





دانشگاه تربیت مدرس

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیکز

بررسی روش‌های تشخیص مراحل خواب

دانشجو

محمد رضا افشاری

استاد راهنما

دکتر فواد قادری

نیمسال دوم تحصیلی ۱۴۰۱ - ۱۴۰۲

چکیده

در سال‌های اخیر و با پیشرفت‌های صورت گرفته در هوش مصنوعی، سیستم‌های تشخیص مرحله خواب خودکار با روش‌های متنوع و دقت‌های بالا توسعه یافته‌اند. در این سیستم‌ها از انواع داده‌های مختلف و روش‌های یادگیری-ماشین و یادگیری عمیق برای اینکار استفاده شده‌است. در این پژوهش پس از بررسی مفاهیم پایه درباره خواب و روش استاندارد تشخیص مراحل خواب در محیط کلینیک و آزمایشگاهی، انواع داده‌های موجود برای انجام این کار و روش‌های مختلف ارائه شده برای تشخیص خودکار مراحل خواب به تفکیک داده‌ای که استفاده کرده‌اند، بررسی شده‌است.

کلید واژه‌ها: هوش مصنوعی، تشخیص خودکار مرحله خواب، یادگیری ماشین، یادگیری عمیق

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
۲	فصل ۱ - مقدمه و کلیات پژوهش
۲	۱-۱ مقدمه
۳	۲-۱ بیان مساله
۴	۳-۱ اهداف پژوهش
۵	۴-۱ سوالات پژوهش
۵	۵-۱ ساختار پژوهش
۶	فصل ۲ - مفاهیم پایه
۶	۱-۲ مقدمه
۶	۲-۲ مفاهیم خواب
۶	۱-۲-۲ مرحله بیداری
۷	۲-۲-۲ مرحله N1
۷	۳-۲-۲ مرحله N2
۷	۴-۲-۲ مرحله N3
۷	۵-۲-۲ مرحله REM
۷	۳-۲ Polysomnography
۹	۱-۳-۲ سیگنال‌های مورد استفاده در Polysomnography
۱۱	۴-۲ دستگاه‌های پوشیدنی

۱۱ Actigraphy ۱-۴-۲
۱۲ Electrocardiogram سنسور ۲-۴-۲
۱۲ Photoplethysmogram سنسور ۳-۴-۲
۱۳ ۵-۲ سری زمانی و پردازش سیگنال
۱۴ ۶-۲ خلاصه فصل
۱۵ فصل ۳ - روش‌های تشخیص مرحله خواب
۱۵ ۱-۳ مقدمه
۱۵ ۲-۳ مجموعه داده‌های موجود مورد استفاده در این حوزه
۱۷ ۳-۳ روش‌های تشخیص مرحله خواب به تفکیک داده مورد استفاده در آنها
۱۷ ۱-۳-۳ داده‌های چند وجهی
۲۰ Electroencephalogram سیگنال ۲-۳-۳
۲۴ Electrocardiogram سیگنال ۳-۳-۳
۲۵ Photoplethysmogram سیگنال ۴-۳-۳
۲۷ ۵-۳-۳ دیگر داده‌ها
۲۸ ۴-۳ روش‌های ارزیابی
۲۸ ۱-۴-۳ ماتریس درهم‌ریختگی
۲۹ accuracy معیار ۲-۴-۳
۲۹ Kappa coefficient معیار ۳-۴-۳
۳۰ Precision معیار ۴-۴-۳
۳۰ Specificity معیار ۵-۴-۳
۳۰ F-score معیار ۶-۴-۳

فصل ۴ - نتیجه گیری ۳۱

فرصت‌های پژوهشی ۳۲

مراجع ۳۳

فصل ۱

مقدمه و کلیات پژوهش

۱-۱ مقدمه

خواب یکی از وظایف اساسی بدن میباشد که با دنباله‌ای از تغییرات در مغز، ماهیچه‌ها، چشم، قلب و فعالیت تنفسی مشخص میشود. خواب یکی از اصلی‌ترین پیش‌نیازها برای سلامت فیزیکی و روانی افراد میباشد. زمانی که ریتم زندگی افراد تغییر میکند، بیخوابی و اختلالات خواب میتواند باعث تهدید سلامت افراد و بدخلقی آنها شود و روی کیفیت زندگی آنها تاثیر منفی بگذارد [۱].

این موضوع که ما بتوانیم کیفیت و کمیت خواب را اندازه‌گیری کنیم از اهمیت بالایی برخوردار است و تاثیر بسزایی روی تحقیقات پزشکی و کاربردهای عملی دارد. به طور معمول، متخصصان خواب کیفیت خواب را با استفاده از فعالیت‌های الکتریکی ضبط شده توسط سنسورهایی که به بخش‌های متخلف بدن متصل هستند، میسنجند. بهترین و شناخته‌شده‌ترین روش برای انجام اینکار تست خواب^۱ میباشد که در آن مجموعه‌ای از سیگنال‌ها برای تشخیص اختلالات خواب و نظارت بر خواب، مورد بررسی قرار میگیرد. در این پروسه سیگنال‌های مختلفی مورد بررسی قرار میگیرند. از جمله این سیگنال‌ها میتوان به سیگنال^۲ electroencephalogram برای بررسی فعالیت‌های نورونی، سیگنال^۳ Electrooculography برای حرکات چشم، سیگنال^۴ Electromyography برای بررسی فعالیت‌های ماهیچه‌ها، سیگنال^۵ Electrocardiogram برای بررسی ضربان قلب و سیگنال‌های دیگر برای بررسی فاکتورهای مرتبط با تنفس، اشاره کرد. متخصصان از این سیگنال‌ها برای مشخص کردن مرحله خواب فرد استفاده میکنند. این کار با مراجعه به دفترچه‌های راهنمای خواب - که راهنمایی برای بررسی سیگنال‌ها و استخراج اطلاعاتی مانند مراحل خواب بصورت دستی میباشد - انجام میگیرد. این روش بعنوان روش استاندارد برای بررسی و نظارت بر خواب در نظر گرفته میشود و از دقت بالایی برخوردار است و امروزه بعنوان استاندارد در نظر گرفته میشود. جدای تمامی نکات مثبت در رابطه با این روش، هزینه بالا و محدود بودن این روش به محیط آزمایشگاهی و تجهیزات تخصصی و گران قیمت، نیاز به افراد متخصص و زمان بر بودن پروسه باعث خارج از دسترس بودن این تست برای بسیاری از افراد شده است. از دیگر نکات این روش، محدود بودن آن به بررسی خواب در طول یک شب میتوان اشاره کرد که امکان بررسی و نظارت بر خواب در طولانی مدت را ندارد.

¹ polysomnography

² EEG

³ EOG

⁴ EMG

⁵ ECG

ظهور سنسورها و دستگاه‌های پوشیدنی باعث تولید سیستم‌هایی برای آسانتر و در دسترس‌تر بودن نظارت بر خواب شده‌است. با استفاده از این دستگاه‌ها این موضوع بصورت خودکار و طی چندین شبانه روز قابل انجام می‌باشد. دو حوزه‌ی مرتبط با این سیستم‌ها، حوزه دریافت سیگنال^۶ و حوزه پردازش سیگنال^۷ می‌باشد. در حوزه دریافت سیگنال‌ها، پیشرفت‌هایی در پیدا کردن سیگنال‌های جایگزین (در مقایسه با روش PSG) برای دریافت اطلاعات درباره خواب صورت گرفته است. این پیشرفت‌ها شامل ساخت سنسورهای جدید، مدار واسط‌های جدید، ایجاد سخت‌افزارهای بهینه از نظر مصرفی و قرار دادن همه اینها در پکیج‌های کوچکتر، میشود. تحقیقات در حوزه پردازش سیگنال موضوعاتی نظیر توسعه تکنیک‌های استخراج ویژگی از سیگنال‌ها، توسعه الگوریتم‌های یادگیری ماشین و استفاده از هوش مصنوعی برای استخراج اطلاعاتی نظیر وضعیت خواب یا بیداری و مرحله خواب را مورد بررسی قرار میدهند [۲].

۱-۲ بیان مساله

همانطور که در بخش قبلی نیز به این موضوع اشاره شد، آنالیز سیگنال‌های دریافتی در PSG بصورت دستی نیاز به کار زیادی توسط متخصصین دارد و محدود به محیط آزمایشگاهی و کنترل شده می‌باشد. در سال‌های اخیر با پیشرفت‌های صورت گرفته در حوزه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، سیستم‌ها و روش‌های زیادی برای انجام اینکار بصورت خودکار ایجاد شده‌است. از دلایل دیگر افزایش تحقیقات در این حوزه میتوان به در دسترس بودن و راحتی استفاده دستگاه‌های تولید شده اشاره کرد. در این تحقیقات سعی بر تولید روش‌هایی برای بررسی و نظارت بر خواب بصورت خانگی و دور از کلینیک و انجام این بررسی‌ها در بلندمدت، بوده‌است.

مساله دسته‌بندی مرحله خواب^۸ یا تشخیص مرحله خواب^۹ به مشخص کردن و تشخیص مراحل مختلف خواب در طول خواب فرد گفته‌میشود. از دسته‌بندی مرحله خواب میتوان برای بررسی نسبت طول هر مرحله خواب به یکدیگر استفاده کرد که این موضوع میتواند به مشخص کردن میزان کیفیت خواب کمک کند [۳]. همچنین از این روش برای تشخیص انواع مختلف اختلالات خواب مانند آپنه خواب^{۱۰} و یا بیخوابی^{۱۱} استفاده میشود. امروزه با پیشرفت الگوریتم‌ها و روش‌هایی مانند Deep Learning و افزایش توان محاسباتی، سیستم‌های تولیدشده برای دسته‌بندی مرحله خواب بصورت خودکار از دقت بالایی برخوردار هستند و سالانه شاهد پیشرفت و بالا رفتن دقت

⁶ signal acquisition

⁷ signal processing

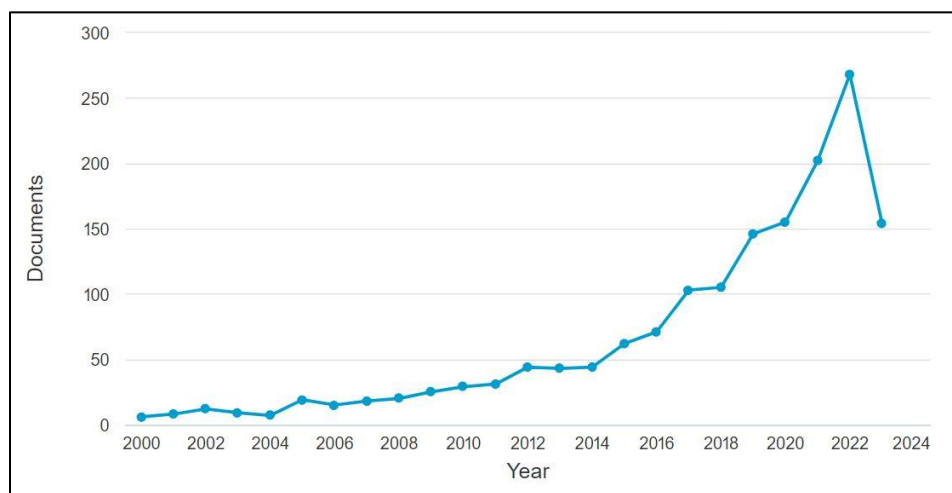
⁸ sleep stage classification

⁹ sleep stage detection

¹⁰ sleep apnea

¹¹ insomnia

این روش‌ها هستیم. از موضوعات قابل بررسی در این مساله نوع داده مورد استفاده برای انجام اینکار میباشد. برای مثال در برخی از تحقیقات از چندین سیگنال بعنوان ورودی استفاده میشود که این موضوع شبیه به روش PSG میباشد که در آن چندین سیگنال مورد بررسی قرار میگیرند. این روش‌ها از دقت بالاتری برخوردار هستند اما نیاز به تجهیزات و سنسورهای بیشتری دارند و دسترس‌پذیری کمی دارند. در مقابل در برخی تحقیقات سعی بر محدود کردن تعداد سیگنال‌های ورودی شده تا جایی که تنها از یک سیگنال مانند سیگنال PPG دریافتی از نوک انگشت یا مچ دست استفاده شده‌است. اینکار باعث افزایش کاربرد این سیستم‌ها در محیط خانگی میشود و نیاز به وجود افراد متخصص و محیط کنترل‌شده را رفع میکند. همچنین باعث بیشتر در دسترس بودن دسته‌بندی مرحله خواب میشوند تا همه افراد بتوانند از کیفیت خواب خود بدون نیاز به مراجعه به پزشک مطلع شوند. در این مطالعه سعی بر بررسی روش‌های استفاده شده به تفکیک سیگنال‌ها و ورودی‌های استفاده شده در هر یک از این روش‌ها شده است.



