

## Person Authentication System Using Feature Level Fusion of a Single Channel EEG Signal

M. S. Shahvazian<sup>1</sup>, V. Abootalebi<sup>2\*</sup>, M. T. Sadeghi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Ph.D student, Department of Electrical and Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran, shahvazian@stu.yazd.ac.ir

<sup>2</sup> Assistant Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran, abootalebi@yazd.ac.ir

<sup>3</sup> Assistant Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran, m.sadeghi@yazd.ac.ir

---

### Abstract

With the advent of biometric knowledge, conventional methods of authentication are being replaced with biometric based methods. Recently, the use of EEG signal in biometric systems attracted increasing research attention. Only a few works have been done in this emerging of EEG-based biometry mainly focusing on person identification not on person authentication. This paper examines the effectiveness of the EEG as a biometric for person authentication. In this study, the EEG signal from fifteen volunteer recorded during imagination of opening and closing fist was used. A set of AR coefficients, power of spectral bands, Energy Spectral Density, Energy Entropy and Sample Entropy were used as extracted features. The authentication system is fused at the sensor module and features to support a system which can meet more challenging and varying requirements. The utility of the sequential search methods is also experimentally studied. In the extensive experimentation on the Shalk and his colleague's database, we demonstrate that with combination of features when using single channel EEG, the performance of system is improved in two ways of single block and multi block methods compared to other. Result of this study shows a clear vision of commercial and practical use of the brain's electrical signals in the authentication systems of future.

**Key words:** Biometric, Authentication, EEG, AR coefficients, power of spectral bands, Energy Entropy, Sample Entropy.

---

\*Corresponding author

Address: Electrical and Computer Eng. Dept., Yazd University, Postal code: 89159741, Yazd, I. R. Iran.

Tel: +983518122398

Fax: +983518200144

E-mail: abootalebi@yazd.ac.ir

## ترکیب ویژگی‌های مختلف سیگنال EEG تک‌کاناله به‌منظور طراحی یک سیستم تأیید هویت

محمد شهاب شهوازیان<sup>۱</sup>، وحید ابوطالبی<sup>۲\*</sup>، محمد تقی صادقی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشجوی مقطع دکتری دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه یزد، shahvazian@yazd.ac.ir

<sup>۲</sup>استادیار و عضو هیأت علمی دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه یزد

<sup>۳</sup>استادیار و عضو هیأت علمی دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه یزد، m.sadeghi@yazd.ac.ir

### چکیده

با ظهور دانش بیومتریک، روش‌های متداول تأیید هویت در سیستم‌های بیومتریک دچار دگرگونی شده‌اند و در حال جایگزینی با روش‌هایی بر پایه‌ی علایم حیاتی هستند. اخیراً کاربرد سیگنال الکتریکی مغز (EEG) در سیستم‌های بیومتریک به‌عنوان یک شاخه پژوهشی جذاب و کاربردی مورد توجه محققان قرار گرفته است. پژوهش‌های نسبتاً محدودی در زمینه بیومتریک سیگنال الکتریکی مغز به‌خصوص در سیستم‌های تأیید هویت آن انجام شده است و اکثر تحقیقات بر سیستم‌های تعیین هویت EEG تمرکز داشته‌اند. در این مقاله کارایی سیگنال الکتریکی مغز به‌عنوان یک سیستم بیومتریک در تأیید هویت افراد نشان داده شده است. در سیستم بیومتریک معرفی شده، از سیگنال الکتریکی پانزده کاربر در حین انجام فعالیت ذهنی استفاده شده است. ترکیبی از ضرایب مدل خود بازگشتی (AR)، توان باندهای فرکانسی سیگنال مغز، چگالی طیف توان، آنتروپی انرژی و آنتروپی نمونه به‌عنوان ویژگی‌های مستخرج از سیگنال مغز و روش  $K$  نزدیک‌ترین همسایه به‌عنوان طبقه‌بند، استفاده شده است. به‌منظور بهبود عملکرد سیستم تأیید هویت، علاوه بر بررسی ادغام در سطح حسگر و فضای ویژگی، امکان به‌کارگیری روش انتخاب ویژگی رفت و برگشتی نیز مطالعه شده است. نتایج آزمایش‌های ما بر روی پایگاه داده Shalk و همکارانش بیانگر این موضوع است که با ترکیب ویژگی‌های متفاوت و با به‌کارگیری سیگنال مغزی تک‌کاناله، عملکرد سیستم در دو روش تک‌بلوک و چندبلوک در مقایسه با سایر سیستم‌های تأیید هویت مبتنی بر سیگنال الکتریکی مغز به نحو چشمگیری بهبود می‌یابد و چشم انداز روشی را از استفاده عملی و تجاری سیگنال الکتریکی مغز در سیستم‌های تأیید هویت آینده نشان می‌دهد.

