند آلفا به بتا در طول یک جلسه ثبت به همراه برچسب طبقه هر ایپاک

فضای ویژگی محاسبه شده دارای ۷۳ بعد ویژگی است. ازانجاکه نمایش این فضای ویژگی^۱ در ابعاد اصلی امکان‌پذیر نیست، تعدادی از ویژگی‌ها دوبعدی در تصویر زیر نمایش داده شده‌اند که آن را می‌توان نماینده^۲ از فضای ویژگی اصلی در نظر گرفت. واضح است که برخی از ویژگی‌ها به صورت خطی تفکیک‌پذیر هستند.



شکل ۱۴-۶ - نمایش فضای ویژگی به صورت دو به دو برای تعدادی از ویژگی‌های موجود

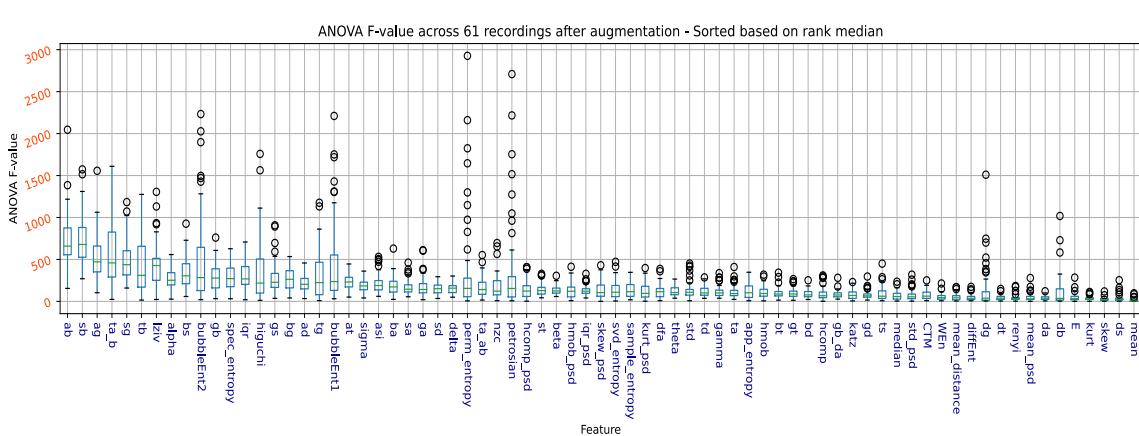
¹ Feature Space

² representation

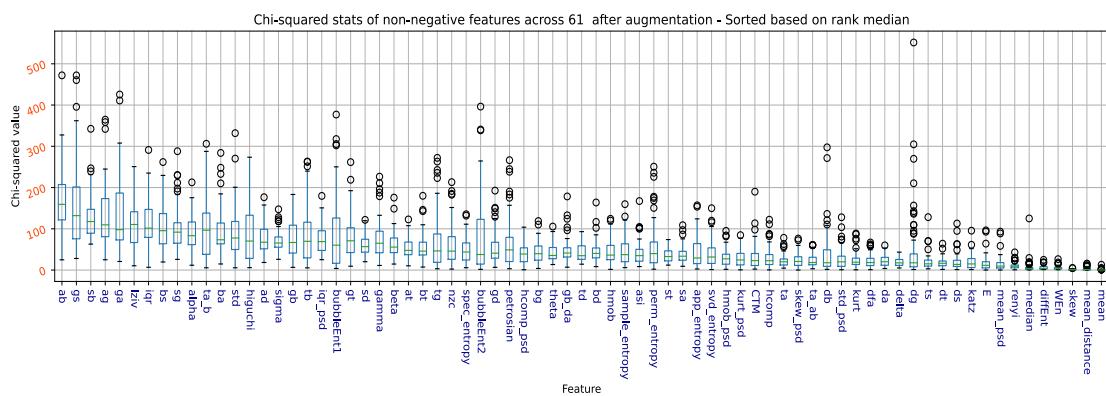
۶-۱۱- آنالیز آماری ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال

۶-۱۱-۱- آزمون آماری استفاده شده

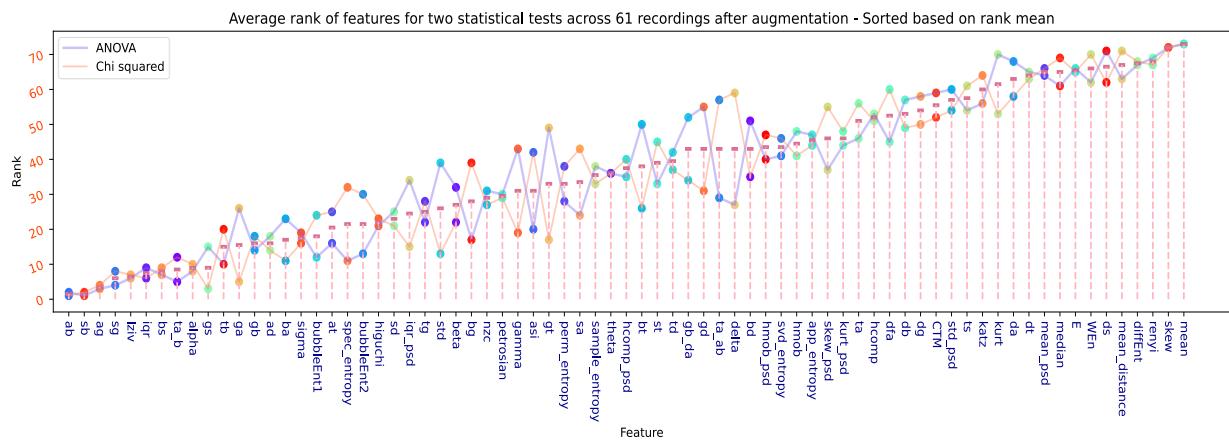
برای بررسی آماری تفاوت‌های موجود در ویژگی‌های تحت مطالعه میان مراحل مختلف خواب به منظور برچسب‌گذاری ایپاک‌ها از دو آزمون آماری ANOVA و خی^۲ استفاده شد. این دو آزمون برای تمام ویژگی‌های استخراج شده برای هر جلسه ثبت محاسبه شد. سپس مقادیر نتیجه آزمون تمام ویژگی‌ها در بین ۶۱ جلسه ثبت با توجه به میانه‌ها مرتب شده و به هر ویژگی رتبه‌ای اختصاص داده شد (شکل ۱۵-۶) و شکل ۱۶-۶). در نهایت از رتبه هر ویژگی در بین دو آزمون میانگین گرفته شده و دوباره مرتب شد (شکل ۱۷-۶). با مرتب‌سازی ویژگی‌ها براساس میانگین رتبه‌ها در بین دو آزمون، رتبه هر ویژگی مشخص گردید.



شکل ۱۵-۶- مقادیر آماره‌ی ANOVA F برای ۷۳ ویژگی مورد مطالعه در ۶۱ ثبت - مرتب شده براساس رتبه میانه‌ها (برای سیگنال‌های افزایش یافته)



شکل ۱۶-۶ - مقادیر آماره‌ی خی ۲ برای ۷۳ مورد مطالعه در ۶۱ ثبت - مرتب شده براساس رتبه میانه‌ها (برای سیگنال‌های افزایش یافته)



شکل ۱۷-۶ - رتبه‌بندی ۷۳ ویژگی مورد مطالعه بر اساس میانگین رتبه‌ها در میان دو آزمون آماری ANOVA و خی ۲

۶ - ۱۲ - مرحله‌بندی

۶ - ۱۲ - ۱ - تنظیم پارامترهای مدل ماشین بردار پشتیبان

تنظیم مناسب پارامترها برای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به طور مؤثر باعث بهبود کارایی مدل می‌شود و عملکرد بهینه مدل ماشین بردار پشتیبان بر روی دادگان آزمون^۱ به تنظیم درست پارامترهای

¹ Test data

مدل یادگیری ماشین بستگی دارد. این پارامترها شامل هسته^۱ یا کرنل و ضریب رگولاسیون^۲ یا ضریب جریمه می‌شود.

گزینه‌های گوناگونی شامل خطی^۳، چندجمله‌ای^۴ و تابع پایه شعاعی^۵ (RBF) برای کرنل وجود دارند که حالت پیش‌فرض کرنل RBF است. RBF و چندجمله‌ای برای جداسازی غیرخطی مناسب هستند. با توجه به ماهیت ویژگی‌ها که در شکل ۱۴-۶ مشاهده شد، کرنل غیرخطی RBF برای این منظور انتخاب شد.

پارامتر جریمه C برای عبارت خطأ است. این پارامتر همچنین برقراری تعادل بین مرزهای تصمیم‌گیری هموار و طبقه‌بندی نقاط داده تمرینی را کنترل می‌کند. با افزایش این پارامتر میزان رگولاسیون و جریمه کمتر می‌شود و وابستگی مدل به دادگان آموزش کاهش می‌یابد.

برای پیدا کردن بهترین مقدار C از روش جستجوی داربستی^۶ استفاده شد. در این روش مقادیر مختلف برای C قرار داده می‌شود و بهترین مقدار C با توجه به دقت، صحت، یا معیار مشخص دیگری تعیین می‌شود. در این پژوهش هدف یافتن مقدار بهینه C با توجه به دقت بود. با جای‌گذاری مقادیری از بازه ۰..۰ تا ۱۰۰ با گام‌هایی با ضریب 10^0 ، مقدار بهینه $C = 10^0$ بدست آمد. در این مقدار دقت الگوریتم طبقه‌بند چند کلاسه برابر ۷۸ درصد می‌باشد که حتی بیشتر از نتایج بدست آمده از طبقه‌بند های ارائه شده در پژوهش‌های پیشین می‌باشد. نمودار دقت طبقه‌بند بر اساس مقادیر مختلف پارامتر C در شکل ۱۸-۶ رسم شده است.