تعداد مقالات ارائه شده در زمینه دسته‌بندی مرحله خواب

استخراج شده از پایگاه Scopus با استفاده از کلمات کلیدی به شرح زیر:

Sleep stage classification, sleep stage detection, sleep staging

۱-۳ اهداف پژوهش

در این بخش اهداف اصلی انجام این مطالعه به شرح زیر بیان میگردد:

- بررسی مفاهیم پایه مورد استفاده در دسته‌بندی خودکار مرحله خواب
- بررسی انواع داده‌های مورد استفاده برای انجام اینکار

- بررسی روش‌های ارائه شده در پژوهش‌های گذشته

۴-۱ سوالات پژوهش

در این قسمت به بیان سؤالاتی که در این پژوهش به آنها پاسخ داده میشود میپردازیم.

- چرا توسعه روش‌های خودکار برای تشخیص مرحله خواب از اهمیت برخوردار است؟
- نکات مثبت و منفی این روش‌ها در مقایسه با روش‌های موجود چه میباشد؟
- نحوه عملکرد این سیستم‌های تشخیص خودکار مرحله خواب چگونه است؟
- از چه منابعی از داده میتوان برای انجام اینکار استفاده کرد؟

۵-۱ ساختار پژوهش

در ادامه و در فصل دوم مفاهیم پایه در رابطه با خواب و روش‌های مورد استفاده در مساله تشخیص مرحله خواب بررسی میشوند. در فصل سوم روش‌های ارائه شده در سال‌های اخیر به تفکیک داده مورد استفاده در آنها برای این مساله مورد بررسی قرار میگیرند و در فصل چهارم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری آورده شده‌است.

فصل ۲

مفاهیم پایه

۲-۱ مقدمه

در این فصل ابتدا مفاهیم مرتبط با خواب بررسی میشوند. سپس روش polysomnography بعنوان روش استاندارد تشخیص مرحله خواب مورد بررسی قرار میگیرد و انواع داده‌ها و سیگنال‌های مورد استفاده در این روش توضیح داده خواهند شد. در ادامه روش‌ها و الگوریتم‌های پر استفاده در تحقیقات این حوزه توضیح داده میشود.

۲-۲ مفاهیم خواب

خواب یک فرد عادی از دو مرحله کلی تشکیل میشود – rapid eye movement (REM) و non-REM (NREM) – که این دو مرحله بصورت چرخشی در طول خواب تغییر میکنند. در مرحله NREM عضلات بصورت تونوس بوده و با انقباض‌های خفیف همراه هستند و فعالیت ذهنی کمینه میباشد. در مرحله REM عضلات فاقد تونوس و انقباض میباشند و فعالیت‌های ذهنی بالاتر میرود و خواب دیدن در این مرحله اتفاق میافتد. در افرادی که از اختلالات خوابی رنج نمیبرند، مراحل خواب به این شرح میباشند: خواب از مرحله NREM شروع میشود و به مراحل عمیق‌تر از NREM (مراحل ۲، ۳ و ۴ با تعاریف کلاسیک و مراحل N2 و N3 با تعاریف مدرن) وارد میشوند و پس از ۸۰ تا ۱۰۰ دقیقه به مرحله REM وارد میشود. پس از این مراحل خواب بین این دو مرحله بصورت دوره‌ای و با مدت حدودا ۹۰ دقیقه جابجا میشوند [۴].

در ادبیات جدید خواب به پنج مرحله تقسیم میشود: بیداری، N1، N2، N3 و REM. مراحل N1 تا N3 بعنوان زیرمجموعه از مرحله کلی NREM شناخته میشوند که در این مراحل خواب به همان ترتیب عمیق‌تر میشود. به طور متوسط ۷۵ درصد از خواب در این مراحل سپری میشوند که بیشتر آن هم در مرحله N2 است. یک خواب نرمال از ۴ تا ۵ دوره خواب تشکیل میشود که هر دوره به این ترتیب میباشد (از چپ به راست): N1, N2, N3, REM, N2. یک دوره کامل بین ۹۰ تا ۱۱۰ دقیقه طول میکشد. در ادامه به توضیح مختصر این مراحل میپردازیم.

۲-۲-۱ مرحله بیداری^{۱۲}

اولین مرحله از خواب مرحله بیداری یا به اختصار W میباشد. بخشی از این مرحله چشمان فرد باز میباشد و در بخش دیگر فرد خواب‌آلود شده و چشمان خود را میبندد.

¹² Wake

۲-۲-۲ مرحله N1 یا خواب سبک (Light Sleep)

این مرحله سبک‌ترین مرحله خواب می‌باشد. تنفس در این مرحله با نرخ منظم صورت می‌گیرد و این مرحله بین ۱ تا ۵ دقیقه می‌باشد و ۵ درصد از خواب را تشکیل می‌دهد.

۲-۲-۳ مرحله N2

در این مرحله خواب عمیق‌تر می‌شود و ضربان قلب و دمای بدن کاهش پیدا می‌کند. طول این مرحله حدود ۲۵ دقیقه در دوره اول می‌باشد و در دوره‌های بعدی افزایش می‌ابد. ۴۵ درصد خواب در این مرحله سپری می‌شود.

۲-۲-۴ مرحله N3

این مرحله عمیق‌ترین مرحله خواب می‌باشد و فعالیت‌های مغزی در این مرحله به پایین‌ترین فرکانس خود می‌رسد. بیدار شدن فرد در این مرحله بسیار سخت‌تر از مراحل دیگر می‌باشد و در برخی افراد حتی صداهای بلند نیز قادر به بیدار کردنشان نمی‌باشد. با افزایش سن، افراد مدت کمتری را در این مرحله از خواب سپری می‌کنند. بدن در این مرحله به ترمیم و بازسازی بافت‌ها می‌پردازد و استخوان‌سازی و تقویت سیستم ایمنی نیز در این مرحله اتفاق می‌افتد. ۲۵ درصد خواب در این مرحله سپری می‌شود.

۲-۲-۵ مرحله REM

این مرحله با مرحله‌ای که انسان در آن خواب می‌بیند شناخته می‌شود. فعالیت مغزی در این مرحله همانند فعالیت مغزی فرد بیدار می‌باشد اما عضلات همگی بی‌حرکت می‌باشند. چشم‌ها در این مرحله حرکت می‌کنند و نرخ تنفس نامنظم می‌شود. این مرحله معمولاً پس از ۹۰ دقیقه از خواب شروع می‌شود و ۱۰ دقیقه به طول می‌انجامد. با جلو رفتن دوره‌ها این طول افزایش می‌ابد تا جایی که آخرین مرحله REM می‌تواند به ۱ ساعت هم برسد. این مرحله ۲۵ درصد خواب را تشکیل می‌دهد [۵].

۲-۲ Polysomnography

دانشمندان برای بررسی و تحلیل خواب نیاز به روشی عملی برای دریافت نوسانات طبیعی مغز داشتند. در سال ۱۸۷۵، Richard Caton فیزیولوژیست اسکاتلندی، اولین فردی بود که ریتم‌های الکتریکی نشات گرفته شده از مغز خرگوش‌ها و میمون‌ها را اندازه‌گیری کرد. او به این موضوع که تمامی مغزها حاوی جریان الکتریکی هستند، دست‌یافت. در سال ۱۹۲۹، روانپزشک آلمانی Hans Berger، موفق به ثبت فعالیت‌های الکتریکی مغز شد. او

همچنین برای اولین بار اصطلاح electroencephalogram یا EEG را بکار برد. در دهه ۳۰ میلادی بررسی-هایی از این سیگنال الکتریکی در حوزه خواب صورت گرفت. تشخیص مرحله NREM از روی مشخصات این سیگنال یکی از دستاوردهای محققان در این دهه بود. Loomis و همکاران با بررسی این سیگنال ۵ مرحله برای خواب تعریف کردند که شامل مراحل A (alpha) ، B (low voltage) ، C (spindle) ، D (spindle and random) و E (random) میشود. این مراحل بر اساس فرکانس و الگوهای موجود در سیگنال EEG بدست-آمده‌اند. در دهه ۱۹۵۰ اکتشاف مرحله REM توسط Kleitman و همکارانش باعث پیشرفت در حوزه تحقیقاتی خواب شد. این محققان با مطالعه حرکات چشم به این موضوع دست پیدا کردند. آنها همچنین برای حذف نیاز برای مشاهده مستقیم چشم افراد هنگام خواب، electro-oculogram (EOG) را برای اندازه‌گیری حرکات چشم و ثبت آن ساختند. این دستگاه تفاوت میان حرکات آرام چشم و REM را تشخیص میدهد. این دستگاه در کنار EEG مورد استفاده قرار گرفت و باعث پیشرفت در این حوزه شد.

در دهه ۶۰ میلادی، با پیشرفت‌های صورت گرفته در دهه قبلی، محققان به دنبال روشی واحد برای تحلیل سیگنال‌های ضبط شده در طول خواب بودند. دلیل این موضوع قابلیت بازتولید تحلیل‌ها و مقایسه بین آنها بود. از آنجا که در هر آزمایشگاه از یک روش استفاده میشد و روش واحدی وجود نداشت. برای این کار گروهی از محققان گرد هم آمدند تا یک روش استاندارد برای تحلیل خواب ایجاد کنند. از سال ۱۹۶۰ تا ۱۹۶۸ این همکاری‌ها ادامه داشت تا در سال ۱۹۶۸ یک راهنما برای تحلیل و امتیازدهی خواب^{۱۳} منتشر شد [۶]. در این مقاله تعاریف دقیق از مراحل مختلف خواب و روش تشخیص آنها با استفاده از سیگنال‌های EEG، EOG و electromyogram آورده شده‌است. در این مقاله سیگنال‌ها به ایپاک‌های^{۱۴} ۳۰ ثانیه‌ای تقسیم شده‌اند. این راهنما توسط اکثر انجمن‌ها مورد پذیرش قرار گرفت و برای حدود ۴۰ سال بعنوان استاندارد در نظر گرفته میشد. با پیشرفت‌هایی که در این حوزه صورت گرفت، محدودیت‌های این روش نمایان‌تر شد. یکی از مشکلات مطرح برای این روش این بود که این روش برای تحلیل خواب نرمال طراحی شده بود و در طی این سال‌ها برای تحلیل مشکلات و اختلالات خواب نیز مورد استفاده قرار میگرفت. در ادامه این راهنما برای سیگنال ضبط شده روی کاغذ بود و برای سیگنال‌های دیجیتال قابل استفاده نبود.

بین سال‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۶ the American academy of sleep medicine چندین گروه تحقیقاتی را با هدف ایجاد یک راهنمای جدید برای تحلیل و امتیازدهی خواب تشکیل داد. در نهایت در سال ۲۰۰۷ مقاله [۷] منتشر شد که تا امروزه بعنوان استاندارد از آن استفاده میشود [۸].