کلیدواژگان: بیومتریک، تأیید هویت، الکتروانسفالوگرام (EEG)، ضرایب AR، چگالی طیف توان، آنتروپی انرژی، آنتروپی نمونه.

\*عهده‌دار مکاتبات

نشانی: یزد، صفاییه، چهار راه پژوهش، دانشگاه یزد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، کدپستی: ۸۹۱۵۹۷۴۱

تلفن: ۰۹۱۳۳۵۴۵۸۶۰، دورنگار: ۰۳۵۱۸۲۰۱۴۴، پیام‌نگار: abootalebi@yazd.ac.ir

## ۱- مقدمه

امروزه استفاده از علائم حیاتی و خصوصیات فردی اشخاص برای تشخیص هویت به صورت خودکار، در بسیاری از مراکز امنیتی و تجاری به امری عادی مبدل شده است. سیستم‌های تشخیص هویتی که بر اساس این ویژگی‌ها بنا نهاده شده‌اند، بدلیل مزایایی که در مقایسه با شیوه‌های دیگر تشخیص هویت مانند رمزعبور دارند، پیشرفت شایانی کرده‌اند و استفاده از آنها افزایش یافته است. این سیستم‌ها به دلیل یکتایی پارامترهای شناسایی افراد و نیز عدم وجود مشکلاتی همانند فراموشی، گم و یا دزدیده شدن - که در استفاده از رمز عبور یا کارت رمزدار وجود دارد - از لحاظ امنیتی برتری دارند [۱]. از جمله روش‌هایی که بر پایه ویژگی‌های گوناگون انسانی بنا شده‌اند، می‌توان به صدا، حرکت لب‌ها، هندسه دست، هندسه صورت، نحوه راه رفتن [۲]، شبکیه و عنبیه چشم [۳] و اثر انگشت اشاره کرد. تمام این ویژگی‌های فردی، بیومتریک نامیده شده‌اند. فناوری بیومتریک با توجه به سهولت استفاده و منحصر به فرد و غیرقابل جعل بودن مشخصه‌های آن، راهکاری مناسب برای تقویت سپر امنیتی در برابر دسترسی‌های غیر مجاز است [۴].

وجود اطلاعات ژنتیکی در سیگنال EEG از حدود سال ۱۹۳۰ مطرح شد [۵]، ولی با این حال تا سال ۱۹۶۰ حرفی از رابطه مستقیم EEG و اطلاعات ژنتیکی نبود تا اینکه از این سال به بعد در مجموعه تحقیقاتی که وگل<sup>۱</sup> و همکارانش انجام دادند، رابطه مستقیم EEG و اطلاعات ژنتیکی اشخاص به اثبات رسید [۶]. نتایج فعالیت‌های پژوهشی انجام شده در این زمینه، در سال‌های متفاوت در مقالات متعددی آمده است [۷-۱۰].

در سال‌های اخیر کاربرد سیگنال الکتریکی مغز در سیستم‌های بیومتریک مورد توجه محققان زیادی قرار گرفته است و تحقیقات گسترده‌ای در این زمینه انجام شده است. محققان تلاش کرده‌اند که سیگنال مغزی و ویژگی‌های مرتبط با آن را به عنوان بیومتریک، معرفی و اثبات کنند. سیگنال EEG حاوی دو مزیت اساسی است که می‌توان آن را به عنوان

بیومتریک در شناسایی موجود زنده لحاظ کرد. اول آنکه، این سیگنال باید از شخصی زنده در حالت روانی و ذهنی عادی ثبت شود و هیچ شخص دیگری نیز نمی‌تواند او را به این امر وادار کند تا از او سیگنالی طبیعی ثبت شود. در نتیجه این مدل از سیستم یک افشاکننده عامل و فشار خارجی بر روی کاربر سیستم است. دوم آنکه سیگنال EEG برخلاف بسیاری از بیومتریک‌های دیگر - که به حالت ظاهری بدن وابسته‌اند - برآیند مجموعه‌ای از اتفاقات درونی و قشری مغز است که همین ویژگی تقلید آن را ناممکن ساخته است. در نتیجه می‌تواند به‌عنوان مکمل در کنار سایر بیومتریک‌هایی قرار گیرد که استفاده تجاری دارند و امنیت آن‌ها را به‌طور چشمگیری افزایش دهد [۱۱].

