

مقدمه و بیان مسئله

خواب فرآیندی حیاتی برای حفظ سلامتی روانی، تکامل ذهنی و رشد جسمی است. درحین خواب مغز موجودات زنده همچنان فعال است. این فعالیت ناشی از تعامل الکتریکی و شیمیایی شبکه‌های مختلف مغزی است و به طور چشم‌گیری در طول خواب تغییر می‌کند. انعکاس این فعالیت‌های الکتریکی را می‌توان توسط دستگاه الکتروانسفالوگرام ثبت کرد. بررسی این داده‌ها نشان می‌دهد که خواب فرآیندی دوره‌ای است که به دو مرحله کلی تقسیم می‌شود: حرکت سریع چشم^۱ (خواب REM) و حرکت غیر سریع چشم^۲ (خواب غیر REM) 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 مانند افسردگی، اختلالات وسواس 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 پلی‌سومنوگرافی حین خواب در آزمایشگاه ثبت می‌کنند. سپس متخصصین خواب، طول و توالی دوره‌های متخلف 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 فرآیندی طولانی و زمان بر است. درنتیجه توسعه سخت‌افزاری و نرم‌افزاری این سیستم‌ها به منظور در دسترس قرار دادن آن‌ها به جامعه محققین و پزشکان و نیز خودکار کردن فرآیند نمره‌دهی خواب اهمیت زیادی در تسهیل روند تشخیص و درمان اختلالات مرتبط با خواب دارد.

هدف و ضرورت انجام پروژه

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. از

¹ Rapid Eye Movement

² Non-Rapid Eye Movement

نظر فیزیولوژیکی، حالت‌های خواب به دو نوع کلی تقسیم می‌شوند: حرکت سریع چشم (خواب REM) و حرکت غیر سریع چشم (خواب غیر REM) که شامل ۴ مرحله (N1، N2، N3 و N4) است. این 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 مرحله 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. طبقه‌بندی خواب اغلب به تجزیه و تحلیل بصری سیگنال‌های ثبت‌شده 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 طبقه‌بندی مراحل خواب پیروی می‌کند. درحالی‌که امتیازدهی بصری استاندارد طلایی باقی‌مانده است، سال‌های اخیر شاهد افزایش پیشرفت روش‌هایی برای مرحله‌بندی خودکار یا نیمه‌خودکار خواب بوده‌ایم (مانند آگاروال و گوتمن، ۲۰۰۱، ۲۰۰۲؛ بک و همکاران، ۲۰۰۵؛ برتومیر و همکاران، ۲۰۰۷؛ ما و همکاران، ۲۰۱۱؛ ایتلت و همکاران، ۱۹۶۹؛ کولی و دی، ۲۰۱۲؛ کراکوفسکا و کریستینا، ۲۰۱۱؛ لارسن و والتر، ۱۹۷۰؛ شالتنبراند و همکاران، ۱۹۹۶؛ سنگ فوئت و همکاران، ۲۰۱۲؛ شینگ-تی، ۲۰۱۲؛ استانوس و همکاران، ۱۹۸۷؛ استین و همکاران، ۲۰۰۵؛ هوانگ و همکاران، ۲۰۱۴). اگرچه این نتایج به‌دست‌آمده تا کنون امیدوارکننده بوده است، اما با توجه به ماهیت زمان‌بر و خسته‌کننده امتیازدهی بصری خواب، فضا برای بهبود نرم‌افزارهای طبقه‌بندی خودکار خواب و همچنین بهبود سخت‌افزارهای ثبت داده‌های الکتروانسفالوگرام وجود دارد.

