# فصل دوم ادبیات پژوهش

## 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.

## سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

الکتروانسفالوگرافی (EEG) یک روش برای ثبت فعالیت الکتریکی مغز از روی پوست سر است. شکل موج‌های ثبت‌شده در این روش منعکس‌کنندة 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 هرکدام بیان می‌شود.

**باند دلتا** دارای فرکانس 4 هرتز یا کمتر است. امواج این باند دارای بیشترین دامنه و کمترین فرکانس هستند. توزیع آن در مغز عموماً گسترده و در دو نیمکره مغز پراکنده است. امواج دلتا به‌عنوان ریتم غالب در نوزادان تا یک سال مشاهده می‌شود (باند غالب) و در مراحل 3 و 4 خواب، خواب عمیق، خواب بدون رویا و خواب غیر حرکت سریع چشم[[1]](#footnote-1)، خلسه و ناخودآگاه وجود دارند[1] . 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 تمرکز 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 تمرکز، آن را افزایش می‌دهند. پاسخ نامناسب امواج باند دلتا اغلب توانایی تمرکز و حفظ توجه را به شدت محدود می‌کند، گویی مغز در حالت خواب آلودگی دائمی قفل شده است [1].

**باند تتا** دارای فرکانس 4 تا 8 هرتز است و به‌عنوان فعالیت "آهسته" طبقه‌بندی می‌شود. حضور امواج تتا در سیگنال مغزی کودکان تا 13 سال و در حین خواب کاملاً طبیعی است [1]. توزیع این امواج در مغز معمولاً به‌صورت منطقه‌ای است و ممکن است مناطق زیادی را درگیر کند؛ همچنین می‌تواند جانبی[[2]](#footnote-2) یا انتشاری[[3]](#footnote-3) 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[[4]](#footnote-4)، 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 حالی‎که در کودکان تا 13 سال کاملا 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 مواقع اضطراب، فعال‌سازی رفتاری و بازداری رفتاری[[5]](#footnote-5) 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[[6]](#footnote-6) وجود داشته باشد که منجر به رفتارهای ناهنجار می‌شود [1].

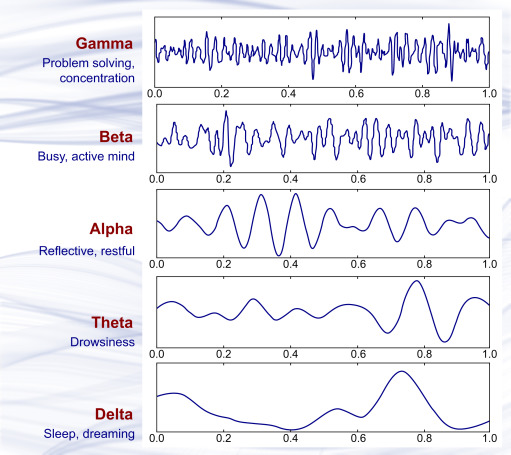
**باند آلفا** دارای فرکانس بین 8 تا 12 هرتز است. امواج آلفا معمولاً در نواحی پس‌سری بهتر دیده می‌شود. این امواج هنگام بستن چشم‌ها و استراحت ظاهر می‌شود و هنگام بازکردن چشم‌ها یا هشدار با هر مکانیزمی (فکرکردن، محاسبه کردن) ناپدید می‌شود. تولید آلفا در حد معمول به توانایی هماهنگی ذهنی کمک می‌کند و احساس 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 هشیاری و ناخودآگاه هستند. گزارش شده است که ریتم آلفا از ماده سفید[[7]](#footnote-7) 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 فعال اطلاعات را پردازش نمی‌کند. آلفا با 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 [1].

**باند بتا** فعالیت "سریع" با فرکانس بین 12 تا 35 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[[8]](#footnote-8) و باربیتورات‌ها[[9]](#footnote-9) بر شدت و احتمال تشدید آن در این نواحی می‌افزایند. امواج بتا ممکن است در مناطق آسیب‌دیدة قشر مغز وجود نداشته باشد یا دامنة آن کاهش یابد. به‌طورکلی 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]. همچنین این باندی است که بیشتر مغز خصوصاً در حالت چشم‌باز، حین حل تحلیلی مسئله، قضاوت، تصمیم‌گیری و تفکر در آن قرار دارد [1].

**باند گاما** شامل سریع‌ترین امواج مغزی است که فرکانس آن از 35 هرتز شروع می‌شود و تا 100 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 [1].

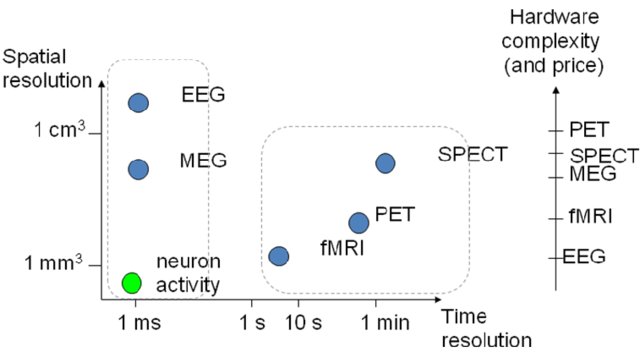
خلاصه‌ای از اطلاعات مربوط به هرکدام از باندهای فرکانسی در جدول 1 آورده شده است؛ همچنین شکل موج سیگنال در هر یک از این بازه‌های فرکانسی در شکل 1 نشان‌داده‌شده است.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| جدول 1 - ویژگی‌های پنج باند فرکانسی اصلی در سیگنال‌های مغزی | | |
| باند فرکانسی | فرکانس | حالت مغزی |
| گاما | بیش از 35 هرتز | فکرکردن و افکار یکپارچه |
| بتا | 12 هرتز – 35 هرتز | هوشیاری، بی‌قراری[[10]](#footnote-10)، تفکر، آگاهی از خود و اطرافیان |
| آلفا | 8 هرتز – 12 هرتز | آرامش، عدم آشفتگی (اما خواب‌آلود نیست)، آگاه، هنگام مراقبه، بدون عمل |
| تتا | 4 هرتز – 8 هرتز | شهودی، خلاقیت، یادآوری، فانتزی، تصویرسازی، رؤیایی، تغییر افکار، خواب‌آلودگی. "یگانگی" و "دانستن" |
| دلتا | 0.5 هرتز – 4 هرتز | خواب عمیق، بدون رویا، خواب غیر حرکت سریع چشم، خلسه و ناخودآگاه |



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

علاوه بر الکتروانسفالوگرافی، روش‌های دیگری نیز برای ثبت فعالیت‌های مغزی وجود دارد. از جمله این روش‌ها، می‌توان به تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی[[11]](#footnote-11) (fMRI)، پرتونگاری مقطعی محاسبه‌ای[[12]](#footnote-12) (CT)، پرتونگاری مقطعی گسیل پوزیترون[[13]](#footnote-13) (PET)، تصویربرداری مغناطیسی مغزی یا مگنتوآنسفالوگرافی[[14]](#footnote-14) (MEG) و طیف‌نگاری کارکردی مادون‌قرمز نزدیک[[15]](#footnote-15) (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 غیرتهاجمی 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 2، 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.



شکل 2 – مقایسه‌ی پیچیدگی سخت‌افزاری (و هزینه)، تفکیک‌پذیری مکانی و زمانی روش‌های مختلف تصویربرداری مغزی [2]

## مروری بر مطالعات انجام شده در حوزة 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.

### 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 گسترده‌ای 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.