سیستم‌های بیومتریک در دو حالت متفاوت به کار گرفته می‌شوند:

۱- تأیید هویت<sup>۲</sup>

۲- تعیین هویت<sup>۳</sup>

لازم است ذکر شود که تعیین هویت و تأیید هویت در اکثر فعالیت‌های مربوط به استخراج ویژگی مشابهت دارند، ولی هدف تعیین هویت، شناسایی فردی از مجموعه افراد است در حالی که تأیید هویت برای تأیید یا رد کسی است که ادعای هویت خاصی را دارد، به طوری که از قبل در سیستم ثبت شده است. در نتیجه تعیین و تأیید هویت دو روش تصمیم‌گیری متفاوت دارند. در کل کاربران در سیستم‌های تأییدی غالباً به دنبال همکاری با سیستم برای شناخته شدن هستند، در حالی که در روش‌های تعیین هویت لزوماً کاربر تمایلی به شناخته شدن از طرف سیستم ندارد.

روش‌های مبتنی بر بازشناسی الگو در سیستم‌های بیومتریک EEG از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. این روشها شامل دو بخش استخراج ویژگی و طبقه‌بندی ویژگی‌های حاصل است، به طوری که راهکارهای متنوعی در هر دو زمینه (استخراج ویژگی و طبقه‌بندی) مطرح شده است. علی‌رغم مزایای سیستم‌های

<sup>1</sup> Vogel

<sup>2</sup> Authentication

<sup>3</sup> Identification

باید تا حد امکان بررسی و رفع شوند. از جمله این ملاحظات می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- لزوم استفاده از تجهیزات قابل حمل و کوچک برای ثبت سیگنال *EEG* و استفاده از آن‌ها در سیستم‌های شناسایی هویت.
- ضرورت کنترل مناسب بر عوامل مؤثر بر سیگنال مغزی، قبل، حین و بعد از ثبت آن.
- به‌کارگیری فضای ویژگی بهینه و طبقه‌بند مناسب در این سیستم‌ها.

تلاش کردیم در این مطالعه با در نظر گرفتن تعدادی از این ملاحظات، سیستم بیومتریک *EEG* را از حالت تحقیقاتی به یک سیستم عملی و تجاری سوق دهیم. ساختار مقاله بدین صورت است که در بخش دوم دادگان آزمایش بررسی می‌شوند. در بخش سوم ضمن توضیح روش مطالعه، به توضیح قسمت‌های مختلف سیستم از جمله استخراج و انتخاب ویژگی، طبقه‌بندی، روال ارزیابی و چگونگی انجام آزمایش‌ها می‌پردازیم. در بخش چهارم نتایج بیان خواهد شد و در انتها در بخش پنجم به بررسی نتایج و بیان ویژگی‌ها و نوآوری‌های این پژوهش خواهیم پرداخت.

## ۲- دادگان آزمایش

در این تحقیق با استفاده از دادگان شالک<sup>۵</sup> و همکارانش [۱۷]، از سیگنال‌های ثبت‌شده در حین انجام تصور ذهنی باز و بسته کردن مشت، برای تأیید هویت پانزده کاربر استفاده شده است. شرح این فعالیت ذهنی در زیر آمده است:

علامت مشخصی در هر دو جهت راست و چپ صفحه نمایشگر با فاصله زمانی مشخصی نمایش داده می‌شود. کاربر تصور می‌کند که مشت راست یا چپ خود را (با توجه به علامت ظاهر شده) باز و بسته می‌کند و تا ناپدید شدن علامت به تصور ذهنی خود ادامه می‌داد.

شناسایی هویت بیومتریک *EEG*، هنوز پژوهش‌های چندانی در این زمینه انجام نشده است. پارانچاپه<sup>۷</sup>، محقق فعال و پیشگام در زمینه بیومتریک *EEG*، در اولین تحقیقاتش در سال ۲۰۰۱ توانست بر اساس مدل *AR* و تحلیل تفکیک خطی *LDA* به درستی ۸۰٪ برای تعیین هویت ۴۰ نفر برسد [۱۲]. تحقیقات مارسل<sup>۸</sup> را شاید بتوان از جمله معتبرترین مطالعات در زمینه سیستم‌های تأیید هویت بیومتریک *EEG* دانست که در سیستم تأیید هویتی - که در سال ۲۰۰۷ معرفی کرد- از ویژگی‌های طیفی به همراه طبقه‌بندهای آماری استفاده کرد و به خطای میانگین کل ۷/۱ درصد رسید [۱۳].

