

تحلیل و مقایسه روش‌های نوین تشخیص هویت به کمک امواج مغزی در شرایط یکسان و در حالات ذهنی متفاوت

زهرا اعتمادی^۱، امیرمسعود امینیان مدرس^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مخابرات امن و رمزنگاری - دانشگاه صنعتی سجاد - مشهد - ایران
zahraetemadi96@gmail.com

۲- استادیار دانشکده مهندسی برق و مهندسی پزشکی - دانشگاه صنعتی سجاد - مشهد - ایران
am_aminian@sadjad.ac.ir

چکیده: امروزه سیگنال‌های مغزی به دلیل دشواری جعل و سرقت، می‌توانند با اطمینان به‌عنوان یک شناسه بیومتریک قوی برای تشخیص هویت افراد استفاده شوند. این پژوهش به بررسی، مقایسه و تحلیل نتایج جدیدترین روش‌های موجود در زمینه تشخیص هویت به کمک امواج مغزی پرداخته است. همچنین در این مقاله به این سوال که آیا ایجاد روش‌های ترکیبی جدید با استفاده از اجزای روش‌های موجود می‌تواند منجر به نتایج بهتری برای شناسایی افراد بشود یا خیر، پاسخ داده شده است. بطور خلاصه، استفاده از پایگاه داده یکسان و همچنین بررسی حالت‌های مختلف فعالیت ذهنی هنگام ثبت سیگنال و نیز ایجاد ترکیبات مختلف واحدهای سازنده روش‌های موجود، باعث ایجاد یک مقایسه همه جانبه و اصولی بین الگوریتم‌های موجود و شناسایی نقاط قوت و ضعف آن‌ها شده است. نتایج نشان می‌دهد که هیچ یک از روش‌های ترکیبی منجر به نتایج قابل قبولی نشده و خطای طبقه‌بندی بسیار زیادی داشته‌اند. همچنین مشخص شد که استفاده از سیگنال خام، در ورودی شبکه عصبی پیچشی (CNN) نتایج بهتری نسبت به ورودی ویژگی خواهد داشت. از طرفی تغییر حالت ورودی در هنگام ثبت سیگنال از کاربر بر عملکرد طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) و شبکه عصبی پیچشی تأثیرگذار است در حالی که تغییر حالت ورودی بر روی طبقه‌بند جنگل تصادفی (RF) تأثیر به‌سزایی نخواهد داشت.

واژه‌های کلیدی: بیومتریک، تعیین هویت، سیگنال‌های الکتریکی مغز (EEG)، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی کننده

تاریخ ارسال مقاله: ۹۹/۰۶/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹/۰۹/۱۹

نام نویسنده مسئول: امیرمسعود امینیان مدرس

۱- مقدمه

تاکنون تحقیقات مختلفی بر روی این نوع سیستم احراز هویت، صورت گرفته است. تمرکز این تحقیقات به طور عمده بر روی بررسی پایگاه داده مورد استفاده، روش‌های استخراج ویژگی، ویژگی‌های استخراج شده، روش‌های کاهش ابعاد ویژگی، روش‌های طبقه‌بندی و کاهش تعداد کانال‌های ثبت امواج مغزی می‌باشد.

در یک تحقیق در سال ۲۰۱۴ از دو پایگاه داده مختلف که تنها از یک الکتروود ثبت گرفته شده بود، استفاده شد [۵]. در این مقاله یک رویکرد جدید برای تشخیص هویت افراد توسط سیگنال‌های مغزی بر اساس ویژگی‌های استخراج شده توسط تبدیل هیلبرت-هوانگ^۲ ارائه می‌شود. در این روش دامنه و فرکانس لحظه ای به عنوان ویژگی‌های مورد استفاده، وارد طبقه بندی کننده k_ نزدیک‌ترین همسایگی^۳ می‌شوند. میانگین صحت در این روش ۹۶ درصد گزارش شده است. در پژوهشی دیگر در سال ۲۰۱۶ سیگنال‌های مغزی ۲۵ فرد سالم، توسط ۱۴ کانال و استفاده از مؤلفه P300 ثبت شده است [۶]. صحت خروجی این روش با استفاده از تکنیک کاهش بعد کمترین مربعات جزئی^۴ و طبقه بندی کننده تجزیه و تحلیل درجه دوم^۵، ۷۲ درصد گزارش شده است. در تحقیقی دیگر در سال ۲۰۱۶ از سیگنال مغزی به عنوان امضا ذهن نام برده می‌شود [۷]. در این مقاله آزمایش بر روی سه مرد جوان سالم که در حال حل مسئله ریاضی ذهنی بودند، انجام شده است. در این پژوهش از چهار ویژگی مختلف انحراف معیار^۶، کشیدگی^۷، مقدار حداکثر^۸ و چولگی^۹ در حوزه زمان استفاده شده است. سپس از شبکه‌های عصبی پیشرو^{۱۰} به عنوان روش طبقه‌بندی استفاده می‌شود. نتایج این مقاله نشان می‌دهد که استفاده از باند فرکانسی بتا در حالت استراحت، نسبت به استفاده از باند فرکانسی دلتا در همان حالت، صحت طبقه‌بندی را تا حدودی افزایش می‌دهد. در روشی دیگر که در سال ۲۰۱۷ ارائه شد سیگنال‌های مغزی ۱۰۹ کاربر با استفاده از ۶۴ کانال مختلف ثبت شده است [۸]. در این مقاله ابتدا از سیگنال‌های الکتریکی مغز تبدیل موجک گرفته می‌شود. پس از استخراج باند

با افزایش نیاز به سیستم‌های شناسایی هویت با قابلیت اعتماد بالا، تقاضا برای چنین سیستم‌هایی افزایش یافته است. تاکنون و برای رسیدن به این هدف روش‌های سنتی متفاوتی نظیر: دوربین‌های مداربسته، کارت‌های هوشمند و غیره مورد استفاده قرار می‌گرفت. امروزه به دلیل وجود نقاط ضعف مختلف در روش‌های سنتی از جمله سرقت اطلاعات، نیاز به تکنولوژی‌های جدید احساس می‌شود. یکی از رویکردهای جدید شناسایی افراد، استفاده از تکنولوژی بیومتریک است [۱].

در دهه‌های اخیر، سیستم‌های تشخیص هویت جدیدی با عنوان تکنولوژی بیومتریک ارائه شده است. سیستم‌های بیومتریک از ویژگی‌های رفتاری و فیزیولوژیکی افراد از قبیل: اثر انگشت، امضا، تشخیص چهره، دستخط و غیره برای تشخیص هویت استفاده می‌کنند. امروزه در بسیاری از ادارات و شرکت‌ها، از تکنولوژی‌های بیومتریک به منظور حضور و غیاب کارکنان استفاده می‌شود. با این حال یک سیستم بیومتریک در برابر حملات مختلف آسیب‌پذیر است. به عنوان مثال یک جاعل ممکن است اثر انگشت دست نخورده یک کاربر را به صورت تقلبی به دست آورد [۲].