¹ Kernel

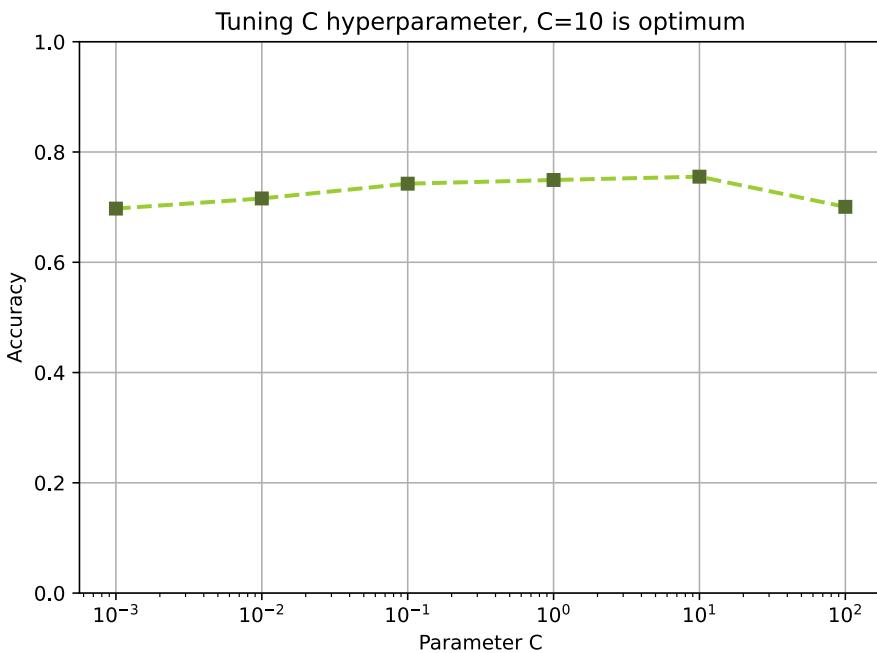
² Regularization Factor

³ Linear

⁴ Polynomial

⁵ Radial Basis Function

⁶ Grid Search



شکل ۱۸-۶ - نمودار دقت طبقه‌بند بر اساس مقادیر مختلف پارامتر C

بر اساس این مقدار به دست آمده با انتخاب ۴۰ ویژگی برتر و روش ارزیابی دسته‌های ۱۰ تایی، دقت نهایی طبقه‌بند برای مجموع ۵ کلاس برابر ۷۵ درصد به دست آمد.

۶-۱۲ - پارامتر تعداد ویژگی‌های یادگیری

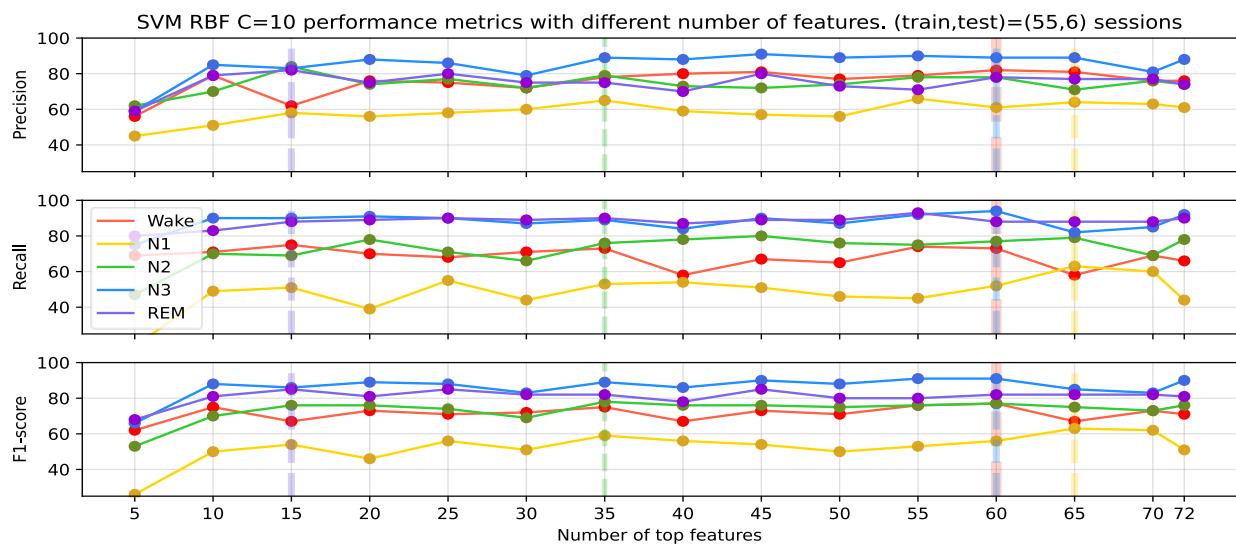
پس از تعیین مقدار بهینه پارامتر جریمه، با فرض اینکه این پارامتر برای تمام تعداد ویژگی‌های انتخاب شده یادگیری دارای بهترین تعادل بین بایاس و واریانس (بیش برآذش^۱ و کم برآذش^۲) است، به جستجوی مقدار بهینه تعداد ویژگی‌های برتر پرداخته شد. همان‌طور که در بخش آنالیز آماری ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال بررسی شد، تمامی ویژگی‌ها بر اساس میانگین نتیجه دو آزمون رتبه‌بندی و مرتب شدند. در این بخش با تغییر تعداد ویژگی‌های انتخابی با روش جستجوی داربستی بهینه‌ترین تعداد ویژگی برتر مشخص گردید.

¹ Over-fitting

² Under-fitting

برای یافتن تعداد بهینه ویژگی ۳ معیار صحت، یادآوری^۱ و امتیاز F1 مورد بررسی قرار گرفت. با تغییر تعداد ویژگی‌های منتخب دادگان یادگیری، مقادیر این معیارها برای هر برچسب محاسبه و رسم شد (شکل ۱۹-۶). همچنین مقادیر عددی صحت، یادآوری و امتیاز F1 متناظر با شکل ۱۹-۶ به ترتیب در

جدول ۱-۶، جدول ۲-۶ و جدول ۳-۶ آورده شده است.



شکل ۱۹-۶ – مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای هر کلاس بر حسب تعداد ویژگی‌های منتخب استفاده شده در یادگیری مدل

جدول ۱-۶ – مقادیر صحت مدل طبقه‌بند برای مراحل مختلف خواب و تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده

مرحله خواب	تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده برای آموزش مدل													
	۵	۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰	۳۵	۴۰	۴۵	۵۰	۵۵	۶۰	۶۵	۷۰
بیداری	۰/۵۶	۰/۷۹	۰/۶۲	۰/۷۶	۰/۷۵	۰/۷۲	۰/۷۸	۰/۸	۰/۸۱	۰/۷۷	۰/۷۹	۰/۸۲	۰/۸۱	۰/۷۶
N1	۰/۴۵	۰/۵۱	۰/۵۸	۰/۵۶	۰/۵۸	۰/۶	۰/۶۵	۰/۵۹	۰/۵۷	۰/۵۶	۰/۶۶	۰/۶۱	۰/۶۴	۰/۶۳
N2	۰/۶۲	۰/۷	۰/۸۴	۰/۷۴	۰/۷۷	۰/۷۲	۰/۷۹	۰/۷۳	۰/۸	۰/۷۴	۰/۷۸	۰/۷۸	۰/۷۱	۰/۷۶
N3	۰/۵۹	۰/۸۵	۰/۸۳	۰/۸۸	۰/۸۶	۰/۷۹	۰/۸۹	۰/۸۸	۰/۹	۰/۸۹	۰/۹	۰/۸۹	۰/۸۹	۰/۸۱
REM	۰/۵۹	۰/۷۹	۰/۸۲	۰/۷۵	۰/۸	۰/۷۵	۰/۷۵	۰/۷	۰/۸	۰/۷۳	۰/۷۱	۰/۷۸	۰/۷۷	۰/۷۷
میانگین	۰/۵۶	۰/۷۳	۰/۷۴	۰/۷۴	۰/۷۵	۰/۷۲	۰/۷۷	۰/۷۴	۰/۷۸	۰/۷۴	۰/۷۷	۰/۷۸	۰/۷۶	۰/۷۵

^۱ Recall

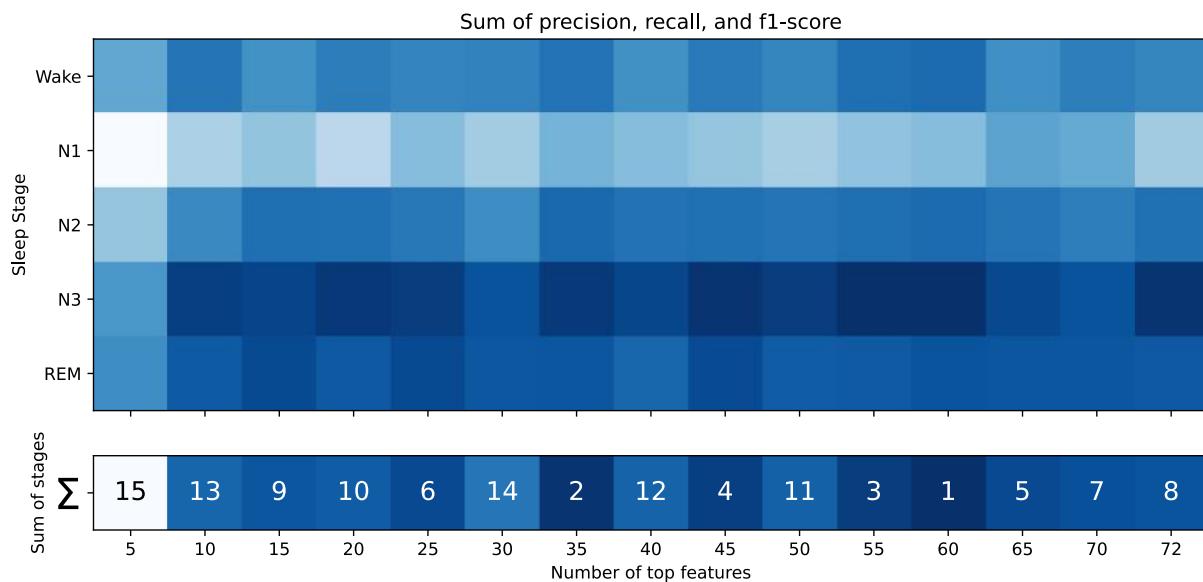
جدول ۶-۲ - مقادیر یادآوری مدل طبقه‌بند برای مراحل مختلف خواب و تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده

مرحله خواب	تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده برای آموزش مدل													
	۵	۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰	۳۵	۴۰	۴۵	۵۰	۵۵	۶۰	۶۵	۷۰
بیداری	۰/۶۹	۰/۵۰	۰/۷۵	۰/۷۰	۰/۶۸	۰/۷۱	۰/۷۳	۰/۵۸	۰/۶۷	۰/۶۵	۰/۷۴	۰/۷۳	۰/۵۸	۰/۶۹
N1	۰/۱۸	۰/۴۹	۰/۵۱	۰/۳۹	۰/۵۵	۰/۴۴	۰/۵۳	۰/۵۴	۰/۵۱	۰/۴۶	۰/۴۵	۰/۵۲	۰/۶۳	۰/۶۰
N2	۰/۴۷	۰/۷۰	۰/۶۹	۰/۷۹	۰/۷۱	۰/۶۶	۰/۷۶	۰/۷۸	۰/۸۰	۰/۷۶	۰/۷۵	۰/۷۷	۰/۷۹	۰/۶۹
N3	۰/۷۵	۰/۹۰	۰/۹۰	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۸۷	۰/۸۹	۰/۸۴	۰/۹۰	۰/۸۷	۰/۹۲	۰/۹۴	۰/۸۲	۰/۸۵
REM	۰/۸۰	۰/۸۳	۰/۸۸	۰/۸۹	۰/۹۰	۰/۸۹	۰/۹۰	۰/۸۷	۰/۸۹	۰/۹۳	۰/۸۸	۰/۸۸	۰/۸۸	۰/۸۸
میانگین	۵۸/۰	۰/۷۲	۰/۷۵	۰/۷۳	۰/۷۵	۰/۷۱	۰/۷۶	۰/۷۲	۰/۷۵	۰/۷۳	۰/۷۶	۰/۷۷	۰/۷۴	۰/۷۴

جدول ۳-۶ - مقادیر امتیاز F1 مدل طبقه‌بند برای مراحل مختلف خواب و تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده

مرحله خواب	تعداد ویژگی‌های برتر انتخاب شده برای آموزش مدل													
	۵	۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰	۳۵	۴۰	۴۵	۵۰	۵۵	۶۰	۶۵	۷۰
بیداری	۰/۶۲	۰/۷۵	۰/۶۷	۰/۷۳	۰/۷۱	۰/۷۲	۰/۷۵	۰/۶۷	۰/۷۳	۰/۷۱	۰/۷۶	۰/۷۷	۰/۶۷	۰/۷۳
N1	۰/۲۶	۰/۵	۰/۵۴	۰/۴۶	۰/۵۶	۰/۵۱	۰/۵۹	۰/۵۶	۰/۵۴	۰/۵	۰/۵۳	۰/۵۶	۰/۶۳	۰/۶۲
N2	۰/۵۳	۰/۷	۰/۷۶	۰/۷۶	۰/۷۴	۰/۶۹	۰/۷۸	۰/۷۶	۰/۷۶	۰/۷۵	۰/۷۶	۰/۷۷	۰/۷۵	۰/۷۳
N3	۰/۶۶	۰/۸۸	۰/۸۶	۰/۸۹	۰/۸۸	۰/۸۳	۰/۸۹	۰/۸۶	۰/۹	۰/۸۸	۰/۹۱	۰/۹۱	۰/۸۵	۰/۸۳
REM	۰/۶۸	۰/۸۱	۰/۸۵	۰/۸۱	۰/۸۵	۰/۸۲	۰/۸۲	۰/۷۸	۰/۸۵	۰/۸	۰/۸	۰/۸۲	۰/۸۲	۰/۸۲
میانگین	۵۵/۰	۷۳/۰	۷۴/۰	۷۳/۰	۷۵/۰	۷۱/۰	۷۷	۷۳/۰	۷۶/۰	۷۳/۰	۷۵/۰	۷۷/۰	۷۴/۰	۷۵/۰

مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 مراحل مختلف خواب به ازای تعداد ویژگی‌های متفاوت در شکل ۶-۲ نمایش داده شده است. در این شکل رنگ‌های روشن و تیره به ترتیب بیانگر مقادیر کمتر و بیشتر برای مجموع ۳ معیار هستند. با جمع مجموع سه معیار برای تمامی مراحل خواب به ازای یک تعداد ویژگی مشخص بخش پایین شکل به دست می‌آید. طبق رتبه‌بندی محاسبه شده برای این بخش، تعداد ۳۵ و ۵۵ ویژگی به ترتیب دارای بیشترین مجموع امتیاز طبقات مختلف می‌باشد. در ادامه این پژوهش از تعداد ۳۵ ویژگی برتر برای مرحله‌بندی خودکار طبقات خواب استفاده می‌شود.



شکل ۶-۲۰ - مقادیر جمع صحت، یادآوری و امتیاز F1 مراحل مختلف خواب به ازای تعداد ویژگی‌های متفاوت.

۶-۱۳ - نتایج ماشین بردار پشتیبان

برای آموزش مدل نهایی از دو دسته پارامتر استفاده شد. در ابتدا از ۶۰ ویژگی برتر و پارامتر جریمه $C=10$ برای آموزش مدل اول و سپس از ۳۵ ویژگی برتر و پارامتر جریمه $C=10$ برای آموزش مدل دوم استفاده شد.

با استفاده از روش اعتبار سنجی متقابل ۱۰-۱۱ تایی دقت این مدل‌ها برای ۶۰ و ۳۵ ویژگی برتر به ترتیب برابر $82/71$ و $79/26$ درصد است.

۴-۶ و جدول

جدول ۶-۵ شامل مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای این دو مدل می‌باشد. در این جدول میانگین بزرگ میانگین بدون وزن در هر برچسب است و میانگین وزن دار بر اساس تعداد هر برچسب می‌باشد. همچنین ماتریس درهم‌ریختگی^۱ این دو مدل نیز در شکل ۲۱-۶ و شکل ۲۲-۶ آورده شده است. در

^۱ Confusion Matrix

نهایت دو شکل ۲۳-۶ و شکل ۲۴-۶ شامل طیفنگار و برچسب‌های پیش‌بینی‌شده و اصلی از عملکرد مدل‌ها بر روی دادگان جلسات آزمون می‌باشند.

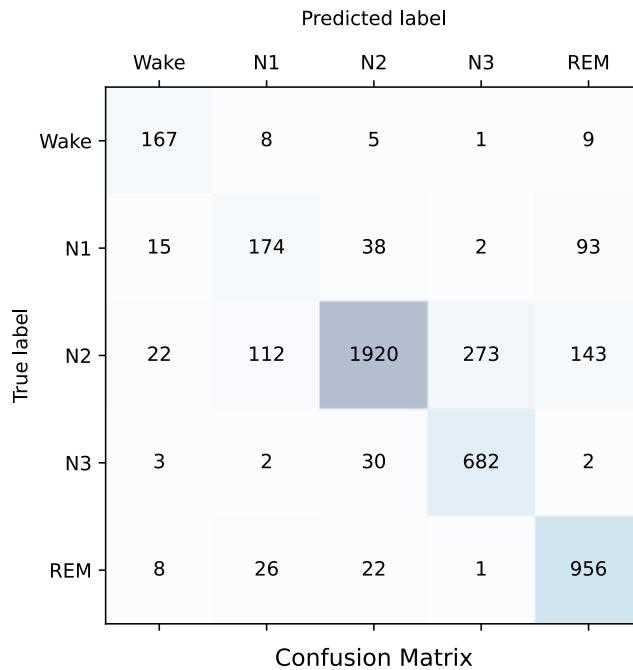
جدول ۴-۶ - مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای مدل SVM با پارامترهای کرنل $C = RBF$ و ۱۰ و ۶۰ ویژگی برتر

صحت	یادآوری	F1	امتیاز پشتیبان‌ها	تعداد پشتیبان‌ها	
۰/۷۸	۰/۸۸	۰/۸۲	۱۹۰		بیداری
۰/۵۴	۰/۵۴	۰/۵۴	۳۲۲		N1
۰/۹۵	۰/۷۸	۰/۸۶	۲۴۷۰		N2
۰/۷۱	۰/۹۵	۰/۸۱	۷۱۹		N3
۰/۷۹	۰/۹۴	۰/۸۶	۱۰۱۳		REM
دقت: ۰/۸۳					
۰/۷۶	۰/۸۲	۰/۷۸	۴۷۱۴		میانگین بزرگ
۰/۸۵	۰/۸۳	۰/۸۳	۴۷۱۴		میانگین وزن‌دار

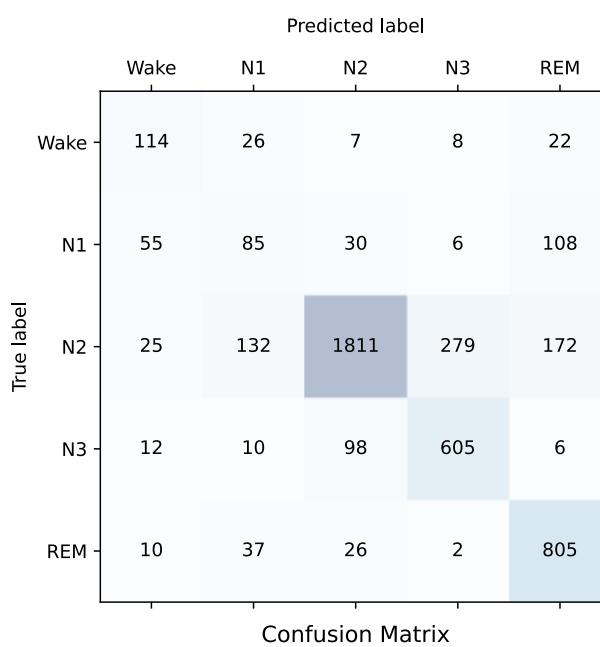
جدول ۵-۶ - مقادیر صحت، یادآوری و امتیاز F1 برای مدل SVM با پارامترهای کرنل $C = RBF$ و ۱۰ و ۳۵ ویژگی برتر

صحت	یادآوری	F1	امتیاز پشتیبان‌ها	تعداد پشتیبان‌ها	
۰/۵۳	۰/۶۴	۰/۵۸	۱۷۷		بیداری
۰/۲۹	۰/۳	۰/۳	۲۸۴		N1
۰/۹۲	۰/۷۵	۰/۸۲	۲۴۱۹		N2
۰/۶۷	۰/۸۳	۰/۷۴	۷۳۱		N3
۰/۷۲	۰/۹۱	۰/۸۱	۸۸۰		REM
دقت: ۰/۷۶					