¹³ Sleep Staging

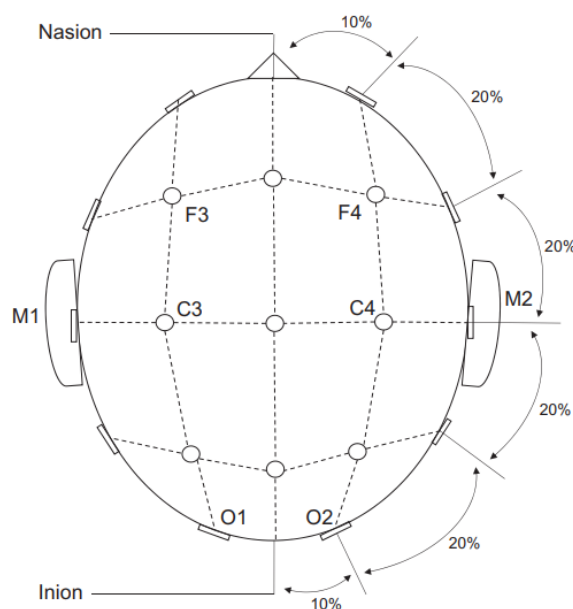
¹⁴ epoch

در ادامه به بررسی سیگنال‌های موجود در polysomnography مدرن می‌پردازیم.

۲-۳-۱ سیگنال‌های مورد استفاده در Polysomnography

در این آزمایش از چندین سیگنال و دستگاه برای تحلیل خواب استفاده میشود. در ادامه به بررسی مختصر این سیگنال‌ها می‌پردازیم.

برای مشخص شدن مرحله خواب از سه سیگنال EEG، EOG و EMG استفاده میشود. برای دریافت EEG، الکترودها با توجه به سیستم ۱۰-۲۰ [۹] در نواحی مختلف مجامعه قرار داده میشوند.



نواحی قرارگیری الکترودها روی سر

از سیگنال EMG که از چانه دریافت میشود برای تمایز میان مرحله REM با دیگر مراحل استفاده میشود. برای دریافت این سیگنال یک الکترود به فاصله ۱ سانتی‌متر زیر فک و دو الکترود به فاصله ۲ سانتی‌متر زیر و ۲ سانتی‌متر چپ و راست فک قرار می‌گیرند. برای دریافت سیگنال EOG دو الکترود به بخش بیرونی و کنار چشم‌ها متصل میشود.

برای بررسی تنفس فرد هنگام خواب از چند سنسور مختلف استفاده میشود. از یک سنسور thermistor برای تشخیص دمای دم و بازدم استفاده میشود که میتوان از آن برای تعیین بیماری‌هایی نظیر آپنه استفاده کرد

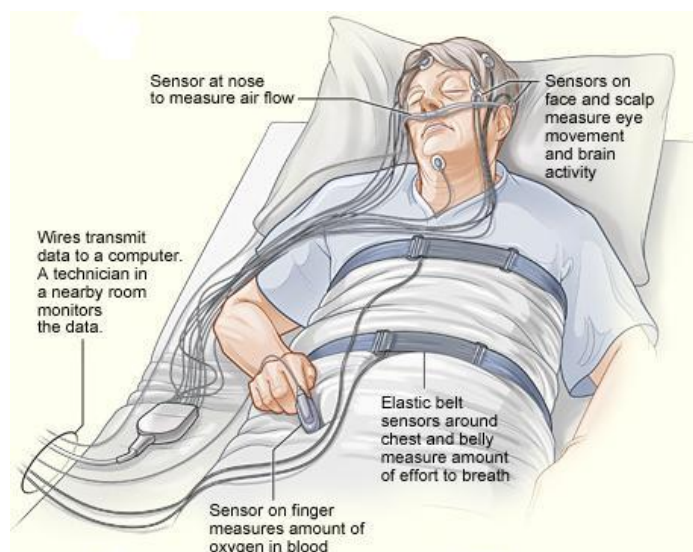
(کاهش بیش از ۹۰ درصدی جریان هوا در تنفس). از یک سنسور دیگر برای ثبت تغییرات فشار ناشی از دم و بازدم استفاده میشود که برای تشخیص hypopnea قابل استفاده میباشد (کاهش ۳۰ درصدی جریان هوا).

میزان اکسیژن اشباع خون نیز با استفاده از سنسور pulse oximeter که روی نوک انگشتان قرار گرفته میشود، اندازه گیری میشود. سیگنال Photoplethysmogram یا PPG از این سنسور دریافت میشود.

از سنسور ECG یا Electrocardiogram برای نظارت بر ضربان قلب و ریتم آن استفاده میشود. این سنسور روی قفسه سینه فرد و نزدیک به قلب قرار میگیرد.

دو الکترود دیگر برای تشخیص حرکات پا بر روی پای چپ و راست قرار میگیرد. این دو سنسور با نام limb EMG شناخته میشوند. از این سیگنال برای اختلالاتی مانند سندروم پای بیقرار^{۱۵} استفاده میشود [۱۰].

همانطور که در این قسمت بررسی شد و در قسمت قبل ذکر شد، در PSG با فرمت جدید تمرکز تنها بر خواب نرمال نمیباشد و سنسورهایی برای تشخیص و نظارت بر اختلالات خواب نیز به این آزمایش اضافه شده است. در تصویر زیر یک تصویرسازی از این آزمایش را مشاهده میکنید. همانطور که در تصویر قابل مشاهده میباشد، این روش به تجهیزات زیادی نیاز دارد و برای استفاده روزمره و داخل خانه مناسب نمیباشد.



تصویر Polysomnography و سنسورهای مختلف متصل به فرد مورد آزمایش

¹⁵ Restless leg syndrome

۲-۴ دستگاه‌های پوشیدنی^{۱۶}

در سال‌های اخیر دستگاه‌های پوشیدنی به بخشی از زندگی روزمره افراد تبدیل شده‌اند. برای مثال ساعت‌های هوشمند امروزه کاربران زیادی دارد که بصورت روزمره از این دستگاه استفاده می‌کنند. در حوزه سلامت، دستگاه‌های پوشیدنی در قالب دستگاه‌های الکترونیکی قابل حمل که بعضاً روی بدن قرار می‌گیرند و قابل پوشیدن هستند، برای نظارت و آنالیز سلامت افراد مورد استفاده قرار می‌گیرند. از این دستگاه‌ها میتوان برای تشخیص سریع علائم بیماری‌ها، یادآوری مصرف داروها، همراهی در ورزش و ... استفاده کرد. با این هدف که اطلاعات و تشخیص‌های بلندرنگ^{۱۷}، برخط و دقیق از وضعیت سلامت فرد در دسترس همگان قرار گیرد [۱۱].

با پیشرفت تکنولوژی سنسورها و حوزه یادگیری ماشین، الگوریتم‌هایی با عملکرد نزدیک به polysomnography برای تشخیص مرحله خواب ایجاد شده‌اند. یک دستگاه قابل حمل^{۱۸} که خودکار مراحل خواب را با دقتی بالا تشخیص می‌دهد میتواند به شکل قابل توجهی هزینه‌ها و زمان مورد نیاز برای بررسی و تحلیل خواب را کاهش دهد [۱۲]. در مقالات بررسی شده در این پژوهش، بسیاری از این مقالات تمرکز خود را روی ساخت الگوریتم‌هایی که با سیگنال‌های محدود کار می‌کنند، گذاشته‌اند. از آنجا که دستگاه‌های پوشیدنی مانند ساعت مچی هوشمند، اتصالشان به تنها یک قسمت از بدن مانند مچ دست هست و در نتیجه محدود به سنسورها و اطلاعات قابل دریافت از همان قسمت هستند. در ادامه چند سنسور که در این دستگاه‌ها برای تشخیص مرحله خواب مورد استفاده قرار می‌گیرند، بررسی میشود.

۲-۴-۱ Actigraphy

بی‌حرکتی فیزیکی از اولین و واضح‌ترین روش‌ها برای تشخیص خواب یا بیدار بودن فرد میباشد. Actigraphy یک روش برای جمع‌آوری داده تولید شده از حرکات بدن از طریق یک دستگاه پوشیدنی روی مچ دست میباشد. در این دستگاه‌ها از یک سنسور accelerometer برای اینکار استفاده میشود. استفاده از این دستگاه برای تشخیص خواب یا بیداری توسط متخصصان و کلینیک‌ها مورد تایید میباشد و در polysomnography نیز از این سنسور استفاده میشود [۱۳].

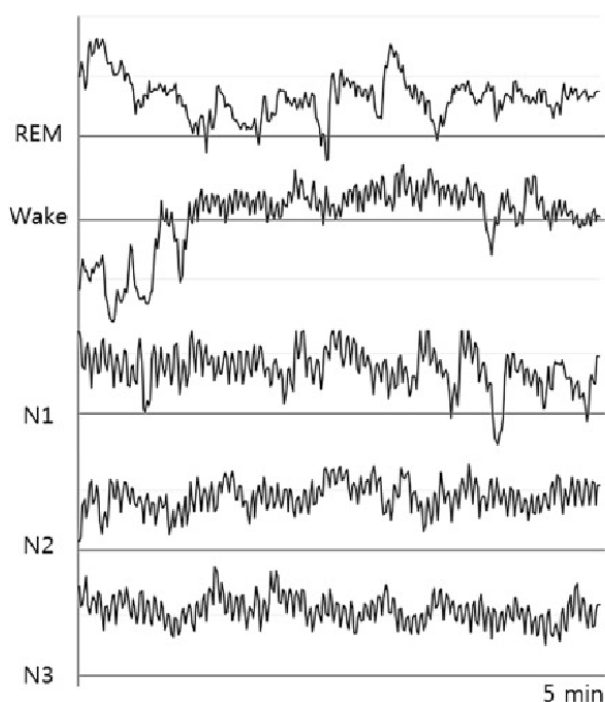
^{۱۶} wearable devices

^{۱۷} real-time

^{۱۸} portable

۲-۴-۲ سنسور Electrocardiogram

در بسیاری از تحقیقات از تغییرات ضربان قلب (HRV^{19}) برای تشخیص مراحل خواب استفاده شده است و امکان استفاده از این سیگنال برای اینکار در بسیاری از این تحقیقات بررسی شده است. این تغییرات ضربان قلب و پارامترهای آن از سیگنال ECG قابل دریافت هستند که میتوان از آن برای تشخیص مرحله خواب استفاده کرد. این سیگنال از طریق سنسورهای کوچک قابل دریافت هستند که به طور معمول این سنسور با اتصال به قفسه سینه و یا مچ دست قابل استفاده میباشد.



HRV در مراحل مختلف خواب

۲-۴-۳ سنسور Photoplethysmogram

ضربان قلب با روشهای مختلفی قابل اندازه گیری میباشد. استفاده از ECG بعنوان روش پایه برای اینکار در نظر گرفته میشود. از آنجا که سنسور PPG هم ریتم ضربان قلب و فعالیت الکتریکی قلب را ذخیره میکند، از سنسور PPG نیز میتوان برای اندازه گیری ضربان قلب استفاده کرد. سنسورهای PPG انواع مختلفی دارند اما روش کارکرد همگی آنها یکسان میباشد و همگی تغییرات حجم خون در رگ را اندازه گیری میکنند. روش انجام این کار با باقی سنسورها که با اتصال یک الکتروود، تغییرات الکتریکی را اندازه گیری میکنند، متفاوت است. در این

¹⁹ Heart Rate Variability

سنسور از یک یا چند LED برای تابش نور به سمت بافت در تماس با سنسور استفاده شده است. یک Photodiode میزان نور بازتاب شده از سطح بافت را اندازه گیری میکند. رنگ نوری که در بیشتر سنسورها استفاده میشود قرمز و سبز میباشد چرا که نور با طول موج بیشتر، میتواند به عمق بیشتری از بافت نفوذ کند. نور فروسرخ عمق بیشتری در بافت نفوذ میکند اما نسبت به حرکات سنسور آسیب پذیر میباشد و در نتیجه امروزه در بیشتر این سنسورها از نور سبز که طول موج کمتری دارد، استفاده میشود [۱۴]. این سنسور در قسمت های مختلفی از بدن قابل استفاده میباشد که متداول ترین آنها نوک انگشتان و مچ دست میباشد. از این سنسور در ساعت های مچی هوشمند برای اندازه گیری ضربان قلب استفاده میشود.