در سال‌های اخیر تحقیقات مختلف در زمینه مغز انسان و ترکیب این تحقیقات با تکنولوژی هوش مصنوعی، باعث به وجود آمدن یک بیومتریک جدید با عنوان بیومتریک مغزی شده است. ویژگی‌های موجود در سیگنال‌های الکتریکی مغزی (EEG)^۱ به واکنش‌های داخلی ذهنی فرد و فعالیت‌های ذهنی او بستگی دارد. در این سیستم فرد در حالی که الکترودهایی برای ثبت امواج مغزی به او متصل است، به مسئله‌ای که از قبل تعریف شده، فکر می‌کند. ویژگی‌هایی که از سیگنال‌های مغزی در زمان فکر کردن استخراج می‌شود، برای تشخیص هویت استفاده خواهند شد. نتیجه حاصله از یک سیستم شناسایی مبتنی بر سیگنال‌های الکتریکی مغز، همیشه منحصر به فرد بوده و برخلاف دیگر سیستم‌های شناسایی، سرقت و جعل آن با روش‌های معمول امکان‌پذیر نیست [۳]. سیستم‌های تشخیص هویت مغزی، در مواردی استفاده خواهند شد که حساسیت اطلاعات بسیار بالا باشد. از جمله کاربردهای مهم این سیستم بیومتریک، کنترل دسترسی به اطلاعات ارتش، پلیس، پزشکی قانونی، کنترل ترافیک هوایی، هوافضا، نیروگاه‌های برق و نیروگاه‌های هسته‌ای می‌باشد [۴].

² Hilbert-Huang Transform

³ K-Nearest Nighbors

⁴ Partial Least squares

⁵ Quadratic Discriminant Analysis

⁶ Standard Deviation

⁷ Kurtosis

⁸ Maximum Value

⁹ Skewness

¹⁰ Feed Forward Neural Networks

¹ Electroencephalography

از بیست کانال مختلف ثبت گردیده است [۳]. در این روش از یک شبکه عصبی پیچشی (CNN)^{۱۰} برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی به صورت همزمان استفاده شده است. در این مقاله صحت طبقه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی پیچشی و طبقه‌بندی ۸ کلاسه ۹۹/۹ درصد گزارش شده است. البته نویسندگان این مقاله دریافتند که

این روش پایداری مناسب ندارد و برای شناسایی داده‌های یک موضوع در طول زمان مناسب نیست. روش دیگری که در سال ۲۰۱۹ گزارش شد، سیگنال‌های مغزی ۵ فرد سالم را با استفاده از چهارده کانال مختلف ثبت نموده است [۲]. در این مقاله از دو روش استخراج ویژگی استفاده شده است. اولین روش بر مبنای تبدیل موجک و روش دوم بر مبنای ویژگی‌های آماری ساخته شده از سیگنال خام موجود، می‌باشد. صحت طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بند جنگل تصادفی برای روش اول و دوم به ترتیب ۹۷ و ۹۴ درصد گزارش شده است. در پژوهشی که در سال ۲۰۲۰ در جهت تشخیص هویت افراد با امواج مغزی ارائه شده است [۴]، از یک ویژگی جدید با عنوان قدرت فرکانس وزنی^{۱۱} استفاده نموده است. سیگنال‌های مغزی در حالت استراحت و توسط بیست کانال مجزا از افراد ثبت شده است. در این مقاله از طبقه‌بند ضریب همبستگی پیرسون^{۱۲} استفاده می‌شود و نرخ خطا مساوی ۰/۰۰۳۹ گزارش شده است. خلاصه مشخصات مقالات مورد بررسی در این بخش، در جدول (۱) نمایش داده شده است.

فرکانسی گاما از سیگنال هر کانال، سه ویژگی آماری میانگین، انحراف معیار و مجذور میانگین مربعات برای این سیگنال محاسبه می‌شود. در این مقاله صحت طبقه‌بندی با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان^۱ و جنگل تصادفی^۲ در حالت چشمان باز، و نیز استفاده از روش کاهش ویژگی آنالیز مولفه اصلی (PCA)^۳ به ترتیب ۹۷/۶۴ و ۹۸/۱۶ گزارش شده است. در پژوهشی در سال ۲۰۱۷ سیگنال‌های مغزی ۶۰ کاربر در حال شنیدن چهار ژانر موسیقی با فاصله زمانی ده ثانیه، ثبت شده است [۹]. فاصله زمانی ده ثانیه بین هر ژانر موسیقی، از تأثیر عاطفی موسیقی قبلی جلوگیری می‌کند. در این مقاله، از روش استخراج ویژگی تبدیل موجک گسسته^۴ و طبقه‌بندی کننده مدل مخفی مارکوف^۵ و ماشین بردار پشتیبان جهت تشخیص هویت افراد استفاده شده است. دقت استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و مدل مخفی مارکوف در این مقاله به ترتیب ۹۳/۸۳ و ۹۷/۵۰ گزارش شده است. در پژوهشی در سال ۲۰۱۷ سیگنال‌های مغزی توسط پتانسیل تحریک حالت پایدار^۶ برای بیست کاربر و با استفاده از شانزده کانال مختلف، ثبت شده است [۱۰]. پتانسیل تحریک حالت پایدار، یک پتانسیل مغزی است که همزمان با سیگنال الکتریکی مغزی نمایش داده می‌شود و زمانی تولید خواهد شد که یک منبع نور با فرکانس مشخص شده به چشم تابیده شود. در این مقاله ویژگی‌های استخراج شده توسط روش تبدیل فوری گسسته^۷ وارد طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان می‌شود. دقت شناسایی کاربر با توجه به روش موجود ۹۸/۰۶ درصد گزارش شده است. در مقاله‌ای در سال ۲۰۱۸ امواج مغزی ۱۰۹ کاربر با استفاده از نوزده کانال ثبت شده است [۱۱]. در این مقاله از روش استخراج ویژگی چگالی طیف قدرت^۸ استفاده شده است. در این تحقیق سیگنال‌های مغزی تجزیه، و باندهای فرکانسی گاما، بتا، دلتا، تتا و آلفا استخراج می‌شود. در این مقاله نرخ خطا مساوی^۹ با استفاده از باند فرکانسی گاما به ۰/۰۱۹۶ رسیده است که در مقایسه با سایر باندهای فرکانسی از میزان کمتری برخوردار است و این نتایج عملکرد برتر چگالی طیف قدرت را برای ویژگی گاما، نشان می‌دهد. در یک پژوهش دیگر در سال ۲۰۱۸، سیگنال‌های مغزی ۳۳ فرد سالم با استفاده