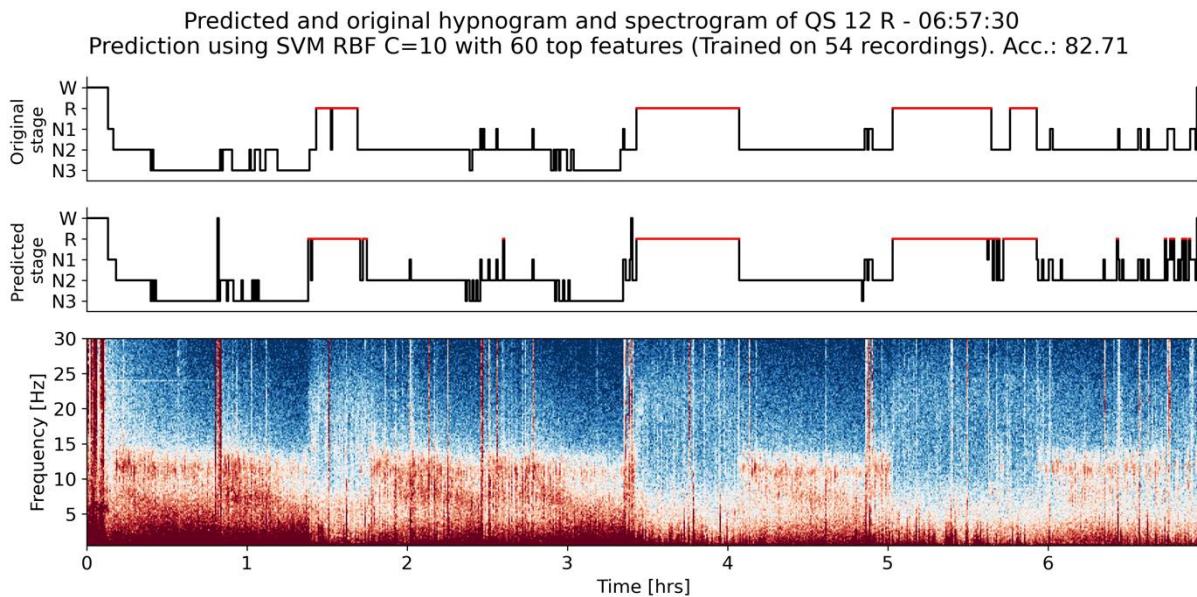
۰/۶۳	۰/۶۹	۰/۶۵	۴۴۹۱	میانگین بزرگ
۰/۷۹	۰/۷۶	۰/۷۶	۴۴۹۱	میانگین وزن دار



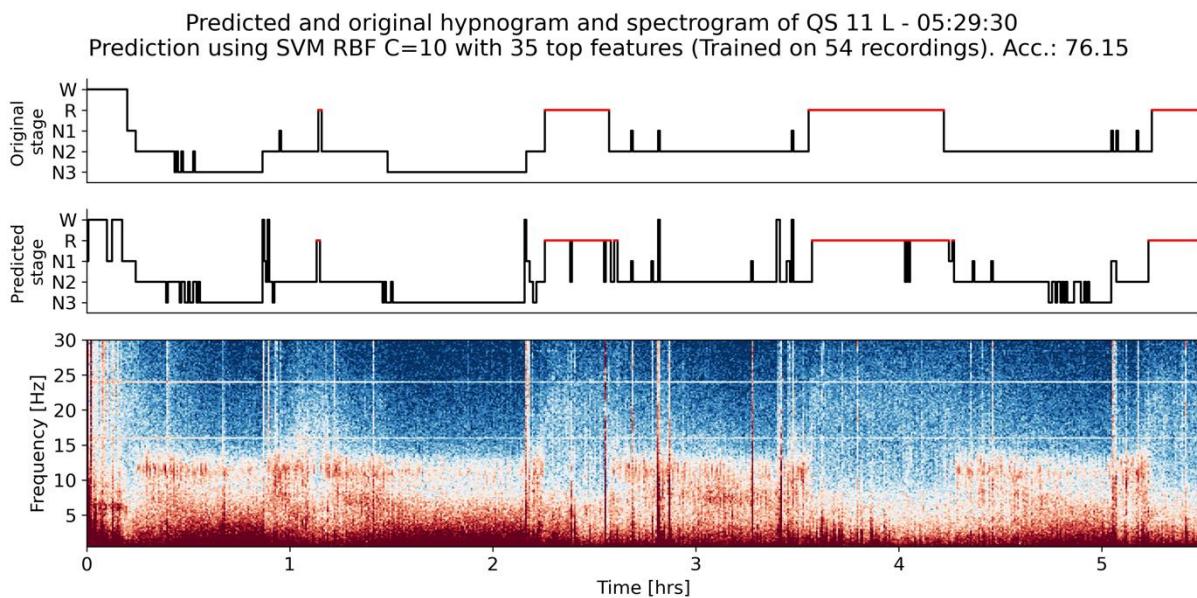
شکل ۶-۲۱ - ماتریس درهم ریختگی برای مدل SVM با پارامترهای کرنل RBF، $C=10$ و ۶۰ ویژگی برتر



شکل ۲۲-۶ - ماتریس درهم ریختگی برای مدل SVM با پارامترهای کرنل RBF و $C = 10$ و ۳۵ ویژگی برتر



شکل ۲۳-۶ - طیف‌نگار و برچسب‌های پیش‌بینی شده و اصلی از عملکرد مدل اول با ۶۰ ویژگی بر روی دادگان ثبت QS 12



شکل ۲۴-۶ - طیف‌نگار و برچسب‌های پیش‌بینی شده و اصلی از عملکرد مدل اول با ۳۵ ویژگی بر روی دادگان ثبت QS 11

۶ - جمع‌بندی

در فصل پنجم نتیجهٔ تک‌تک مراحل پیاده‌سازی نرم‌افزار، پیش‌پردازش و پردازش دادگان تشریح شده در فصل سوم و چهارم آورده شده است. در ابتدا عملکرد کلی نرم‌افزار شامل پیش‌پردازش برخط دادگان دریافتی از هدبند، رسم طیف‌نگار، مرحله‌بندی برخط دادگان و نحوه ارسال محرک نوری/صوتی/رزشی توسط نرم‌افزار به هدبند بررسی شد. سپس به بررسی مشخصات دادگان خام پرداخته شده و مشخص شد که این دادگان پیش از استخراج ویژگی و یادگیری مدل طبقه‌بندی نیاز به پیش‌پردازش دارند. مراحل پیش‌پردازش شامل اعمال فیلتر میان‌گذر، دوره‌بندی زمانی سیگنانال، تشخیص و حذف دستی ایپاک‌های بد به کمک طیف‌نگار و افزایش دادگان می‌شد. افزایش دادگان از این نظر اهمیت دارد که مدل از برچسب تمام مراحل خواب با توزیع یکسانی داده آموزش دریافت می‌کند و این قضیه از سوگیری مدل به یک مرحله خاص جلوگیری می‌کند. در مرحله بعد به نتایج پردازش و استخراج ویژگی پرداخته شد و فضای ویژگی که دارای ۷۴ بعد بود در ابعاد پایین‌تر نمایش داده شد. سپس از دو آزمون آماری ANOVA و خی^۲ برای شناسایی ویژگی‌های برتر استفاده شد و نتایج هر آزمون به همراه میانگین نتایج دو آزمون نمایش داده شد. در مرحله آخر، مدل ماشین بردار پشتیبان بر روی تعدادی از ویژگی‌های برتر استخراج شده از دادگان ثبت شده توسط نرم‌افزار آموزش داده شد. به‌منظور آزموش مدل پارامترهای مدل تنظیم شده و سپس نتایج عملکرد این مدل بر روی دادگان آزمون آورده شد. در فصل بعد پیشنهادهایی برای ادامه مسیر این پژوهش داده خواهد شد.

۷ - فصل ششم

نتیجه‌گیری نهایی و پیشنهادها

من این حروف نوشتم چنان که غیرنداشت

تو هم ز روی کرامت چنان بخوان که تو دانی

دیوان حافظ

۱ - مقدمه

در این فصل پس از یک نتیجه‌گیری کلی و جمع‌بندی اقدامات صورت‌گرفته در پژوهش، پیشنهادهایی به منظور افق‌های پیش رو برای انجام پژوهش‌های بعدی مطرح می‌شود.

۲ - جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

پایان‌نامه «طراحی نرم‌افزار و رابط کاربری برای داده‌گیری، نمایش و پردازش برخط سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام دوکاناله پیشانی و مقایسه آماری ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های ثبت شده حین خواب» در شش فصل تهیه و تنظیم شد. در این شش فصل که از پیش گفتار و مقدمه آغاز می‌شود، پس از بررسی کارهای صورت‌گرفته در پژوهش‌های پیشین به ترتیب از تشریح پیاده‌سازی نرم‌افزار و طراحی تکلیف خواب آغاز کرده و پس از بیان روش‌های پیش‌پردازشی و پردازشی به بیان نتایج هر یک از این مراحل پرداخته می‌شود.

تکلیف طراحی شده در این پژوهش شامل خواب در محیطی خارج از آزمایشگاه با امکانات کم بود. از آنجایی که یکی از اهداف اصلی این پژوهش معرفی کردن چهارچوبی برای مطالعه سیگنال‌های مغزی حین خواب در محیط‌هایی با امکانات و فناوری کم است. پس از اجرای نرم‌افزار طراحی شده، سیگنال‌های مغزی از هدبند به رایانه منتقل می‌شوند و پس از پردازش‌های برخط و مرتب‌سازی دادگان دریافتی بر روی هارددیسک ذخیره می‌شوند. در مرحله بعد دادگان سیگنال مغزی ۸ شرکت‌کننده در مجموع ۶۱ شب ثبت گردید و پیش‌پردازش شد. ابتدا این سیگنال‌ها به دسته‌های ۳۰ ثانیه‌ای (ایپاک) تقسیم شدند و توسط متخصص حوزه خواب برچسب‌گذاری شدند. به هر ایپاک یکی از ۶ برچسب نویز، بیداری، مرحله اول خواب (N1)، مرحله دوم خواب (N2)، مرحله سوم خواب (N3) و خواب حرکت سریع چشم (REM) به ترتیب با اعداد ۱ - تا ۴ نسبت داده شد.

سیگنال‌های مغزی در مرحله پیش‌پردازش گام‌هایی چون اطلاع خط پایه، اعمال فیلتر، دوره‌بندی زمانی، حذف دستی ایپاک‌های بد و افزایش دادگان را گذرانند. در این مرحله نمودار طیف توان به همراه برچسب‌ها برای همه افراد در همه شب‌ها رسم و صحت پیش‌پردازش مورد بررسی قرار گرفت.

در گام بعد پس از استخراج ۷۳ ویژگی از سیگنال و بررسی چند مشخصه آماری ویژگی‌های استخراج شده، به منظور سنجش وجود تفاوت‌های آماری معنی‌دار میان گروه‌های تحت مطالعه آزمون آماری ANOVA و خی ۲ بر روی ویژگی‌های استخراج شده و برچسب‌ها پیاده‌سازی شد.