۲-۵ سری زمانی و پردازش سیگنال

سری زمانی تک متغیره^{۲۰} به طول T بصورت $X = [x_1, x_2, \dots, x_T]$ نمایش داده میشود که X یک دنباله با ترتیب مشخص از اعداد حقیقی میباشد. برای مثال سیگنال EEG دنباله ای از مقادیر حقیقی در طول زمان میباشد که تغییرات ولتاژ را نمایش میدهد. از این سری های زمانی و سیگنال ها میتوان بصورت خام برای ورودی دادن به شبکه های عصبی استفاده کرد؛ از آنجا که مرحله استخراج ویژگی در این مدل ها توسط خود الگوریتم صورت میپذیرد و دیگر نیازی به استخراج دستی آنها نیست. سیگنال های مورد استفاده در مساله تشخیص مرحله خواب همگی در دامنه زمانی میباشد چراکه زمان وقوع هر مقدار جایگاه و ترتیب آن مقدار را در سیگنال مشخص میکند. این سیگنال ها را با اعمال تبدیلاتی همچون تبدیل Fourier و تبدیل wavelet میتوان به دامنه فرکانسی برد. در [۱۵] از اطلاعات قابل استخراج از هر دوی این دامنه ها برای تشخیص مرحله خواب استفاده شده است.

با بررسی های صورت گرفته در این پژوهش، شبکه های عصبی بعنوان متداول ترین روش در تشخیص مرحله خواب مورد استفاده قرار میگیرند. انواع مختلفی از این شبکه ها وجود دارد که متداول ترین آنها شبکه های کانوولوشنال convolutional neural networks یا به اختصار CNN و شبکه های عصبی بازگشتی Recurrent neural networks یا RNN میباشد. به طور کلی، شبکه های عصبی بازنمایی های سلسله مراتبی از داده های ورودی را یادگیری میکنند. یک شبکه عصبی عمیق متشکل از L تابع پارامتریک میباشد که به هر یک از این ها یک لایه گفته میشود. هر لایه حاوی تعدادی نرون میباشد که هر نرون یک بخش از محاسبات آن لایه را انجام میدهد. هر لایه خروجی لایه قبلی را دریافت کرده و با اعمال محاسبات و اعمال یک تابع غیرخطی بر روی ورودی خود، خروجی تولید میکند. در نهایت برای کلاس بندی داده ی ورودی، خروجی شبکه معمولا یک بردار از احتمالات میباشد که هر درایه از این بردار احتمال تعلق به یک کلاس مشخص را نشان میدهد. شبکه عصبی کانوولوشنال یا پیچشی برای پردازش تصاویر مناسب میباشد و ورودی آن معمولا بصورت یک ماتریس دوبعدی از مقادیر است.

²⁰ univariate time series

در این شبکه‌ها یک فیلتر بر روی این ماتریس حرکت میکند و محاسباتی انجام میگیرد. در سیگنال‌های تک بعدی – مانند سیگنال‌های مورد استفاده در polysomnography – این فیلترها تنها در یک بُعد حرکت میکنند [۱۶]. در [۱۷] از یک تبدیل short-time Fourier برای تبدیل سیگنال‌ها به شکل یک ماتریس دو بعدی – مانند تصویر – استفاده شده است. شبکه عصبی بازگشتی مدلی از شبکه‌های عصبی میباشد که هدف اصلی آن پردازش سری‌های زمانی میباشد. در این شبکه لایه‌ها به صورتی طراحی شده‌اند که بتوان وابستگی‌های زمانی میان اعضای یک سری زمانی را در محاسبات شبکه دخیل کرده و با توجه به آن خروجی تولید میشود. دو مدل از این شبکه‌ها که در مقاله‌های بررسی شده بسیار مورد استفاده قرار گرفته‌اند LSTM^{۲۱} و GRU^{۲۲} میباشد که در این دو از مکانیزم Gate استفاده میشود که این امر باعث بهبود عملکرد مدل در پردازش سری‌های زمانی با طول بیشتر میشود. هدف اصلی این دو مدل افزایش دادن توانایی مدل در نگهداری اطلاعات و وابستگی‌های زمانی با فاصله طولانی میباشد.

۲-۶ خلاصه فصل

در این فصل به مفاهیم پایه خواب پرداخته شد و تاریخچه‌ای از روش‌های تشخیص مرحله خواب ذکر شد. در ادامه روش استاندارد اینکار یا Polysomnography مورد بررسی قرار گرفت و انواع حسگرها و داده‌های مورد استفاده در آن توضیح داده شد. با توجه به نکات منفی موجود در رابطه با این روش، همانند نیاز به نیروی انسانی برای انجام تمامی کارهای آن، روش‌های جایگزین برای تشخیص مرحله خواب بصورت خودکار بررسی شد و در انتهای فصل انواع سیگنال‌های مورد استفاده در این روش‌ها و الگوریتم‌های مورد استفاده برای اینکار به اختصار بررسی شد.

²¹ Long Short-term Memory

²² Gated Recurrent Unit

فصل ۳

روش‌های تشخیص مرحله خواب

۳-۱ مقدمه

در این فصل روش‌های تشخیص مرحله خواب به تفکیک سیگنال‌های مورد استفاده در آنها مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این روش‌ها به پنج دسته تقسیم شده‌اند: روش‌هایی که در آنها از داده‌های چندوجهی^{۲۳} استفاده شده- است، روش‌هایی که تنها از سیگنال EEG استفاده کرده‌اند، روش‌هایی که تنها از سیگنال ECG استفاده کرده‌اند، روش‌هایی که تنها از سیگنال PPG استفاده میکنند و روش‌هایی که از داده‌های دیگر استفاده میکنند. در هر قسمت سعی شده تا روش‌های جدیدتر مورد بررسی قرار بگیرند.

۳-۲ مجموعه داده‌های موجود مورد استفاده در این حوزه

در این بخش به معرفی مجموعه داده‌های موجود و مورد استفاده برای مساله تشخیص مرحله خواب که در مقالات بررسی شده مورد استفاده قرار گرفته‌اند می‌پردازیم. در جدول ۳-۱ اطلاعات این مجموعه داده‌ها آورده شده‌است.

جدول ۳-۱: خلاصه اطلاعات مجموعه داده‌های مورد استفاده برای تشخیص مرحله خواب

نام مجموعه- داده	نام اختصاری	سال گردآوری	تعداد افراد	بازه سن افراد	تعداد رکوردها	انواع سیگنال	نحوه دسترسی	حاوی برچسب
Sleep Heart Health Study	SHHS	۱۹۹۵ - ۲۰۰۳	۶۴۴۱	بالای ۴۰ سال	۶۴۴۱	EEG, EOG, EMG, THOR, ABDO, airflow, PPG, ECG, body position	دسترسی با درخواست	میباشد
Sleep-EDF	-	۲۰۰۰	۱۹۷	۳۵-۲۱	۱۹۷	EEG, EOG, EMG, airflow, temperature	دسترسی آزاد	میباشد

²³ multimodal

میباشد	دسترسی آزاد	EEG, EOG, EMG, airflow, respiratory effort, SaO2, ECG	۱۰۸	-	۱۰۸	۲۰۰۱	CAP	Cyclic Alternating Pattern Database
میباشد	دسترسی آزاد	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, ribcage movement, abdominal movement, oxygen saturation, body position	۲۵	۶۸-۲۸	۲۵	۲۰۰۷	UCD	St. Vincent's University Hospital/ University College Dublin Sleep Apnea Database
میباشد	دسترسی با درخواست	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, oxygen saturation, actigraphy	۳۰۰	۹۰-۲۰	۳۰۰	۲۰۰۱	SIESTA	SIESTA
میباشد	دسترسی با درخواست	Wrist and finger PPG, ECG, Actigraphy, EEG, airflow, respiratory effort, EMG	۱۰۰	بالای ۱۲ سال	۱۰۰	۲۰۱۷	SOMNIA	SOMNIA
میباشد	دسترسی با درخواست	Accelerometer, gyroscopes, temperature	-	بزرگسالان	-	۲۰۱۵	IRSUC	Italian REM Sleep Underwear Database
میباشد	دسترسی با درخواست	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, respiratory effort, SaO2	-	-	-	-	ETSF	Emory Twin Study Follow-up
میباشد	دسترسی آزاد	ECG	۴۷	-	۴۷	-	MIT-BIH	MIT-BIH

میباشد	دسترسی آزاد	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, respiratory effort, SaO2, PPG	۲۹۴۷	۸۴-۴۵	۲۹۴۷	-۲۰۰۰ ۲۰۰۲	MESA	Multi Ethnic Study of Atherosclerosis
میباشد	دسترسی با درخواست	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, respiratory effort, SaO2	۵۹۹۴	بالای ۶۵ سال	۵۹۹۴	-۲۰۰۰ ۲۰۰۲	MrOS	Osteoporotic Fractures in Men Study
میباشد	دسترسی آزاد	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, respiratory effort, SaO2	۲۰۰	۷۶-۱۸	۲۰۰	۲۰۱۴	MASS	The Montreal Archive of Sleep Studies
میباشد	دسترسی با درخواست	EEG, EOG, EMG, ECG, airflow, respiratory effort, SaO2	۹۰۷	۱۱-۸	۹۰۷	-۲۰۰۶ ۲۰۱۰	CCSHS	The Cleveland Children's Sleep and Health Study

۳-۳ روش‌های تشخیص مرحله خواب به تفکیک داده مورد استفاده در آنها

در این بخش به بررسی روش‌های تشخیص مرحله خواب با توجه به داده مورد استفاده در آنها پرداخته خواهد شد. در ابتدای هر بخش ابتدا اطلاعاتی راجع به هر داده و سیگنال آورده شده و سپس مقالات و روش‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

۳-۳-۱ داده‌های چند وجهی

همانند روش Polysomnography که در آن چندین سیگنال مورد بررسی قرار میگیرند، در این روش‌ها سعی بر استفاده از چند سیگنال بصورت همزمان بوده و اطلاعات از تمامی این سیگنال‌ها در کنار یکدیگر مورد استفاده قرار میگیرند. در این مطالعات از روشهای مختلفی برای ترکیب اطلاعات و آماده‌سازی آنها برای ورودی دادن به مدل‌ها استفاده شده که در این بخش مورد بررسی قرار میگیرند. در جدول ۳-۲ خلاصه‌ای از مقالات بررسی شده در این پژوهش که در آنها از چندین سیگنال استفاده شده، آورده شده است.

جدول ۲-۳: خلاصه روش‌های تشخیص مرحله خواب با استفاده از داده‌های چندوجهی

مرجع	سال انتشار	نوع داده مورد استفاده	روش تشخیص	تعداد کلاس-ها	دقت	Cohen Kappa	دیتاست	تعداد دیتاست مورد استفاده
[۱۸]	۲۰۲۳	Single channel EEG, EOG	CNN	۵	۸۴,۶۲	۰,۷۶۴	-	۷
[۱۹]	۲۰۲۳	Raw heartbeat, actigraphy	Transfer learning, temporal CNN	۵	۷۳,۸	۰,۵۹	SHHS, local dataset	۲
[۲۰]	۲۰۲۳	EEG, EOG, microwave radar	Feed forward neural network	۲	۹۵,۲۷	۰,۶۳	Local dataset	۱
[۲۱]	۲۰۲۳	All PSG Signals	GCN, bi-GRU	۵	۷۷,۲۶	۰,۶۹	SleepE Dfx, CAP, UCD	۳
[۲۲]	۲۰۲۳	PPG, accelerometer	CNN, bi-GRU	۴	۷۷,۸	۰,۶۳۸	SIESTA, SOMNI A	۲
[۲۳]	۲۰۲۳	PPG, accelerometer	Temporal CNN	۴	۷۳,۳۳	۰,۶۰	Local dataset	۳
[۲۴]	۲۰۲۳	EEG, ECG, EMG	CNN, MLP	۶	۹۴,۳۴	-	CAP	۱
[۲۵]	۲۰۲۲	ECG, abdominal breathing signals	CNN	۳	۸۴,۳	۰,۷۰	-	۲
[۲۶]	۲۰۲۳	EEG, ECG, EMG	CNN	۶	۹۵,۰۰	۰,۹۷	CAP	۱
[۲۷]	۲۰۲۲	ECG, EOG, EEG, Skin temperature	DNN	۲	-	-	Local dataset	۱
[۲۸]	۲۰۲۲	EEG, ECG, EOG, EMG	VGG17, GRU, GCNN	۵	۸۲	۰,۷۹۷	IRSUC-S1, IRSUC-S3	۲
	۲۰۲۲		CNN, GRU	۵	۸۳,۱۵	۰,۷۶	SHHS	۲