ناکانیشی<sup>۶</sup> برای سیستم تأیید هویت خود از ویژگی‌های طیف استفاده کرده؛ و به کمک واریانس طیف و شکل آن در تأیید هویت ۲۳ نفر، به صحت ۸۹٪/زسید [۱۴]. پالانیان<sup>۷</sup> که در حوزه پردازش سیگنال *EEG* فعال است، با انجام تحقیقاتی در سال ۲۰۰۷ توانست با استفاده از پتانسیل‌های وابسته به رخداد بینایی، به درصد صحت تشخیص ۹۵٪ در تعیین هویت ۱۰۲ نفر برسد [۱۵].

هو<sup>۸</sup> که یکی از پژوهشگران فعال در حوزه بیومتریک *EEG* به‌شمار می‌رود، در سال ۲۰۱۰ سیستم تأیید هویتی را طراحی کرد که به کمک مدل *ARMA* و طبقه‌بند شبکه عصبی به درستی ۸۳/۹٪ در ۳ کاربر رسید [۱۶].

با وجود تحقیقاتی که در زمینه سیستم‌های تأیید هویت مبتنی بر سیگنال *EEG* انجام شده است، هنوز دشواری‌ها و ملاحظات متعددی برای این سیستم‌ها وجود دارد و مسائل حل نشده‌ای در این زمینه باقی مانده است. این امر هم ناشی از روش‌هایی است که تاکنون در تأیید هویت سیگنال *EEG* استفاده شده‌اند و نیاز به بهبود دارند و هم ناشی از وجود عوامل پیچیده متعددی است که وضعیت سیگنال *EEG* را تغییر می‌دهند و کار را برای سیستم دشوار می‌سازند. ملاحظات و موانعی نیز در راه گسترش تجاری این سیستم‌ها وجود دارد که

<sup>4</sup> Paranjape  
<sup>8</sup> HU

<sup>5</sup> Marcel  
<sup>9</sup> Schalk

<sup>6</sup> Nakanishi

<sup>7</sup> Palaniappan

کارایی آنها بر اساس معیارهای خاص انجام می‌شود. ویژگی‌های استفاده شده در این مقاله به قرار زیر هستند:

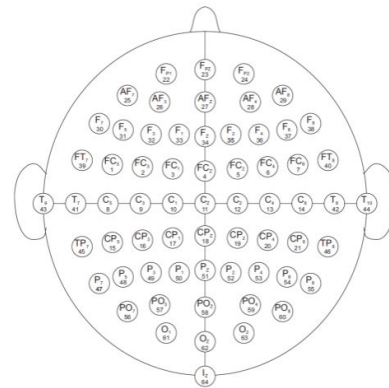
۳-۱-۱- چگالی طیف توان<sup>۱۰</sup> (PSD) و توان باندهای فرکانسی

یکی از معمول‌ترین نمایش‌های سیگنال در حوزه فرکانس، چگالی طیف توان سیگنال است و به همین دلیل، بحث تخمین طیف یکی از پرکاربردترین مسائل مطرح در تعریف و استخراج ویژگی از سیگنال است. تحقیقات قبلی نشان داده است که تفاوت آشکاری در شکل طیف توان اشخاص متفاوت، وجود دارد و همین امر باعث شده است که طیف توان، از مهمترین ویژگی‌های استفاده شده در اکثر پژوهش‌ها در حوزه بیومتریکی سیگنال *EEG* باشد [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹، ۲۰].

با توجه به باند محدود فرکانس سیگنال‌های مغزی، می‌توان آن را به زیر بازه‌های فرکانسی تقسیم کرد. این تقسیم‌بندی عموماً بر پایه دیدگاهی انجام شده است که بیان می‌کند سیگنال‌های مغزی در برخی بازه‌های فرکانسی در شرایط ویژه خود را فعال‌تر نشان می‌دهد. البته این تقسیم‌بندی ثابت نیست و انواع گوناگونی از آن ارائه شده است؛ اگرچه بین این انواع مختلف دسته‌بندی، همانندی‌های فراوانی نیز مشاهده می‌شود. حال با توجه به این تقسیم‌بندی‌های فرکانسی می‌توان انرژی سیگنال در این باندهای فرکانسی را به عنوان ویژگی استخراج شده به کار برد [۲۱].

