تشخیص خودکار سطح هوشیاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و ضرایب ویولت

سید مهدیار بامشکی
(دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی)
سعید راحتی قوچانی
(استادیار دانشگاه)
دانشگاه آزاد اسلامی مشهد – دانشکده مهندسی – گروه مهندسی پزشکی

کلمات کلیدی : هوشیار، خواب‌آلود، خواب، EEG ، تبدیل ویولت گسسته (DWT) ، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

چکیده : تشخیص خودکار سطح هوشیاری می‌تواند کمک شایانی به افرادی که کارهای یکنواخت و خسته‌کننده انجام می‌دهند بنماید . به همین منظور محققین از سیگنال‌های حیاتی بدن به عنوان یک روش معتبر برای تشخیص هوشیاری در تحقیقاتشان استفاده می‌کنند . سیگنال EEG، یک سیگنال غیرایستان است، اما با توجه به این موضوع روش مرسوم برای تحلیل این سیگنال استفاده از تحلیل مبتنی بر تبدیل فوریه است که موفقیت بالایی در شناسائی سطح هوشیاری ندارد. این تحقیق از یک روش جدید برای آنالیز EEG با استفاده از تبدیل ویولت و طبقه‌بندی‌کننده مبتنی بر ANN استفاده کرده است. سیگنال EEG به زیرباندهای فرکانسی با استفاده از تبدیل ویولت تجزیه می‌شود و یک مجموعه ویژگی آماری از این زیر باندها استخراج می‌شود. سپس این ویژگی‌های آماری به عنوان ورودی برای یک ANN با سه خروجی مجزا : هوشیار ، خواب آلود و خواب استفاده می شود. درصد صحت بدست آمده در شبکه عصبی طراحی شده در حدود ۸۸ درصد بوده است. که با اعمال روش‌هایی امکان بالا بردن این صحت نیز وجود دارد.

۱- مقدمه

امنیت رانندگی موضوعی است که توجه بیشتری را از سوی محققین در سالهای اخیر به دلیل افزایش تعداد تلفات در رانندگی، می طلبد.

مطالعه موسسه NTSB بر روی ۱۰۷ تصادف مرگبار و شدید جاده ای در مواردی که راننده زنده مانده است نشان می دهد که ۵۸ درصد از این تصادفات وابسته به خستگی راننده بوده است. بنابراین جلوگیری از این تصادفات منجر به یک تمرکز وسیع از سوی محققین در این زمینه شده است [۵ و ۹] .

یکی از کاربردهای مهم پردازش سیگنال EEG ، مطالعه درمورد زمان اتفاق افتادن هوشیاری و خواب آلودگی در کاربرهایی است که کارهای یکنواخت اما با تیاز به دقت کاری بالا انجام می دهند که از این جمله افراد می توان به کنترل کنندهای ترافیک هوایی ، راننده های کامیون و.. . نام برد.

هدف از این مطالعه جلوگیری از افرایش ظرفیت تصادف بدلیل افزایش خواب آلودگی با استفاده از سیستمی است که می تواند خواب آلودگی را به طور پیوسته مانیتور کند و بدین وسیله از تصادفاتی که به خاطر کمبود توجه اتفاق می افتد جلوگیری کنیم.