با وجود پیشرفت تکنولوژی‌های ثبت EEG همچنان محدودیت‌هایی برای ثبت این سیگنال‌ها در محیط خارج آزمایشگاه در حین خواب وجود دارد: (۱) به دلیل ماهیت حساس خواب و عدم انطباق‌پذیری افراد جهت خواب در محیط‌های جدید خارج از خانه، سیگنال‌های ثبت‌شده 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 محدودکننده است؛ زیرا امکان دسترسی و تفسیر زمان مستقیم این سیگنال‌ها وجود ندارد. تفسیر زمان مستقیم این امکان را به محققین می‌دهد که بتوانند به‌صورت زنده مرحله خواب بیمار را مشاهده کرده و نیز توسط محرک‌هایی به‌منظور بهبود اختلالات، مداخلاتی را در خواب بیمار انجام دهند. این مداخلات می‌تواند به‌صورت شیمیایی شامل داروهای بیهوش 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 به‌صورت زمان مستقیم 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 قرار داد. سپس محققین می‌توانند الگوریتم‌های پردازشی خود را به‌صورت زمان مستقیم بر روی این سیگنال اعمال کنند. همچنین امکان مداخله 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.

سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

الکتروانسفالوگرافی (EEG) یک روش برای ثبت فعالیت الکتریکی مغز از پوست سر است. شکل موج‌های ثبت شده در این روش منعکس‌کننده‌ی 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. این امواج دارای بیشترین دامنه و کندترین فرکانس هستند. امواج دلتا به‌عنوان ریتم غالب در نوزادان تا یک سال مشاهده می‌شود (باند غالب) و در مراحل ۳ و ۴ خواب وجود دارد [1].

باند تتا دارای فرکانس ۴ تا ۸ هرتز است و به‌عنوان فعالیت "آهسته" طبقه‌بندی می‌شود. حضور امواج تتا در سیگنال مغزی کودکان تا ۱۳ سال و در حین خواب کاملاً طبیعی است [1].

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 (فکرکردن، محاسبه کردن) ناپدید می‌شود. آلفا یک ریتم اصلی است که در بزرگسالان حین آرامش دیده می‌شود و در بیشتر دوران زندگی به‌خصوص بعد از ۱۳ سالگی وجود دارد (ریتم غالب) [1].

باند بتا فعالیت "سریع" است. فرکانس آن بین ۱۲ تا ۳۵ هرتز است. این امواج معمولاً در هر دو نیم‌کره با یک توزیع متقارن دیده می‌شود و بیشتر در قسمت جلویی سر مشهود است. داروهای آرام‌بخش - خواب‌آور، به‌ویژه بنزودیازپین‌ها^۱ و باربیتورات‌ها^۲ بر شدت و احتمال تشدید آن در این نواحی می‌افزایند. امواج بتا ممکن است در مناطق آسیب‌دیده‌ی قشر مغز وجود نداشته باشد یا دامنه‌ی آن کاهش یابد. به‌طور کلی بتا به‌عنوان یک ریتم عادی در نظر گرفته می‌شود. این ریتم در بیمارانی که هوشیار یا مضطرب هستند یا چشمانشان باز است غالب است [1].

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 و تمرکز است [1].