¹ Support Vector Machine

² Random Forest

³ Principal Component Analysis

⁴ Discrete Wavelet Transform

⁵ Hidden Markov Model

⁶ Steady State Visual Evoked Potential

⁷ Discrete Fourier Transform

⁸ Power Spectral Density

⁹ Equal Error Rate

¹⁰ Convolutional Neural Network

¹¹ frequency-weighted power

¹² Pearson correlation coefficient

جدول (۱): خلاصه مشخصات مقالات مورد بررسی

مرجع مقاله	سال انتشار	ورودی مقاله (تعداد افراد و تعداد کانال‌های ثبت)	روش استخراج ویژگی و ویژگی‌های استخراج شده	روش طبقه‌بندی	نتایج
[۵]	۲۰۱۴	۱۲۲ نفر و تک الکتروده	تبدیل هیلبرت-هوانگ	k-نزدیک ترین همسایه	۹۶ درصد
[۶]	۲۰۱۶	۲۵ نفر و ۱۴ الکتروده و استفاده از مؤلفه P300	تکنیک کاهش بعد کمترین مربعات جزئی	تجزیه و تحلیل درجه دوم	۷۲ درصد
[۷]	۲۰۱۶	۳ کاربر در حالت استراحت	انحراف معیار، کشیدگی، مقدار حداکثر و چولگی	شبکه عصبی پیشرو	برتری باند فرکانسی بتا نسبت به استفاده از باند دلتا
[۸]	۲۰۱۷	۱۰۹ کاربر و ۶۴ کاناله در دو حالت چشمان باز و چشمان بسته	میانگین، انحراف معیار و مجذور میانگین مربعات	ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی	ماشین بردار پشتیبان (چشمان باز): ۹۷/۶۴ ماشین بردار پشتیبان (چشمان بسته): ۹۶/۰۲ جنگل تصادفی (چشمان بسته): ۹۷/۳۰ جنگل تصادفی (چشمان باز): ۹۸/۱۶
[۹]	۲۰۱۷	۶۰ کاربر در حال شنیدن ۴ ژانر موسیقی و ۱۴ کاناله	تبدیل موجک گسسته	مدل مخفی مارکوف و ماشین بردار پشتیبان	مدل مخفی مارکوف: ۹۷/۵۰ ماشین بردار پشتیبان: ۹۳/۸۳
[۱۰]	۲۰۱۷	۲۰ کاربر و ۱۶ کاناله و استفاده از روش پتانسیل تحریک حالت پایدار	تبدیل فوریه گسسته	ماشین بردار پشتیبان	۹۸/۰۶
[۱۱]	۲۰۱۸	۱۰۹ کاربر و ۱۹ کاناله در حالت استراحت	استخراج باند گاما توسط روش چگالی طیف قدرت	برتری باند فرکانسی گاما به نسبت استفاده از باندهای بتا، گاما، تتا و آلفا
[۳]	۲۰۱۸	۳۳ کاربر و ۲۰ کاناله	شبکه عصبی پیچشی	شبکه عصبی پیچشی	۹۹/۰۹ درصد
[۲]	۲۰۱۹	برای ۵ کاربر و ۱۴ کاناله و استفاده از داده‌های تصویری	ویژگی‌های مبتنی بر تجزیه موجک و ۹ ویژگی آماری از سیگنال حوزه زمان	جنگل تصادفی	تجزیه موجک: ۹۷ درصد ویژگی‌های آماری: ۹۴ درصد
[۴]	۲۰۲۰	۲۰ کاناله در حالت استراحت	قدرت فرکانس وزنی	ضریب همبستگی پیرسون	نرخ خطای مساوی برابر ۰/۰۰۳۹

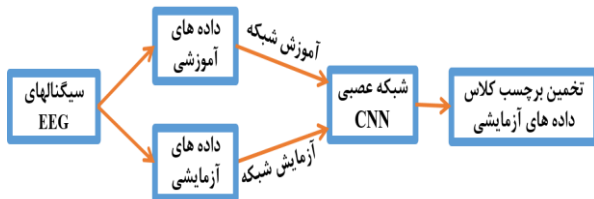
پس از استخراج باند فرکانسی گاما از سیگنال هر کانال، سه ویژگی آماری میانگین، انحراف معیار و مجذور میانگین مربعات برای این سیگنال محاسبه می‌شود. در نهایت از دو طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها استفاده می‌شود.



شکل (۱). بلوک دیاگرام روش مورد استفاده توسط کوآر و همکارانش

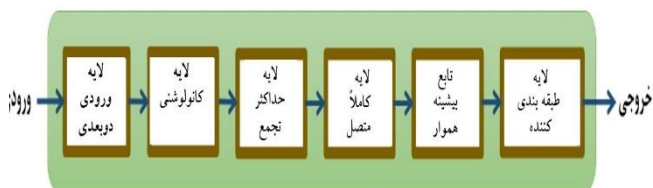
۲-۲- روش دوم

بلوک دیاگرام کلی روش به کار رفته توسط دی و همکارانش [۳] در شکل (۲) نمایش داده شده است. در این روش از یک شبکه عصبی پیچشی برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی به صورت همزمان استفاده شده است.



شکل (۲). بلوک دیاگرام روش مورد استفاده توسط دی و همکارانش

کار با شبکه عصبی شامل دو مرحله آموزش و آزمایش است، برای این منظور ابتدا سیگنال‌های الکتریکی مغز به صورت تصادفی به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند به گونه‌ای که هر دسته شامل تعداد کافی از اعضای هر کلاس طبقه‌بندی باشد. در مرحله آموزش، شبکه عصبی پیچشی رابطه بین سیگنال‌های الکتریکی مغز و برجسب کلاس طبقه‌بندی آن‌ها را یاد می‌گیرد. در مرحله آزمایش نیز، فقط سیگنال‌های آزمایشی به شبکه عصبی اعمال شده و شبکه عصبی پیچشی برجسب کلاس آن‌ها را تخمین می‌زند. ساختار شبکه عصبی پیچشی مورد استفاده در این روش به صورت شکل (۳) می‌باشد [۸].



شکل (۳). ساختار شبکه عصبی پیچشی مورد استفاده توسط دی و همکارانش

در روش‌های عنوان شده فوق، اولاً پایگاه‌های داده متفاوت مورد استفاده قرار گرفته است و نیز تعداد نفرات و تعداد کانال‌های در نظر گرفته شده برای ثبت سیگنال متفاوت است. ثانیاً، در این روش‌ها از شاخص صحت برای ارزیابی استفاده شده است.