1. شرکت ژئوفیزیک الکتریکال[[16]](#footnote-16) (EEG EGI) فناوری الکتروانسفالوگرام را برای تحقیقات علوم اعصاب با شبکه‌های حسگر ۳۲، ۶۴، ۱۲۸ و ۲۵۶ الکترودی همراه با نرم‌افزار تحلیل آن‌ها ارائه می‌دهد. نرم‌افزار ثبت داده ایستگاه شبکه[[17]](#footnote-17) نامیده می‌شود و با نرم‌افزار جداگانه‌ای به‌منظور ارائه محرک‌هایی ارتباط برقرار کرده، اطلاعات افراد را ذخیره و داده‌های EEG را ثبت می‌کند. نرم‌افزار ایستگاه شبکه امکان تجزیه‌وتحلیل الکتروانسفالوگرام خام و استخراج سیگنال‌های پتانسیل مرتبط با رخداد[[18]](#footnote-18) (ERP) را نیز فراهم می‌کند. الکتروانسفالوگرام خام را می‌توان به فرمت‌های دیگری مانند فایل‌های mat و فایل‌های edf ذخیره‌سازی کرد [3].
2. شرکت برین مستر تکنولوجیز[[19]](#footnote-19) یک دستگاه الکتروانسفالوگرام ۲۴ کاناله و یک تقویت‌کننده DC را توسعه داده است که تکامل‌یافته این فناوری دیسکاوری 24E [[20]](#footnote-20) 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 کانال شامل ۲۲ کانال اختصاص‌داده‌شده برای EEG، به‌علاوه دو کانال ورودی دیفرانسیل با مراجع جداگانه می‌شود. نرم‌افزار جمع‌آوری داده‌ها به نام دیسکاوری[[21]](#footnote-21) شناخته می‌شود و می‌تواند با نرم‌افزار ارائه محرک ارتباط برقرار کرده، اطلاعات شرکت‌کنندگان را ثبت و داده‌های EEG را ضبط و ذخیره کند [4].
3. شرکت میت‌سار[[22]](#footnote-22) سیستم‌های الکتروانسفالوگرام شامل ۲۱ کانال، ۲۴ کانال، ۳۱ کانال و ۴۸ کانال را توسعه داده است. میت‌سار حداکثر نرخ نمونه‌برداری ۲۰۰۰ هرتز و تبدیل آنالوگ به دیجیتال ۱۶ بیت به ۲۴ بیت را فراهم می‌کند. نرم‌افزار جمع‌آوری و تجزیه‌وتحلیل داده‌ها در بسته‌ی ‌استودیو EEG[[23]](#footnote-23) و وین EEG[[24]](#footnote-24) گنجانده شده است. وین EEG شامل قابلیت فیلترکردن، مونتاژ، تحلیل موجک و طیفی[[25]](#footnote-25)، نقشه‌برداری سه‌بعدی، تشخیص سنبله (اسپایک)[[26]](#footnote-26)، محلی‌سازی منبع دوقطبی[[27]](#footnote-27)، تجزیه‌وتحلیل سیگنال پتانسیل‌های مرتبط با رخداد، و ضبط و ذخیره داده‌ها است [5].
4. شرکت نوروالکتریکز[[28]](#footnote-28) فناوری الکتروانسفالوگرام چندکاناله بی‌سیم و تحریک جریان بین جمجمه‌ای مانند تحریک جریان مستقیم درون جمجمه‌ای[[29]](#footnote-29) را ارائه می‌دهد که به ترتیب با نام‌های انبیو[[30]](#footnote-30) و استارستیم[[31]](#footnote-31) شناخته می‌شوند. سیستم‌های انبیو شامل دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام ۸، ۲۰ و ۳۲ کاناله است. نرم‌افزار جمع‌آوری داده‌ها به‌عنوان کنترل‌کننده ابزار عصبی[[32]](#footnote-32) (NIC) شناخته می‌شود. NIC را می‌توان برای هر دو سیستم مذکور استفاده کرد. NIC می‌تواند بر روی هر دو سیستم‌عامل مک و ویندوز کار کند [6]. [[33]](#footnote-33)
5. شرکت اموتیو[[34]](#footnote-34) 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 الکترولیت 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 ساعت به طور مداوم قابل‌استفاده است. این سیستم با یک دانگل USB برای برقراری ارتباط با پنل کنترل و نرم‌افزار تست‌بنچ[[35]](#footnote-35) برای ذخیره‌سازی داده‌ها و کنترل دستگاه کار می‌کند [7].
6. شرکت صنایع کادول[[36]](#footnote-36) دستگاه‌های پزشکی از جمله سیستم الکتروانسفالوگرام به نام آرک‌اسنشیا[[37]](#footnote-37) را تولید می‌کند. این یک تقویت‌کننده 32 کاناله با 7 جفت الکترود فعال و مرجع با نرخ نمونه‌برداری 250 تا 500 هرتز است. نرم‌افزار جمع‌آوری اطلاعات این دستگاه قابلیت ضبط ویدئو، کنترل ثبت داده و تشخیص سنبله (اسپایک) را دارد [8].
7. شرکت ای‌ان‌تی - نورو[[38]](#footnote-38) تقویت‌کننده 64 کاناله ورزشی فشرده‌ای را با آزادی کامل برای جمع‌آوری الکتروانسفالوگرام با چگالی بالا، سیگنال‌های الکترومیوگرافی[[39]](#footnote-39) یا نوار عصب و عضله دوقطبی و انواع داده‌های حسگر فیزیولوژیکی طراحی کرده است. این سیستم با باتری تا 6 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، و همچنین کاربران را برای تنظیم ثبت‌های جدید و بررسی فایل‌های دادگان ثبت شده راهنمایی می‌کند. ویژگی‌های دیگر فیلتر اولیه، کاهش آرتیفکت، میانگین‌گیری در حوزه زمان و فرکانس، و روش‌های پیشرفته پردازش سیگنال مانند نقشه‌برداری سه‌بعدی و بازسازی منبع[[40]](#footnote-40) است [9].
8. شرکت بیوسمی[[41]](#footnote-41) تجهیزات پزشکی مختلفی از جمله دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام را ارائه می‌دهد. این دستگاه از 280 کانال فعال با تقویت‌کننده جریان مستقیم و تفکیک‌پذیری 24 بیتی برای کاربردهای تحقیقاتی تشکیل شده است. نرخ نمونه‌برداری از 2 تا 16 کیلوهرتز/کانال را ارائه می‌دهد که قابل تنظیم است [10]. 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 ذخیره داده‌ها در قالب فایل BDF را انجام دهد. علاوه بر این، این سیستم سخت‌افزاری می‌تواند با نرم‌افزارهای الکتروانسفالوگرام معروف مانند بسا[[42]](#footnote-42) و نوروگاید[[43]](#footnote-43) ارتباط برقرار کند.
9. شرکت نورواسکن[[44]](#footnote-44) انواع سیستم‌های ثبت الکتروانسفالوگرام و تجزیه‌وتحلیل داده‌های پتانسیل‌های مرتبط با رخداد (ERP) را ارائه می‌دهد. سیستم سیناپس آرتی الکتروانسفالوگرام[[45]](#footnote-45) تقویت‌کننده‌های 64، 128 و 256 کانالی شامل پیکربندی الکترودهای تک‌قطبی و دوقطبی را ارائه می‌دهد. سیستم گرائل[[46]](#footnote-46) قادر به ضبط 32 کانال برای EEG با 8 ورودی دوقطبی و 8 ورودی سطح بالا[[47]](#footnote-47) است. NuAmps یک تقویت‌کننده الکتروانسفالوگرام 40 کاناله باکیفیت بالا و کم‌هزینه است که قادر به نمونه‌برداری 22 بیتی در 1000 هرتز است. سی‌استا[[48]](#footnote-48) یک تقویت‌کننده EEG بی‌سیم 32 کاناله است. این تقویت‌کننده این امکان را می‌دهد تا شرکت‌کننده در حین ثبت حرکت کند و می‌تواند داده‌های الکتروانسفالوگرام را ثبت کند. نرخ نمونه‌برداری 1024 و وضوح بیت 16 است. سوئیت 7 کاری[[49]](#footnote-49) نرم‌افزار جمع‌آوری داده است و قادر به **پردازش آنلاین داده‌های الکتروانسفالوگرام و پتانسیل‌های مرتبط با رخداد** از جمله پردازش سیگنال و تجزیه‌وتحلیل منبع اولیه است [11].
10. بیوپک سیستمز[[50]](#footnote-50) یک تقویت‌کننده EEG بی‌سیم قابل‌حمل 32 کاناله با داده‌های EEG بی‌سیم بادقت بالا با الکترودهای مرطوب[[51]](#footnote-51) ارائه می‌کند. تفکیک‌پذیری 24 بیت بوده و برد ضبط بی‌سیم تا فاصله 10 متر در محیط داخلی خانه است. کانال‌ها تک‌قطبی هستند و نرم‌افزار اکتساب داده اک‌نالج[[52]](#footnote-52) به‌راحتی برای ایجاد مونتاژها و ترکیبی از سیگنال‌های منحصربه‌فرد پیکربندی می‌شود. این دستگاه حاوی یک کانال تحریک[[53]](#footnote-53) است که می‌تواند برای همگام‌سازی EEG با پاسخ شرکت‌کننده در برابر محرک‌ها در آزمایش‌ها استفاده شود [12].