سیگنال *EEG* ثبت شده از کانال‌های مورد نظر برای استخراج ویژگی‌های طیفی مورد پردازش قرار می‌گیرد. ویژگی‌های طیفی هر بلوک داده به طور جداگانه و بر اساس مدل *AR* با مرتبه ۱۰ تخمین زده می‌شود و در انتها توان هر یک از باندهای فرکانسی (از ۱ تا ۴۰ هرتز) به طور جداگانه محاسبه می‌شود. بنابراین برای هر بلوک از یک کانال، ۴۰ ویژگی مربوط به چگالی طیف توان و پنج ویژگی دیگر نیز برای توان پنج باند فرکانسی (هر باند یک ویژگی) به دست می‌آید.

کاربر در طی انجام ثبت در اتاقی تاریک - که کاملاً از لحاظ صوتی کنترل شده و بدون نویز است - می‌نشیند. سیگنال *EEG* از ۶۴ کانال و بر اساس سیستم بین المللی ۱۰-۱۰ ثبت می‌شود (شکل (۱)). سیگنال مغزی پس از تقویت و فیلتر شدن در بازه فرکانسی ۰/۱-۴۰ هرتز، با آهنگ ۱۶۰ هرتز نمونه‌برداری می‌شود.



شکل (۱) - نحوه قرار گرفتن الکترودها در سیستم ۱۰-۱۰ [۱۷].

از هر کاربر در سه روز و در هر روز، یک ثبت ۱۲۳ ثانیه‌ای گرفته شد. سیگنال هر ثبت شامل ۱۹۶۸۰ نمونه بود. به منظور استفاده بیشتر از دادگان برای دست‌یابی به نتیجه بهتر، هر ثبت به ۴۱ قطعه ۴۸۰ نمونه‌ای معادل سه ثانیه تقسیم شد. با این حساب برای هر ثبت، ۴۱ بلوک داده و با توجه به اینکه سه ثبت، در سه روز، گرفته شده، در کل، ۱۲۳ بلوک داده برای هر نفر موجود بود.

### ۳- روش

#### ۳-۱- استخراج ویژگی

در روش‌های بازشناسی الگو، معمولاً سعی می‌شود به‌جای دسته‌بندی داده‌ها در فضای اطلاعات خام، از فضای ویژگی مناسبی که بازنمایی بهتری از اطلاعات داشته باشد، استفاده شود. انتخاب فضای ویژگی مناسب برای هر کاربرد در قدم اول با استفاده از اطلاعات جنبی در مورد داده‌های مورد بررسی و در گام بعدی با آزمایش ویژگی‌های مختلف پیشنهادی و تعیین

<sup>10</sup> Power Spectral Density

$$\{x_m(i) = [u(i+k)]_{k=0}^{m-1}, i=1, \dots, N-m+1\} \quad (۴)$$

برای بردارهای به طول  $m$  احتمال  $B^m(r)$  - که احتمال اشتراک دو دنباله در  $m$  نقطه است - را با شمارش متوسط تعداد جفت بردارهای با فاصله اقلیدسی کمتر از  $\pm r$  به دست می آوریم (مقدار  $r$  با توجه به مقادیر استفاده شده در تحقیقات مشابه  $0.1$  انتخاب شده است [۲۵]). همین روال را با افزودن یک واحد به طول بردارها،  $m \rightarrow m+1$  تکرار کرده؛ مشابه احتمال  $B^m(r)$ ، در این مرحله احتمال  $A^n(r)$  را برای  $n=m+1$  به دست می آوریم.

$$SampEn(m, r, N) = -\ln\left(\frac{A^n(r)}{B^m(r)}\right) \quad (۵)$$

بدین ترتیب، با اجرای روند استخراج ویژگی در هر بلوک سه ثانیه ای از یک کانال از سیگنال، هر بلوک داده به یک بردار ویژگی ۶۱ تایی (۵ ویژگی آنتروپی + ۵ ویژگی توان + ۴۰ ویژگی چگالی طیف + ۱۰ ویژگی ضرایب  $AR$  + ۱ ویژگی آنتروپی نمونه) برای ادامه کار تبدیل می شود.