در این مقاله، سعی شده با استفاده از پایگاه داده یکسان و استفاده از حالت‌های ذهنی مختلف، یک چهارچوب فراگیر و منصفانه برای ارزیابی برخی از این روش‌ها ارائه شود. واضح است که این ارزیابی همه‌جانبه می‌تواند ضمن شناسایی نقاط ضعف و قوت، در انتخاب مسیر مناسب برای پیشبرد مبحث سنجش بیومتریک موثر واقع شود.

به‌علاوه، ما در این مقاله با ایجاد ترکیبات مختلف اجزا تشکیل دهنده برخی از روش‌های فوق و ایجاد روش‌های ترکیبی جدید، به این سوال پاسخ داده‌ایم که آیا این روش‌های ترکیبی می‌تواند منجر به نتایج بهتری شود؟

در این مقاله در ابتدا و در بخش دوم، چند روش مختلف بیومتریک مبتنی بر سیگنال‌های الکتریکی مغز با جزئیات بیان شده است. سپس در بخش سوم، به مقایسه دقیق و فراگیر روش‌های مورد بررسی و ترکیب اجزاء این روش‌ها پرداخته‌ایم. همچنین در این فصل به معرفی پایگاه داده استفاده شده، نحوه پیش پردازش داده‌ها و حالت‌های ثبت سیگنال از کاربر نیز، پرداخته شده است. در بخش چهارم این مقاله، نتایج پیاده‌سازی گزارش شده است. این نتایج شامل پیاده‌سازی انواع ترکیبات روش‌های مورد بررسی و پیاده‌سازی این روش‌ها، در چهار حالت مختلف ثبت سیگنال از کاربر می‌باشد. و در نهایت در فصل پنجم به جمع بندی مطالب پرداخته شده است.

۲- روش‌های مورد بررسی

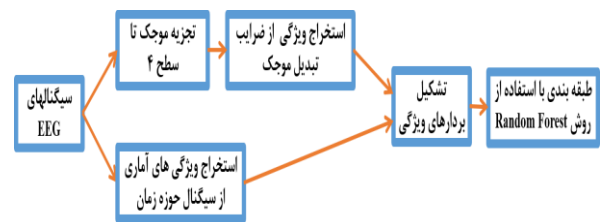
در این بخش سه روش از جدیدترین مقالات توضیح داده شده در بخش قبل [۳،۲،۸] مورد بررسی قرار گرفته و پایگاه داده استفاده شده، روش‌های استخراج ویژگی، نحوه طبقه‌بندی و نتایج این روش‌ها به صورت مختصر توضیح داده می‌شود.

۲-۱- روش اول

بلوک دیاگرام کلی روش به کار رفته توسط کوآر و همکارانش [۸] در شکل (۱) نمایش داده شده است. همان گونه که در این شکل قابل مشاهده است، ابتدا از سیگنال الکتریکی مغز هر کانال تبدیل موجک گرفته می‌شود.

۳-۲- روش سوم

بلوک دیاگرام کلی روش به کار رفته توسط موکتروما و همکارانش [۲] در شکل (۴) نمایش داده شده است. همان‌گونه که در این شکل قابل مشاهده است، در این الگوریتم از دو دسته ویژگی استفاده شده است. دسته اول ۹ ویژگی آماری هستند که از سیگنال حوزه زمان استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها عبارت‌اند از: میانگین، ماکزیمم، مینیمم، انحراف معیار و واریانس، کشیدگی، چولگی، مجموع و میانه.



شکل (۴). بلوک دیاگرام روش مورد استفاده توسط موکتروما و همکارانش

دسته دوم، ویژگی‌های مبتنی بر تجزیه موجک هستند. برای این منظور ابتدا بر روی سیگنال‌های الکتریکی مغز هر کانال تجزیه موجک تا چهار سطح صورت می‌گیرد. در نهایت از هر ضریب دو شاخص عددی استخراج می‌شود. شاخص اول انرژی نوجوان^۱ نام دارد و مطابق رابطه (۱) محاسبه می‌شود [۲]:

$$f_j = \log_{10} \left(\frac{1}{N_j} \sum_{r=1}^{N_j-1} |(w_j(r))^2 - w_j(r-1) * w_j(r) + 1| \right) \quad (1)$$

این شاخص با توجه به نحوه تعریفش نمایانگر اندازه و فرکانس سیگنال به صورت توأم است. شاخص دوم انرژی لحظه‌ای^۲ نام دارد و به صورت رابطه (۲) قابل محاسبه است [۲]:

$$f_j = \log_{10} \left(\frac{1}{N_j} \sum_{r=1}^{N_j} (w_j(r))^2 \right) \quad (2)$$

در روابط فوق $w_j, j=1, \dots, 5$ نشان دهنده ضرایب تبدیل ویولت و N_j مشخص کننده طول (تعداد نمونه‌های) این سیگنال است.

در نهایت از روش جنگل تصادف برای طبقه‌بندی این بردارهای ویژگی استفاده شده است.

۳-مقایسه دقیق و فراگیر روش‌های مورد بررسی

با توجه به تفاوت در پایگاه‌های داده روش‌های فوق و نیز تفاوت در تعداد نفرات و تعداد کانال‌های در نظر گرفته شده برای ثبت سیگنال، مقایسه دقیق و منصفانه‌ای برای عملکرد این روش‌ها وجود ندارد. به همین دلیل در این مقاله ما از یک پایگاه داده یکسان به عنوان بستری برای مقایسه دقیق و فراگیر این روش‌ها استفاده کرده‌ایم. از مزیت‌های عمده پایگاه داده استفاده شده در این مقاله، امکان مقایسه الگوریتم‌های موجود در حالت‌های مختلف ثبت امواج مغزی، نظیر: استراحت، چرخش ذهنی، شمارش ذهنی و غیره است. در حالیکه، روش‌های دیگر تنها در یک حالت ثبت سیگنال از کاربر به بررسی الگوریتم‌های پیشنهادی پرداخته بودند.

به علاوه، برای پاسخ به این سوال که آیا ترکیبات مختلف واحدهای سازنده مقالات (تشخیص و ویژگی و طبقه‌بندی) و ایجاد روش جدید ترکیبی می‌تواند منجر به نتایج بهتری برای شناسایی افراد بشود یا خیر، به ترکیب اجزاء روش‌های مختلف پرداخته و ترکیبات جدید ایجاد شده و الگوریتم‌های موجود را مقایسه نموده و نتیجه‌گیری کرده‌ایم.

به‌طور خلاصه، در این مقاله استفاده از پایگاه داده یکسان و همچنین بررسی حالت‌های مختلف ثبت سیگنال از کاربر و نیز ایجاد ترکیبات مختلف واحدهای سازنده روش‌های موجود، باعث ایجاد مقایسه همه جانبه و اصولی بین الگوریتم‌های مختلف موجود برای شناسایی کاربر و شناسایی نقاط قوت و ضعف به منظور انتخاب مسیر مناسب برای پیشبرد مبحث بیومتریک گشته است.