با وجود انواع قابل‌توجه 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 برسی خواهد شد.

1. فن‌آوری الکتروانسفالوگرافی آوروا[[54]](#footnote-54) 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 زمان مستقیم برای 90% از شرکت‌کنندگان دقت بالایی داشته است. بااین‌حال، این توسعه‌دهندگان اطلاعات علمی کافی در مورد نحوه محاسبه دقت الگوریتم خود ارائه نداده و همچنین داده‌های حمایت‌کننده از این ادعا را در دسترس قرار نمی‌دهند. علاوه بر این، آن‌ها برخی از محدودیت‌های روش را پذیرفته و به‌عنوان سلب مسئولیت اعلام کردند که «الگوریتم تشخیص حرکت سریع چشم[[55]](#footnote-55) 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 [13].
2. هدبند الکتروانسفالوگرام زی‌مکس شرکت هیپنوداین از دو کانال پیشانی تشکیل می‌شود که مجموعه چهار الکترود مرطوب تشکیل شده که دو الکترود مرجع در میانه پیشانی و دو الکترود راست و چپ در طرفین پیشانی قرار داده می‌شوند. این دستگاه دارای مبدل آنالوگ به دیجیتال با تفکیک‌پذیری 16 بیتی و نرخ نمونه‌برداری 256 هرتز است. همچنین عمر باتری آن 11 ساعت است. این دستگاه با یک دانگل USB به رایانه متصل می‌شود و داده‌های الکتروانسفالوگرام را در بازه 1976- تا 1976+ میکروولت با پهنای باند 0.1 تا 128 هرتز به رایانه ارسال می‌کند. انتقال بی‌سیم از یک پروتکل اختصاصی (غیر بلوتوثی) برای دستیابی به تأخیر بسیار کم 3.5 میلی‌ثانیه استفاده می‌کند. این ویژگی زمانی بسیار مهم است که محققین می‌خواهند بصورت بلادرنگ محرکی را اعمال کنند و همزمان داده های مغزی را به سرعت پردازش کنند (مثلاً هنگام تقویت امواج دلتا). امپدانس ورودی (دیفرانسیل و مد مشترک) بین 0.8 تا 2 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 به‌صورت زمان مستقیم و بلادرنگ است [14]. حضور این ویژگی از این نظر حائز اهمیت است که به محقق توانایی پردازش زمان مستقیم، استخراج ویژگی به‌صورت بلادرنگ و نوروفیدبک را می‌دهد. لذا راه اندازی آن، باعث برتری این دستگاه نسبت به سایر دستگاه‌های موجود در بازار می شود.

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، به‌صورت متن بسته به همراه سخت‌افزار مربوطه ارائه می‌شوند و متأسفانه، دستگاه‌های الکتروانسفالوگرام تجاری معمولاً برای تبدیل‌شدن 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 5) منبع‌باز نیست و داده‌های خام هر سنسور در دسترس دیگران قرار داده نمی‌شود. واسط برنامه‌نویسی کاربردی[[56]](#footnote-56) (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، بلندکردن و غیره) را می‌دهد. درعین‌حال، تمام پردازش‌ها در نرم‌افزار انجام شده و محقق اختیار و کنترلی به‌صورت بلادرنگ بر روی آن‌ها ندارد.

### مروری بر پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینة طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب

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

تا کنون محققین خواب و پژوهشگران حوزة هوش مصنوعی تلاش‌هایی برای طبقه‌بندی خواب با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین کلاسیک مانند SVM [15], [16]،LightGBM [17]، XGBoost [18] و GLM [19] و همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین مدرن مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق [20] کرده‌اند و توانسته‌اند نتایج قابل توجهی را در طبقه‌بندی خودکار مراحل 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 باتوجه‌به نوع مسئله و فضای دادگان ورودی و خروجی موردنظر تعیین می‌شود.

الگوریتم‌های هوش مصنوعی به‌منظور دسته‌بندی دادگان ورودی و جلوگیری از واردشدن حجم زیادی دادة 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 30 ثانیه‌ای از آن سیگنال محاسبه می‌شود. به دلیل ماهیت سری زمانی این سیگنال‌ها، می‌توان ویژگی‌های متعددی را در حوزة زمان، فرکانس و زمان - فرکانس از آن استخراج کرد. انتخاب بهینة 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.

روش‌های امتیازدهی رایانه‌ای مراحل خواب معمولاً مستلزم آستانه‌گذاری توان طیفی باندهای فرکانسی و طبقه‌بندی خطی مرسوم، مانند آنالیز تفکیک خطی[[57]](#footnote-57) 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 [21]–[23].

در این راستا، کراکوفسکا[[58]](#footnote-58) و همکاران کوشیده‌اند که ابتدا ویژگی‌های متفاوتی را برای سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام محاسبه کنند و سپس با استخراج ویژگی‌هایی از سیگنال پلی‌سومنوگرافی (PSG)[[59]](#footnote-59) دقت طبقه‌بندی را در الگوریتم‌های طبقه‌بندی خواب افزایش دهند [24], [25]. در این تحقیق از سیگنال خواب 20 شرکت کننده سالم، 74 ویژگی از جمله ویژگی‌های زیر برای داده‌های پلی‌سومنوگرام محاسبه شد: فرکانس متوسط[[60]](#footnote-60)، دامنه متوسط[[61]](#footnote-61)، واریانس[[62]](#footnote-62)، چولگی[[63]](#footnote-63)، کشیدگی[[64]](#footnote-64)، گشتاورهای طیفی[[65]](#footnote-65)، لبه طیفی[[66]](#footnote-66)، قدرت‌های طیفی مطلق و نسبی[[67]](#footnote-67)، نسبت‌های توان نسبی[[68]](#footnote-68)، توان طیفی[[69]](#footnote-69)، آنتروپی[[70]](#footnote-70)، آنتروپی طیفی[[71]](#footnote-71)، بعد فراکتال[[72]](#footnote-72)، روند کاهش‌یافته تحلیل توان نوسان[[73]](#footnote-73)، انسجام[[74]](#footnote-74)، زاویه فاز[[75]](#footnote-75) و اطلاعات متقابل[[76]](#footnote-76). برای شناسایی معیارهایی که بهترین توانایی طبقه بندی را داشتند، تحلیل تفکیک[[77]](#footnote-77) با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های درجه دوم[[78]](#footnote-78) برای حالت یک‌بعدی استفاده شد.