با نتایج به دست آمده از میانگین رتبه ویژگی‌ها در دو آزمون مختلف، نسبت توان باند فرکانسی آلفا به بتا (۱)، توان باند سیگما به بتا (۲)، توان باند آلفا به گاما (۳)، توان باند سیگما به گاما (۴)، ضریب توان لیاپانو (۵) و دامنه بین چارگی (۶) به ترتیب دارای بیشترین بیان‌کنندگی آماری با برچسب‌ها هستند. همچنین ویژگی‌های میانگین (۷۳)، چولگی (۷۲)، آنتروپی رنی (۷۱)، آنتروپی دیفرانسیلی (۷۰) و نسبت توان باند دلتا به سیگما (۶۹) دارای کمترین میزان بیان‌کنندگی آماری با برچسب‌ها هستند.

سپس مدل یادگیری ماشین بردار پشتیبان بر روی دادگان آموزش داده شد. برای آموزش این مدل ابتدا بهترین پارامترهای یادگیری شامل تعداد ویژگی برتر و ضریب جرمیه توسط جستجوی داربستی پیدا شد که به ترتیب مقادیر ۶۰ یا ۳۵ ویژگی و ضریب جرمیه ۱۰ مشخص گردید. سپس ضرایب عملکرد مدل شامل دقت، صحت، یادآوری و امتیاز F1 با استفاده از روش ارزیابی دسته‌های ۱۰ تایی محاسبه گردید. طبقه‌بندی با ۶۰ ویژگی برتر (دقت ۸۳ درصد) دارای دقت بیشتر ۹ درصد نسبت به طبقه‌بندی با ۳۵ ویژگی برتر (دقت ۷۶ درصد) است.

در نتیجه نهایی مباحث تشریح شده در این پژوهش از مدل آموزش‌دیده نهایی برای طبقه‌بندی برخط دادگان خواب استفاده می‌شود؛ بنابراین این سیستم با صحبت قابل قبولی قادر خواهد بود مرحله خواب فرد را بدون نیاز به متخصص از روی دادگان مغزی تعیین کند.

یکی از اهداف اصلی ساخت نرم‌افزار، ایجاد بستری ارزان‌قیمت و مناسب برای محققین و پزشکان حوزه خواب است. **پایش طولانی‌مدت** بیماران مبتلا به اختلالات خواب استفاده طولانی‌مدت از دستگاه‌های ثبت الکتروانسفالوگرام در حین خواب را می‌طلبد. محدودیت‌های کنونی باعث جلوگیری از ثبت دادگان مغزی خواب به صورت طولانی‌مدت می‌شود؛ محدودیت‌هایی نظیر قیمت بالای هدبندهای داده‌گیری و رایگان نبودن نرم‌افزارهای پشتیبان آن‌ها، سختی نصب هدبند بر روی جمجمه

شرکت‌کنندگان و پیچیدگی الکترونیکی دستگاه‌های ثبت آزمایشگاهی که نیازمند تقویت کننده‌های بزرگ و گران قیمت هستند. همچنین پایش برخط خواب به منظور مداخله توسط پزشک نیازمند دسترسی به دادگان ثبت شده به صورت برخط است. با توجه به دانش ما، نرمافزار هیچ یک از هدیندهای الکتروانسفالوگرام تجاری موجود، دادگان را به صورت برخط و خام به محیط برنامه‌نویسی برای آنالیزهای آماری زنده یا اجرای مدل‌های هوش مصنوعی ارسال نمی‌کند. با توجه به رفع این دو محدودیت در طول این پژوهش امید است محققین و پزشکان بیشتری برای پایش طولانی مدت بیماران خواب یا مداخله برخط در خواب بیماران از نرمافزار ساخته شده استفاده کنند.

همچنین مداخلات کنونی در مطالعات خواب زمان محرک‌ها و وقایع خواب را به صورت غیردقیق با رزولوشن زمان پایین (در حد دقیقه) و نسبت به زمان شروع خواب بیان می‌کنند. نرمافزار ساخته شده چهارچوب مشخصی را برای ذخیره‌سازی دادگان الکتروانسفالوگرام به همراه برچسب‌های مربوط به مراحل خواب و اطلاعات محرک‌های اعمال شده ارائه کرده است که دارای رزولوشن زمان میلی‌ثانیه (نمونه) است. ما امیدواریم تا استفاده از این چهارچوب به یکی از استانداردهای مطالعه و مداخله خواب در بین محققین و پزشکان تبدیل شود.

۷ - ۳ - افق‌های پیش رو و پیشنهادها

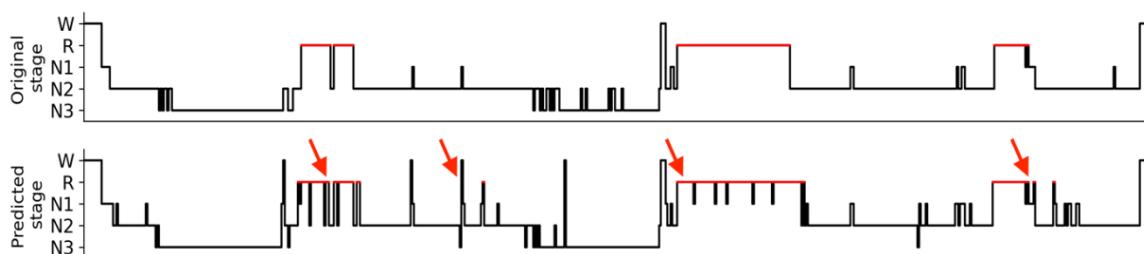
در پایان با توجه به تجارت کسب شده و نیز نتیجه به دست آمده در این پژوهش، پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده ارائه می‌گردد. برخی از این افق‌های پیش رو در طول و برخی در عرض پژوهش انجام شده است.

- ♦ در صورتی که بخشی از دادگان خواب به اشتباه توسط متخصص برچسب‌گذاری شده باشند، روش برش و جابه‌جایی استفاده شده برای افزایش دادگان باعث انتشار این خطا در یادگیری مدل و پیش‌بینی‌های اشتباه و عملکرد ضعیفی بر روی دادگان آزمون می‌شود. استفاده از روش‌هایی مانند الگوریتم بازسازی جدید مبتنی بر شبکه‌های متخصص مولد^۱ می‌تواند به طور قابل توجهی عملکرد طبقه‌بندی بازسازی سیگنال‌های EEG را افزایش دهد و از انتشار خطا توسط روش برش و جابه‌جایی جلوگیری کند [۱۲۹].

¹ Generative Adversarial Networks

♦ عبور از مراحل خواب مشابه عبور از یک پلکان است. همان‌طور که برای رسیدن به پله‌های بعدی باید از پله‌های قبلی عبور کرده باشیم، در خواب هم برای رسیدن به مراحل بعدی باید مراحل قبلی سپری شده باشند. مدل‌های کنونی از پیش‌فرض‌های زیستی این‌چنین استفاده نمی‌کنند و در نتیجه همیشه پرسش‌هایی غیرعادی مانند پرسش‌های مشخص شده در شکل ۱-۷ در پیش‌بینی مدل وجود دارد. استفاده از این پیش‌فرض‌های زیستی در مدل‌های ریاضیاتی و آماری یادگیری ماشین مانند مدل مارکوف پنهان^۱ باعث افزایش صحت مرحله بندی خواب می‌شود.

Predicted and original hypnogram and spectrogram of QS 34 L - 05:25:00
Prediction using SVM RBF C=10 with 60 top features (Trained on 54 recordings). Acc.: 82.71



شکل ۱-۷ - برچسب‌های مراحل خواب مشخص شده توسط متخصص (بالا) و برچسب‌های پیش‌بینی شده توسط مدل (پایین)

♦ با وجود مقادیر دقیق قابل قبول برای مراحل خواب موجود در سیگنال‌های آزمون، می‌توان مدل SVM موجود را با مدل‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی عمیق یا مدل‌های یادگیری مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی^۲ (RNN) که در آن اتصالات بین گره‌ها یک گراف جهت‌دار یا غیر جهت‌دار را در امتداد یک دنباله زمانی تشکیل می‌دهد، استفاده کرد. این مدل‌ها امکان یادگیری پویایی زمانی سیگنال‌های الکترواسنفالوگرام را فراهم می‌کنند.

¹ Hidden Markov Model

² Recurrence Neural Network

٨ - مراجع و مراجع

- [1] M. Schönauer and D. Pöhlchen, "Sleep spindles," *Curr Biol*, vol. 28, no. 19, pp. R1129–R1130, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.cub.2018.07.035.
- [2] E. Tagliazucchi and E. J. W. van Someren, "The large-scale functional connectivity correlates of consciousness and arousal during the healthy and pathological human sleep cycle," *Neuroimage*, vol. 160, pp. 55–72, Oct. 2017, doi: 10.1016/j.neuroimage.2017.06.026.
- [3] A. K. Patel, V. Reddy, and J. F. Araujo, "Physiology, Sleep Stages," in *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2022. Accessed: Mar. 26, 2022. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK526132/>
- [4] K. Susmáková and A. Krakovská, "Discrimination ability of individual measures used in sleep stages classification," *Artif Intell Med*, vol. 44, no. 3, pp. 261–277, Nov. 2008, doi: 10.1016/j.artmed.2008.07.005.
- [5] D. Jiang, Y. Lu, Y. Ma, and Y. Wang, "Robust sleep stage classification with single-channel EEG signals using multimodal decomposition and HMM-based refinement," *Expert Systems with Applications*, vol. 121, pp. 188–203, May 2019, doi: 10.1016/j.eswa.2018.12.023.
- [6] N. Michielli, U. R. Acharya, and F. Molinari, "Cascaded LSTM recurrent neural network for automated sleep stage classification using single-channel EEG signals," *Comput Biol Med*, vol. 106, pp. 71–81, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.combiomed.2019.01.013.
- [7] U. R. Acharya, E. C.-P. Chua, K. C. Chua, L. C. Min, and T. Tamura, "Analysis and automatic identification of sleep stages using higher order spectra," *Int J Neural Syst*, vol. 20, no. 6, pp. 509–521, Dec. 2010, doi: 10.1142/S0129065710002589.
- [8] A. R. Hassan and M. I. H. Bhuiyan, "Automated identification of sleep states from EEG signals by means of ensemble empirical mode decomposition and random under sampling boosting," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 140, pp. 201–210, Mar. 2017, doi: 10.1016/jcmpb.2016.12.015.
- [9] M. M. Rahman, M. I. H. Bhuiyan, and A. R. Hassan, "Sleep stage classification using single-channel EOG," *Comput Biol Med*, vol. 102, pp. 211–220, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.combiomed.2018.08.022.
- [10] O. Tsinalis, P. M. Matthews, and Y. Guo, "Automatic Sleep Stage Scoring Using Time-Frequency Analysis and Stacked Sparse Autoencoders," *Ann Biomed Eng*, vol. 44, no. 5, pp. 1587–1597, May 2016, doi: 10.1007/s10439-015-1444-y.
- [11] J. L. Rodríguez-Sotelo, A. Osorio-Forero, A. Jiménez-Rodríguez, D. Cuesta-Frau, E. Cirugeda-Roldán, and D. Peluffo, "Automatic Sleep Stages Classification Using EEG Entropy Features and Unsupervised Pattern Analysis Techniques," *Entropy*, vol. 16, no. 12, Art. no. 12, Dec. 2014, doi: 10.3390/e16126573.
- [12] C. Berthonnier *et al.*, "Automatic Analysis of Single-Channel Sleep EEG: Validation in Healthy Individuals," *Sleep*, vol. 30, no. 11, pp. 1587–1595, Nov. 2007.