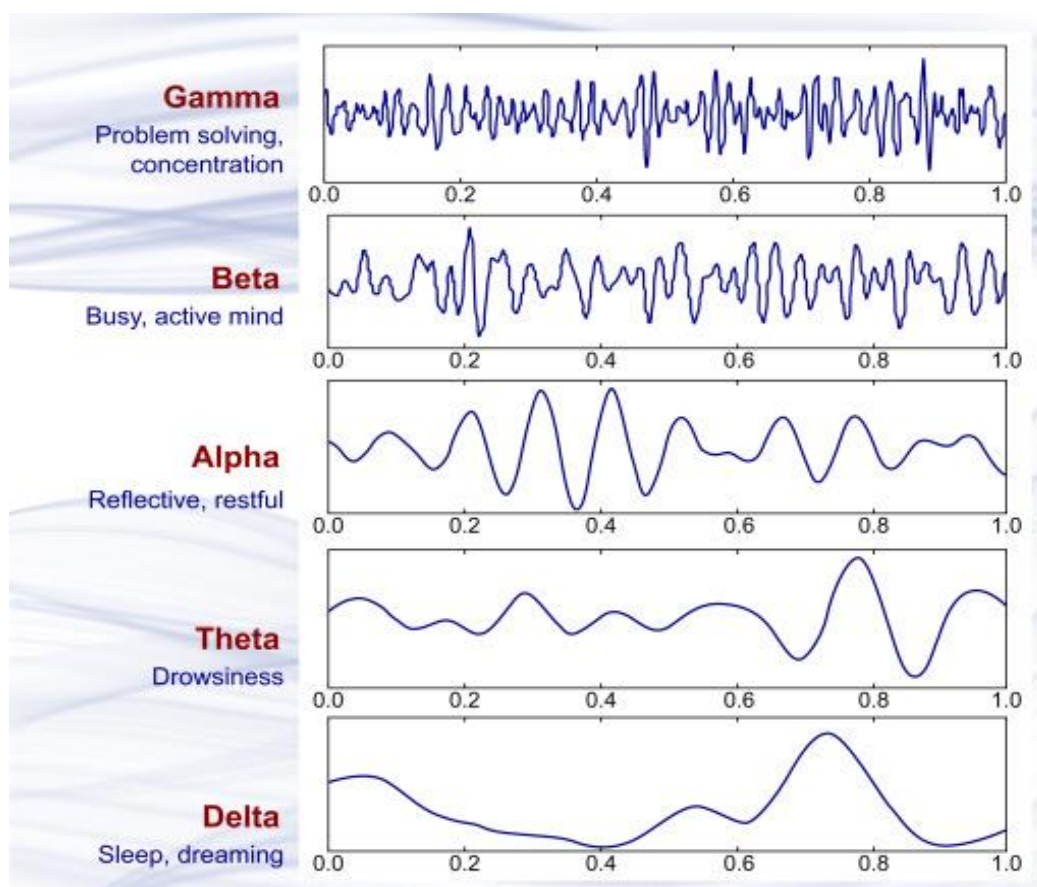
^۱ Benzodiazepines: هر کلاس از ترکیبات آلی هتروسیکلیک که به عنوان آرام بخش استفاده می‌شود، مانند Librium و Valium.

^۲ Barbiturates: هر دسته از داروهای آرام بخش و خواب آور مشتق شده از اسید باربیتوریک.

خلاصه‌ای از اطلاعات مربوط به هر کدام از باندهای فرکانسی در جدول ۱ آورده شده است؛ همچنین شکل موج سیگنال در هر یک از این بازه‌های فرکانسی در شکل ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱ - ویژگی‌های پنج باند فرکانسی اصلی در سیگنال‌های مغزی

باند فرکانسی	فرکانس	حالت مغزی
گاما	بیش از ۳۵ هرتز	تمرکز
بتا	۱۲ هرتز - ۳۵ هرتز	اضطراب غالب، فعال، توجه خارجی، آرام
آلفا	۸ هرتز - ۱۲ هرتز	توجه بسیار آرام و منفعل
تتا	۴ هرتز - ۸ هرتز	عمیقاً آرام، متمرکز به داخل
دلتا	۰.۵ هرتز - ۴ هرتز	خواب



شکل ۱ - نمونه‌های امواج مغزی با فرکانس‌های غالب متعلق به باندهای گاما، بتا، آلفا، تتا و دلتا [1]

روش پیاده‌سازی

در این پژوهش از ۵ فرد سالم حین خواب سیگنال الکتروانسفالوگرام ثبت می‌شود. سپس سیگنال مورد پردازش قرار گرفته و وجود اختلافات آماری معنادار در فازها و مراحل مختلف خواب بررسی خواهد شد. جزئیات مربوط به پیاده‌سازی مراحل ثبت داده و مشخصات داده‌ها در ادامه آورده شده است.