آنان پس از بررسی آماری 14 ویژگی را انتخاب کردند به‌طوری‌که در نهایت دقت 81 درصد در طبقه‌بندی خواب به دست آمد. همچنین آنان نشان دادند که با انتخاب تنها 4 ویژگی مشخص به‌دقت 74 درصد هم می‌توان رسید. بر اساس نتایج این پژوهش، بهترین ویژگی **نسبت توان سیگنال الکتروانسفالوگرام در محدوده فرکانس بتا و دلتا** است. این نسبت که دارای میانگین خطای طبقه‌بندی 42.5 درصد بود، بهترین معیار برای تمایز در بین هر پنج مرحله خواب بود. موفقیت نسبت بتا/دلتا نشان‌دهنده این واقعیت شناخته شده است که در طول عمیق شدن خواب غیر REM، قدرت امواج کندتر (به‌ویژه امواج دلتا) افزایش می‌یابد، درحالی‌که قدرت امواج سریع‌تر (مخصوصاً بتا و گاما) به‌تدریج کاهش می‌یابد.

در نتیجه این تحقیق، خواب موج آهسته (SWS) که شامل طبقه 3 و 4 خواب می‌شود که دارای 92.89% طبقه‌بندی صحیح بود و به‌عنوان دقیق‌ترین مرحله شناسایی شد. بیداری و خواب حرکت سریع چشم (REM) در بیش از 86 درصد موارد به‌درستی طبقه‌بندی شد و پرتعدادترین مرحله، N2، در حدود 74 درصد موارد به‌درستی طبقه‌بندی شد. N2 در 10.4٪ موارد به‌عنوان N1 همسایه و در 9.4٪ موارد به‌عنوان خواب موج آهسته طبقه‌بندی شد. کمترین تشخیص مختص به مرحله N1 بود که در آن 61.2 درصد موارد به‌درستی طبقه‌بندی شدند. N1 یک حالت گذرا بین بیداری و اولین مرحله "خواب واقعی" یعنی N2 است. این مرحله تقریباً 5 درصد از کل مراحل خواب افراد سالم را شامل می‌شود و حتی در بین متخصصان، توافق در امتیاز N1 در بین تمام مراحل کمترین است. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که 16 درصد از موارد N1 به‌اشتباه به‌عنوان خواب REM، 12 درصد به‌عنوان N2 و 11 درصد به‌عنوان بیداری طبقه‌بندی‌شده‌اند.

کراکوفسکا و همکاران همچنین الگوریتم انتخاب ویژگی را بر روی داده‌های EEG به‌تنهایی اعمال کردند تا ویژگی‌های قابل تمییز در سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام مستقل از سیگنال‌های دیگر مانند الکتروکاردیوگرام یا الکترومایوگرام مشخص شوند. بدین ترتیب، 11 ویژگی کلیدی برای طبقه‌بندی این سیگنال‌ها معرفی شد و میانگین خطای طبقه‌بندی به سطح 23.4 درصد رسید. این ویژگی‌ها به ترتیب شامل: نسبت توان باند بتا به دلتا، توان فراکتال[[79]](#footnote-79)، نسبت توان باند تتا به آلفا، همدوسی گاما[[80]](#footnote-80)، نسبت توان باند سیگما به بتا، تعداد عبور از صفر، چولگی و نسبت باند دلتا به باند گاما است.

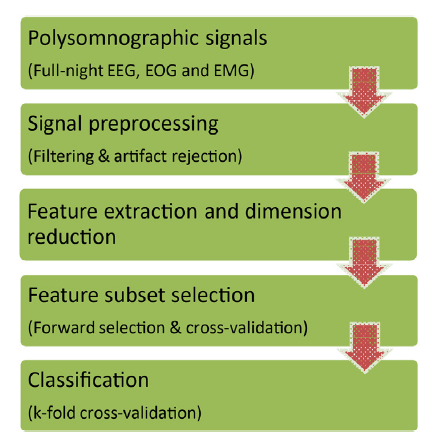
بااین‌حال، سطح خطای ذکر شده نشان می‌دهد که جداسازی رضایت‌بخش پنج مرحله خواب با یک معیار واحد غیرممکن است. همان‌طور که انتظار می‌رود، زمانی که ویژگی‌های اولیه چندان موفق نباشند، ویژگی‌های دیگر طبقه‌بندی این مراحل را اصلاح می‌کنند و هیچ ویژگی‌ای به‌تنهایی قادر به طبقه‌بندی تمام مراحل خواب نیست. به‌عنوان‌مثال، واریانس در موقعیت مرکزی کانال C3 تمایز خواب REM را از N2 و SWS بهبود می‌بخشد، نسبت توان باندهای تتا و آلفا به تشخیص بیداری از مراحل خواب N کمک می‌کند و همدوسی پیشانی[[81]](#footnote-81) 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 [8]. 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[[82]](#footnote-82) و همکاران نیز 102 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 حوزه زمان شامل واریانس، انحراف معیار، RMS، چولگی، کشیدگی، صدک 75 و در حوزه فرکانس شامل توان طیفی کل و نسبی[[83]](#footnote-83)، نسبت‌های توان و آنتروپی طیفی[[84]](#footnote-84) است. تمامی ویژگی‌های حوزه فرکانس از تخمین چگالی طیفی توان[[85]](#footnote-85) (PSD) محاسبه شده‌اند. سپس با استفاده از روش‌های کاهش بعد[[86]](#footnote-86)، ویژگی‌هایی که تمایزپذیری کمتری میان گروه‌های تحت مطالعه نشان می‌دادند (بر اساس آزمون t) حذف شدند و درنهایت تنها 32 ویژگی از 102 ویژگی اولیه به الگوریتم یادگیری ماشین چند کلاسه SVM داده شد که دقت 88 درصد را در طبقه‌بندی مراحل خواب به دست داد. مراحل این آزمایش در شکل 2 برگرفته از این مقاله نشان‌داده‌شده است [26].

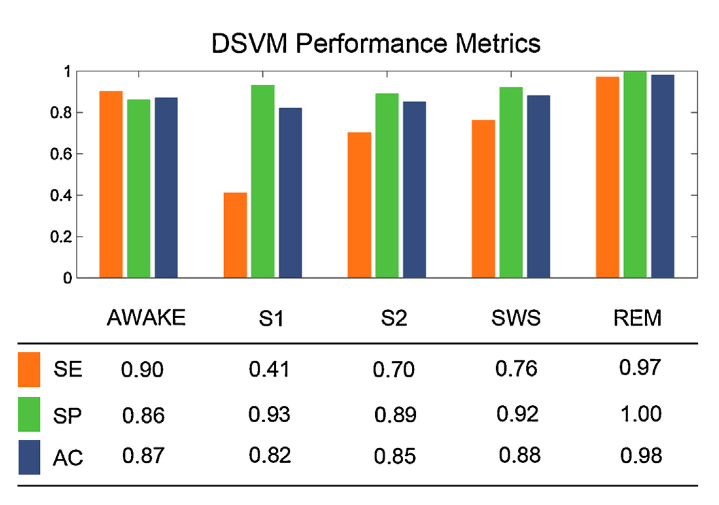
روش‌های تخمین طیف توان به‌طورکلی به روش‌های پارامتری و غیرپارامتری تقسیم می‌شوند. لجنف و همکارانش روش پریودوگرام میانگین ولش[[87]](#footnote-87) را که به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد، به کار برده‌اند [26]. آنان هر دوره 30 ثانیه‌ای را به شش بخش غیر هم پوشان تقسیم کرده و سپس یک پنجره همینگ[[88]](#footnote-88) را روی آن اعمال کردند. چگالی طیفی نهایی به‌عنوان 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 [26]. درنهایت ویژگی‌های فرکانسی که شامل توان مطلق، توان نسبی در هر باند فرکانسی، نسبت توان‌های نسبی متشکل از 16 جای‌گشت توانی (برای مثال توان نسبی آلفا به سیگما و توان نسبی تتا به آلفا و باقی 14 جای‌گشت موجود) و آنتروپی طیفی است را برای 30 ثانیه داده محاسبه کردند [27].