- [13] J. Virkkala, J. Hasan, A. Värri, S.-L. Himanen, and K. Müller, “Automatic sleep stage classification using two-channel electro-oculography,” *J Neurosci Methods*, vol. 166, no. 1, pp. 109–115, Oct. 2007, doi: 10.1016/j.jneumeth.2007.06.016.
- [14] P. A. Abhang, B. W. Gawali, and S. C. Mehrotra, “Chapter 2 - Technological Basics of EEG Recording and Operation of Apparatus,” in *Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition*, P. A. Abhang, B. W. Gawali, and S. C. Mehrotra, Eds. Academic Press, 2016, pp. 19–50. doi: 10.1016/B978-0-12-804490-2.00002-6.
- [15] “Electrical Geodesics, Inc.,” *Philips*. <https://www.philips.com/a-w/about/news/archive/standard/news/press/2017/20170622-philips-to-acquire-electrical-geodesics-inc-to-establish-integrated-neurological-imaging-mapping-and-therapy-guidance-portfolio.html> (accessed May 31, 2022).
- [16] “Neurofeedback, qEEG, Biofeedback, and more - BrainMaster Tech Inc.,” *BrainMaster Technologies Inc.* <https://brainmaster.com/> (accessed May 31, 2022).
- [17] “Mitsar :: Neurodiagnostics :: Electroencephalography (EEG) – Mitsar :: Neurodiagnostics :: Electroencephalography (EEG).” <https://mitsar-eeg.com/> (accessed May 31, 2022).
- [18] “Enobio® EEG systems | Neuroelectrics,” *Neuroelectrics: Reinventing brain health*. <https://www.neuroelectrics.com/> (accessed May 31, 2022).
- [19] “Emotiv,” *EMOTIV*. <https://www.emotiv.com/> (accessed May 31, 2022).
- [20] “Cadwell ARC Essentia EEG Amplifier Monitoring System w/ Remote Input Box & Accs,” *eBay*. <https://www.ebay.com/itm/234507537072> (accessed May 31, 2022).
- [21] “eego™sports | ANT Neuro.” https://www.ant-neuro.com/products/eego_sports (accessed May 31, 2022).
- [22] “Biosemi EEG ECG EMG BSPM NEURO amplifier electrodes.” <https://www.biosemi.com/products.htm> (accessed May 31, 2022).
- [23] “Compumedics Neuroscan – World Leader in Functional Neuro-imaging.” <https://compumedicsneuroscan.com/> (accessed May 31, 2022).
- [24] “Data Acquisition, Loggers, Amplifiers, Transducers, Electrodes | BIOPAC.” <https://www.biopac.com/> (accessed May 31, 2022).
- [25] “Lucid dreaming made easier with the Aurora EEG headband,” *New Atlas*, Mar. 07, 2014. <https://newatlas.com/lucid-dreaming-aurora-eeg-headband/31121/> (accessed May 31, 2022).
- [26] “Hypnodyne ZMax.” <http://hypnodynecorp.com/> (accessed May 31, 2022).
- [27] X. Lin, Y. Xia, and S. Qian, “[Study on Sleep Staging Based on Support Vector Machines and Feature Selection in Single Channel Electroencephalogram],” *Sheng Wu Yi Xue Gong Cheng Xue Za Zhi*, vol. 32, no. 3, pp. 503–507, 513, Jun. 2015.
- [28] S. Bakian Dogaheh and M. H. Moradi, “Automatic sleep stage classification based on Dreem headband’s signals,” in *2020 27th National and 5th International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME)*, Nov. 2020, pp. 259–263. doi: 10.1109/ICBME51989.2020.9319415.

- [29] X. Zhao and G. Sun, “A Multi-Class Automatic Sleep Staging Method Based on Photoplethysmography Signals,” *Entropy (Basel)*, vol. 23, no. 1, p. E116, Jan. 2021, doi: 10.3390/e23010116.
- [30] Q. Wang, D. Zhao, Y. Wang, and X. Hou, “Ensemble learning algorithm based on multi-parameters for sleep staging,” *Med Biol Eng Comput*, vol. 57, no. 8, pp. 1693–1707, Aug. 2019, doi: 10.1007/s11517-019-01978-z.
- [31] K. M. Gunnarsdottir *et al.*, “A novel sleep stage scoring system: Combining expert-based features with the generalized linear model,” *Journal of Sleep Research*, vol. 29, no. 5, p. e12991, 2020, doi: 10.1111/jsr.12991.
- [32] M. Fu *et al.*, “Deep Learning in Automatic Sleep Staging With a Single Channel Electroencephalography,” *Front Physiol*, vol. 12, p. 628502, Mar. 2021, doi: 10.3389/fphys.2021.628502.
- [33] I. N. Bankman, V. G. Sigillito, R. A. Wise, and P. L. Smith, “Feature-based detection of the K-complex wave in the human electroencephalogram using neural networks,” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 39, no. 12, pp. 1305–1310, Dec. 1992, doi: 10.1109/10.184707.
- [34] S. Roberts and L. Tarassenko, “New method of automated sleep quantification,” *Med Biol Eng Comput*, vol. 30, no. 5, pp. 509–517, Sep. 1992, doi: 10.1007/BF02457830.
- [35] T. Shimada, T. Shiina, and Y. Saito, “Detection of characteristic waves of sleep EEG by neural network analysis,” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 47, no. 3, pp. 369–379, Mar. 2000, doi: 10.1109/10.827301.
- [36] A. Krakovská and K. Mezeiová, “Automatic sleep scoring: a search for an optimal combination of measures,” *Artif Intell Med*, vol. 53, no. 1, pp. 25–33, Sep. 2011, doi: 10.1016/j.artmed.2011.06.004.
- [37] T. Lajnef *et al.*, “Learning machines and sleeping brains: Automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines,” *J Neurosci Methods*, vol. 250, pp. 94–105, Jul. 2015, doi: 10.1016/j.jneumeth.2015.01.022.
- [38] R. Ferenets *et al.*, “Comparison of the properties of EEG spindles in sleep and propofol anesthesia,” *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2006, pp. 6356–6359, 2006, doi: 10.1109/IEMBS.2006.259909.
- [39] C. Bandt and B. Pompe, “Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 88, no. 17, p. 174102, Apr. 2002, doi: 10.1103/PhysRevLett.88.174102.
- [40] E. Olofsen, J. W. Sleigh, and A. Dahan, “Permutation entropy of the electroencephalogram: a measure of anaesthetic drug effect,” *Br J Anaesth*, vol. 101, no. 6, pp. 810–821, Dec. 2008, doi: 10.1093/bja/aen290.
- [41] E. Ferlazzo *et al.*, “Permutation entropy of scalp EEG: a tool to investigate epilepsies: suggestions from absence epilepsies,” *Clin Neurophysiol*, vol. 125, no. 1, pp. 13–20, Jan. 2014, doi: 10.1016/j.clinph.2013.06.023.
- [42] M. Zanin, L. Zunino, O. A. Rosso, and D. Papo, “Permutation Entropy and Its Main Biomedical and Econophysics Applications: A Review,” *Entropy*, vol. 14, no. 8, Art. no. 8, Aug. 2012, doi: 10.3390/e14081553.

- [43] J. Fell, J. Röschke, K. Mann, and C. Schäffner, “Discrimination of sleep stages: a comparison between spectral and nonlinear EEG measures,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 98, no. 5, pp. 401–410, May 1996, doi: 10.1016/0013-4694(96)95636-9.
- [44] K. M. Gunnarsdottir, C. E. Gamaldo, R. M. E. Salas, J. B. Ewen, R. P. Allen, and S. V. Sarma, “A Novel Sleep Stage Scoring System: Combining Expert-Based Rules with a Decision Tree Classifier,” *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2018, pp. 3240–3243, Jul. 2018, doi: 10.1109/EMBC.2018.8513039.
- [45] M. Sharma, D. Goyal, P. V. Achuth, and U. R. Acharya, “An accurate sleep stages classification system using a new class of optimally time-frequency localized three-band wavelet filter bank,” *Comput Biol Med*, vol. 98, pp. 58–75, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.combiomed.2018.04.025.
- [46] G. Zhu, Y. Li, and P. P. Wen, “Analysis and classification of sleep stages based on difference visibility graphs from a single-channel EEG signal,” *IEEE J Biomed Health Inform*, vol. 18, no. 6, pp. 1813–1821, Nov. 2014, doi: 10.1109/JBHI.2014.2303991.
- [47] V. Bajaj and R. B. Pachori, “Automatic classification of sleep stages based on the time-frequency image of EEG signals,” *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 112, no. 3, pp. 320–328, Dec. 2013, doi: 10.1016/j.cmpb.2013.07.006.
- [48] C.-S. Huang, C.-L. Lin, L.-W. Ko, S.-Y. Liu, T.-P. Su, and C.-T. Lin, “Knowledge-based identification of sleep stages based on two forehead electroencephalogram channels,” *Front Neurosci*, vol. 8, p. 263, 2014, doi: 10.3389/fnins.2014.00263.
- [49] B. Yilmaz, M. H. Asyali, E. Arikán, S. Yetkin, and F. Ozgen, “Sleep stage and obstructive apneic epoch classification using single-lead ECG,” *Biomed Eng Online*, vol. 9, p. 39, Aug. 2010, doi: 10.1186/1475-925X-9-39.
- [50] T. Nakamura, T. Adjei, Y. Alqurashi, D. Looney, M. J. Morrell, and D. P. Mandic, “Complexity science for sleep stage classification from EEG,” in *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, May 2017, pp. 4387–4394. doi: 10.1109/IJCNN.2017.7966411.
- [51] E. Alickovic and A. Subasi, “Ensemble SVM Method for Automatic Sleep Stage Classification,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 67, no. 6, pp. 1258–1265, Jun. 2018, doi: 10.1109/TIM.2018.2799059.
- [52] “Python and PyQt: Building a GUI Desktop Calculator – Real Python.” <https://realpython.com/python-pyqt-gui-calculator/> (accessed Jun. 02, 2022).
- [53] M. J. Prerau, R. E. Brown, M. T. Bianchi, J. M. Ellenbogen, and P. L. Purdon, “Sleep Neurophysiological Dynamics Through the Lens of Multitaper Spectral Analysis,” *Physiology*, vol. 32, no. 1, pp. 60–92, Jan. 2017, doi: 10.1152/physiol.00062.2015.
- [54] D. J. Thomson, “Spectrum estimation and harmonic analysis,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 70, no. 9, pp. 1055–1096, Sep. 1982, doi: 10.1109/PROC.1982.12433.
- [55] T. P. Bronez, “On the performance advantage of multitaper spectral analysis,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, no. 12, pp. 2941–2946, Dec. 1992, doi: 10.1109/78.175738.