با توجه به تعداد کم داده های آموزشی قابل استفاده نسبت به ابعاد آن ها و برای گرفتار نشدن به نفرین ابعاد<sup>۱۳</sup>، در ادامه فرایند استخراج ویژگی از روش های انتخاب ویژگی برای رسیدن به ابعاد کمتر و بهینه استفاده کردیم.

### ۲-۳- فرایند انتخاب ویژگی

یکی از الگوریتم های مطرح در فرایند انتخاب ویژگی، الگوریتم جستجوی رفت و برگشتی بر اساس معیار آماری  $Wilk's$   $Lambda$  است که به اختصار  $WL$  نام دارد [۲۴]. این روش برخلاف سایر روش های انتخاب ویژگی که اغلب یا به صورت پیش رو یا برگشتی عمل می کنند، به صورت رفت و برگشتی کار می کند. در انتخاب کننده های رفت و برگشتی هر مرحله به دنبال وارد کردن یک ویژگی که فضای ویژگی را بهینه تر کند، است و

### ۳-۱-۲- آنتروپی انرژی<sup>۱۱</sup>

این ویژگی می تواند پیچیدگی های سیگنال را در زمان به خوبی نشان دهد و ویژگی های طیفی سیگنال را نمایان کند. به همین دلیل است که می تواند به عنوان یکی از ویژگی های برگزیده در راستای استخراج ویژگی در این تحقیق به کار رود [۲۰].

اگر  $E_1, E_2, \dots, E_m$  نشان دهنده توزیع انرژی در  $m$  نمونه از طیف در هر باند فرکانسی باشند، در نتیجه انرژی سیگنال ( $E$ )، برابر است با مجموع  $E_j$  ها در آن باند.

حال اگر:

$$P_j = E_j / E \quad (۱)$$

و  $\sum P_j = 1$ ، آنتروپی انرژی از معادله زیر حاصل می شود:

$$W_e = -\sum_j P_j \log P_j \quad (۲)$$

### ۳-۱-۳- ضرایب مدل اسکالر سیگنال

در مدل سازی  $AR$ ، مقدار سیگنال در هر لحظه به صورت نتیجه ترکیبی خطی از سیگنال در لحظه پیشین به همراه اثر نویز سفید در نظر گرفته می شود. آنچه به عنوان پارامترهای مدل تعریف می شود ضرایب این ترکیب خطی است ( $\alpha_i$ ).

$$x[k] = \sum_{i=1}^p \alpha_i x[k-i] + e[k] \quad (۳)$$

این ضرایب مستقیماً به عنوان ویژگی لحاظ می شوند. بدین منظور ضرایب کانال ها را یافته؛ آنها را به عنوان ویژگی استخراج شده از آن کانال در نظر می گیرند [۲۲]. البته بعد از بررسی و انجام آزمایش های مختلف و با توجه به نتایج دیگر پژوهش ها در این زمینه مرتبه مدل را ۱۰ در نظر گرفتیم [۲۰].

### ۳-۱-۴- آنتروپی نمونه<sup>۱۲</sup> (SampEn)

$SampEn$  را نسخه ای ویرایش شده از آنتروپی تقریبی می دانند. این آنتروپی را می توان به صورت منفی لگاریتم احتمال آن که دو دنباله در  $m$  نقطه مشابه باشند به شرط اینکه در نقطه بعد مشابه بمانند، تعریف کرد [۲۳]. محاسبه این تشابه با در نظر گرفتن تلورانس  $\pm r$  است. برای محاسبه  $SampEn$ ، سری زمانی  $\{u(j) \mid 1 \leq j \leq N\}$  را در یک فضای  $m$  بعدی با بردارهایی به طول  $m$  و به صورت زیر بیان می کنیم:

<sup>11</sup> Energy Entropy

<sup>12</sup> Sample Entropy

<sup>13</sup> Curse of Dimensionality

محاسبه می‌شود و اگر ویژگی‌ای دارای  $F$  کمتر از آستانه خروج باشد، از فرایند انتخاب خارج می‌شود. به‌همین ترتیب در هر مرحله روالی رفت و برگشتی انجام می‌شود و طی آن اگر ویژگی مناسب باشد به فرایند وارد و اگر نامناسب باشد از آن خارج می‌شود. این روند تا جایی ادامه می‌یابد که کلیه ویژگی‌ها بررسی شود و هیچ ویژگی اضافه‌ای نمانده باشد که معیار خروج/ورود را برآورده کند. در این تحقیق با توجه به مطالعات قبلی دو آستانه ورود و خروج به ترتیب برابر  $3/84$  و  $2/71$  در نظر گرفته شد [۲۵]. به کمک این روش، بردار ویژگی ۶۱ بعدی استخراج شده به یک بردار ویژگی ۳۱ بعدی تبدیل شد.