		UCDDB	۰,۵۸	۶۸,۲۸		EEG, ECG, EMG, EOG		[۲۹]
۲		SHHS, ETSF	۰,۴۴	۶۸,۶۲	۴	Transfer learning	PPG, Actigraphy	۲۰۲۱ [۳۰]
			۰,۵۸	۸۱,۴۹	۲			
۱		MIT- BIH	-	۹۱,۵	۲	CNN	EEG, ECG	۲۰۲۱ [۳۱]
۲		MESA, MROS	-	۷۹	۳	CNN, LSTM	Accelerometer, heart rate	۲۰۲۳ [۳۲]
				۷۲	۴			
۲		MASS, SLEEP- EDF	-	۸۴,۸۳	-	CNN	EEG, EOG, EMG	۲۰۲۳ [۳۳]

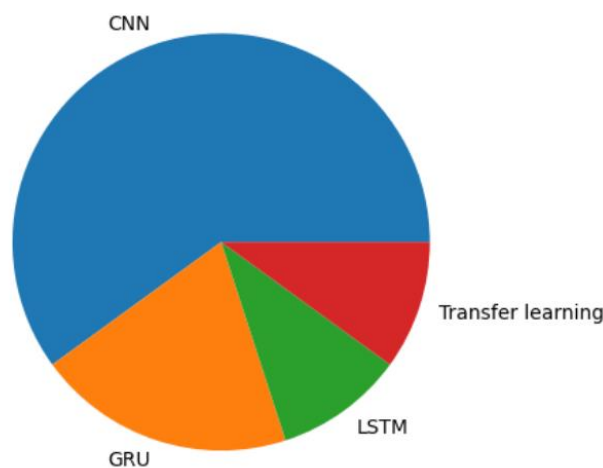
در [۱۸] برای افزایش تعمیم‌پذیری^{۲۴} مدل ایجاد شده روی ۷ دیتاست تست شده‌است. در این تحقیق یک تابع خطا برای حل مشکل نامتوازن بودن کلاس‌ها در دیتاست‌ها ایجاد شده‌است که برای حل مشکلاتی نظیر کم بودن کلاس N1 (که ۵ درصد خواب را تشکیل می‌دهد) و سخت بودن تشخیص مرحله N3، به هر کلاس یک وزن داده شده‌است. در [۱۹] از transfer learning استفاده شده که در آن یک مدل که روی دیتابیس SHHS آموزش دیده، دوباره بر روی دیتاستی که توسط خود محققان گردآوری شده آموزش داده‌اند و نتایج بهتری نسبت به مدل اولیه گزارش شده‌است. در [۲۰] تمرکز بر روی ساخت دستگاهی برای نظارت بر خواب بدون اتصال به بدن بوده‌است. در این تحقیق از یک سنسور رادار ریزموج^{۲۵} برای تشخیص حرکات فرد مورد استفاده قرار گرفته و نتایج آن با مدلی که از سیگنال EEG و EOG استفاده کرده، مقایسه شده‌است. استفاده از این سیگنال در مقالات رایج نیست و یک مساله جدید می‌باشد. در [۲۲، ۲۳، ۳۲] از سیگنال PPG استفاده شده‌است که ابتدا اطلاعات ضربان قلب از این سیگنال استخراج شده و مورد استفاده قرار می‌گیرد. این سیگنال معمولاً در کنار سیگنال دریافتی از Accelerometer مورد استفاده قرار می‌گیرد چرا که سنسور هر دو قابل استفاده در مچ دست بصورت ساعت مچی می‌باشند. در [۲۴] این موضوع که مراحل خواب رابطه مستقیم با اختلالات خوابی دارند مورد بررسی قرار گرفته‌است. در این تحقیق برای هر سیگنال یک ماژول طراحی شده که در نهایت نتایج آنها با یکدیگر ترکیب می‌شود. خروجی نهایی مدل ایجاد شده در این تحقیق شامل ۶ کلاس از مراحل خواب و ۸ کلاس از اختلالات می‌باشد. در [۲۶] نیز کاری مشابه انجام شده که برای هر سیگنال یک مدل cnn ایجاد شده و در نهایت نتایجشان توسط یک لایه تمام متصل^{۲۶} با هم ترکیب شده‌اند. در [۲۷] استفاده از دمای بدن که از نقاط مختلف دریافت شده برای تشخیص مرحله خواب امکان‌سنجی شده‌است. نتیجه این تحقیق امکان‌پذیر بودن اینکار در صورت استفاده از چند نقطه بدن برای دریافت دما گزارش شده‌است. در [۳۰] امکان استفاده از مدلی که روی سیگنال

²⁴ generalization

²⁵ microwave radar

²⁶ fully connected

ECG آموزش دیده برای آموزش با سیگنال PPG بررسی شده است. از آنجا که منبع این دو سیگنال یکسان می باشد (قلب)، این امکان که بتوان با استفاده از Transfer learning مدلی را آموزش داد که بر روی سیگنال دیگر آموزش دیده، وجود دارد. در این تحقیق افزایش دقت نسبت به مدل اولیه به اندازه ۱ تا ۹ درصد گزارش شده است. در [۳۳] مدلی ایجاد شده که وابسته به ورودی نمی باشد و امکان کار کردن با ورودی های EEG, EOG و EEG-EOG-EMG را دارد که هرچه تعداد سیگنال های استفاده شده بیشتر باشد، دقت بالاتری گزارش شده است که این موضوع نشان دهنده کارایی استفاده از چند سیگنال بصورت همزمان می باشد. همانطور که در جدول ۲-۳ قابل مشاهده می باشد در اکثر تحقیقات جدید از تکنیک های یادگیری عمیق برای ایجاد مدل ها استفاده شده است. استفاده از transfer learning هم بعنوان روشی برای کاهش بار محاسباتی و استفاده از مدل های از قبل آموزش دیده شده در این حوزه و در سال های اخیر رایج شده است. همچنین در این روش امکان تغییر کاربری مدل و استفاده از ورودی های متفاوت بررسی شد که نتایج مثبتی را در بر داشت. در ادامه نمودارهایی از نوع شبکه مورد استفاده و توزیع دقت در مقالات بررسی شده در این بخش را مشاهده می کنید.



انواع روش های یادگیری عمیق استفاده شده در تشخیص مرحله خواب با استفاده از داده های چند وجهی

۲-۳-۳ سیگنال Electroencephalogram

همانطور که در بخش ۲-۳ اشاره شد، سیگنال EEG اولین سیگنال مورد استفاده برای بررسی و تحلیل خواب بوده است. این سیگنال فعالیت های الکتریکی مغز را ضبط می کند. از این سیگنال بعنوان منبع اصلی برای تشخیص مرحله خواب در polysomnography استفاده می شود. در تحقیقات بررسی شده از ویژگی های مختلف قابل استخراج از این سیگنال همانند ویژگی های دامنه زمانی و ویژگی های دامنه فرکانسی برای دریافت اطلاعات بیشتر

درباره مرحله خواب استفاده شده است. در جدول ۳-۳ خلاصه‌ای از مقالات بررسی شده که در آنها تنها از سیگنال EEG برای تشخیص مرحله خواب استفاده شده را مشاهده میکنید.

جدول ۳-۳: خلاصه روش‌های تشخیص مرحله خواب با استفاده از سیگنال EEG

مرجع	سال انتشار	نوع داده مورد استفاده	روش تشخیص	تعداد کلاس‌ها	دقت	Cohen Kappa	دیتاست	تعداد دیتاست مورد استفاده
[۳۴]	۲۰۲۳	EEG	GCNN, RNN	۵	۸۴,۰۰	۰,۷۸	MASS, EDF	۲
[۳۵]	۲۰۲۳	EEG	CNN, bi-GRU	۵	-	-	EDFX	۱
[۱۷]	۲۰۲۳	EEG	Ensemble, genetic algorithm	۳	۹۵,۰۰	۰,۹۳	-	۲
[۳۶]	۲۰۲۳	EEG	SVM, Decision Tree, Random Forest	۴	-	-	SleepED F	۱
[۳۷]	۲۰۲۲	EEG	k-means, CNN, RNN	۵	۸۳,۳	-	SLEEP EDFx	۱
[۳۸]	۲۰۲۳	EEG	RNN, CNN	۵	۸۸,۹	-	MESA, CCSHS, CFS, MROS SLEEP, CHAT	۶
[۳۹]	۲۰۲۳	EEG	Bi-RNN	۵	۸۷,۳	-	SLEEP EDFx, SHHS, DREEM	۴
[۴۰]	۲۰۲۳	EEG	RNN	۵	۸۶,۲	-	SLEEP-EDF	۱
[۴۱]	۲۰۲۳	EEG	Representation learning, CNN	۵	۹۰,۸	-	SLEEP-EFDx	۱

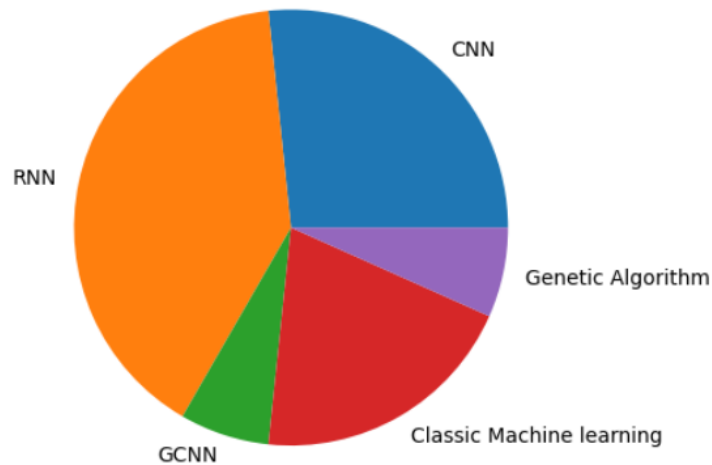
در [۳۴] از یک گراف مکانی-زمانی^{۲۷} برای یادگیری ارتباطات میان سیگنال‌های دریافتی از نواحی مختلف مغز استفاده شده است. در این تحقیق به این موضوع که این روابط مکانی میان نواحی مختلف حاوی اطلاعات مفیدی

²⁷ spatio-temporal

درباره مرحله خواب میباشند اشاره شده و به عدم استفاده از این اطلاعات در دیگر تحقیقات اشاره میکند. در [۳۵] مدلی با پیچیدگی پایین‌تر از مدل‌های موجود در تحقیقات دیگر ایجاد شده با هدف اینکه بتوان از این مدل در دستگاه‌هایی با قدرت محاسباتی کمتر استفاده کرد. در [۱۷] سیگنال‌ها با یک تبدیل short-time Fourier به تصاویر تبدیل میشوند و سپس از اطلاعات بافتی^{۲۸} موجود در این تصاویر برای تشخیص مرحله خواب استفاده می‌گردد. در این تحقیق از یک مدل ensemble استفاده شده که در نهایت با استفاده از الگوریتم ژنتیک وزن خروجی هر مدل را مشخص کرده‌است. در [۳۶] از مدل‌های کلاسیک یادگیری ماشین همچون SVM، درخت تصمیم و random forest استفاده شده‌است و نشان داده شده که از این مدل‌ها نیز میتوان برای تشخیص مرحله خواب استفاده کرد و با انتخاب درست ویژگی‌های استخراجی از سیگنال به دقت قابل قبول رسید. در این تحقیق از تبدیل wavelet برای استخراج ویژگی استفاده شده‌است. در [۳۷] الگوریتمی با نام cluster-then-label معرفی شده‌است که در آن ابتدا داده‌های ورودی خوشه‌بندی شده و سپس به یک مدل برای دسته‌بندی و تشخیص کلاس داده میشوند. در [۳۸] تاثیر سن روی مدل‌ها و سیستم‌های تشخیص مرحله خواب مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این تحقیق به این نکته که سیگنال‌های موجود در مجموعه داده‌های فعلی بیشتر از بزرگسالان دریافت شده‌اند و سنین پایین در این مجموعه داده‌ها به تعداد کمتری وجود دارد که این امر باعث کاهش عملکرد مدل‌ها روی افراد با سن پایین شده‌است، اشاره میشود و با بررسی مجموعه داده‌های مختلف این امر را مورد بررسی قرار داده‌است و افت دقت ۱۰ درصدی را برای این شرایط گزارش کرده‌است. در [۳۴، ۳۹، ۴۰] از مکانیزم attention در مدل‌های خود استفاده کردند که به این مکانیزم در فصل دوم پرداخته‌شد. در [۴۱] به این موضوع که اکثر تحقیقات تنها از سیگنال‌ها برای ورودی دادن به مدل‌ها استفاده میکنند اشاره میکند و اینکه هیچکدام از اطلاعات که متخصصان با آن‌ها مراحل خواب را تشخیص میدهند استفاده نمیکنند. در این تحقیق با استفاده از این اطلاعات یک مازول یادگیری بازنمایی^{۲۹} و یک مازول context learning برای اینکار به مدل اضافه شده تا مشخصات فیزیولوژیکی سیگنال‌ها و الگوهای تغییرات مورد استفاده توسط متخصصان در مدل استفاده شود. در مجموع مدل‌هایی که از سیگنال EEG برای تشخیص مرحله خواب استفاده میکنند عملکرد بسیار خوبی دارند چرا که مجموعه داده‌های موجود که متخصصان برچسب‌های آنها را مشخص کرده‌اند نیز در اکثر مواقع از این سیگنال برای تشخیص مرحله خواب استفاده میکنند. در ادامه نمودارهایی از نوع شبکه مورد استفاده و توزیع دقت در مقالات بررسی شده در این بخش را مشاهده میکنید.