- [56] A. K. Patel, V. Reddy, and J. F. Araujo, “Physiology, Sleep Stages,” in *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2022. Accessed: Jun. 02, 2022. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK526132/>
- [57] “The Benefits of Multithreaded Programming.” <https://www.tutorialspoint.com/the-benefits-of-multithreaded-programming> (accessed Jun. 02, 2022).
- [58] “Benefits of Multithreading in Operating System - GeeksforGeeks.” <https://www.geeksforgeeks.org/benefits-of-multithreading-in-operating-system/> (accessed Jun. 02, 2022).
- [59] “Use PyQt’s QThread to Prevent Freezing GUIs – Real Python.” <https://realpython.com/python-pyqt-qthread/> (accessed Jun. 02, 2022).
- [60] I. Suzuki, K. Yamada, T. Yamakawa, M. Hashiba, and K. Akazawa, “Delivery of medical multimedia contents through the TCP/IP network using RealSystem,” *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 70, no. 3, pp. 253–258, Mar. 2003, doi: 10.1016/s0169-2607(02)00012-3.
- [61] I. C, “The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events : Rules,” *Terminology and Technical Specification*, 2007, Accessed: Apr. 23, 2022. [Online]. Available: <https://cir.nii.ac.jp/crid/1573668925445260928>
- [62] P. Anderer *et al.*, “Artifact processing in computerized analysis of sleep EEG - a review,” *Neuropsychobiology*, vol. 40, no. 3, pp. 150–157, Sep. 1999, doi: 10.1159/000026613.
- [63] B. Maess, E. Schröger, and A. Widmann, “High-pass filters and baseline correction in M/EEG analysis. Commentary on: ‘How inappropriate high-pass filters can produce artefacts and incorrect conclusions in ERP studies of language and cognition,’” *J Neurosci Methods*, vol. 266, pp. 164–165, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.jneumeth.2015.12.003.
- [64] null Geering, null Achermann, null Eggimann, and null Borbély, “Period-amplitude analysis and power spectral analysis: a comparison based on all-night sleep EEG recordings,” *J Sleep Res*, vol. 2, no. 3, pp. 121–129, Sep. 1993, doi: 10.1111/j.1365-2869.1993.tb00074.x.
- [65] B. Hjorth, “EEG analysis based on time domain properties,” *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 29, no. 3, pp. 306–310, Sep. 1970, doi: 10.1016/0013-4694(70)90143-4.
- [66] X.-W. Wang, D. Nie, and B.-L. Lu, “EEG-Based Emotion Recognition Using Frequency Domain Features and Support Vector Machines,” in *Neural Information Processing*, Berlin, Heidelberg, 2011, pp. 734–743. doi: 10.1007/978-3-642-24955-6_87.
- [67] G. H. B. S. Oliveira *et al.*, “Multitaper-based method for automatic k-complex detection in human sleep EEG,” *Expert Systems with Applications*, vol. 151, p. 113331, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113331.
- [68] H. J. Nussbaumer, “The Fast Fourier Transform,” in *Fast Fourier Transform and Convolution Algorithms*, H. J. Nussbaumer, Ed. Berlin, Heidelberg: Springer, 1981, pp. 80–111. doi: 10.1007/978-3-662-00551-4_4.

- [69] P. Welch, “The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms,” *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, no. 2, pp. 70–73, Jun. 1967, doi: 10.1109/TAU.1967.1161901.
- [70] H. Akaike, “Fitting autoregressive models for prediction,” *Ann Inst Stat Math*, vol. 21, no. 1, pp. 243–247, Dec. 1969, doi: 10.1007/BF02532251.
- [71] A. Neumaier and T. Schneider, “Estimation of parameters and eigenmodes of multivariate autoregressive models,” *ACM Trans. Math. Softw.*, vol. 27, no. 1, pp. 27–57, Mar. 2001, doi: 10.1145/382043.382304.
- [72] H. J. Eoh, M. K. Chung, and S.-H. Kim, “Electroencephalographic study of drowsiness in simulated driving with sleep deprivation,” *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 35, no. 4, pp. 307–320, Apr. 2005, doi: 10.1016/j.ergon.2004.09.006.
- [73] B. T. Jap, S. Lal, P. Fischer, and E. Bekiaris, “Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue,” *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 2, Part 1, pp. 2352–2359, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.eswa.2007.12.043.
- [74] T. L. T. da Silveira, A. J. Kozakevicius, and C. R. Rodrigues, “Automated drowsiness detection through wavelet packet analysis of a single EEG channel,” *Expert Systems with Applications*, vol. 55, pp. 559–565, Aug. 2016, doi: 10.1016/j.eswa.2016.02.041.
- [75] K. Schwab, M. Eiselt, C. Schelenz, and H. Witte, “Time-variant parametric estimation of transient quadratic phase couplings during electroencephalographic burst activity,” *Methods Inf Med*, vol. 44, no. 3, pp. 374–383, 2005.
- [76] L. Debnath, *Wavelets and Signal Processing*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [77] A. Abbate, C. DeCusatis, and P. K. Das, *Wavelets and Subbands: Fundamentals and Applications*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [78] Y. Meyer, *Wavelets and Operators*, vol. 1. Cambridge: Cambridge University Press, 1993. doi: 10.1017/CBO9780511623820.
- [79] J. W. Kantelhardt, “Fractal and Multifractal Time Series,” in *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*, R. A. Meyers, Ed. New York, NY: Springer, 2009, pp. 3754–3779. doi: 10.1007/978-0-387-30440-3_221.
- [80] M. F. Barnsley, “Chapter V - Fractal Dimension,” in *Fractals Everywhere (Second Edition)*, M. F. Barnsley, Ed. Academic Press, 1993, pp. 171–204. doi: 10.1016/B978-0-12-079061-6.50010-3.
- [81] H. Kantz and T. Schreiber, *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambridge University Press, 2004.
- [82] W. S. Pritchard and D. W. Duke, “Measuring ‘chaos’ in the brain: a tutorial review of EEG dimension estimation,” *Brain Cogn*, vol. 27, no. 3, pp. 353–397, Apr. 1995, doi: 10.1006/brcg.1995.1027.

- [83] P. Grassberger and I. Procaccia, “Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal,” *Phys. Rev. A*, vol. 28, no. 4, pp. 2591–2593, Oct. 1983, doi: 10.1103/PhysRevA.28.2591.
- [84] T. Zorick and M. A. Mandelkern, “Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of Human EEG: Preliminary Investigation and Comparison with the Wavelet Transform Modulus Maxima Technique,” *PLoS One*, vol. 8, no. 7, p. e68360, Jul. 2013, doi: 10.1371/journal.pone.0068360.
- [85] null Muzy, null Bacry, and null Arneodo, “Multifractal formalism for fractal signals: The structure-function approach versus the wavelet-transform modulus-maxima method,” *Phys Rev E Stat Phys Plasmas Fluids Relat Interdiscip Topics*, vol. 47, no. 2, pp. 875–884, Feb. 1993, doi: 10.1103/physreve.47.875.
- [86] J. W. Kantelhardt, S. A. Zschieger, E. Koscielny-Bunde, S. Havlin, A. Bunde, and H. E. Stanley, “Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 316, no. 1, pp. 87–114, Dec. 2002, doi: 10.1016/S0378-4371(02)01383-3.
- [87] H. E. Hurst, “The Problem of Long-Term Storage in Reservoirs,” *International Association of Scientific Hydrology. Bulletin*, vol. 1, no. 3, pp. 13–27, Jan. 1956, doi: 10.1080/02626665609493644.
- [88] C. K. Peng, S. V. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H. E. Stanley, and A. L. Goldberger, “Mosaic organization of DNA nucleotides,” *Phys Rev E Stat Phys Plasmas Fluids Relat Interdiscip Topics*, vol. 49, no. 2, pp. 1685–1689, Feb. 1994, doi: 10.1103/physreve.49.1685.
- [89] J. Alvarez-Ramirez, E. Rodriguez, and J. Carlos Echeverría, “Detrending fluctuation analysis based on moving average filtering,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 354, pp. 199–219, Aug. 2005, doi: 10.1016/j.physa.2005.02.020.
- [90] H. LotfaliNezhad and A. Maleki, “TTA, a new approach to estimate Hurst exponent with less estimation error and computational time,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 553, p. 124093, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.physa.2019.124093.
- [91] I. I. Shevchenko, “Lyapunov exponents in resonance multiplets,” *Physics Letters A*, vol. 378, no. 1, pp. 34–42, Jan. 2014, doi: 10.1016/j.physleta.2013.10.035.
- [92] C. Shen, S. Yu, J. Lü, and G. Chen, “Designing Hyperchaotic Systems With Any Desired Number of Positive Lyapunov Exponents via A Simple Model,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 61, no. 8, pp. 2380–2389, Aug. 2014, doi: 10.1109/TCSI.2014.2304655.
- [93] A. Lempel and J. Ziv, “On the Complexity of Finite Sequences,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 22, no. 1, pp. 75–81, Jan. 1976, doi: 10.1109/TIT.1976.1055501.
- [94] M. E. Cohen, D. L. Hudson, and P. C. Deedwania, “Applying continuous chaotic modeling to cardiac signal analysis,” *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 15, no. 5, pp. 97–102, Sep. 1996, doi: 10.1109/51.537065.
- [95] D. Abásolo, J. Escudero, R. Hornero, C. Gómez, and P. Espino, “Approximate entropy and auto mutual information analysis of the electroencephalogram in