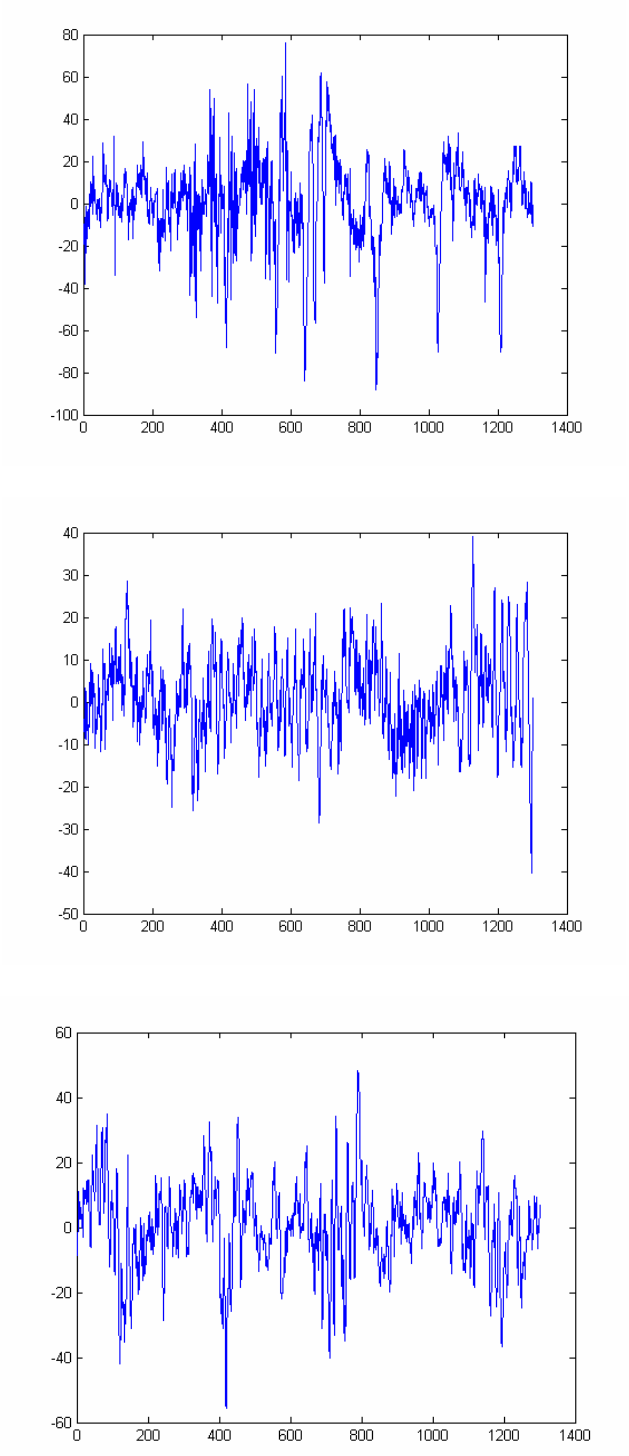
هدف از این تحقیق طراحی یک روش برای پردازش داده های ورودی از یک مجموعه ویژگی های آماری که با استفاده از DWT از زیر باندهای سیگنال EEG استخراج شده است بوسیله استفاده از ANN می باشد. که حالات هوشیاری ، خواب آلودگی و خواب را تشخیص می دهد.

طیف فرکانسی EEG به ۵ باند مختلف تقسیم می شود که عبارتند از دلتا، تتا، آلفا و گاما. در هنگام خواب NREM، توان باند دلتا شدت خواب و نیاز شخص به خواب را نشان می دهد.