### ۳-۳- طبقه‌بندی

در سیستم‌های تأیید هویت برای هر یک از کاربران سیستم یک طبقه‌بند آموزش می‌بیند تا از داده‌های آموزشی خود کاربر در مقابل داده‌های آموزش بقیه افراد (مدل جهانی یا مدل جاعل) استفاده کند. در این مدل سیستم، طبقه‌بند باید بتواند کاربر را از جاعل جدا کرده و اجازه دسترسی به سیستم را صادر کند.

تاکنون طبقه‌بندهای متفاوتی برای سیستم‌های تأیید هویت  $EEG$  معرفی شده است که ما برای رسیدن به طبقه‌بند بهینه در آزمایش‌های خود، طبقه‌بند بیزین<sup>۱۴</sup> [۲۶]،  $K$  نزدیک‌ترین همسایه [۲۷]،  $LDA$ ، ماشین بردار پشتیبان [۲۸، ۲۹] و شبکه عصبی [۳۰] را ارزیابی کردیم. شایان ذکر است که طبقه‌بند بیزین با نسبت دادن یک تابع گوسی به داده‌های آموزشی هر کاربر و در نهایت محاسبه شبیه‌نمایی دادگان آزمون و مقایسه با سطح آستانه کاربر مورد ادعا به دست می‌آید.

در این تحقیق با در نظر گرفتن نتایج مقایسه میان طبقه‌بندها - که در بخش نتایج گزارش شده است - طبقه‌بند  $KNN$  با  $K=10$  و فاصله  $Cityblock$  استفاده شد.

نمونه‌های آزمایش و آزمون از جلسات ثبت مجزا انتخاب شده و به کمک الگوریتم زیر به‌نحوا شده‌اند [۱۸]:

$$X_n = \left[ 2 \times \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right] - 1 \quad (۸)$$

در عین حال بررسی می‌کند تا اگر در مجموعه انتخابی فعلی ویژگی نامناسبی وجود دارد، آن را حذف کند. به این ترتیب ممکن است وضعیت پذیرش یا رد متغیرها در مرحله‌های بعدی تغییر کند. ویژگی منتخب در مرحله فعلی به معنای انتخاب نهایی و ویژگی رد شده نیز به معنای رد نهایی نیست.

$WL$  نسبت تغییرپذیری درون‌گروهی را به تغییرپذیری کل، روی متغیرهای جداکننده اندازه می‌گیرد. با این تعریف مقادیر نزدیک به صفر آن گویای وجود بخش اعظم تغییرپذیری در بین گروه‌ها (کلاس‌ها)، و مقادیر نزدیک به یک آن گویای وجود اختلاف بیشتر در داخل یک گروه است.  $WL$  در فضای  $P$  بعدی حاصل از  $P$  متغیر با ماتریس‌های تغییرپذیری بین کلاس‌ها  $B_{P \times P}$  و داخل گروه‌ها  $W_{P \times P}$  به این صورت تعریف می‌شود:

$$WL = \frac{|W|}{|W + B|} \quad (۶)$$

برای معنادارتر کردن اختلاف این معیار در گروه‌های مختلف آن را با رابطه زیر به پارامتر آماری چندمتغیره  $F$  تبدیل می‌کنیم:

$$F = \frac{n - g - s}{g - 1} \left( \frac{1 - \Lambda_{s+1} / \Lambda_s}{\Lambda_{s+1} / \Lambda_s} \right) \quad (۷)$$

در این رابطه،  $n$ ،  $g$  و  $s$  به ترتیب تعداد نمونه‌های بردار ویژگی، تعداد گروه‌ها و تعداد متغیرهای انتخاب شده تا آن مرحله است.  $\Lambda_s$  مقدار  $WL$  پیش از اضافه شدن متغیر جدید و  $\Lambda_{s+1}$  نیز مقدار  $WL$  پس از اضافه شدن متغیر جدید است.