همچنین دو ویژگی غیرخطی آنتروپی جای‌گشت[[89]](#footnote-89) و اپراتور انرژی تیگر[[90]](#footnote-90) را برای سیگنال‌های خواب محاسبه کردند [26]. آنتروپی جای‌گشت یک ویژگی غیرخطی است که پیچیدگی سری‌های زمانی را مشخص می‌کند [28]. از این معیار این به‌منظور نظارت بر عمق بیهوشی از سیگنال‌های EEG نیز استفاده شده است [29] و نشان‌داده‌شده است که ابزار امیدوارکننده‌ای برای آشکار کردن ناهنجاری‌های فعالیت مغزی در بیماران مبتلا به صرع است [30]. مانند سایر معیارهای آنتروپی، آنتروپی جای‌گشت معیار مناسبی برای کمی‌کردن 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 [31].



شکل 3 - خلاصه‌ای از فرایند طبقه‌بندی خواب لجنف و همکارانش. برگرفته از [26]

به‌طورکلی، یافته‌های لجنف و همکاران نشان می‌دهد که ویژگی‌های انتخاب شده از سیگنال‌های پلی‌سومنوگرام خواب به همراه الگوریتم طبقه‌بندی چند کلاسه SVM پیشنهادی آنان (بر روی 10 نفر آموزش‌دیده و بر روی 5 نفر دیگر آزمایش شده است) عملکردهای طبقه‌بندی مرحله خواب قوی را ارائه می‌کند. شکل 3 حساسیت[[91]](#footnote-91) (SE)، اختصاصی بودن[[92]](#footnote-92) (SP) و صحت[[93]](#footnote-93) (AC) تشخیص کلاس الگوریتم DSVM را نشان می‌دهد. هر پنج کلاس با ویژگی و دقت بالاتر از 0.8 شناسایی می‌شوند. بهترین عملکرد برای دوره‌های خواب REM (با SE، SP و AC به ترتیب 0.97، 1 و 0.98) به دست آمد. علاوه بر این، حساسیت برای تمام مراحل به جز مرحله S1 (0.41) بالای 0.7 بود و حتی برای بیداری و REM از 0.9 نیز فراتر رفت. بااین‌حال، ویژگی و دقت برای S1 بسیار بالابود (به ترتیب 0.93 و 0.82).



شکل ۴ – 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.

فل[[94]](#footnote-94) 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 [32]. در مطالعه آن‌ها، تجزیه‌وتحلیل تمایز گام‌به‌گام به ترتیب به ویژگی‌های زیر منجر شد: آنتروپی طیفی، بزرگ‌ترین توان لیاپانوف، آنتروپی جای‌گشت، بعد همبستگی و لبه طیفی. بااین‌حال، 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 به‌عنوان‌مثال، 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 2:44 دقیقه) تعلق داشتند [32].

بکیان و مرادی در یک مطالعه بر روی داده‌های ثبت شده از هدبند الکتروانسفالوگرام درییم[[95]](#footnote-95) 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 [[96]](#footnote-96) و پیچیدگی Hjorth [[97]](#footnote-97) 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[[98]](#footnote-98)، آنتروپی طیفی نسبی[[99]](#footnote-99)، بعد فراکتال کاتز[[100]](#footnote-100) و بعد فراکتال هیگوچی[[101]](#footnote-101) را از سیگنال‌های EEG استخراج کردند. در این مطالعه از الگوریتم جنگل تصادفی[[102]](#footnote-102) (RF) برای طبقه‌بندی مراحل خواب استفاده شد. آن‌ها همچنین تفاوت در نتیجه طبقه‌بند فوق را با ماشین بردار پشتیبان (SVM) و K- نزدیک‌ترین همسایه (KNN) بررسی کردند. بر اساس نتایج این مطالعه الگوریتم جنگل تصادفی با 76.20% بیشترین دقت[[103]](#footnote-103) را در طبقه‌بندی دارد. همچنین پس از آن، الگوریتم‌های SVM بادقت 75.61% و KNN با دقت 69.46% مراحل خواب را طبقه‌بندی کردند [16].

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.[[16], [24], [26], [32]]

کریستین گانارسدوتیر[[104]](#footnote-104) و دکتر سرما[[105]](#footnote-105) در مطالعه‌ای به‌منظور اتوماسیون فرایند طبقه‌بندی خواب زیر نظر قوانین طبقه‌بندی انجمن خواب آمریکا ویژگی‌هایی را از سیگنال الکتروانسفالوگرام استخراج کردند و یک الگوریتم با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده درخت تصمیم نسبت احتمال[[106]](#footnote-106) ایجاد کردند. به طور خاص، ویژگی‌ها در دوره‌های 30 ثانیه‌ای در حوزه‌های زمان و فرکانس سیگنال‌ها محاسبه شدند و به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی‌کننده استفاده شدند که هر دوره را به یکی از پنج مرحله ممکن N3، N2، N1، REM یا Wake اختصاص داد. این الگوریتم بر روی داده‌های PSG از 38 فرد سالم که هیچ اختلال خواب گزارش شده‌ای نداشتند، آموزش‌دیده و آزمایش شد. دقت امتیازدهی کلی در مجموعه آزمون 80.70 درصد بود که با مجموعه آموزشی قابل‌مقایسه بود. نتایج آنان نشان می‌دهد که طبقه‌بندی خودکار بسیار قوی، سریع، سازگار با امتیازدهی بصری است و بسیار قابل تفسیر است [21].

داده‌های PSG جمع‌آوری‌شده در این مطالعه شامل شش کانال EEG ثبت شده از سمت چپ و راست پیشانی، قسمت مرکزی و پس‌سری، دو کانال EOG (چپ و چشم راست)، سه کانال EMG (چانه، پای راست و پای چپ)، یک کانال ECG، جریان تنفسی[[107]](#footnote-107) و تلاش[[108]](#footnote-108)، اکسی متر[[109]](#footnote-109)، ترمیستور[[110]](#footnote-110) و کانولا[[111]](#footnote-111) می‌شود.

سیستم امتیازدهی خودکار خواب پیشنهادی از پنج مرحله اصلی تشکیل شده است. دادگان قبل از تجزیه‌وتحلیل، مطابق با معیارهای AASM و تنظیمات نرم‌افزار داده‌گیری پیش‌پردازش شدند. سپس، ویژگی‌های مبتنی بر قوانین امتیازدهی AASM از سیگنال‌های PSG استخراج شد. مرحله سوم مستلزم انتخاب یک آستانه 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 کانال محاسبه شد، اما تنها کانال‌هایی که بهترین جداسازی مراحل خواب را داشتند در طبقه‌بندی نهایی استفاده شدند.

بااین‌حال، الگوریتم پیشنهادی چندین ویژگی مطلوب و فوق‌العاده 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، بیشینه طول زمانی دوک خواب و تعداد دوک‌های خواب.

عملکرد الگوریتم پیشنهادی آنان با مقایسه توافق بین طبقه‌بندی خودکار و امتیازدهی متخصص انسانی که به‌عنوان استاندارد طلایی عمل می‌کرد، ارزیابی شد. دقت امتیازدهی کلی، پس از حذف دوره‌های حاوی آرتیفکت‌های عضلانی یا حرکتی، 79.87 درصد بود که 11115 دوره از 13916 دوره به‌درستی طبقه‌بندی شده بود. نتایج مجموعه آزمون بسیار قابل‌مقایسه با نتایج مجموعه آموزشی بود. دقت امتیازدهی کلی مجموعه آزمون کمی بیشتر از مجموعه آموزشی بود. دقت امتیازدهی مجموعه آزمون با استفاده از تمام داده‌های موجود 77.00 درصد بود و پس از حذف دوره‌های حاوی آرتیفکت، با 11035 دوره از 13674 دوره به 80.70 درصد افزایش یافت. بالاترین میزان برابری طبقه‌بند با امتیاز دهنده انسانی برای یک آزمودنی واحد 91.48٪ و کمترین میزان برابری 67.51٪ بود. بالاترین دقت امتیازدهی برای مرحله N3 به دست آمد. N1 بادقت امتیازدهی زیر 50 درصد و دوره‌های بسیار کمتر در مقایسه با مراحل دیگر، سخت‌ترین مرحله برای طبقه‌بندی بود [33].