در طول دوره بیداری فرکانسهای باندهای آلفا و تتا به طور خاصی برای محققین جذاب و جالب هستند چرا که این باندها دارای بهترین فرکانسها برای بررسی خواب آلودگی می باشند. در طول دوره خواب آلودگی فعال (با چشمان باز) بدون اینکه شخص کاملا خسته باشد، توان باند آلفا معمولا پائین است. هر چند در شرایط خوابیده ساکن (با چشمان بسته) وقتی شخص کاملا خوابیده است، توان باند آلفا اغلب زیاد است. در طول دوره انتقال از شرایط ساکن با چشمان بسته به سوی خواب، کاهش تدریجی در توان باند آلفا و افزایش تدریجی در توان باند تتا اتفاق می افتد. همچنین کاهش توان آلفا و افزایش توان تتا در طول دوره بیداری ساکن (با چشمان بسته) می‌تواند یک محرک قوی برای خواب را نشان بدهد. در واقع در طی تحقیقات، محققان این موضوع را دریافته‌اند که خواب آلودگی شخص در طول دوره بیداری به طور منفی با توان باند آلفا و بطور مثبت با توان باند تتا در سیگنال EEG شخص بیدار در طول دوره بیداری همبسته است [۷ و ۱] فعالیت الکتریکی مغز که همان سیگنال EEG است، سیگنالی دینامیک، اتفاقی، غیرایستان و غیرخطی است[۷]. ثبت سیگنال EEG وابسته به محل الکترودها، امپدانس آنها و حالت هوشیاری است. یک شخص خبره برای مشخص ساختن اطلاعات از میزان زیادی داده EEG نیاز به تفسیر دیداری سیگنال دارد و تحلیل کامپیوتری سیگنال EEG هدفی است برای تسهیل، سرعت بخشیدن و استخراج اتوماتیک ویژگی از فعالیت مغزی ضمن اینکه سختی معاینه چشمی سیگنال برای شخص خبره را نیز از بین می برد[۱]. طبقه بندی سیگنال EEG با استفاده از کامپیوتر در مورد خواب آلودگی در چندین تحقیق مورد تحلیل قرار گرفته است [۷] . این طبقه‌بندی‌ها مبتنی بر تحلیل طیفی EEG است و نشان می دهد که تحلیل طیفی مشخصات باندها می تواند بعنوان یک طبقه‌بندی‌کننده مورد استفاده قرار گیرد[۷ و ۱]. در مقایسه با روش های متعارف در آنالیز فرکانس با استفاده از تبدیل فوریه یا تبدیل فوریه زمان کوتاه، تبدیل ویولت می‌تواند یک تحلیل Multi-resolution از سیگنال ارائه کند. در این تحقیق، DWT برای تحلیل زمان- فرکانس سیگنال EEG بکاربرده شده است و از ANN به عنوان طبقه بندی کننده با استفاده از ضرایب ویولت استفاده شده است.

سیگنال EEG با استفاده از DWT به زیر باندهای فرکانسی تجزیه می شود سپس از این زیر باندها یک مجموعه

از ویژگی‌های آماری برای نشان دادن توریع در ضرایب ویولت استخراج می شود. یک شبکه عصبی برای طبقه بندی سیگنال EEG به یکی از رده‌های: هوشیار، خواب‌آلود و خواب بکار برده می‌شود.



شکل ۱ : سیگنال EEG در حالت های مختلف : هوشیار ، خواب آلود ، خواب

۲- داده ها و روش ها

۲-۱ - داده ها

در تشخیص مراحل هوشیاری از اطلاعات ارزشمند موجود در سیگنال EEG استفاده می شود. سیگنال EEG از چندین باند فرکانسی با نامهای آلفا، بتا، تتا و دلتا تشکیل شده است که با استفاده از خصوصیات هر یک از مراحل هوشیاری سعی در تشخیص این مراحل بصورت اتوماتیک داریم.

سیگنال EEG دارای 4 ویژگی میباشد که در جدول ۱ اطلاعات و خصوصیات آن ذکر شده است .

جدول ۱ : اطلاعات فرکانسی و دامنه باند های سیگنال EEG

ویژگی	باند فرکانسی (هرتز)	دامنه (میکرو ولت)
Alpha Activity	۸-۱۳	۲۰-۶۰
Beta Activity	۱۳-۳۰	۲-۲۰
Theta Activity	۴-۸	۵۰-۷۵
Delta Activity	۱-۴	۷۵

مراحل هوشیاری توسط سیگنال EEG قابل تشخیص است . در شکل ۱، به عنوان نمونه یک epoch از سیگنال EEG برای هر کدام از مراحل هوشیاری یعنی بیداری، خواب آلودگی و خواب نمایش داده شده است.

در این تحقیق از داده های موجود در پایگاه داده PhysioBank [۹] که دارای آرشیو سیگنالهای فیزیولوژیکی برای تحقیقات مهندسی پزشکی می باشد، استفاده شده است. سیگنالهای موجود در این مجموعه شامل ۲ ثبت سیگنال EEG که شامل کانال های Fpz-Cz و PZ-Oz میباشد که با نرخ ۱۰۰ هرتز ذخیره شده است.

این مجموعه شامل داده های EMG،EOG ودمای بدن و ثبت رخداد نیز می باشد که در این تحقیق از آنها استفاده نشده است.