۳-۱- داده‌های مورد استفاده و پیش‌پردازش داده‌ها

داده‌های استفاده شده سیگنال‌های الکتریکی مغز از پایگاه ۱۹۸۹ کیرن و اونون هستند [۱۲]. این سیگنال‌ها توسط زک کیرن، در دانشگاه پوردو ثبت شده است. این سیگنال‌های الکتریکی مغز، شش کاناله بوده و دارای فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز هستند، طول هر سیگنال ده ثانیه بوده و دارای ۲۵۰۰ نمونه است. الکترودهای استفاده شده جهت ثبت امواج مغزی در نواحی c3, c4, p3, p4, o1 و o2 قرار گرفته شده‌اند.

در مجموع ۱۹۸ سیگنال شش کاناله ده‌ثانیه‌ای موجود است که از پنج شخص مختلف در پنج حالت استراحت، ضرب ذهنی، نامه نگاری ذهنی، چرخش ذهنی و شمارش ذهنی

¹ Teager

² Instantaneous Energy

قطر این ماتریس تعداد پیش‌بینی‌های درست کلاس مورد نظر را به ما نشان می‌دهد. مابقی عنصرهای این ماتریس داده‌هایی را که متعلق به کلاس دیگری بودند و به اشتباه پیش‌بینی شده‌اند را نشان خواهد داد. در این قسمت به توضیح مختصری از معیار صحت و بررسی روابط آن خواهیم پرداخت: معیار صحت:

محاسبه معیار صحت برای داده‌های آزمایشی است. این معیار از رابطه (۳) محاسبه می‌شود. این معیار که می‌تواند بین صفر تا ۱۰۰ درصد مقدار بگیرد، در واقع میزان شباهت جواب پیش‌بینی شده و جواب واقعی را بیان می‌کند.

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (3)$$

در رابطه (۳) TP^۲ بیانگر مثبت صحیح (این معیار تعداد داده‌هایی که با استفاده از روش طبقه‌بندی به صورت صحیح در کلاس متعلق به خودش قرار گرفته را نشان می‌دهد)، TN^۳ بیانگر منفی صحیح (این معیار تعداد داده‌هایی که به صورت صحیح طبقه‌بندی نشده و در حقیقت در کلاس‌های دیگر قرار داشتند و متعلق به کلاس مورد نظر نبوده‌اند را نشان می‌دهد) و P و N از روابط (۴) و (۵) محاسبه می‌شوند.

$$N = FP + TN \quad (4)$$

$$P = TP + FN \quad (5)$$

در رابطه (۴) و (۵) FP بیانگر مثبت کاذب (این معیار تعداد داده‌هایی که با استفاده از روش طبقه‌بندی در یک کلاس وجود دارند اما متعلق به کلاس‌های دیگر می‌باشند را نشان می‌دهد) و FN^۴ بیانگر منفی کاذب (این معیار تعداد داده‌هایی که با استفاده از روش طبقه‌بندی باید در کلاس مورد نظر قرار می‌گرفتند و به اشتباه در کلاس‌های دیگر می‌باشند را نشان می‌دهد) است.

۳-۳- ترکیب روش‌ها

هر یک از این سه روش را می‌توان متشکل از دو جزء کلی زیر در نظر گرفت:

۱. روش استخراج ویژگی

۲. روش طبقه‌بندی

بنابراین برای ترکیب دو روش کافی است حالات مختلف ترکیب دو جزء الگوریتم آن‌ها را در نظر گرفته و به روش‌های ترکیبی جدیدی دست یافت.

سیگنال ثبت شده است. در حالت استراحت از کاربر خواسته می‌شود استراحت نموده و به هیچ موضوعی فکر نکند. در حالت شمارش ذهنی از کاربر خواسته می‌شود تا تخته‌ای را در ذهن خود تصور کند که اعداد به ترتیب بر روی آن نمایش داده می‌شوند و هر بار با ظهور عدد بعدی، عدد قبلی از صفحه پاک شود. در حالت نامه نگاری ذهنی از کاربر خواسته می‌شود تا نگارش نامه‌ای را در ذهن تصور کند و هر بار پس از قطع سیگنال گیری و ثبت مجدد از او خواسته می‌شود تا نامه را مجدد شروع نکرده و از قسمت رها شده تصور ادامه پیدا کند. در حالت ضرب ذهنی از کاربر خواسته می‌شود تا حاصل ضرب دو عدد را به صورت ذهنی محاسبه کند. در حالت چرخش ذهنی یک جسم سه‌بعدی ۳۰ ثانیه به کاربر نشان داده می‌شود و پس از محو شدن آن از کاربر خواسته می‌شود تا آن جسم را حول محوری مشخص در حال چرخش تصور کند.

در این مقاله در مرحله پیش پردازش، سیگنال‌های الکتریکی مغز به قطعات کوچک‌تر با طول ۵۰۰ میلی‌ثانیه و همپوشانی ۵۰ میلی‌ثانیه تقسیم می‌شوند. نتیجه این قطعه‌بندی رسیدن به ۸۸۰ سیگنال به طول ۵۰۰ میلی‌ثانیه است.

به دلیل غیر ایستا بودن و تغییر رفتار سیگنال‌های مغزی در طول زمان، به طور قطع نمی‌توان در مورد انتخاب طول زمانی سیگنال‌های مغزی در مرحله پیش پردازش، نظر داد. در مرجع [۳] سیگنال‌های مغزی به طول ۲۰۰ تا ۸۰۰ میلی‌ثانیه قطعه‌بندی شده‌اند. پس از سعی و خطای انجام شده، از سیگنال‌های مغزی به طول ۲۰۰ میلی‌ثانیه در مرحله پیش پردازش استفاده شده است. ما در این مقاله، سیگنال‌های الکتریکی مغز را به قطعات کوچک‌تر به طول ۲۰۰ تا ۸۰۰ میلی‌ثانیه تقسیم بندی نموده ایم. که پس از سعی و خطای انجام شده، سیگنال‌های مغزی به طول ۵۰۰ میلی‌ثانیه مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۲- معیار سنجش کیفیت طبقه بندی

برای مقایسه الگوریتم‌های مختلف، می‌توان نتایج طبقه‌بندی هر کدام از الگوریتم‌ها را به کمک معیار صحت بررسی نمود.

برای محاسبه معیار صحت در ابتدا ماتریس خطا محاسبه می‌شود. این ماتریس کارایی الگوریتم مورد نظر را بررسی می‌کند. اگر کلاس‌های پیش‌بینی شده در سطر این ماتریس، و کلاس‌های حقیقی در ستون این ماتریس قرار بگیرند، آنگاه

² True positive

³ True Negative

⁴ False Negative

¹ Confusion

در جدول (۲) انواع حالات ترکیب سه روش موجود که در این مقاله مورد بررسی و آزمایش قرار گرفته‌اند، ذکر شده است.