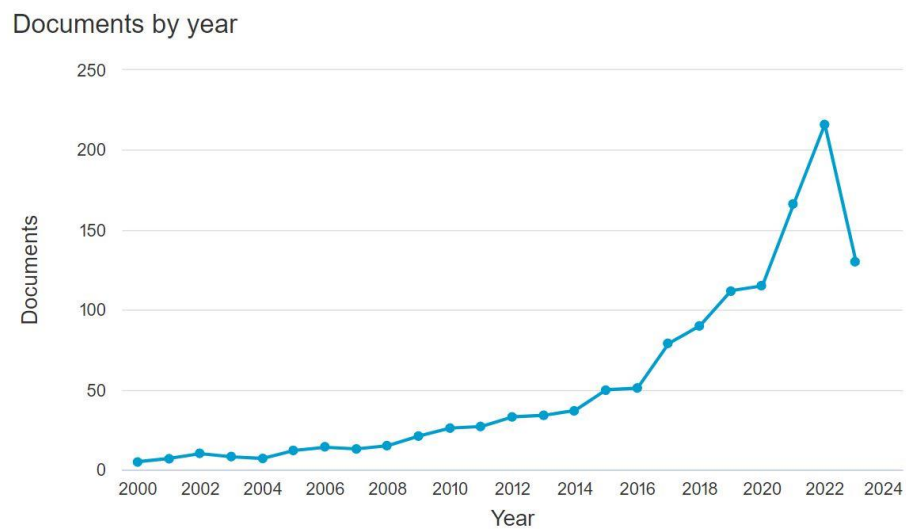
²⁸ texture

²⁹ representation learning



انواع روش‌های یادگیری استفاده شده در تشخیص مرحله خواب با استفاده از سیگنال EEG

در نمودار پایین تعداد مقالاتی که برای تشخیص مرحله خواب تنها از سیگنال EEG استفاده میکنند آورده شده‌است.



تعداد مقالات منتشر شده که در آنها سیگنال EEG استفاده شده به تفکیک سال

استخراج شده از پایگاه Scopus با استفاده از کلمات کلیدی به شرح زیر:

Sleep stage classification, sleep stage detection, sleep staging, Electroencephalogram

۳-۳-۳ سیگنال Electrocardiogram

این سیگنال حاوی فعالیت‌های الکتریکی قلب انسان می‌باشد. در افرادی که بیماری قلبی ندارند، سیگنال ECG از الگوهای ساختارمند پیروی میکند و میتوان مولفه‌های مشخصی را از این سیگنال‌ها استخراج کرد که بصورت چشمی هم قابل تشخیص میباشند [۴۲]. گذر میان مراحل مختلف خواب با تغییراتی در سیگنال ECG همراه میباشد که امکان تشخیص مراحل خواب با استفاده از این سیگنال را فراهم میکند. بر خلاف سیگنال EEG که از چندین منبع دریافت میشد (نواحی مختلف مغز)، سیگنال ECG تنها یک منبع دارد و در محیط‌های کلینیکی از اتصال سنسور به قفسه سینه و نزدیک به قلب دریافت میشود اما امکان دریافت آن از طریق قرار دادن سنسور روی مچ دست نیز وجود دارد. در این حالت معمولاً در کنار این سیگنال از سیگنال دریافتی از سنسور Accelerometer نیز استفاده میشود که مقالاتی که از این دو سیگنال استفاده میکنند در بخش ۳-۳-۱ بررسی شد. در جدول ۳-۴ مقالات بررسی شده در این پژوهش که تنها از سیگنال ECG استفاده میکنند را مشاهده میکنید.

جدول ۳-۴: خلاصه روش‌های تشخیص مرحله خواب با استفاده از سیگنال ECG

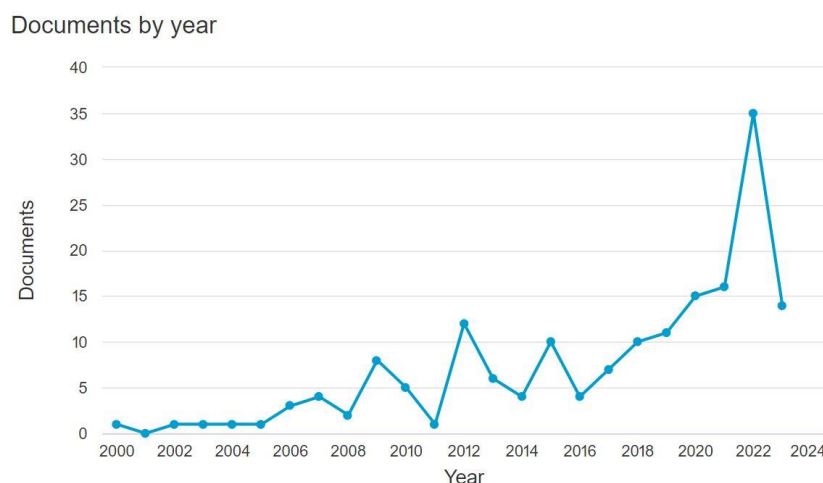
مرجع	سال انتشار	نوع داده مورد استفاده	روش تشخیص	تعداد کلاس‌ها	دقت	Cohen Kappa	دیتاست	تعداد دیتاست مورد استفاده
[۴۳]	۲۰۲۳	ECG	Resnet	۵	۸۵,۳۲	۰,۷۷	MESA	۱
[۴۴]	۲۰۲۲	ECG	CNN, RNN	۳ ۵	۸۶,۴ ۷۴,۲	-	Local dataset	۱
[۴۵]	۲۰۲۲	ECG	Random forest, decision tree	۲	۹۷	-	Physio Net public dataset	۲
[۳]	۲۰۲۱	ECG	ELM ^{۳۰} , PSO ^{۳۱}	۲ ۶	۸۲,۱ ۶۲,۶۶	-	MITBP D	۱

در [۴۳] ابتدا دنباله ضربان قلب از سیگنال ECG استخراج شده و سپس از این دنباله برای تشخیص مرحله خواب استفاده میشود. در [۴۵، ۳] از روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین مانند درخت تصمیم و random forest و extreme learning machine برای تشخیص مرحله خواب استفاده شده است. با مقایسه ستون دقت در

³⁰ Extreme learning machine

³¹ Particle Swarm Optimization

جدول ۳-۴ با جدول ۳-۳ میتوان به این نکته که با استفاده از سیگنال ECG میتوان به دقتی مشابه با استفاده از سیگنال EEG دست یافت در حالی که نحوه‌ی دریافت این سیگنال بسیار ساده‌تر از سیگنال EEG میباشد و برای استفاده در دستگاه‌های پوشیدنی و نظارت بلندمدت خواب مناسب‌تر است. در ادامه تعداد مقالات منتشر شده که تنها از سیگنال ECG برای تشخیص مرحله خواب استفاده میکنند، به تفکیک سال آورده شده‌است.



تعداد مقالات منتشر شده که در آنها سیگنال ECG استفاده شده به تفکیک سال

استخراج شده از پایگاه Scopus با استفاده از کلمات کلیدی به شرح زیر:

Sleep stage classification, sleep stage detection, sleep staging, Electrocardiogram

۳-۳-۴ سیگنال Photoplethysmogram

در مقایسه با ECG، سنسور PPG ارزان‌تر و استفاده از آن آسانتر میباشد و برای نظارت‌های طولانی مدت مناسب است. در محیط کلینیک از این سیگنال برای اندازه‌گیری میزان اکسیژن اشباع و ضربان قلب استفاده میشود که این دو ارتباط نزدیکی با خواب دارند و نشان داده‌شده که برای تشخیص دو مرحله بسیار کاربردی هستند: خواب و بیداری. از این سیگنال میتوان برای تشخیص مراحل خواب دیگر نیز استفاده کرد. در جدول ۳-۵ نمونه‌هایی از مقالات منتشر شده که تنها از سیگنال PPG استفاده میکنند، آورده شده‌است.

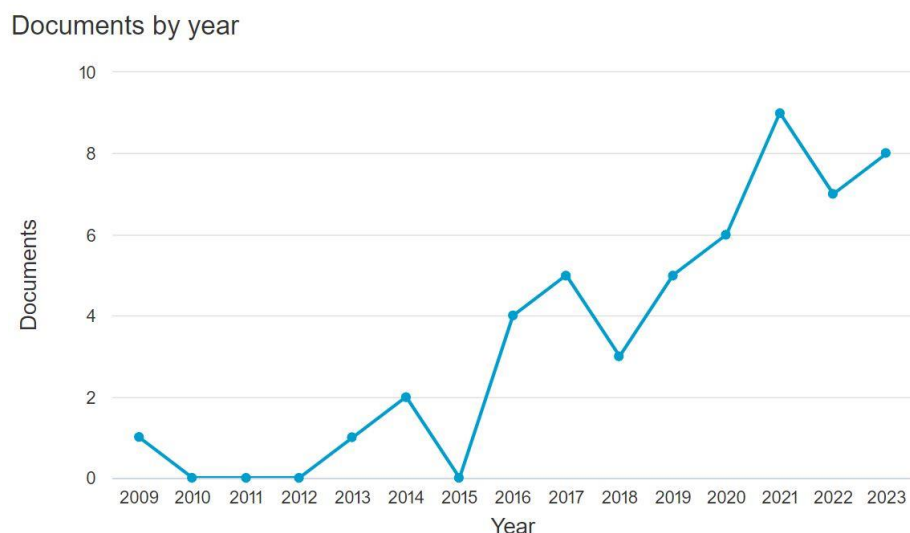
جدول ۳-۵: خلاصه روش‌های تشخیص مرحله خواب با استفاده از سیگنال PPG

مرجع	سال انتشار	نوع داده مورد استفاده	روش تشخیص	تعداد کلاس‌ها	دقت	Cohen Kappa	دیتاست	تعداد دیتاست مورد استفاده
[۴۶]	۲۰۲۳	PPG	CNN	۲	۹۴,۴	-	دیتاست مورد استفاده	۱

	Local dataset		۹۲,۹	۴				
۱	Sleep Disorders Centre Princess Alexandra Hospital	-	۷۰	۵	CNN	PPG Multi modal	۲۰۲۳	[۴۷]
۱	Local dataset	-	۸۴,۶۶ ۷۹,۶۲ ۷۲,۲۳	۲ ۳ ۴	SVM, KNN, Random forest	PPG	۲۰۲۳	[۴۸]
۳	SHHS, MESA, CFS	۰,۷۵	۸۴	۴	CNN	PPG	۲۰۲۳	[۴۹]
۲	Local dataset	۰,۶۵	۷۶,۳۶	۴	Transfer learning, RNN	PPG	۲۰۲۳	[۵۰]
۱	CAP	۰,۶۴	۷۲	۵	LightGBM	PPG	۲۰۲۱	[۱۵]