فیلتر های استفاده شده در این داده ها شامل فیلتر پائین گذر با فرکانس قطع ۱۰۰ هرتز و فیلتر بالا گذر با فرکانس قطع ۰,۵ هرتز می باشد و همچنین فیلتر حذف نویز برق شهر (۵۰ هرتز) نیز اعمال شده است.

در این تحقیق از دو مجموعه داده استفاده شده است که هر مجموعه شامل ۱۲۰۰ epoch می باشد که توسط افراد متخصص ارزیابی شده است .

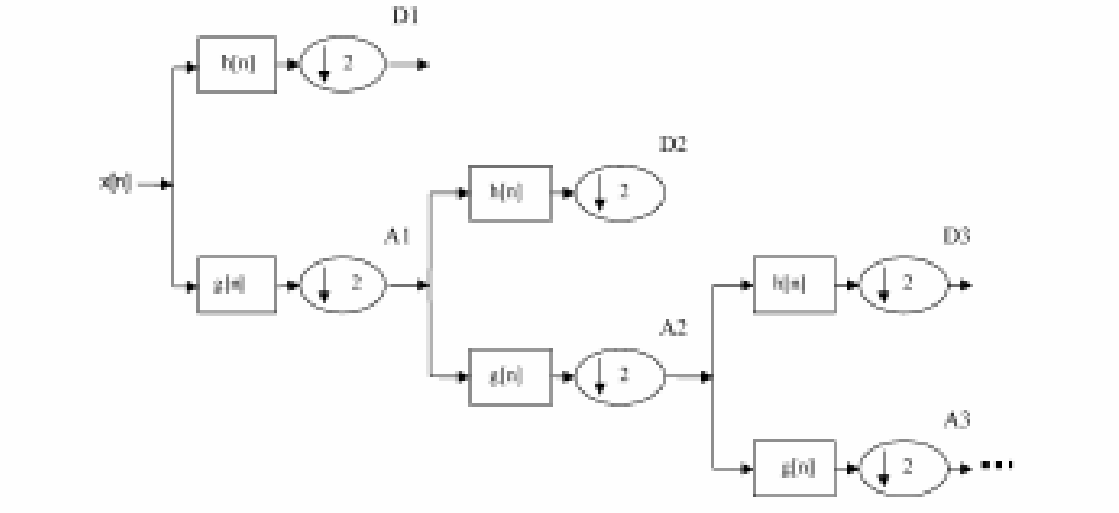
۲,۲. تحلیل سیگنال EEG با استفاده از تبدیل ویولت گسسته

۲,۲. ۱. تبدیل ویولت

اغلب برای تحلیل سیگنال های حیاتی ازتبدیل های فوریه و ویولت استفاده می شود. تبدیل ویولت به طور ویژه ای برای جداسازی سیگنالهای غیر ایستان با ویژگی‌های فرکانسی متفاوت به کار می رود[۴] در حالی که تبدیل فوریه برای تحلبل سیگنال های ایستان به کار می رود. با توجه به اینکه سیگنال EEG ، سیگنالی است که حاوی مشخصه های ایستان و غیر ایستان است بنابراین این ایده آل نیست که ما برای تحلیل چنین سیگنالی از تبدیل فوریه استفاده کنیم.

در واقع تبدیل ویولت سیگنال را به یک مجموعه توابع پایه به نام ویولت تجزیه می‌کند. این توابع پایه بوسیله تاخیرها، انقباض ها و انتقال‌هایی که بر روی تابع یکتایی به نام الگوی ویولت انجام می شود ، بدست می آید .

ویولت های پیوسته توابعی هستند که از یک تابع فرد بوسیله تاخیرها و انتقال‌ها بدست می آید و وابسته به پارامتری به نام پارامتر انتقال هستند.



شکل ۲ : تجزیه زیر باندها با استفاده از DWT [n] h فیلتر بالا گذر و [n] g فیلتر پائین گذر

۲,۲,۲- تجزیه سیگنال EEG به روش Multi-resolution

DWT سیگنال را در باندهای فرکانسی متفاوت و با درشت نمایی های متفاوت با استفاده از تجزیه سیگنال به تقریب های درشت و اطلاعات جزئی ، تحلیل می کند.