آچاریا[[112]](#footnote-112) و همکاران [34] شناسایی خودکار مراحل خواب را با یک طبقه‌بند مدل مخلوط گاوسی[[113]](#footnote-113) با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر طیف مرتبه بالا[[114]](#footnote-114) (HOS) برای دو کانال داده‌های الکتروانسفالوگرام انجام داده‌اند. آن‌ها همچنین نمودارهای دو طیفی[[115]](#footnote-115) و دوهمدوسی[[116]](#footnote-116) 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 7/88 درصد، با حساسیت و ویژگی به ترتیب 16/89، 13/87 درصد شناسایی کند. این روش از نظر محاسباتی برای استفاده بهینه و آسان است؛ به طوری‌که 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 داده های آموزشی متنوع‌تر و ویژگی‌های HOS بهتر، آچاریا ادعا میکند که می‌توان دقت را افزایش داد. شارما، آچاریا و همکاران [35] برای مرحله استخراج ویژگی از یک بانک فیلتر موجک استفاده کردند و سپس ویژگی‌های استخراج‌شده به عنوان ورودی به طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای تشخیص خودکار مراحل خواب داده شد.

حسن و همکاران [36] ابتدا سیگنال‌های EEG را با استفاده از تجزیه حالت تجربی گروهی[[117]](#footnote-117) (EEMD) تجزیه کرد و سپس چندین ویژگی آماری را از داده ها استخراج کرد. برای این منظور طبقه‌بندی‌کننده‌ای به نام تقویت کم‌نمونه‌بردار تصادفی[[118]](#footnote-118) (RUSBoost) پیشنهاد کردند که می‌تواند به‌طور خودکار با ویژگی‌های به‌دست‌آمده امتیاز خواب را بدهد. جدای از RUSBoost، عملکرد چهار طبقه‌بندی‌کننده شناخته‌شده برای طرح استخراج ویژگی آنان- طبقه‌بندی‌کننده k-نزدیک‌ترین همسایگان (kNN)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و تجزیه و تحلیل متمایز (DA) مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. از نتایج مقاله او می‌توان دید که RUSBoost به عنوان بهترین مدل طبقه بندی در همه موارد ظاهر می شود به جز طبقه بندی 5 کلاس حالت های خواب. روش پیشنهادی او در طبقه بندی ۳، ۴ و ۵ کلاسه به ترتیب دارای دقت ۹۴.۲۴، ۹۲.۶۶ و ۸۳.۴۹ درصد است.

زو و همکاران [37] کار شناسایی مرحله خواب را با 14963 بخش EEG با استفاده از رویکرد مبتنی بر دامنه نمودار انجام داد. آنها سیگنال‌های EEG را به یک نمودار دید[[119]](#footnote-119) (VG) و یک نمودار دید افقی[[120]](#footnote-120) (HVG) نگاشت کردند. رحمان، حسن و همکاران [38] تبدیل موجک گسسته[[121]](#footnote-121) (DWT) را برای استخراج ویژگی روی سیگنال‌های تک کاناله EOG ترجیح می‌دادند، و آنها ادعا کردند که سیگنال‌های EOG بر سیگنال‌های EEG در طبقه‌بندی مراحل خواب برتری دارند. سینالیس و همکاران [39] ویژگی‌های سیگنال ویژه مرحله خواب را با استفاده از استخراج ویژگی مبتنی بر فرکانس زمان به‌دست آورد و به دقت متوسط ​​86 درصد در داده‌ها الکتروانسفالوگرام ۲۰ جوان بزرگسال سالم دست یافت. باجاج و همکاران [40] یک تکنیک مبتنی بر EEG را پیشنهاد کرد که از تصاویر زمان-فرکانس[[122]](#footnote-122) (TFIs) استفاده می کرد. روش آنها می‌تواند به طور خودکار داده ها را با استفاده از طبقه بند SVM حداقل مربعی و ویژگی های هیستوگرام TFI های تقسیم شده به مراحل خواب طبقه بندی کند. روش آنان هم دقت کلی بالایی دارد (78٪، دامنه 75-80٪)، و میانگین امتیاز F1 بالا (84٪، محدوده 82-86٪) و میانگین دقت در تمام مراحل خواب فردی (86٪، محدوده 84-88٪). ) روی همه افراد.

هوانگ و همکاران [41] از استخراج ویژگی های طیفی از دو پیشانی (FP1 و FP2) سیگنال‌های EEG با استفاده از تبدیل فوریه سریع کوتاه مدت و دانش امتیازدهی دستی استفاده کرد. آنها 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[[123]](#footnote-123)، سیستمشان پنج مرحله خواب را با دقت متوسط 4.0 ± 76.7 (SD) % [میانگین کاپا 0.06 ± 0.68 (SD)] به درستی طبقه‌بندی می‌کند. عملکرد روش استخراج ویژگی پیشنهادی با استفاده از معیارهای فیشر، یعنی و ، برای نشان دادن قابلیت تفکیک ارزیابی می‌شود. هر دو و 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.

تلاش‌های اخیر برای ایجاد یک سیستم خواب قابل‌اعتمادتر با کانال‌های بیوالکتریکی معدود، با یک EEG، یک نوار قلب، یا دو EOG، به‌منظور ساده‌سازی بازرسی پیچیده PSG صورت‌گرفته است [42]–[44]. ویرکالا و همکاران [43] یک طبقه بندی خودکار مرحله خواب را از طریق دو EOG ابداع کردند. عملکرد این سیستم در طبقه بندی 5 مرحله ای خواب دارای 72.5% توافق ایپاک به ایپاک و 0.63 ضریب کاپا کوهن است و حساسیت طبقه بندی مراحل Wake، REM، N1، N2 و SWS به ترتیب 74.10, 72.7, 39.2, 79.1 و 73 درصد است. اگرچه این کار تنها سیگنال دو کانال را اعمال می کند، EEG های FP1 و FP2 می‌توانند 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 بندی پیشنهادی به طور دقیق مراحل خواب را تخمین می زند.

ییلماز و همکاران [44] طبقه بندی مرحله خواب و تشخیص ایپاک آپنه انسدادی خواب را از طریق ECG تک کاناله ارائه کردند. عملکرد این طبقه بند با 6 مرحله خواب 73.1٪ توافق توافق ایپاک به ایپاک و حساسیت های طبقه بندی Wake، REM، NREM 1، NREM 2، NREM 3 و NREM 4 به ترتیب برابر 95.6، 84.9، 98.5، 61.8، 94.3 و 87.4 درصد است. عملکرد طبقه بندی آنان رضایت بخش است، حتی حساسیت مرحله N1 که برابر 98.5 درصد بود، که دشوارترین مرحله خواب برای شناسایی خودکار است. ییلماز و همکاران اعتبار سنجی متقابل10 تایی[[124]](#footnote-124) را بر دادگان هر شرکت کننده منفرد 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 800 ایپاک، این بخشی بندی 10 زیر مجموعه با 80 ایپاک را ایجاد می کند. بنابراین، مجموعه آموزشی (720 دوره) و مجموعه آزمایشی (80 دوره) شامل مجموعه‌های کاملاً مجزایی از داده‌ها است. مجموعه آموزشی و مجموعه تست از یک شرکت کننده خاص سرچشمه می گیرد. علاوه بر این، ویژگی‌های داده‌های آموزش و آزمایش به یکدیگر شباهت دارند که با مشکل برازش 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[[125]](#footnote-125) 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 [45] از یک SVM چند کلاسه برای طبقه بندی ویژگی های مشتق شده از EEG با استفاده از ویژگی های آنتروپی فازی چند مقیاسی[[126]](#footnote-126) (MSFE) و آنتروپی جایگشت چند مقیاسی[[127]](#footnote-127) (MSPE) استفاده کرد. روش پیشنهادی آنان قادر به طبقه‌بندی 93.8 درصد از 5 مرحله خواب با ضریب کاپا 0.90 از یک کانال 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 طبقه‌بندی مرحله خواب خودکار بوده است.