پیاده‌سازی آزمایش و داده‌گیری

در این پژوهش سیگنال‌های مغزی در حین خواب مدنظر قرار گرفته است. به این منظور یک هدبند الکتروانسفالوگرام در اختیار شرکت‌کنندگان قرار می‌گیرد. همچنین نحوه استفاده از نرم‌افزار طراحی شده به آن‌ها آموزش داده می‌شود. هر شرکت‌کننده موظف است قبل از خواب، ابتدا محل قرارگیری الکترودهای دستگاه (ناحیه پیشانی) را ضدعفونی کند. سپس هدبند را پوشیده و نرم‌افزار را در حالت ثبت و داده‌گیری قرار دهد. شرکت‌کنندگان با انتخاب گزینه **شروع ثبت** نرم‌افزار را در حالت داده‌گیری و ثبت قرار می‌دهند.

عدم قرارگیری صحیح دستگاه توسط شرکت‌کننده، وجود گردوغبار یا مو در زیر الکترودها، اتصال نادرست الکترودها به دستگاه، تداخل نویز محیطی با کانال ارتباطی، و عدم اتصال دانگل به رایانه از اشتباهات رایج در زمان داده‌گیری است. به این منظور پنبلی در نرم‌افزار قرار داده خواهد شد که محققین و شرکت‌کنندگان می‌توانند سیگنال‌های دریافتی را در آن مشاهده کنند و دریافت صحیح و سالم بودن این سیگنال را چشمی بسنجند. این امر از بروز اشتباه توسط شرکت‌کنندگان جلوگیری می‌کند. در ادامه شرکت‌کننده باید طبق روال معمول به خواب رفته و دستگاه و نرم‌افزار، داده‌های مغزی وی را در تمام طول شب ثبت می‌کنند.

نرخ ثبت و نمونه‌برداری دستگاه الکتروانسفالوگرام مورد استفاده در این پژوهش 256 ± 8 هرتز است. در نتیجه نرم‌افزار باید با سخت‌افزار هماهنگ بوده و روند نمایش و ذخیره‌ی این داده‌ها تأخیر یا تداخلی در روند ثبت ایجاد نکند. طبق استاندارد سازمان بین‌المللی خواب، سیگنال‌های دریافت شده در زمان رسیدن به هسته‌ی نرم‌افزار به پنجره‌های ۳۰ ثانیه‌ای^۱ تقسیم می‌شوند. در انتها، پس از اتمام خواب، شرکت‌کنندگان باید گزینه

¹ Epoch

اتمام را در برنامه انتخاب کنند تا داده‌گیری متوقف شود و داده‌های ثبت‌شده در حین شب بر روی فضای ذخیره‌سازی رایانه در قالب فایل txt ذخیره می‌شوند.

مشخصات داده‌های EEG ثبت شده حین خواب

رویکرد مدنظر پیش از ساخت رابط کاربری نرم‌افزار و داده‌گیری، استفاده از داده‌های الکتروانسفالوگرام ثبت‌شده توسط گروه تحقیقاتی خواب و حافظه موسسه‌ی داندروز^۱ هلند است. این دادگان شامل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ۵ شرکت‌کننده سالم حین خواب است که از هرکدام به مدت دو تا سه شب داده‌گیری شده است. این دادگان توسط متخصصین خواب در مرکز پزشکی دانشگاه رادبود^۲ طبقه‌بندی^۳ و برچسب‌گذاری شده و در دسترس ما قرار داده می‌شود. در این ثبت‌ها از هدبند الکتروانسفالوگرام هیپنوداین زی‌مکس^۴ و نرم‌افزار این کمپانی برای ثبت و ذخیره‌سازی داده‌ها استفاده شده است.^۵ لازم به ذکر است که دادگان نیاز به پیش پردازش اولیه داشته و استانداردهای مدنظر انجمن پزشکی خواب آمریکا (AASM) مبنی بر گروه‌بندی داده‌ها به پنجره‌های ۳۰ ثانیه‌ای و پیش‌پردازش آن باید اعمال شود. دادگان به فرمت آرایه برنامه متلب و EDF ذخیره شده‌اند. هر داده از دو کانال EEG چپ و راست تشکیل می‌شود و شامل ۶ تا ۸ ساعت خواب یک شرکت‌کننده‌ی سالم است.