در واقع DWT دو مجموعه از توابع را که توابع سنجش و توابع ویولت خوانده می‌شوند و وابسته به فیلتر های پائین گذر و بالاگذر هستند را به کار می‌گیرد .

تجزیه سیگنال به باندهای فرکانسی متفاوت به سادگی با فیلتر کردن پائین گذر و بالاگذر متوالی در حوزه زمان سیگنال بدست می‌آید.

سیگنال اصلی x (n) ابتدا از یک فیلتر نیمه باند بالاگذر h(n) و یک فیلتر پائین گذر(g(n عبور داده می شود بعد از انجام عمل فیلتر کردن ، طبق معیار نایکوئیست نیمی از نمونه ها می تواند حذف شود.

این سیگنال با دور انداختن همه نمونه‌های دیگر می‌تواند به دو زیر نمونه ساده تبدیل شود . این روش، به روش تجزیه Multi-resolution شناخته می شود که طرحواره آن را در شکل ۲ مشاهده می نمائید.

هر مرحله از این طرح محتوی دو فیلتر دیجیتال و دو Down-sampler درجه دو است. اولین فیلتر یک ویولت گسسته مادر است با طبیعت بالاگذر و دومین فیلتر، همان فیلتر با طبیعت پائین گذر است .

خروجی Down-sampler از اولین فیلتر های بالاگذر و پائین گذر جزء D1 و تقریب A1 را مهیا می کند.

اولین تقریب A1، بیشتر تجزیه می‌شود و این پروسه همان طور که در شکل نشان داده شده است ، ادامه می یابد.

۳,۲,۲- انتخاب نوع ویولت و تعداد سطوح

انتخاب ویولت مناسب و تعداد سطح های تجزیه در سیگنال هایی که برای تحلیل آنها از DWT استفاده می‌کنیم، بسیار مهم است. یک روش معمول برای این کار، بررسی دیداری داده در ابتدای کار است و سپس انتخاب نوع ویولت با توجه به مشاهدات است به طور مثال اگر داده تا حدی غیر پیوسته بود از ویولت های Haar و یا دیگر ویولت‌های تیز استفاده می شود در غیر این صورت از ویولت های نرم‌تر استفاده می‌شود. اما معمولا در کاربردهای خاص انواع

مختلفی از ویولت ها را مورد آزمایش قرار می دهند و آن را که بالاترین کارآیی را از خود نشان داد ، انتخاب می-کنند.

تعداد سطوح تجزیه برپایه مولفه‌های فرکانسی غالب در سیگنال انتخاب می‌شود . سطوحی که انتخاب می‌شوند این گونه عمل می‌کنند که آن قسمت هایی از سیگنال را بسیار همبسته با فرکانس‌های مورد نیاز برای طبقه بندی سیگنال هستند، در ضرایب ویولت نگه می‌دارند. با توجه به اینکه سیگنال EEG ، مولفه های قابل استفاده‌ای در فرکانسهای بالاتر از ۳۰ هرتز ندارد، سطح انتخابی ما ۴ بوده است [۱]. بنابراین سیگنال به جزئیات D1-D۴ و آخرین تقریب یعنی A4 تجزیه می شود. محدوده باندهای فرکانسی مختلف درجدول ۲ نشان داده شده است. در این تحقیق از تبدیل ویولت Daubiches با مرتبه ۲ برای تجزیه سیگنال های هوشیار، خواب آلود و خواب استفاده شده است[۱] .

جدول ۲ : وابستگی فرکانسها به سطوح مختلف تجزیه با ویولتdb2

سیگنال تجزیه شده	***محدوده فرکانسی***
D1	37.5-75
D2	18.75-37.5
D3	9.375-18.75
D4	4.6875-9.375
A4	0-4.6875

این تقریب و جزئیات ثبت شده با استفاده از ضرایب ویولت بازسازی شده است به این نحو که مثلا تقریب A3 از قرار گرفتن جزء D4 بر روی تقریب A4 بدست آمده است و همین طور این روند ادامه پیدا کرده تا در نهایت سیگنال اصلی از قرار گرفتن جزء D1 بر روی تقریب A1 بدست آمده است.