به طور مشابه، رودریگوزه-سوتلو و همکاران [34] از ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی با طبقه‌بندی‌کننده بدون نظارت استفاده کرد. آچاریا و همکاران [35] 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 جاذبه‌های سیستم با پارامترهای ثابت آن است. این روش بسیار برتر از روش‌های خطی سنتی مانند تبدیل فوریه و تحلیل طیفی توان است. آنان تغییرات و بازه هر ویژگی را برای هر مرحله مشخص کردند.

آنتروپی تقریبی[[128]](#footnote-128) (ApEn)، بعد همبستگی[[129]](#footnote-129) (CD)، بزرگ‌ترین توان لیاپانوف[[130]](#footnote-130) (LLE)، بعد فراکتال[[131]](#footnote-131) (FD) و توان هرست (H) به دلیل قشر بسیار فعال و سیگنال‌های EEG غیرهمگام دارای ارزش بالاتری برای حالت بیداری هستند. در این حالت، سیگنال EEG بسیار تصادفی می‌شود. در حالت خواب N1-4 این مقدار به‌تدریج به دلیل کاهش تغییرپذیری سیگنال‌های EEG کاهش می‌یابد و قشر غیرفعال‌تر می‌شود. در حالت خواب N4، ApEn به دلیل تغییرات بسیار کم در سیگنال‌های EEG کمترین میزان خواهد بود. حالت خواب 5 حالت REM است. در این حالت، تغییرات کمی بیشتر است و در نتیجه ApEn افزایش می‌یابد. میانگین CD از حالت بیداری به مراحل N1-4 کاهش می‌یابد و سپس در طول خواب حرکت سریع چشم افزایش می‌یابد. این تغییر در CD برای حالت‌های خواب مختلف به دلیل تغییرپذیری سیگنال آنها نسبت داده می‌شود. بزرگ‌ترین توان لیاپانوف ()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 N3 و N4 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 N1-4 کاهش می یابد. و این FD در حالت REM به دلیل افزایش فرکانس افزایش می یابد.

فل و همکاران [32] از انواع اندازه گیری های طیفی و غیر خطی از سیگنال‌های EEG برای تشخیص مراحل خواب استفاده کرد. آنها گزارش دادند که ترکیب این اندازه‌گیری‌ها نتایج بهتری نسبت به مطالعات قبلی ایجاد می‌کند، همانطور که در ادبیات نشان داده شده است. در مطالعه دیگری، آلیکویچ و سوباسی [46] یک ساختار سه ماژول را برای همان مشکل پیشنهاد کردند. در ماژول اول راه حل آنها، سیگنال‌های به دست آمده از کانال Pz-Oz با استفاده از تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی چند مقیاسی (PCA) نویز زدایی شدند. در ماژول دوم، استخراج ویژگی با استفاده از روش‌های آماری بر روی سیگنال‌های جدا شده به زیر باند توسط DWT انجام شد. در نهایت در ماژول سوم از SVM چرخشی برای طبقه بندی داده ها به داده های خواب پنج مرحله ای با دقت 91.1 درصد استفاده شد.

# 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] P. Georgieva, F. Silva, and N. Figueiredo, “IEETA brain computer interface technologies,” *International Journal of Computational Intelligence Studies*, vol. 2, pp. 314–332, Nov. 2013, doi: 10.1504/IJCISTUDIES.2013.057645.

[3] “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).

[4] “Neurofeedback, qEEG, Biofeedback, and more - BrainMaster Tech Inc.,” *BrainMaster Technologies Inc.* https://brainmaster.com/ (accessed May 31, 2022).

[5] “Mitsar :: Neurodiagnostics :: Electroencephalography (EEG) – Mitsar :: Neurodiagnostics :: Electroencephalography (EEG).” https://mitsar-eeg.com/ (accessed May 31, 2022).

[6] “Enobio® EEG systems | Neuroelectrics,” *Neuroelectrics: Reinventing brain health*. https://www.neuroelectrics.com/ (accessed May 31, 2022).

[7] “Emotiv,” *EMOTIV*. https://www.emotiv.com/ (accessed May 31, 2022).

[8] “Cadwell ARC Essentia EEG Amplifier Monitoring System w/ Remote Input Box & Accs,” *eBay*. https://www.ebay.com/itm/234507537072 (accessed May 31, 2022).

[9] “eegoTMsports | ANT Neuro.” https://www.ant-neuro.com/products/eego\_sports (accessed May 31, 2022).

[10] “Biosemi EEG ECG EMG BSPM NEURO amplifier electrodes.” https://www.biosemi.com/products.htm (accessed May 31, 2022).

[11] “Compumedics Neuroscan – World Leader in Functional Neuro-imaging.” https://compumedicsneuroscan.com/ (accessed May 31, 2022).

[12] “Data Acquisition, Loggers, Amplifiers, Transducers, Electrodes | BIOPAC.” https://www.biopac.com/ (accessed May 31, 2022).

[13] “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).

[14] “Hypnodyne ZMax.” http://hypnodynecorp.com/ (accessed May 31, 2022).

[15] 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.

[16] 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.

[17] 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.

[18] 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.

[19] 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.

[20] 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.

[21] 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.

[22] 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.

[23] 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.

[24] 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.

[25] 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.

[26] 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.

[27] 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.

[28] 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.

[29] 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.

[30] 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.

[31] 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.

[32] 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.

[33] 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.

[34] 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.

[35] 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.compbiomed.2018.04.025.

[36] 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/j.cmpb.2016.12.015.

[37] 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.

[38] 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.compbiomed.2018.08.022.

[39] 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.

[40] 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.

[41] 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.

[42] C. Berthomier *et al.*, “Automatic Analysis of Single-Channel Sleep EEG: Validation in Healthy Individuals,” *Sleep*, vol. 30, no. 11, pp. 1587–1595, Nov. 2007.

[43] 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.

[44] B. Yilmaz, M. H. Asyali, E. Arikan, S. Yetkin, and F. Ozgen, “Sleep stage and obstructive apneaic epoch classification using single-lead ECG,” *Biomed Eng Online*, vol. 9, p. 39, Aug. 2010, doi: 10.1186/1475-925X-9-39.

[45] 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.

[46] 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.

1. Non-REMs [↑](#footnote-ref-1)
2. Lateralized [↑](#footnote-ref-2)
3. Diffuse [↑](#footnote-ref-3)
4. Meditation [↑](#footnote-ref-4)
5. [↑](#footnote-ref-5)
6. Major transmitter systems [↑](#footnote-ref-6)
7. White matter [↑](#footnote-ref-7)
8. Benzodiazepines : هر کلاس از ترکیبات آلی هتروسیکلیک که به عنوان آرام بخش استفاده می شود، مانند Librium و Valium. [↑](#footnote-ref-8)
9. Barbiturates: هر دسته از داروهای آرام بخش و خواب‌آور مشتق‌شده از اسید باربیتوریک. [↑](#footnote-ref-9)
10. Agitation [↑](#footnote-ref-10)
11. functional Magnetic Resonance Imaging [↑](#footnote-ref-11)
12. Computerized Tomography [↑](#footnote-ref-12)
13. Positron Emission Tomography [↑](#footnote-ref-13)
14. Magnetoencephalography [↑](#footnote-ref-14)
15. functional Near-Infrared Spectroscopy [↑](#footnote-ref-15)
16. Electrical Geodesics [↑](#footnote-ref-16)
17. Net Station [↑](#footnote-ref-17)
18. Event-related potentials (ERPs)