- Alzheimer's disease patients," *Med Biol Eng Comput*, vol. 46, no. 10, pp. 1019–1028, Oct. 2008, doi: 10.1007/s11517-008-0392-1.
- [96] null Daw, null Finney, and null Kennel, "Symbolic approach for measuring temporal 'irreversibility,'" *Phys Rev E Stat Phys Plasmas Fluids Relat Interdiscip Topics*, vol. 62, no. 2 Pt A, pp. 1912–1921, Aug. 2000, doi: 10.1103/physreve.62.1912.
- [97] J.-P. Eckmann, S. O. Kamphorst, and D. Ruelle, "Recurrence Plots of Dynamical Systems," *EPL*, vol. 4, no. 9, pp. 973–977, Nov. 1987, doi: 10.1209/0295-5075/4/9/004.
- [98] J. P. Zbilut, A. Giuliani, and C. L. Webber, "Detecting deterministic signals in exceptionally noisy environments using cross-recurrence quantification," *Physics Letters A*, vol. 246, no. 1, pp. 122–128, Sep. 1998, doi: 10.1016/S0375-9601(98)00457-5.
- [99] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 3, pp. 379–423, Jul. 1948, doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.
- [100] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 4, pp. 623–656, Oct. 1948, doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb00917.x.
- [101] A. Renyi, *Probability Theory*. Courier Corporation, 2007.
- [102] C. Tsallis, RenioS. Mendes, and A. R. Plastino, "The role of constraints within generalized nonextensive statistics," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 261, no. 3, pp. 534–554, Dec. 1998, doi: 10.1016/S0378-4371(98)00437-3.
- [103] J. Fell, J. Röschke, K. Mann, and C. Schäffner, "Discrimination of sleep stages: a comparison between spectral and nonlinear EEG measures," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 98, no. 5, pp. 401–410, May 1996, doi: 10.1016/0013-4694(96)95636-9.
- [104] N. Kannathal, M. L. Choo, U. R. Acharya, and P. K. Sadashivan, "Entropies for detection of epilepsy in EEG," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 80, no. 3, pp. 187–194, Dec. 2005, doi: 10.1016/j.cmpb.2005.06.012.
- [105] H. Viertiö-Oja *et al.*, "Description of the Entropy algorithm as applied in the Datex-Ohmeda S/5 Entropy Module," *Acta Anaesthesiol Scand*, vol. 48, no. 2, pp. 154–161, Feb. 2004, doi: 10.1111/j.0001-5172.2004.00322.x.
- [106] S. Mo, E. Mj, van G. Mj, Y.-H. Am, J. Vh, and V. Ap, "Quantification of epileptiform electroencephalographic activity during sevoflurane mask induction," *Anesthesiology*, vol. 107, no. 6, Dec. 2007, doi: 10.1097/01.anes.0000291444.68894.ee.
- [107] C. Zhang, H. Wang, and R. Fu, "Automated Detection of Driver Fatigue Based on Entropy and Complexity Measures," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 1, pp. 168–177, Feb. 2014, doi: 10.1109/TITS.2013.2275192.

- [108] S. M. Pincus, I. M. Gladstone, and R. A. Ehrenkranz, “A regularity statistic for medical data analysis,” *J Clin Monit*, vol. 7, no. 4, pp. 335–345, Oct. 1991, doi: 10.1007/BF01619355.
- [109] J. S. Richman and J. R. Moorman, “Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy,” *Am J Physiol Heart Circ Physiol*, vol. 278, no. 6, pp. H2039-2049, Jun. 2000, doi: 10.1152/ajpheart.2000.278.6.H2039.
- [110] B. García-Martínez, A. Martínez-Rodrigo, R. Zangróniz Cantabrana, J. M. Pastor García, and R. Alcaraz, “Application of Entropy-Based Metrics to Identify Emotional Distress from Electroencephalographic Recordings,” *Entropy*, vol. 18, no. 6, Art. no. 6, Jun. 2016, doi: 10.3390/e18060221.
- [111] J. Courtiol *et al.*, “The multiscale entropy: Guidelines for use and interpretation in brain signal analysis,” *J Neurosci Methods*, vol. 273, pp. 175–190, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.jneumeth.2016.09.004.
- [112] S.-D. Wu, C.-W. Wu, K.-Y. Lee, and S.-G. Lin, “Modified multiscale entropy for short-term time series analysis,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 392, no. 23, pp. 5865–5873, Dec. 2013, doi: 10.1016/j.physa.2013.07.075.
- [113] D. Cuesta-Frau, J. P. Murillo-Escobar, D. A. Orrego, and E. Delgado-Trejos, “Embedded Dimension and Time Series Length. Practical Influence on Permutation Entropy and Its Applications,” *Entropy (Basel)*, vol. 21, no. 4, p. 385, Apr. 2019, doi: 10.3390/e21040385.
- [114] X. Zhao, P. Shang, and J. Huang, “Permutation complexity and dependence measures of time series,” *EPL*, vol. 102, no. 4, p. 40005, May 2013, doi: 10.1209/0295-5075/102/40005.
- [115] N. Mammone, J. Duun-Henriksen, T. W. Kjaer, and F. C. Morabito, “Differentiating Interictal and Ictal States in Childhood Absence Epilepsy through Permutation Rényi Entropy,” *Entropy*, vol. 17, no. 7, Art. no. 7, Jul. 2015, doi: 10.3390/e17074627.
- [116] S. He, K. Sun, and H. Wang, “Multivariate permutation entropy and its application for complexity analysis of chaotic systems,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 461, pp. 812–823, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.physa.2016.06.012.
- [117] Z. Liang *et al.*, “EEG entropy measures in anesthesia,” *Front Comput Neurosci*, vol. 9, p. 16, Feb. 2015, doi: 10.3389/fncom.2015.00016.
- [118] M. Rostaghi and H. Azami, “Dispersion Entropy: A Measure for Time-Series Analysis,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, no. 5, pp. 610–614, May 2016, doi: 10.1109/LSP.2016.2542881.
- [119] A. H and E. J, “Amplitude-aware permutation entropy: Illustration in spike detection and signal segmentation,” *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 128, May 2016, doi: 10.1016/j.cmpb.2016.02.008.
- [120] G. Manis, M. Aktaruzzaman, and R. Sassi, “Bubble Entropy: An Entropy Almost Free of Parameters,” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 64, no. 11, pp. 2711–2718, Nov. 2017, doi: 10.1109/TBME.2017.2664105.

- [121] “Cover: Elements of information theory - Google Scholar.” https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Elements+of+Information+Theory&author=T.M.+Cover&author=J.A.+Thomas&publication_year=2005& (accessed May 02, 2022).
- [122] W. Chen, Z. Wang, H. Xie, and W. Yu, “Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy,” *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, vol. 15, no. 2, pp. 266–272, Jun. 2007, doi: 10.1109/TNSRE.2007.897025.
- [123] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets,” *Information and Control*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, Jun. 1965, doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.
- [124] null Schreiber, “Measuring information transfer,” *Phys Rev Lett*, vol. 85, no. 2, pp. 461–464, Jul. 2000, doi: 10.1103/PhysRevLett.85.461.
- [125] S. Raschka and V. Mirjalili, *Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, Scikit-learn, and TensorFlow*. Packt Publishing, 2017.
- [126] L. Besedovsky, H.-V. V. Ngo, S. Dimitrov, C. Gassenmaier, R. Lehmann, and J. Born, “Auditory closed-loop stimulation of EEG slow oscillations strengthens sleep and signs of its immune-supportive function,” *Nat Commun*, vol. 8, no. 1, Art. no. 1, Dec. 2017, doi: 10.1038/s41467-017-02170-3.
- [127] H.-V. V. Ngo, T. Martinetz, J. Born, and M. Mölle, “Auditory closed-loop stimulation of the sleep slow oscillation enhances memory,” *Neuron*, vol. 78, no. 3, pp. 545–553, May 2013, doi: 10.1016/j.neuron.2013.03.006.
- [128] N. Hv, M. A, F. I, M. T, M. M, and B. J, “Driving sleep slow oscillations by auditory closed-loop stimulation-a self-limiting process,” *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience*, vol. 35, no. 17, Apr. 2015, doi: 10.1523/JNEUROSCI.3133-14.2015.
- [129] T. Luo, Y. Fan, L. Chen, G. Guo, and C. Zhou, “EEG Signal Reconstruction Using a Generative Adversarial Network With Wasserstein Distance and Temporal-Spatial-Frequency Loss,” *Frontiers in Neuroinformatics*, vol. 14, 2020, Accessed: Jul. 10, 2022. [Online]. Available: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fninf.2020.00015>

9 – Abstract

Sleep is a mental and behavioral state that occurs periodically in most living organisms and is necessary to maintain mental health, mental development and physical growth. Examining the electrical activities of the brain during sleep shows that sleep is divided into two general stages: rapid eye movement and non-rapid eye movement, which includes 4 stages (N1, N2, N3 and N4). Failure to fully benefit from each of these stages causes mental, intellectual and physical damage. For this purpose, doctors record the vital signals of the patient during sleep in the laboratory by polysomnography and determine the length and sequence of the sleep disorder periods, and the doctor performs the diagnosis and treatment process based on that. Objective examination of these signals according to international sleep organization standards is a long and time-consuming process. It is also not possible for the patient to visit the laboratory every night.

In order to solve this problem, first a software was designed to collect, control, display and process the real-time electroencephalogram data received from the device. Then, the brain signal of 8 participants during a total of 61 nights was collected and recorded by the software. In the first step, these signals were divided into 30-second groups (epochs) and labeled by a sleep specialist. In the preprocessing phase, the brain signals went through steps such as baseline correction, frequency filtering, epoch assignment, manual removal of bad epochs, and data augmentation. In the next step, after extracting 73 features from the signal and checking some statistical characteristics of the extracted features, in order to measure the presence of statistically significant differences between the groups under study, ANOVA and Chi2 statistical tests were implemented on the extracted features and labels. Then the support vector machine learning model was trained on the data. The best learning parameters, including the number of superior features and the penalty factor, were found to be 60 and 10, respectively, by grid-search method. The final model has an accuracy of 83% and 76% for the top 60 and 35 features, respectively. The results showed that the data acquisition software and the extracted features are capable of long-term management of sleep data collection sessions and automatic staging of brain signals during sleep to an acceptable extent.

Keywords: Electroencephalogram (EEG) signal, Sleep staging, Signal recording software design, Neural signal processing



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

Department of Biomedical Engineering

BSc Thesis

**Software design for data acquisition, display, and
real-time processing of forehead dual-channel
electroencephalogram signals and statistical
comparision of features extracted from the signals
recorded during sleep**

**By
Amir Hossein Daraie**

**Supervisors
Dr. Farnaz Ghassemi**

July 2022