مروری بر پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه طبقه‌بندی خودکار خواب

تا کنون محققین خواب و پژوهشگران حوزه‌ی هوش مصنوعی تلاشی برای طبقه‌بندی خواب با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین کلاسیک مانند SVM [3], [2], LightGBM [4], XGBoost [5] و GLM [6] و

¹ Donders Institute for Brain, Cognition and Behaviour

² Radboud University Medical Center

³ Classify

⁴ Hypnodyne Zmax

^۵ از جمله محدودیت‌های این نرم‌افزار این است که سیگنال‌های حیاتی شامل الکتروانسفالوگرام، دمای بدن و پالس اکسی‌متر به صورت زمان مستقیم در اختیار پژوهش‌گران قرار نمی‌گیرد.

همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین مدرن مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق [7] کرده‌اند و توانسته‌اند نتایج قابل توجهی را در طبقه‌بندی خودکار خواب کسب کنند.

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

الگوریتم‌های هوش مصنوعی به‌منظور دسته‌بندی دادگان ورودی و جلوگیری از وارد شدن حجم زیادی داده‌ی 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 حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان - فرکانس از آن استخراج کرد. انتخاب بهینه‌ی این ویژگی‌های استخراج شده بسیار اهمیت دارد؛ زیرا از پیچیدگی‌های محاسباتی بی‌مورد و بروز خطا در خروجی الگوریتم طبقه‌بندی جلوگیری می‌کند.

در مطالعات گذشته، ویژگی‌های متعددی از سیگنال‌های حیاتی توسط تعداد زیادی از محققین استخراج و مطالعه شده است. در این راستا، کراکوفسکا^۱ و همکاران کوشیده‌اند که با استخراج نمونه‌هایی از سیگنال پلی‌سومنوگرافی (PSG)^۲ دقت طبقه‌بندی را در الگوریتم‌های طبقه‌بندی خواب افزایش دهند. در این تحقیق

¹ Krakovská

^۲ Polysomnography یا آزمایش چندگانه خواب آزمایشی است که نوار مغزی (الکتروانسفالوگرافی) را در طی خواب ثبت می‌کند؛ اغلب همراه با آن، ECG، الکترواکولوگرافی (EOG)، الکترومیوگرافی (EMG)، باز شدن قفسه سینه، و ثبت وضعیت تورم آلت تناسلی، اشباع اکسیژن خون، حرکت بدن، دمای بدن، پاسخ گالوانیک پوست (GSR)، و سطح اسید، معده استفاده می‌شود (Wikipedia).

۷۴ ویژگی از جمله ویژگی‌های زیر برای داده‌های پلی‌سومنوگرام محاسبه شد: فرکانس متوسط^۱، دامنه متوسط^۲، واریانس^۳، چولگی^۴، کشیدگی^۵، گشتاورهای طیفی^۶، لبه طیفی^۷، قدرت‌های طیفی مطلق و نسبی^۸، نسبت‌های توان نسبی^۹، توان طیفی^{۱۰}، آنتروپی^{۱۱}، آنتروپی طیفی^{۱۲}، بعد فراکتال^{۱۳}، روند کاهش‌یافته تحلیل توان نوسان^{۱۴}، انسجام^{۱۵}، زاویه فاز^{۱۶} و اطلاعات متقابل^{۱۷}. آنان پس از بررسی آماری ۱۴ ویژگی را انتخاب کردند به طوری که در نهایت دقت ۸۱ درصد در طبقه‌بندی خواب به دست آمد. همچنین آنان نشان دادند که با انتخاب تنها ۴ ویژگی مشخص به دقت ۷۴ درصد هم می‌توان رسید. با این حال، به گفته این محققین، از نظر ترکیب این ویژگی‌ها، همچنان راه‌هایی برای بهبود وجود دارد [8].