در [۴۷] از سیگنال PPG به تنهایی و در ترکیب با سیگنال‌های SpO2 و EEG استفاده شده‌است و عملکرد مدل‌های مختلف با ترکیب این سیگنال‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌است. در [۴۸] ۷۹ ویژگی از سیگنال PPG استخراج شده و با استفاده از این ویژگی‌ها دسته‌بندی مراحل خواب صورت گرفته‌است. در این تحقیق از روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین همچون SVM و KNN استفاده شده‌است. در این تحقیق به دلیل استفاده از این مدل‌ها که کم بودن بار محاسباتی نسبت به شبکه‌های عصبی می‌باشد اشاره شده چرا که این سیگنال از طریق مچ قابل دریافت می‌باشد و میتوان با استفاده از سخت‌افزار با قدرت محاسباتی کمتر و اندازه کوچک‌تر (نسبت به کامپیوتر) همانند ساعت مچی از آن برای استفاده روزمره برای نظارت بر خواب استفاده کرد. در [۵۰] امکان استفاده از مدلی که با سیگنال ECG (که از سنسور متصل به قفسه سینه دریافت شده‌است) آموزش دیده برای آموزش دوباره با سیگنال PPG بررسی شده‌است. در این مقاله نکاتی در رابطه با تفاوت این دو سیگنال آورده شده‌است که به این شرح می‌باشد: اولین تفاوت متغیر بودن تاخیر رسیدن ضربان از قلب به مچ دست می‌باشد. به این تاخیر *pulse arrival time* گفته می‌شود. دومین تفاوت نویز ناشی از حرکات دست در سیگنال دریافتی از مچ می‌باشد که باعث اختلال در دریافت این سیگنال می‌شود. در [۱۵] ۲۱ ویژگی از سیگنال PPG استخراج شده که این ویژگی‌ها شامل ویژگی‌های دامنه زمان و فرکانس و ویژگی‌های غیرخطی سیگنال می‌باشد. سپس از این ویژگی‌ها برای تشخیص مرحله خواب و توسط مدل *light gradient boosting machine* استفاده شده‌است. همانطور که مشاهده می‌شود تمرکز روی مدل‌های کلاسیک می‌باشد چرا که محاسبات و سخت‌افزار کمتری نیاز دارند و برای

دستگاه‌های پوشیدنی قابل استفاده هستند. در ادامه تعداد مقالات منتشر شده که تنها از سیگنال PPG برای تشخیص مرحله خواب استفاده میکنند، به تفکیک سال آورده شده‌است.



تعداد مقالات منتشر شده که در آنها سیگنال PPG استفاده شده به تفکیک سال

استخراج شده از پایگاه Scopus با استفاده از کلمات کلیدی به شرح زیر:

Sleep stage classification, sleep stage detection, sleep staging, Photoplethysmogram

۳-۳-۵ دیگر داده‌ها

در این قسمت تحقیقاتی که از داده‌های نامتداول برای تشخیص مرحله خواب استفاده کرده‌اند بررسی شده‌است. تحقیقات بررسی شده در قسمت‌های قبلی همگی از سیگنال‌های حیاتی دریافتی از بدن انسان برای اینکار استفاده میکردند و همانند polysomnography از این سیگنال‌ها برای تشخیص مراحل خواب استفاده کرده‌اند. در جدول ۳-۶ مقالات بررسی شده که از داده‌های نامتداول استفاده میکنند آورده شده‌است.

جدول ۳-۶: خلاصه روش‌های تشخیص مرحله خواب با استفاده از داده‌های متفاوت

مرجع	سال انتشار	نوع داده مورد استفاده	روش تشخیص	تعداد کلاس‌ها	دقت	Cohen Kappa	دیتاست	تعداد دیتاست مورد استفاده
[۵۱]	۲۰۲۳	Camera	LSTM	۳ ۴	۸۱ ۶۸	۰,۵۸ ۰,۴۹	Local dataset	۱

در [۵۱] از یک دوربین که مکانیزمی مشابه با PPG دارد و بالای تخت خواب نصب میشود بعنوان ورودی استفاده شده است. در این تحقیق سعی شده تا خروجی این دوربین تبدیل به ضربان قلب فرد میشود و سپس از آن برای تشخیص مرحله خواب استفاده میکند.

۳-۴ روش های ارزیابی

در این بخش به روش های ارزیابی مورد استفاده در تحقیقات بررسی شده برای ارزیابی عملکرد مدل ها و الگوریتم های توسعه داده شده میپردازیم. به دلیل ماهیت این مساله که از جنس دسته بندی میباشد، معیارهای مورد استفاده برای این دسته از مسائل در این بخش بررسی شده اند.

در فرمول های این بخش از نشانه گذاری^{۳۲} هایی استفاده شده که به این شرح میباشد: با داشتن یک دیتاست، n نشان دهنده تعداد نمونه های موجود در آن دیتاست میباشد. T تعداد کلاس های موجود در این دیتاست را نشان میدهد. n_i تعداد نمونه های متعلق به کلاس i ام و n'_i نشان دهنده تعداد نمونه هایی که کلاس آنها برابر با کلاس i ام پیشبینی شده، میباشد.

۳-۴-۱ ماتریس درهم ریختگی^{۳۳}

نتایج مساله کلاس بندی را میتوان با استفاده از یک ماتریس به نام ماتریس درهم ریختگی نمایش داد. ماتریس درهم ریختگی یک ماتریس مربعی با ابعاد $T \times T$ میباشد که هر سطر متناظر با یک کلاس در دیتاست میباشد و هر ستون کلاس های پیشبینی شده توسط مدل را مشخص میکنند. در تصویر صفحه بعد میتوان یک فرم کلی از این ماتریس را مشاهده کرد. درایه c_{gk} تعداد نمونه هایی که متعلق به کلاس g میباشد و k کلاسی میباشد که توسط مدل برای این نمونه ها پیشبینی شده است.

³² notation

³³ Confusion matrix

		Predicted class			
		1	2	...	G
Experimental class	1	c_{11}	c_{12}	...	c_{1G}
	2	c_{21}	c_{22}	...	c_{2G}

	G	c_{G1}	c_{G2}	...	c_{GG}

فرم کلی ماتریس درهم‌ریختگی

۳-۴-۲ معیار accuracy

یکی از روش‌های رایج برای سنجش عملکرد یک مدل، معیار accuracy می‌باشد. این معیار نسبت تعداد نمونه-هایی که کلاسشان توسط مدل به درستی تشخیص داده شده به تعداد کل نمونه‌ها را محاسبه می‌کند. فرمول این معیار بصورت زیر می‌باشد:

$$Acc = \frac{\sum_{i=1}^T c_{ii}}{n}$$

در این فرمول c_{ii} تعداد نمونه‌هایی که از کلاس i می‌باشند و مدل بدرستی کلاسشان را i پیش‌بینی کرده‌است، می‌باشد. این معیار نسبت نمونه‌هایی که مدل به درستی کلاس‌بندی کرده به کل نمونه‌ها را نشان می‌دهد. بازه این معیار بین ۰ و ۱ می‌باشد.

۳-۴-۳ معیار Kappa coefficient

این معیار برای حل مشکل نامتوازن بودن تعداد اعضای هر کلاس ارائه شده‌است. در معیار accuracy کلاسی که اعضای بیشتری دارد، تاثیر بیشتری روی مقدار نهایی این معیار می‌گذارد. در معیار Kappa این مشکل برطرف شده‌است. فرمول این معیار بصورت زیر می‌باشد:

$$K = \frac{Acc - Pc}{1 - Pc}$$

در این فرمول Acc برابر با مقدار معیار accuracy میباشد و P_c بصورت زیر تعریف میشود:

$$P_c = \sum_{i=1}^T \frac{n_i \cdot n'_i}{n \cdot n}$$

۳-۴-۴ معیار Precision

Precision کلاس ام خلوص کلاس ام را نشان میدهد به این معنی که مدل چقدر میتواند از تشخیص‌های غلط برای نمونه‌های این کلاس دوری کند. فرمول این معیار بصورت زیر میباشد:

$$Pr_i = \frac{c_{ii}}{n'_i}$$

این معیار با تقسیم تعداد نمونه‌های کلاس i که توسط مدل درست کلاس‌بندی شده‌اند به تعداد کل نمونه‌هایی که کلاسشان برابر با i پیشبینی شده میباشد.

۳-۴-۵ معیار specificity

این معیار برای هر کلاس محاسبه میشود و نشان‌دهنده توانایی مدل در رد کردن نمونه‌های کلاس دیگر را نشان میدهد. این معیار نسبت تعداد نمونه‌هایی که متعلق به کلاس i نیستند و مدل، کلاسشان را کلاسی به غیر از i تشخیص داده (به درستی متعلق نبودن آنها به کلاس i را تشخیص داده‌است) به تعداد کل نمونه‌های متعلق به کلاسی غیر از کلاس i میباشد. فرمول این معیار بصورت زیر میباشد:

$$Sp_i = \frac{\sum_{k=1, k \neq i}^T (n_k - c_{ki})}{n - n_i}$$

۳-۴-۶ معیار F-score

این معیار میانگین harmonic بین دو معیار precision و specificity میباشد. فرمول این معیار بصورت زیر میباشد:

$$F_i = \frac{2}{\frac{1}{Sp_i} + \frac{1}{Pr_i}} = 2 \cdot \frac{Sp_i \cdot Pr_i}{Sp_i + Pr_i}$$

فصل ۴

نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر روش‌های مختلفی برای تشخیص مراحل خواب با استفاده از انواع داده‌ها توسعه داده شده‌است. در کنار این تحقیقات، تحقیقات زیادی برای بررسی مساله تعمیم‌پذیری این روش‌ها صورت گرفته‌است که این امر با افزایش مجموعه داده‌های موجود و قابل دسترس بودن این مجموعه داده‌ها میسر شده‌است. با بررسی‌های صورت گرفته در این پژوهش میتوان به این نکته دست یافت که تحقیقات به یک منبع داده وابسته نیستند و برای هر نوع داده تحقیقات زیادی صورت گرفته و همه آنها در حال پیشرفت دادن عملکرد الگوریتم‌ها میباشند. در ادامه برخی از تحقیقات امکان‌سنجی‌هایی در رابطه با استفاده از منابع داده‌ای جدید برای حل این مساله را مورد بررسی قرار دادند. این امر نشان‌دهنده فعال بودن تحقیقات در این حوزه میباشد و با بررسی‌های صورت گرفته تمایل بیشتر تحقیقات بر روی افزایش قابلیت استفاده از این الگوریتم‌ها بصورت خانگی و روزمره میباشد. هدف برخی از تحقیقات نیز آسان‌تر کردن کار متخصصان و ایجاد سیستم خودکار تشخیص مرحله خواب در محیط‌های کلینیکی بود. با وجود پیشرفت‌های صورت گرفته در این مساله، هنوز به نظر میرسد که عملکرد مدل‌ها وابسته به مجموعه داده مورد استفاده آنها میباشد و یا به دلیل متوازن نبودن مجموعه داده‌ها مدل‌های تولید شده در تشخیص برخی مراحل با مشکل مواجه هستند. تفاوت دیگر تحقیقات تعداد مراحل مورد بررسی آنها میباشد که وابسته به هدف ایجاد آن الگوریتم هستند. برای مثال تحقیقاتی که با هدف استفاده در کلینیک الگوریتم‌های خود را تولید میکنند از پنج مرحله خواب بعنوان کلاس‌های موجود در مساله استفاده میکنند اما دیگر تحقیقات بعضاً از مراحل کمتری استفاده میکنند و برخی مراحل را با یکدیگر ترکیب میکنند و یکسان در نظر میگیرند. نکته دیگر در رابطه با تفاوت تحقیقات و عملکرد آنها با یکدیگر مجموعه داده مورد استفاده توسط آنها میباشد. به دلیل محدودیت‌های دسترسی به برخی مجموعه داده‌های بزرگ و یا خاص بودن داده مورد استفاده در تحقیق و موجود نبودن مجموعه داده برای آن، تحقیقات از منابع مختلفی برای داده‌های خود استفاده میکنند. همانطور که در این پژوهش بررسی شد، مجموعه داده‌های موجود در این حوزه تفاوت‌های زیادی با یکدیگر دارند. یکی از این تفاوت‌ها تعداد نمونه‌های موجود در این مجموعه داده‌ها میباشد. از دیگر تفاوت‌ها میتوان به تفاوت بازه سنی افراد و نژاد آنها در مجموعه داده‌های متفاوت اشاره کرد. در برخی تحقیقات از مجموعه داده‌هایی که خود محققان جمع‌آوری کرده بودند استفاده شده که بعضاً این مجموعه داده‌ها اندازه بسیار کوچکی داشته و نتایج دریافتی آنها قابل تعمیم نمیباشد.