جدول (۲): ترکیب حالات روش‌های مورد بررسی

نام ترکیب	روش انتخاب ویژگی	طبقه بند
C1	روش کوآر و همکارانش	شبکه عصبی پیچشی
C2	روش موکتزوما و همکارانش	شبکه عصبی پیچشی
C3	روش موکتزوما و همکارانش	ماشین بردار پشتیبان

دقت شود که در جدول فوق تمامی ترکیبات ممکن درج نگردیده زیرا ایجاد بعضی از این ترکیبات امکان‌پذیر نیست. به‌عنوان مثال دی و همکارانش از ماتریس سیگنال‌های الکتریکی مغز به‌صورت مستقیم برای آموزش شبکه استفاده کرده‌اند که اعمال آن به طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان یا جنگل تصادفی ممکن نیست. در دو ترکیب اول و دوم به‌جای استفاده از خود سیگنال‌های الکتریکی مغز، بردارهای ویژگی برای آموزش شبکه عصبی پیچشی استفاده شدند.

۴- پیاده‌سازی و نتیجه‌گیری

در این بخش، نتایج پیاده‌سازی هر یک از سه روش عنوان شده در بخش دوم به‌صورت مجزا ارائه می‌شود. با توجه به تفاوت در پایگاه داده این روش‌ها، و تفاوت در تعداد نفرات انتخاب شده و تعداد کانال‌های در نظر گرفته شده، برای مقایسه منصفانه این سه روش، از یک پایگاه داده یکسان استفاده خواهیم کرد. در این بخش، ابعاد بردارهای ویژگی استفاده شده در هر یک از روش‌ها با جزئیات عنوان شده است. سپس نتایج پیاده‌سازی انواع ترکیبات ممکن روش‌ها و پیاده‌سازی روش‌های مختلف در چهار حالت مختلف ثبت سیگنال از کاربر، بیان شده است.

۴-۱- پیاده‌سازی روش‌های مورد بررسی

در این بخش به پیاده‌سازی روش‌های بررسی شده، با استفاده از پایگاه داده یکسان پرداخته‌ایم. برای پیاده‌سازی، داده‌ها به‌صورت تصادفی به دو دسته آموزشی و آزمایشی با نسبت ۷۰ به ۳۰ درصد تقسیم می‌شوند. در جدول (۳) نتایج این پیاده‌سازی‌ها خلاصه شده است. در مقاله کوآر و همکارانش پس از استخراج باند فرکانسی گاما از سیگنال هر کانال، سه ویژگی آماری میانگین، انحراف از معیار و مجذور میانگین مربعات برای هر سیگنال محاسبه می‌شوند. پس از محاسبه

سه ویژگی، اگر تعداد کانال‌های سیگنال N_c باشد، در مجموع یک بردار ویژگی با طول $3 \times N_c$ خواهیم داشت. تعداد کانال‌های استفاده شده جهت پیاده‌سازی روش کوآر و همکارانش در این مقاله شش عدد و تعداد ویژگی‌های استخراج شده سه عدد می‌باشد. پس طول بردار ویژگی استفاده شده برابر ۱۸ می‌باشد. همچنین در مقاله کوآر و همکارانش از دو روش بردار پشتیبان و جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی استفاده شده است. صحت طبقه‌بندی کل بعد از پیاده‌سازی با داده ورودی یکسان، برای دو طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی به ترتیب ۸۴/۱۰ و ۸۶/۷۴ درصد حاصل شده است. همان‌گونه که در جدول (۳) مشاهده می‌شود نتایج بسیار به هم نزدیک هستند اما عملکرد کلی روش جنگل تصادفی مقداری بهتر بوده است. همان‌گونه که از نتایج پیاداست، روش کوآر و همکارانش بر روی داده‌های مورد استفاده، خطای کل طبقه‌بندی حدود بیست درصدی را نتیجه می‌دهد. این عدم انطباق نتایج به این علت می‌باشد که تعداد کانال‌های مقاله کوآر و همکارانش برابر ۶۴ و تعداد کانال‌های استفاده شده در این مقاله شش عدد بوده است.

در ادامه روش دی و همکارانش را با شرایط کاملاً یکسان با روش قبلی پیاده‌سازی می‌کنیم. شبکه عصبی استفاده شده در این بخش از پیاده‌سازی، از شش لایه مختلف تشکیل شده است. اگر طول سیگنال‌های الکتریکی مغز را L و تعداد کانال‌های آن را C در نظر بگیریم، داده‌ها در لایه ورودی شبکه عصبی پیچشی دارای ابعاد $C \times L$ خواهند بود. (در این تحقیق تعداد کانال‌های ورودی شش عدد و طول سیگنال موردنظر ۱۲۵ می‌باشد). به علت نبود ویژگی در این روش، خود سیگنال مستقیماً وارد شبکه عصبی پیچشی خواهد شد. در لایه دوم که لایه کانولوشنی نام دارد بیست فیلتر با ابعاد 1×5 به ماتریس‌های ورودی اعمال می‌شوند. در نتیجه هر ماتریس ورودی، بیست ماتریس را نتیجه خواهد داد. بعد از این لایه، لایه حداکثر تجمع^۱ قرار دارد، به‌طور کلی لایه تجمع^۲ برای کاهش ابعاد داده‌ها و جلوگیری از بیش‌برازش^۳ در شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. لایه حداکثر تجمع یکی از انواع تجمع است و کاهش ابعاد را از طریق جایگزین کردن چندین پیکسل همسایه با مقدار ماکزیمم آن‌ها انجام می‌دهد.

¹ Max Pooling

² Pooling

³ Over Fitting

۲-۴- پیاده سازی انواع ترکیبات ممکن سه مقاله مورد بررسی

در جدول (۴) نتایج انواع حالات ترکیب روش های سه مقاله مورد بررسی با استفاده از صحت طبقه بندی کل داده های آزمایش با یکدیگر مقایسه شده است. دقت شود که در اینجا نیز شرایط پیاده سازی و نحوه جداسازی داده های آموزشی و آزمایشی دقیقاً مشابه قبل بوده و نتایج این جدول قابل مقایسه با نتایج به دست آمده برای سه مقاله هستند.