لجنف^{۱۸} و همکاران نیز ۱۰۲ ویژگی متمایز را از حوزه زمان، فرکانس، زمان - فرکانس و ویژگی‌های خطی و غیرخطی برای داده‌های EEG، EOG و EMG جمع‌آوری کردند. این ویژگی‌ها در حوزه زمان شامل واریانس، انحراف معیار، RMS، چولگی، کشیدگی، صدک ۷۵ و در حوزه فرکانس شامل توان طیفی کل و نسبی، نسبت‌های توان و آنتروپی طیفی است که همگی از تخمین چگالی طیفی توان (PSD) محاسبه شده‌اند. سپس با استفاده از روش‌های کاهش بعد^{۱۹}، ویژگی‌هایی که تمایزپذیری کمتری میان گروه‌های تحت مطالعه نشان می‌دادند (بر اساس آزمون t) حذف شدند و در نهایت تنها ۳۲ ویژگی از ۱۰۲ ویژگی اولیه به الگوریتم یادگیری

¹ Average frequency

² Avergae Amplitude

³ Variance

⁴ Skewness

⁵ Kurtosis

⁶ Spectral Moments

⁷ Spectral Edge

⁸ Absolute and relative spectral powers

⁹ Relative spectral power

¹⁰ Relative power ratios

¹¹ Entropy

¹² Spectral entropy

¹³ Fractal dimension

¹⁴ Detrended fluctuation exponent analysis

¹⁵ Coherence

¹⁶ Phase angle

¹⁷ Mutual information

¹⁸ Lajnef

¹⁹ Dimentionality reduction

ماشین SVM داده شد که دقت ۸۸ درصد را در طبقه بندی خواب بدست آوردند. مراحل این آزمایش در شکل ۲ برگرفته از این مقاله نشان داده شده است [9].

چندین روش برای تخمین طیف توان وجود دارد و به طور کلی به روش های پارامتری و غیرپارامتری تقسیم می شوند. لجنف و همکارانش روش پریودوگرام میانگین ولش^۱ را که به طور گسترده مورد استفاده قرار می گیرد، به کار برده اند [9]. آنان هر دوره ۳۰ ثانیه ای را به شش بخش غیر هم پوشان تقسیم کردند و 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، آنان توان را در پنج باند فرکانسی مجزا با میانگین توان در هر باند فرکانسی محاسبه کردند. پنج باند عبارتند از: دلتا (۰.۵-۴.۵ هرتز)، تتا (۴.۵-۸.۵ هرتز)، آلفا (۸.۵-۱۱.۵ هرتز)، سیگما (۱۱.۵-۱۵.۵ هرتز) و بتا (۱۵.۵-۳۲.۵ هرتز) [9]. در نهایت ویژگی های فرکانسی که شامل توان مطلق، توان نسبی در هر باند فرکانسی، نسبت توان های نسبی متشکل از ۱۶ جای گشت توانی (برای مثال توان نسبی آلفا به سیگما و توان نسبی تتا به آلفا و باقی ۱۴ جای گشت موجود) و آنتروپی طیفی است را برای ۳۰ ثانیه داده محاسبه کردند. آنتروپی طیفی که بر اساس آنتروپی شانون در فیزیک محاسبه می شود که در واقع فرایند کمی کردن "منظم بودن/تصادفی بودن" طیف توان در یک دوره زمانی معین است که در سال ۱۹۹۶ توسط پاردی^۳ و همکارانش معرفی شد. پس از آن، این معیار کاربردهای زیادی در مطالعه عمق بیهوشی از سیگنال الکتروانسفالوگرام داشته است [10].