در واقع در اینجا تبدیل ویولت مثل یک میکروسکوپ ریاضیاتی عمل می کند به این نحو که بر روی مقیاس های کوچک تمرکز می کند تا انها را به طور فشرده در فضای وقایع در زمان آشکار کند و مقیاس های بزرگ را جهت نمایش الگوی کلی موج کوچک نمایی می کند [۲].

۴,۲- استخراج ویژگی

ضرایب ویولت استخراج شده یک ارائه فشرده از توزیع انرژی سیگنال EEG ، در زمان و فرکانس را نمایش می دهد. در جدول شماره۲ فرکانس های متناظر در سطوح مختلف تجزیه برای ویولت Daubiches با مرتبه ۲ و فرکانس نمونه برداری ۱۵۰ هرتز را می توانید مشاهده کنید . جدول۲ نشان می دهد که مولفه A4 در داخل محدوده فرکانسی باند گاما (۴ HZ -۱) و D4 در محدوده باند تتا (۸ HZ-۴) و D3 در محدوده باند آلفا (۱۳ HZ -۸) و D2 در محدوده باند بتا (۳۰ HZ-۱۳) قرار دارد. ویژگی های آماری استفاده شده برای نمایش توزیع زمان – فرکانس سیگنال EEG در زیر نشان داده شده است :

۱ - میانگین قدرمطلق ضرایب ویولت برای هر باند

۲ - میانگین توان در ضرایب ویولت برای هر باند

۳ - انحراف معیار در ضرایب هر باند

ویژگی های اول و دوم یک توزیع فرکانسی در سیگنال و ویژگی سوم میزان تغییر در توزیع فرکانسی را نشان می‌دهد.

از بردار ویژگی بدست آمده برای باندهای فرکانسی A4 و D2-D4 در طبقه‌بندی سیگنال EEG استفاده می‌شود. طبقه‌بندی‌کننده استفاده شده ، مبتنی بر یک شبکه عصبی مصنوعی چند لایه می‌باشد.

۵,۲- طبقه بندی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی در تحقیقات مبتنی بر شناسائی الگو و طبقه بندی به طور ویژه‌ای مورد استفاده قرار می گیرد. قابلیت آموزش و ساختار موازی و منظم این شبکه‌ها، آنها را برای کارهای طبقه بندی الگو مناسب و پرکاربرد می-سازد .

ANN در بسیاری موارد در میدان فعالیت‌های سیگنال‌های بیومدیکال برای کار هایی از قبیل مدل سازی، تحلیل داده ها و طبقه بندی تشخیصی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در اغلب موارد برای الگوریتم آموزش در مسائل طبقه بندی، از الگوریتم پس انتشار استفاده می شود با توجه به این امر در این تحقیق نیز از این الگوریتم برای آموزش شبکه استفاده شده است [1 و ۷]. از مزایای استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم آموزش پس انتشار در حل مسائل طبقه بندی ، الگوریتم موثر آموزشی و درک بهتر رفتار سیستم است.بنابراین انتخاب پارامترهای ورودی و کارآیی شبکه در تشخیص داده‌ها برای حالات خواب آلودگی بسیار مهم است.

در طول آموزش شبکه، داده‌های ورودی و به طور مکرر به شبکه ارائه می شود بنابراین در هنگام استفاده از شبکه عصبی باید در مورد چگونگی و میزان تقسیم داده به دو مجموعه داده های آموزش و داده های آزمایش تصمیم گیری شود[۱] . در این تحقیق ما از هر مجموعه داده که شامل ۱۲۰۰ epoch بوده است تعداد ۴۰۰ epoch را به عنوان داده های آزمایش در نظر گرفته‌ایم .