جدول (۴): مقایسه انواع حالات ترکیب روش های سه مقاله مورد بررسی

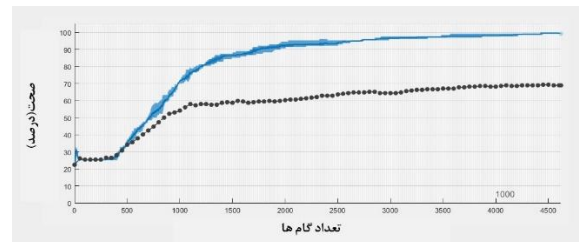
نام ترکیب	روش انتخاب ویژگی	روش مورد استفاده	درصد صحت طبقه بندی
C1	روش کوآر و همکارانش	شبکه عصبی پیچشی	۵۰/۳۷
C2	روش موکتزوما و همکارانش	شبکه عصبی پیچشی	۵۹/۰۹
C3	روش موکتزوما و همکارانش	ماشین بردار پشتیبان	۲۹/۵۳

همان گونه که در جدول (۴) قابل مشاهده است، هیچ کدام از این ترکیبات منجر به نتایج قابل قبولی نشده است. در دو ترکیب اول و دوم به جای استفاده از خود سیگنال های الکتریکی مغز، بردارهای ویژگی برای آموزش شبکه عصبی پیچشی استفاده شدند که در مقایسه با روش دی و همکارانش می توان نتیجه گرفت که برای شبکه عصبی پیچشی استفاده مستقیم از سیگنال های الکتریکی مغز بهتر است. در ترکیب سوم نیز می توان دید که طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان توانایی تفکیک بردارهای ویژگی موکتزوما را نداشته است، یک دلیل این قضیه را می توان طولانی بودن این بردارهای ویژگی (۱۱۴ ویژگی) در نظر گرفت.

۳-۴- پیاده سازی و مقایسه مقالات در چهار حالت مختلف ثبت سیگنال از کاربر

همان طور که عنوان شد پایگاه داده استفاده شده علاوه بر ثبت سیگنال های مغزی کاربر در حالت استراحت، در چهار حالت دیگر ذهنی نظیر: چرخش ذهنی، نامه نگاری ذهنی، ضرب ذهنی و شمارش ذهنی به ثبت سیگنال های مغزی کاربرها پرداخته است. در این زیربخش می خواهیم به این سؤال پاسخ دهیم که آیا تغییر حالت های ذهنی کاربران به هنگام ثبت می تواند نتایج حاصل از طبقه بندی را تغییر دهد؟ همچنین

در شکل (۵) صحت کل طبقه بندی داده های آموزشی (خط آبی) و آزمایشی (نقطه چین مشکی) به ازای گام های آموزش شبکه عصبی پیچشی مورد استفاده توسط دی و همکارانش آمده است. همان گونه که مشاهده می شود این شبکه عصبی بعد از گذشت ۴۵۰۰ گام موفق به یادگیری کامل رابطه ورودی-خروجی داده های آموزشی شده و به صحت ۱۰۰ درصد رسیده است اما در تعمیم این ارتباط به داده های آزمایشی ناموفق عمل کرده و به صحت کل ۶۸/۹۴ درصد بسنده کرده است.



شکل (۵): نمودار صحت کل طبقه بندی داده های آموزشی (خط آبی) و آزمایشی (نقطه چین مشکی) به ازای گام های آموزش شبکه عصبی پیچشی

در نهایت روش موکتزوما و همکارانش را تحت شرایط مشابه با دو مقاله قبلی پیاده سازی می کنیم. بردار ویژگی جهت پیاده سازی روش موکتزوما و همکارانش در این تحقیق برابر با ۱۴۴ ویژگی است. پیاده سازی روش موکتزوما و همکارانش بر روی داده های مورد استفاده در این مقاله منجر به نتایج بسیار خوبی در مقایسه با دو روش دیگر شده است. همانطور که در جدول (۳) دیده می شود، صحت طبقه بندی کل برابر ۹۶/۲۲ درصد می باشد که این به معنای خطای حدود چهار درصدی در تشخیص هویت از طریق سیگنال های الکتریکی مغز است.

جدول (۳): نتایج پیاده سازی سه مقاله عنوان شده با استفاده از پایگاه داده یکسان

صحت طبقه بندی	
۸۴/۱۰	کوآر و همکارانش (ماشین بردار پشتیبان)
۸۶/۷۴	کوآر و همکارانش (جنگل تصادفی)
۶۸/۹۴	دی و همکارانش
۹۶/۲۲	موکتزوما و همکارانش

قرار خواهد داد و باید کانال‌ها به‌صورتی انتخاب شوند که هم تعداد آن‌ها کاهش پیدا کرده و هم اطلاعات مناسبی به سیستم منتقل کنند.

در شبیه‌سازی مقاله دی و همکارانش در حالت استراحت به دقت ۶۸/۹۴ و در حالت شمارش ذهنی با شرایط یکسان پیاده‌سازی حالت قبل، به دقت ۸۲/۸۰ رسیدیم. و این به این معناست که انتخاب حالت کاربر به هنگام ثبت امواج مغزی در شبکه عصبی پیچشی تأثیر بسزایی دارد و استفاده از حالت استراحت پیشنهاد خواهد شد. مقاله دی و همکارانش با استفاده از بیست کانال مختلف به ثبت امواج مغزی می‌پردازد درحالی‌که در این پژوهش از شش کانال استفاده شده است. همان‌طور که قبلاً توضیح داده شد نتیجه دقت بالای مقاله انتخابی نسب به دقت پیاده‌سازی انجام شده به دلیل استفاده بیش از اندازه از کانال‌هاست.

همان‌طور که در بخش قبل عنوان شد، مقاله موکتزوما و همکارانش در مقایسه با مقاله کوآر و همکارانش که از روش جنگل تصادفی جهت طبقه‌بندی استفاده کرده بودند، دارای ویژگی‌های بهتر و قوی‌تری است به همین دلیل دقت خروجی بالاتری نیز خواهد داشت اما اگر به جدول نتایج دقت شود (ردیف دوم و چهارم جدول)، روش جنگل تصادفی در هر دو مقاله عنوان شده در چهار حالت مشخص شده دارای نتایج تقریباً مشابه و بالایی است و این نشان می‌دهد که تغییر حالت کاربر در ورودی تأثیر بسزایی بر عملکرد طبقه‌بند جنگل تصادفی نخواهد داشت و بهتر است به‌جای تمرکز بر روی حالت‌های ثبت، بر روی روش‌های استخراج ویژگی و کاهش ویژگی‌های مناسب جهت رساندن خروجی طبقه‌بند به بالاترین میزان صحت تمرکز شود.

۵- جمع‌بندی

در این پژوهش ابتدا مقالات مختلفی در زمینه تشخیص هویت بر اساس سیگنال‌های الکتریکی مغزی مرور شد و در نهایت سه مقاله با روش‌های کاملاً متفاوت مورد بررسی دقیق قرار گرفته و پیاده‌سازی آن‌ها در شرایط یکسان صورت گرفت. همان‌گونه که از نتایج پیاده‌سازی مشخص شد روش موکتزوما و همکارانش با اختلاف منجر به صحت طبقه‌بندی بهتری نسبت به دو روش دیگر شد.