همچنین دو ویژگی غیرخطی که آن ها برای سیگنال های خواب محاسبه کردند (۱) آنتروپی جای گشت و (۲) اپراتور انرژی تیگر است [9]. (۱) آنتروپی جای گشت یک اندازه گیری غیرخطی است که پیچیدگی سری های زمانی را مشخص می کند [11]. از این معیار این به منظور نظارت بر عمق بیهوشی از سیگنال های EEG نیز استفاده شده است [12] و نشان داده شده است که ابزار امیدوار کننده ای برای آشکار کردن ناهنجاری های فعالیت مغزی در بیماران مبتلا به صرع است [13]. مانند سایر معیارهای آنتروپی، آنتروپی جای گشت معیار مناسبی

¹ Welch's averaged periodogram

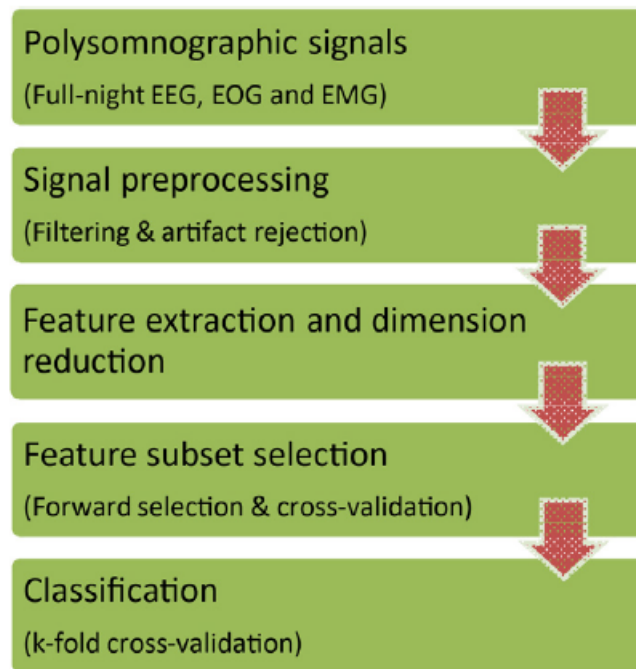
² Hamming window

³ Pardey

برای کمی کردن نظم، پیچیدگی یا مسطح شدن در توزیع فرکانس است. آنتروپی جای گشت اطلاعات زمانی موجود در یک سری زمانی را در نظر می گیرد و با هزینه های محاسباتی بسیار پایین همراه است [14]. هنگامی که EEG تحت تسلط فرکانس های بالا باشد، آنتروپی بیشینه است (نزدیک به ۱) و برعکس، زمانی که سیگنال تحت تسلط فرکانس های پایین باشد، آنتروپی حداقل مقادیر خود را می گیرد [11]. اصل آنتروپی جای گشت بر این ایده استوار است که با ارزیابی فراوانی وقوع الگوهای جای گشت عناصر یک سری زمانی، می توان اطلاعاتی در مورد پویایی سیستم استنتاج کرد. احتمال وجود هر الگوی ممکن می تواند اطلاعاتی را در مورد پویایی سیگنال آشکار کند.

(۲) عمل گر انرژی تیگر (TEO)¹: دومین ویژگی غیرخطی که آن ها استفاده کرده اند که به عنوان عمل گر انرژی Teager-Kaiser نیز شناخته می شود. این یک عمل گر درجه دوم غیرخطی است که در ابتدا توسط کایزر (۱۹۹۰) برای اندازه گیری انرژی فیزیکی یک سیستم معرفی شد. یکی از مزایای آن این است که امکان تشخیص تغییرات لحظه ای در سیگنال مانند ناپیوستگی، افزایش یا کاهش دامنه و فرکانس را فراهم می کند. TEO در کاربردهای پردازش سیگنال متعددی استفاده شده است (به عنوان مثال [15]).

¹ Teager energy operator



شکل ۲ - خلاصه‌ای از فرآیند طبقه بندی خواب لنجف و همکارانش برگرفته از [3]

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 به‌تنهایی، تمایز کلی بهتری را در شناسایی مراحل خواب به همراه دارد [16]. 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 به‌عنوان مثال، باندهای فرکانس بالاتر توان طیفی را محاسبه نکردند و برای محاسبه بعد همبستگی و توان لیاپانوف، دوره‌های طولانی را انتخاب کردند که منحصراً به مراحل خواب خاص (طول ۲:۴۴ دقیقه) تعلق داشتند [16].