برای ساختن یک شبکه عصبی با کارآمدی بیشتر، بردار ویژگی ورودی نرمالایز شده است . به این ترتیب که داده ها به محدوده بین [0,1.0] کاهش پیدا کرده‌اند. باتوجه به اینکه تعداد طبقه‌های خروجی ۳ تا است شبکه عصبی ما دارای ۳ خروجی می‌باشد.

۲,۵,۲- اندازه گیری خطا

با این فرض که وزن های اولیه شبکه عصبی تصادفی انتخاب می‌شوند خروجی شبکه از طبقه بندی مطلوب ما بسیار متفاوت خواهد بود .

در طول دوره‌ای که شبکه آموزش می‌بیند ، وزن‌های سیستم بطور مداوم برای کاهش تفاوت بین خروجی سیتم و جواب مطلوب در حال تنظیم شدن هستند . این تفاوت به یک خطا رجوع داده می شود و از راه های متعددی قابل اندازه گیری است. اغلب روش‌های اندازه‌گیری رایج مبتنی بر روش‌های جمع مجذور خطا (SSE) و میانگین مجذور خطا (MSE) است [۷]. در این تحقیق از روش MSE برای اندازه‌گیری کارآیی شبکه عصبی استفاده شده است.

۳- نتایج و بحث

در این تحقیق سطح خواب آلودگی از سیگنال EEG با استفاده از یک مجموعه ویژگی های آماری که از زیر باندهای تبدیل ویولت گسسته استخراج شده‌اند و شبکه عصبی مصنوعی بدست آمده است.

همه epoch ها با استفاده از DWT به زیر باندهای فرکانسی آلفا، بتا، تتا و گاما تقسیم شده‌اند. سپس یک مجموعه از ویژگی‌های آماری از زیر باندهای فرکانسی ویولت استخراج شده‌اند.

ویژگی های آماری ذکر شده در زیر برای نمایش توزیع زمان – فرکانس در سیگنال EEG استفاده شده اند:

۱- میانگین قدرمطلق ضرایب ویولت برای هر باند

۲- میانگین توان در ضرایب ویولت برای هر باند

۳- انحراف معیار در ضرایب هر باند

بعد از نرمالایز کردن داده ها، سیگنال EEG با استفاده از تبدیل ویولت تجزیه می‌شود و ویژگی‌های آماری از زیر باند های آن استخراج می‌شود. سیستم طبقه‌بندی‌کننده مبتنی بر یک شبکه عصبی پیش‌خور (Feed-forward) است که ویژگی‌های آماری را به عنوان ورودی بکار می‌گیرد.

تبدیل ویولت گسسته و شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم افزار MATLAB۷ اجرا شده‌اند. داده های اموزش برای هر شبکه شامل ۱۲۰۰ epoch و داده‌های آزمایش شامل ۴۰۰ epoch بوده است.

با توجه به تحقیقات انجام شده در مورد انتخاب نوع ویولت مناسب جهت تجزیه سیگنال EEG و بررسی نتایج آزمایش انواع مختلف ویولت بر روی این سیگنال، در نهایت با توجه به این نتایج ویولت Daubechies با مرتبه ۲ از میان ۴ نوع ویولت پیشنهادی، انتخاب شد .

شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده در این تحقیق یک شبکه عصبی سه لایه MLP است که تعداد نرون‌های لایه پنهان آن ۳۲ انتخاب شد . این تعداد نرون از بین ۶ ساختار متفاوت شبکه عصبی انتخاب شده است چرا که این ساختار بهترین کارآیی را برای استفاده مورد نظر ما دارد. تعداد نرون‌های لایه ورودی با توجه به بردار ویژگی ۱۲ و تعداد نرون های لایه خروجی با توجه به تعداد طبقات خروجی ۳ انتخاب شده است. توابع انتخاب شده برای لایه های اول و دوم Tansigmoid و برای لایه آخر Logsigmoid بوده است.