در مرحله بعد، برای بررسی بهتر و دستیابی به روش پیشنهادی جدید، الگوریتم‌های هر یک از این مقالات به دو جزء (۱) انتخاب ویژگی و (۲) طبقه‌بندی تقسیم شده و کلیه

تحقیق خواهیم کرد که استفاده از چه داده‌هایی برای برخی از روش‌ها مناسب نمی‌باشد و همچنین استفاده از چه داده‌هایی باعث افزایش صحت و دقت خروجی خواهد شد. در جدول (۵) نتایج حاصل از پیاده‌سازی سه مقاله با چهار حالت عنوان شده مشاهده می‌شود.

جدول (۵): مقایسه خروجی مقالات در حالت‌های مختلف ثبت سیگنال از کاربر

چرخش ذهنی	ضرب ذهنی	نام‌نگار ی ذهنی	شمارش ذهنی	استراحت	
۶۵/۶۰	۶۵/۳۷	۶۷/۸۷	۸۰/۸۰	۸۴/۱۰	کوآر و همکارانش (ماشین بردار پشتیبان)
۸۲/۸۷	۸۲/۶۵	۸۹/۸۴	۸۷/۲۰	۸۶/۷۴	کوآر و همکارانش (جنگل تصادفی)
۷۶/۱۳	۶۷/۰۴	۶۹/۶۹	۸۲/۸۰	۶۸/۹۴	دی و همکارانش
۹۷/۷۲	۹۶/۲۱	۹۶/۵۹	۹۴/۰۱	۹۶/۲۲	موکتزوما و همکارانش

همان‌طور که در جدول (۵) مشاهده می‌شود دقت به‌دست‌آمده در روش کوآر و همکارانش با استفاده از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان در دو حالت استراحت و شمارش ذهنی در برابر مابقی حالت‌ها اختلاف حدوداً بیست درصدی دارد و این نشان دهنده این موضوع است که تغییر داده ورودی بر عملکرد طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان تأثیرگذار می‌باشد.

در مقاله ارائه شده توسط دی و همکارانش، درصد صحت طبقه‌بندی کل در حالت استراحت، به نسبت نتایج پیاده‌سازی این مقاله در همان حالت، بیشتر گزارش شده است. این عدم انطباق نتایج به این علت می‌باشد که تعداد کانال‌های مقاله دی و همکارانش برابر ۶۴ و تعداد کانال‌های استفاده شده در این مقاله شش عدد بوده است. هرچه تعداد کانال‌ها بیشتر باشد، اطلاعات دریافتی از مغز بیشتر خواهد بود و در نتیجه دقت بالای مقاله انتخابی نسب به دقت پیاده‌سازی انجام شده به دلیل استفاده بیش از اندازه از کانال‌هاست. هرچه تعداد کانال‌ها کمتر باشد سیستم به‌صورت عملی راحت‌تر پیاده‌سازی خواهد شد. در این حالت، ثبت برای کاربر راحت‌تر شده و سرعت سیستم افزایش و هزینه پیاده‌سازی کاهش پیدا خواهد کرد. البته باید به این نکته اشاره نمود که کاهش بیش از اندازه کانال‌ها و اطلاعات، پایداری سیستم را تحت‌الشعاع

- [8] Kaur, B. and D. Singh. *Neuro signals: A future biometric approach towards user identification*. in *2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering-Confluence*. 2017. IEEE.
- [9] Kaur, B., D. Singh, and P.P. Roy, *A novel framework of EEG-based user identification by analyzing music-listening behavior*. *Multimedia tools and applications*, 2017. **76**(24): p. 25581-25602.
- [10] Min, B.-K., et al., *Individual identification using cognitive electroencephalographic neurodynamics*. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2017. **12**(9): p. 2159-2167.
- [11] Thomas, K.P. and A.P. Vinod, *EEG-based biometric authentication using gamma band power during rest state*. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2018. **37**(1): p. 277-289.
- [12] Keirn, Z.A., *Alternative modes of communication between man and machine*. Master's thesis, Purdue University, 1988: p. 35-56.

حالات ممکن ترکیب این مقالات (در مجموع سه حالت) پیاده‌سازی و با یکدیگر مقایسه شدند، اما هیچ‌یک از این روش‌های ترکیبی منجر به نتایج قابل قبولی نشده و خطای طبقه‌بندی بسیار زیادی داشتند. همچنین مشخص شد که استفاده از سیگنال خام در ورودی شبکه عصبی پیچشی نتایج بهتری نسبت ورودی ویژگی خواهد داشت و همچنین طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان توانایی تفکیک بردارهای ویژگی با طول بالا را نخواهد داشت.

با توجه به مقایسه روش‌های مختلف در حالت‌های ثابت گوناگون به این نتیجه رسیدیم که تغییر داده ورودی بر عملکرد طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پیچشی تاثیرگذار است و همچنین ورودی حالت استراحت به‌هیچ‌عنوان برای شبکه عصبی پیچشی پیشنهاد نمی‌شود. تغییر حالت ورودی بر روی طبقه‌بند جنگل تصادفی تاثیر به‌سزایی نداشته و پیشنهاد می‌شود به‌هنگام استفاده از این طبقه‌بند به جای تمرکز بر روی داده‌های ورودی، بر روی روش‌های کاهش بعد ویژگی به جهت افزایش سرعت تمرکز گردد.

مراجع:

- [1] He, C. and J. Wang. *An independent component analysis (ICA) based approach for EEG person authentication*. in *2009 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. 2009. IEEE.
- [2] Moctezuma, L.A., et al., *Subjects identification using EEG-recorded imagined speech*. *Expert Systems with Applications*, 2019. **118**: p. 201-208.
- [3] Di, Y., et al. *Using Convolutional Neural Networks for Identification Based on EEG Signals*. in *2018 10th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*. 2018. IEEE.
- [4] Monsy JC, Vinod AP. EEG-based biometric identification using frequency-weighted power feature. *IET Biometrics*. 2020;9(6):251-258.
- [5] Yang, S. and F. Deravi. *Novel HHT-based features for biometric identification using EEG signals*. in *2014 22nd International Conference on Pattern Recognition*. 2014. IEEE.
- [6] Koike-Akino, T., et al. *High-accuracy user identification using EEG biometrics*. in *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. 2016. IEEE.
- [7] Hasan, M.M., et al. *Estimation of the most effective rhythm for human identification using EEG signal*. in *2016 9th International Conference on Electrical and Computer Engineering (ICECE)*. 2016. IEEE.