¹ Fell

بکیان و مرادی در یک مطالعه بر روی داده‌های ثبت شده از هدبند الکتروانسفالوگرام دریم^۱ ویژگی‌های متعددی را از سیگنال‌های EEG، PPG و شتاب‌سنج آن استخراج کردند. این ویژگی‌ها شامل بیشینه، میانه، تعداد عبور از صفر، انحراف معیار، کشیدگی، چولگی، تحرک Hjorth^۲ و پیچیدگی Hjorth^۳ در حوزه زمان می‌شوند. در حوزه فرکانس توان باند دلتا، تتا، آلفا و سیگما و نسبت‌های آن‌ها به هم استخراج شدند. همچنین آنان ویژگی‌های غیرخطی مانند آنتروپی رنی^۴، آنتروپی طیفی نسبی^۵، بعد فراکتال کاتز^۶ و بعد فراکتال هیگچی^۷ را از سیگنال‌های EEG استخراج کردند. در این مطالعه از الگوریتم جنگل تصادفی^۸ (RF) برای طبقه‌بندی مراحل خواب استفاده شد. آن‌ها همچنین تفاوت در نتیجه طبقه‌بندی فوق را با ماشین بردار پشتیبان (SVM) و K-نزدیک‌ترین همسایه (KNN) بررسی کردند. بر اساس نتایج این مطالعه RF با ۷۶.۲۰٪ بیشترین دقت^۹ را در طبقه‌بندی دارد. همچنین پس از آن، الگوریتم‌های SVM با دقت ۷۵.۶۱٪ و KNN با دقت ۶۹.۴۶٪ مراحل خواب را طبقه‌بندی کردند [3].

به طور خلاصه مطالعات فوق تأیید کرد که استفاده هم‌زمان از چند مشخصه طیفی و غیرخطی که بادقت انتخاب شده‌اند، قوی‌ترین راه‌حل در تلاش برای خودکار کردن طبقه‌بندی خواب به نظر می‌رسد [3], [8], [9], [16].

جمع‌بندی

هدف از این مطالعه در مرحله اول طراحی نرم‌افزاری جهت دریافت و نمایش داده‌های الکتروانسفالوگرام به صورت زمان مستقیم است. در مرحله دوم، پس از انجام پیش‌پردازش‌های مورد نیاز، ویژگی‌های استخراج‌شده

¹ Dreem

² Hjorth mobility

³ Hjorth complexity

⁴ Rényi entropy

⁵ Relative spectral entropy

⁶ Katz Fractal Dimension

⁷ Higuchi Fractal Dimension

⁸ Random Forest

⁹ Accuracy

از سیگنال‌های ثبت‌شده از نظر تمایزپذیری میان مراحل مختلف خواب مورد بررسی و مقایسه‌ی آماری قرار خواهد گرفت.

در راستای هدف کلی این مطالعه، آشنایی با زمینه علمی تصویربرداری عصبی خواب، آشنایی با روش‌های پیش‌پردازش سیگنال‌های EEG، آشنایی با ویژگی‌های زمانی و فرکانسی سیگنال‌های EEG و مقایسه آماری ویژگی‌های سیگنال‌ها در مراحل مختلف خواب، از اهداف اصلی این مطالعه به شمار می‌روند.

مراجع

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.

- 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. [7]
- 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. [8]
- 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. [9]
- 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. [10]
- 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. [11]
- E. Olofsen, J. W. Sleight, 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. [12]
- 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. [13]
- 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. [14]
- A. Erdamar, F. Duman, and S. Yetkin, “A wavelet and teager energy operator based method for automatic detection of K-Complex in sleep EEG,” *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 1, pp. 1284–1290, Jan. 2012, doi: 10.1016/j.eswa.2011.07.138. [15]
- J. Fell, J. Röscke, K. Mann, and C. Schäffner, “Discrimination of sleep stages: a comparison between spectral and nonlinear EEG measures,” *Electroencephalography and* [16]

Clinical Neurophysiology, vol. 98, no. 5, pp. 401–410, May 1996, doi: 10.1016/0013-4694(96)95636-9.