    پتانسیل های مرتبط با رویداد (ERP) تغییرات کوچکی در الکتروانسفالوگرام ثبت شده از روی پوست سر هستند که در زمان شروع رویدادی مانند یک محرک حسی یا یک عمل حرکتی ثبت می شوند (به اصطلاح پتانسیل های مرتبط با رویداد در زمان شروع رویدادی از نظر زمانی قفل یا time-locked می شوند). [↑](#footnote-ref-18)
19. BrainMaster Technologies [↑](#footnote-ref-19)
20. Discovery 24E [↑](#footnote-ref-20)
21. Discovery [↑](#footnote-ref-21)
22. MITSAR [↑](#footnote-ref-22)
23. EEGStudio [↑](#footnote-ref-23)
24. WinEEG [↑](#footnote-ref-24)
25. Wavelet and spectral analysis [↑](#footnote-ref-25)
26. Spike detection [↑](#footnote-ref-26)
27. Dipole source localization [↑](#footnote-ref-27)
28. Neuroelectrics [↑](#footnote-ref-28)
29. Transcranial direct-current stimulation [↑](#footnote-ref-29)
30. Enobio [↑](#footnote-ref-30)
31. Starstim [↑](#footnote-ref-31)
32. Neuroelectrics Instrument Controller [↑](#footnote-ref-32)
33. برای جزئیات بیشتر در مورد جمع آوری داده با سیستم های Enobio با استفاده از نرم افزار NIC، میتوانید از وبسایت این شرکت دیدن کنید. [↑](#footnote-ref-33)
34. Emotiv [↑](#footnote-ref-34)
35. TestBench [↑](#footnote-ref-35)
36. Cadwell Industries [↑](#footnote-ref-36)
37. Arc Essentia [↑](#footnote-ref-37)
38. ANT-Neuro [↑](#footnote-ref-38)
39. Electromyography [↑](#footnote-ref-39)
40. Source reconstruction [↑](#footnote-ref-40)
41. BioSemi [↑](#footnote-ref-41)
42. BESA [↑](#footnote-ref-42)
43. Neuroguide [↑](#footnote-ref-43)
44. NeuroScan [↑](#footnote-ref-44)
45. SynAmps RT EEG [↑](#footnote-ref-45)
46. Grael [↑](#footnote-ref-46)
47. High-level [↑](#footnote-ref-47)
48. Siesta [↑](#footnote-ref-48)
49. Curry 7 Suite [↑](#footnote-ref-49)
50. BIOPAC Systems [↑](#footnote-ref-50)
51. الکترودهای مرطوب الکترودهایی هستند که عموماً از مواد نقره / کلرید نقره (Ag / AgCl) ساخته می‌شوند. آن‌ها از یک ماده ژل الکترولیتی به عنوان هادی بین پوست و الکترود استفاده می‌کنند. [↑](#footnote-ref-51)
52. AcqKnowledge [↑](#footnote-ref-52)
53. Trigger channel [↑](#footnote-ref-53)
54. Aurora [↑](#footnote-ref-54)
55. REM – Rapid Eye Movement [↑](#footnote-ref-55)
56. Application Programming Interface [↑](#footnote-ref-56)
57. Lsinear discriminant analysis [↑](#footnote-ref-57)
58. Krakovská [↑](#footnote-ref-58)
59. Polysomnography یا آزمایش چندگانه خواب آزمایشی است که نوار مغزی (الکتروانسفالوگرافی) را در طی خواب ثبت می‌کند؛ اغلب همراه با آن، از 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). [↑](#footnote-ref-59)
60. Average frequency [↑](#footnote-ref-60)
61. Avergare Amplitude [↑](#footnote-ref-61)
62. Variance [↑](#footnote-ref-62)
63. Skewness [↑](#footnote-ref-63)
64. Kurtosis [↑](#footnote-ref-64)
65. Spectral Moments [↑](#footnote-ref-65)
66. Spectral Edge [↑](#footnote-ref-66)
67. Absolute and relative spectral powers [↑](#footnote-ref-67)
68. Relative spectral power [↑](#footnote-ref-68)
69. Relative power ratios [↑](#footnote-ref-69)
70. Entropy [↑](#footnote-ref-70)
71. Spectral entropy [↑](#footnote-ref-71)
72. Fractal dimension [↑](#footnote-ref-72)
73. Detrended fluctuation exponent analysis [↑](#footnote-ref-73)
74. Coherence [↑](#footnote-ref-74)
75. Phase angle [↑](#footnote-ref-75)
76. Mutual information [↑](#footnote-ref-76)
77. Discriminant analysis [↑](#footnote-ref-77)
78. Quadratic classifiers [↑](#footnote-ref-78)
79. Fractal exponent [↑](#footnote-ref-79)
80. Gamma coherence [↑](#footnote-ref-80)
81. Frontal coherence [↑](#footnote-ref-81)
82. Lajnef [↑](#footnote-ref-82)
83. Total and relative spectral power [↑](#footnote-ref-83)
84. Power ratios and spectral entropy [↑](#footnote-ref-84)
85. Power spectral density [↑](#footnote-ref-85)
86. Dimentionality reduction [↑](#footnote-ref-86)
87. Welch’s averaged periodogram [↑](#footnote-ref-87)
88. Hamming window [↑](#footnote-ref-88)
89. Permutation entropy [↑](#footnote-ref-89)
90. Teager energy operator [↑](#footnote-ref-90)
91. Sensitivity [↑](#footnote-ref-91)
92. Specificity [↑](#footnote-ref-92)
93. Accuracy [↑](#footnote-ref-93)
94. Fell [↑](#footnote-ref-94)
95. Dreem [↑](#footnote-ref-95)
96. Hjorth mobility [↑](#footnote-ref-96)
97. Hjorth complexity [↑](#footnote-ref-97)
98. Rényi entropy [↑](#footnote-ref-98)
99. Relative spectral entropy [↑](#footnote-ref-99)
100. Katz Fractal Dimension [↑](#footnote-ref-100)
101. Higuchi Fractal Dimension [↑](#footnote-ref-101)
102. Random Forest [↑](#footnote-ref-102)
103. Accuracy [↑](#footnote-ref-103)
104. Kristin Maria Gunnarsdottir [↑](#footnote-ref-104)
105. Sridevi V. Sarma [↑](#footnote-ref-105)
106. Likelihood ratio decision tree classifier [↑](#footnote-ref-106)
107. respiratory flow [↑](#footnote-ref-107)
108. effort [↑](#footnote-ref-108)
109. oximeter [↑](#footnote-ref-109)
110. thermistor [↑](#footnote-ref-110)
111. cannula [↑](#footnote-ref-111)
112. Acharya [↑](#footnote-ref-112)
113. Gaussian mixture model classifier [↑](#footnote-ref-113)
114. high-order spectra [↑](#footnote-ref-114)
115. bispectrum [↑](#footnote-ref-115)
116. bicoherence [↑](#footnote-ref-116)
117. ensemble empirical mode decomposition [↑](#footnote-ref-117)
118. random undersampling boosting [↑](#footnote-ref-118)
119. visibility graph [↑](#footnote-ref-119)
120. horizontal visibility graph [↑](#footnote-ref-120)
121. discrete wavelet transform [↑](#footnote-ref-121)
122. time-frequency images [↑](#footnote-ref-122)
123. leave-one-subject-out cross validation analysis [↑](#footnote-ref-123)
124. 10-fold cross validation [↑](#footnote-ref-124)
125. leave-one-subject-out cross validation [↑](#footnote-ref-125)
126. multi-scale fuzzy entropy [↑](#footnote-ref-126)
127. multi-scale permutation entropy [↑](#footnote-ref-127)
128. Approximate entropy [↑](#footnote-ref-128)
129. Correlation dimension [↑](#footnote-ref-129)
130. Largest Lyapunov exponent () [↑](#footnote-ref-130)
131. Fractal dimension [↑](#footnote-ref-131)