فرصت‌های پژوهشی

در اکثر تحقیقات بررسی شده، توجهی به محدودیت‌های سخت‌افزاری دستگاه‌های پوشیدنی نشده بود و ایجاد الگوریتم‌های تشخیص مراحل خواب که از نظر محاسباتی بهینه بوده و مناسب این سخت‌افزارها هستند، میتواند یک موضوع برای تحقیقات آینده باشد. در کنار این موضوع، سنجش تعمیم‌پذیری این مدل‌ها برای سنین و نژادهای مختلف میتواند فرصت تحقیقاتی دیگری در آینده باشد.

به طور خلاصه سرفصل‌های پیشنهادی برای تحقیقات آینده به شرح زیر است:

- توسعه الگوریتم‌های بهینه برای تشخیص مراحل خواب که مناسب دستگاه‌های پوشیدنی هستند
- طراحی سیستمی برای یکپارچه‌سازی اطلاعات دریافتی از کاربران دستگاه پوشیدنی با هدف ارتقای عملکرد مدل تشخیص مراحل خواب
- سنجش تعمیم‌پذیری مدل بر روی مجموعه داده‌های مختلف

مراجع

- .١ Ohayon, M.M., *Epidemiology of insomnia: what we know and what we still need to learn*. Sleep Med Rev, 2002. **6**(2): p. 97-111.
- .٢ Imtiaz, S.A., *A Systematic Review of Sensing Technologies for Wearable Sleep Staging*. Sensors (Basel), 2021. **21**.(٥)
- .٣ Surantha, N., T.F. Lesmana, and S.M. Isa, *Sleep stage classification using extreme learning machine and particle swarm optimization for healthcare big data*. Journal of Big Data, 2021. **8**(1): p. 14.
- .٤ Hirshkowitz, M., *Normal human sleep: an overview*. Med Clin North Am, 2004. **88**(3): p. 551-65, vii.
- .٥ Patel, A.K., et al., *Physiology, Sleep Stages*, in *StatPearls*. 2023, StatPearls Publishing Copyright © 2023, StatPearls Publishing LLC.: Treasure Island (FL).
- .٦ Wolpert, E.A., *A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects*. Archives of General Psychiatry, 1969. **20**(2): p. 246-247.
- .٧ Iber, C. and M., American Academy of Sleep, *The AASM manual for the scoring of sleep and associated events : rules, terminology and technical specifications*. 2007, Westchester, IL: American Academy of Sleep Medicine.
- .٨ Deak, M. and L.J. Epstein, *The History of Polysomnography*. Sleep Medicine Clinics, 2009. **4**(3): p. 313-321.
- .٩ Klem, G.H., et al., *The ten-twenty electrode system of the International Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology*. Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl, 1999. **52**: p. 3-6.
- .١٠ Rundo, J.V. and R. Downey, *Polysomnography*. Handb Clin Neurol, 2019. **160**: p. 381-392.
- .١١ Lu, L., et al., *Wearable Health Devices in Health Care: Narrative Systematic Review*. JMIR Mhealth Uhealth, 2020. **8**(11): p. e18907.
- .١٢ Boe, A.J., et al., *Automating sleep stage classification using wireless, wearable sensors*. npj Digital Medicine, 2019. **2**(1): p. ١٣١, .
- .١٣ Park, K.S. and S.H. Choi, *Smart technologies toward sleep monitoring at home*. Biomed Eng Lett, 2019. **9**(1): p. 73-85.
- .١٤ Castaneda, D., et al., *A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care*. Int J Biosens Bioelectron, 2018. **4**(4): p. 195-202.
- .١٥ Zhao, X. and G. Sun, *A Multi-Class Automatic Sleep Staging Method Based on Photoplethysmography Signals*. Entropy (Basel), 2021. **23**.(١)
- .١٦ Ismail Fawaz, H., et al., *Deep learning for time series classification: a review*. Data Mining and Knowledge Discovery, 2019. **33**(4): p. 917-963.
- .١٧ Abdulla, S., et al., *An intelligent model involving multi-channels spectrum patterns based features for automatic sleep stage classification*. International Journal of Medical Informatics, 2023. **171**: p. 105001.
- .١٨ Lu, J., et al., *Sleep staging based on single-channel EEG and EOG with Tiny U-Net*. Computers in Biology and Medicine, 2023. **163**: p. 107127.
- .١٩ Ma, Y.J.X., et al., *Automatic sleep-stage classification of heart rate and actigraphy data using deep and transfer learning approaches*. Computers in Biology and Medicine, 2023. **163**: p. 107193.

- .۲۰ Wang, X. and D. Matsushita, *Non-contact determination of sleep/wake state in residential environments by neural network learning of microwave radar and electroencephalogram–electrooculogram measurements*. Building and Environment, 2023. **233**: p. 110095.
- .۲۱ Jin, Z. and K. Jia, *SAGSleepNet: A deep learning model for sleep staging based on self-attention graph of polysomnography*. Biomedical Signal Processing and Control, 2023. **86**: p. 105062.
- .۲۲ Fonseca, P., et al., *A computationally efficient algorithm for wearable sleep staging in clinical populations*. Scientific Reports, 2023. **13**(1): p. 9182.
- .۲۳ Olsen, M., et al., *A Flexible Deep Learning Architecture for Temporal Sleep Stage Classification Using Accelerometry and Photoplethysmography*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2023. **70**(1): p. 228-237.
- .۲۴ Cheng, Y.-H., M. Lech, and R.H. Wilkinson *Simultaneous Sleep Stage and Sleep Disorder Detection from Multimodal Sensors Using Deep Learning*. Sensors, 2023. **23**, DOI: 10.3390/s23073468.
- .۲۵ Luo, Y., et al., *A Hierarchical Attention-Based Method for Sleep Staging Using Movement and Cardiopulmonary Signals*. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023. **27**(3): p. 1354-1363.
- .۲۶ Cheng, Y.H., M. Lech, and R.H. Wilkinson, *Distributed Neural Network System for Multimodal Sleep Stage Detection*. IEEE Access, 2023. **11**: p. 29048-29061.
- .۲۷ Xu, X., et al., *Application potential of skin temperature for sleep-wake classification*. Energy and Buildings, 2022. **266**: p. 112137.
- .۲۸ Li, Y., et al., *MVF-SleepNet: Multi-View Fusion Network for Sleep Stage Classification*. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2022: p ۱۱, -۱۱ .
- .۲۹ Pei, W., et al., *A hybrid deep learning scheme for multi-channel sleep stage classification*. Computers, Materials and Continua, 2022. **71**(1): p. 889-905.
- .۳۰ Li, Q., et al., *Transfer learning from ECG to PPG for improved sleep staging from wrist-worn wearables*. Physiol Meas, 2021. **42**.(۴)
- .۳۱ Zhao, R., Y. Xia, and Q. Wang, *Dual-modal and multi-scale deep neural networks for sleep staging using EEG and ECG signals*. Biomedical Signal Processing and Control, 2021. **66**: p. 102455.
- .۳۲ Song, T.-A., et al., *AI-Driven sleep staging from actigraphy and heart rate*. PLOS ONE, 2023. **18**(5): p. e0285703.
- .۳۳ Zhu, H., et al., *MaskSleepNet: A Cross-Modality Adaptation Neural Network for Heterogeneous Signals Processing in Sleep Staging*. IEEE J Biomed Health Inform, 2023. **27**(5): p. 2353-2364.
- .۳۴ Einizade, A., et al., *ProductGraphSleepNet: Sleep staging using product spatio-temporal graph learning with attentive temporal aggregation*. Neural Networks, 2023. **164**: p. 667-680.
- .۳۵ Zhang, Y., et al., *SHNN: A single-channel EEG sleep staging model based on semi-supervised learning*. Expert Systems with Applications, 2023. **213**: p. 119288.
- .۳۶ Mohammed Hussein, R., L.E. George, and F. Sabar Miften, *Accurate method for sleep stages classification using discriminated features and single EEG channel*. Biomedical Signal Processing and Control, 2023. **84**: p. 104688.
- .۳۷ Guo, Y., et al., *Gaussian Transformation Enhanced Semi-Supervised Learning for Sleep Stage Classification*. 2023, Research Square.
- .۳۸ Baumert, M., S. Hartmann, and H. Phan, *Automatic sleep staging for the young and the old – Evaluating age bias in deep learning*. Sleep Medicine, 2023. **107**: p. 18-25.
- .۳۹ Gong, Y., et al. *Automatic Sleep Staging Using BiRNN with Data Augmentation and Label Redirection*. Electronics , ۱۲ .۲۰۲۳ ,DOI: 10.3390/electronics12112394.
- .۴۰ Xu, X., et al. *NAMRTNet: Automatic Classification of Sleep Stages Based on Improved ResNet-TCN Network and Attention Mechanism*. Applied Sciences, 2023. **13**, DOI: 10.3390/app13116788.

- .٤١ Lee, C.-H., et al ,*SleepExpertNet: high-performance and class-balanced deep learning approach inspired from the expert neurologists for sleep stage classification*. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2023. **14**(6): p. 8067-8083.
- .٤٢ Acharya, U.R., et al ,*Automated detection of sleep apnea from electrocardiogram signals using nonlinear parameters*. Physiol Meas, 2011. **32**(3): p. 287-303.
- .٤٣ Mathunjwa, B.M., et al., *Automatic IHR-based sleep stage detection using features of residual neural network*. Biomedical Signal Processing and Control, 2023. **85**: p. 105070.
- .٤٤ Urtnasan, E., et al., *Deep Convolutional Recurrent Model for Automatic Scoring Sleep Stages Based on Single-Lead ECG Signal*. Diagnostics (Basel), 2022. **12**.(٥)
- .٤٥ Tripathi, P., et al., *Ensemble Computational Intelligent for Insomnia Sleep Stage Detection via the Sleep ECG Signal*. IEEE Access, 2022. **10**: p. 108710-108721.
- .٤٦ Habib, A., et al., *Performance of a Convolutional Neural Network Derived From PPG Signal in Classifying Sleep Stages*. IEEE Trans Biomed Eng, 2023. **70**(6): p. 1717-1728.
- .٤٧ Huttunen, R., et al., *A Comparison of Signal Combinations for Deep Learning-Based Simultaneous Sleep Staging and Respiratory Event Detection*. IEEE Trans Biomed Eng, 2023. **70**(5): p. 1704-1714.
- .٤٨ Motin, M.A., et al., *Multi-stage sleep classification using photoplethysmographic sensor*. Royal Society Open Science, 2023. **10**(4): p. 221517.
- .٤٩ Kotzen, K., et al., *SleepPPG-Net: A Deep Learning Algorithm for Robust Sleep Staging From Continuous Photoplethysmography*. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2022. **PP**: p. 1-8.
- .٥٠ Radha, M., et al., *A deep transfer learning approach for wearable sleep stage classification with photoplethysmography*. npj Digital Medicine, 2021. **4**(1): p. 135.
- .٥١ van Meulen ,F.B., et al., *Contactless Camera-Based Sleep Staging: The HealthBed Study*. Bioengineering (Basel), 2023. **10**.(١)