بنابراین سیستم طبقه بندی‌کننده پیشنهادی در این تحقیق به صورت زیر است: استفاده از ویولت db2 برای تحلیل زمان- فرکانس سیگنال EEG، استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی MLP با ساختار ۳-۳۲-۱۲ و با سیستم اندازه‌گیری خطای MSE، که از ویژگی های آماری استخراج شده از ضرایب ویولت به عنوان ورودی استفاده می-کند..

جدول ۳ : میزان کارآیی طبقه بندی حالات هوشیار، خواب آلود و خواب در ANN

طبقه	*صحت (درصد)*
هوشیار	۸۵
خواب آلوده	۸۰
خواب	۹۲

پس ازاستخراج ویژگی و آماده سازی بردار ویژگی ها با خصوصیات ذکر شده در بالا و طراحی شبکه با ساختار ذکر شده، بردار ورودی‌ها به شبکه طراحی شده اعمال شد که به صحتی در حدود ۸۸ درصد دست یافتیم .

با توجه به جدول شماره ۳ مشاهده می‌کنید که درصد صحت در مورد داده‌های طبقه هوشیار در حدود ۸۵ در صد و در مورد طبقه خواب آلود در حدود ۸۰ درصد و درباره طبقه خواب در حدود ۹۲ درصد بوده است

کارآیی این سیستم می تواند با رفع مشکلات موجود در این تحقیق افزایش پیدا کند که از جمله این موانع می توان به وجود نداشتن داده مناسب دراین زمینه اشاره کرد چرا که داده های موجود معمولا داده های مربوط به خواب هستند و به یقین این داده ها کارآیی داده هایی که تخصصی در این زمینه اخذ شده باشند، را ندارند . برای رفع این مشکل ، با تهیه پروتکل مربوط به ثبت داده تخصصی در این زمینه، درصدد اخذ و تهیه این داده ها در آینده هستیم. همچنین با استفاده از سیگنال های حیاتی دیگر در کنار EEG ، شاید بتوان به درصد مناسبتری از صحت دست یافت.

۴- مراجع و منابع

[۱] Abdulhamit Subasi ,Automatic recognition of alertness level from EEG by using neuralnetwork and wavelet coefficients Expert Systems with Applications 28 (2005) 701–711

[٢] Adeli, H., Zhou, Z., & Dadmehr, N. (2003). Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform. Journal of Neuroscience Methods, 123, 69–87.

[3] K. Ben Khalifa, M.H. Bedoui, R. Raytchev and M. Dogui *A PORTABLE DEVICE FOR ALERTNESS DETECTION* Conference on Microtechnologies in Medicine & Biology October 12-14,2000, Lyon, France - 0-7803-6603-4/00IEEE

[٤] Daubechies, I. (1996). Where do wavelets come from? A personal point of view. Proceedings of the IEEE, 84, 510–513.

[٥] J**.** French, "A Model to Predict Fatigue Degraded Performance," Proceedings of the 2002 IEEE 7th Corference on Human Factors and Power Plants, Vol. 4, pp. 6-9, Sep. 2002.

[٦] Jung, T. P., Makeig, S., Stensmo, M., & Sejnowski, T. J. (1997). Estimating alertness from the EEG power spectrum. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 44, 60–69.

[٧] M. Kemal Kiymik a, Mehmet Akin b, Abdulhamit Subasi (٢٠٠٤)Automatic recognition of alertness level by using wavelet transform and artificial neural network Journal of Neuroscience Methods 139 (2004) 231–240

[٨] Nurettin Acır*, Cu¨neyt ¸Automatic recognition of sleep spindles in EEG by using artificial neural networks Expert Systems with Applications 27 (2004) 451–458

[٩] http://www.physionet.org/physiobank/database/sleep-edf/

[١٠] Ruei-Cheng **Wu*,** Chin-Teng Lin, Sheng-Fu Liang, and Teng-Yi Huang (2004) EEG-Based Fuzzy Neural Network Estimator for Driving Performance IEEE International Conference on Systems, Man and Cybemetics

[١١] Vuckovic, A., Radivojevic, V., Chen, A. C. N., & Popovic, D. (2002). Automatic recognition of alertness and drowsiness from EEG by an artificial neural network. Medical Engineering and Physics, 24, 349–360.