در یک سیستم انتخاب ویژگی با معیار  $WL$ ، ابتدا مقدار  $WL$  با استفاده از کل ویژگی‌های بردار ویژگی حساب می‌شود و آن ویژگی که بیشترین مقدار  $F$  را دارد (البته به شرط وجود  $F$  بیش از آستانه ورود) انتخاب می‌شود. سپس مقدار  $WL$  بر روی ویژگی‌های باقیمانده حساب شده و آن ویژگی که با ویژگی اول بیشترین مقدار  $F$  را تولید کند (البته به شرط وجود  $F$  بیش از آستانه ورود) به عنوان ویژگی دوم انتخاب می‌شود. در این مرحله مجدداً مقدار  $F$  برای هر کدام از ویژگی‌های انتخاب شده،

<sup>۱۴</sup> Bayesian

ضرایب  $AR$ ، آنتروپی انرژی و آنتروپی نمونه به عنوان فضای ویژگی منظور شد؛ اما فقط در فضای ضرایب  $AR$  هر سه کانال حضور داشتند و در بقیه ویژگی‌ها، کانالی که در آزمایش قبل بهترین نتیجه را داشت حاضر شد. البته این تمهیدات به منظور بزرگ نشدن ابعاد به کار گرفته شد تا بعد حاصل شده برای هر کانال به ۳۱ برسد. در مرحله بعد، طبقه‌بند  $KNN$  برای ارزیابی سیستم در حالت تأیید هویت انتخاب شد تا این عملیات را برای حالات مختلف سه کانال به طور جداگانه انجام دهد. در نهایت، انتخاب سه کانال  $F8$ ،  $FPI$  و  $POZ$  حاصل این مرحله از آزمایش‌ها شد.

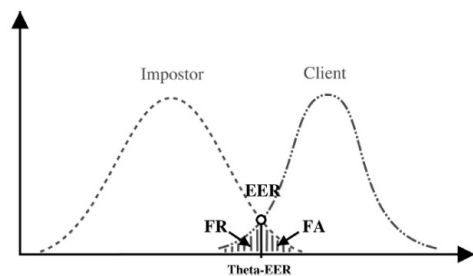
### ۳-۵- روال ارزیابی

در سیستم‌های بیومتریک تأیید هویت معمولاً دو نوع خطا رخ می‌دهد که از این خطاها به عنوان معیاری برای ارزیابی کارایی سیستم استفاده می‌شود:

۱- خطای پذیرش نادرست<sup>۱۵</sup> ( $FR$ )

۲- خطای رد نادرست<sup>۱۶</sup> ( $FA$ )

خطای پذیرش نادرست زمانی رخ می‌دهد که سیستم فرد جاعلی را به اشتباه به جای یکی از کاربران ثبت شده در پایگاه داده در نظر بگیرد و او را بپذیرد. خطای رد نادرست وقتی رخ می‌دهد که یکی از کاربران مجاز سیستم به اشتباه به عنوان فردی جاعل توسط سیستم مردود شود (شکل (۲)).



شکل (۲)- خطاهای متداول در سیستم تأیید هویت [۱۸]

تعداد تکرار وقوع خطای پذیرش نادرست، نرخ خطای پذیرش نادرست ( $FRR$ ) نامیده می‌شود و تعداد تکرار وقوع خطای رد نادرست، نرخ خطای رد نادرست ( $FAR$ ) نامیده می‌شود.

به طوری که  $x_i$  نامین داده از ستون ویژگی  $m$ ام قبل از هنجارسازی و  $x_{min}$  و  $x_{max}$  به ترتیب بزرگ‌ترین و کوچک‌ترین داده در ستون ویژگی  $m$ ام در داده‌های آموزشی هستند.

### ۳-۴- روش انتخاب کانال‌های ثبت

کانال‌های ثبتی از نقاط مختلف سر رویدادهای قشر مغز را زیر نظر دارند و آن‌ها را ثبت می‌کنند. البته به دلیل قدرت تفکیک (رزولوشن) مکانی کم  $EEG$ ، سیگنال کانال‌ها برابری اتفاقاتی است که در نواحی متفاوت مغزی رخ می‌دهد. با ثبت سیگنال از تعداد زیادی کانال، اطلاعات تکمیلی و متفاوتی از آن‌ها استخراج می‌شود که کنار هم قرار دادن آن‌ها موجب افزایش عملکرد سیستم می‌شود. با توجه به ملاحظاتی که در بخش مقدمه بیان شد، استفاده از تعداد کانال‌های زیاد برای شناسایی هویت، عملاً موجب می‌شود که سیستم نتواند از حالت تحقیقاتی به سمت تجاری‌سازی حرکت کند. به همین منظور تلاش شده است که تعدادی از کانال‌هایی انتخاب شوند که می‌توانند در بیومتریک  $EEG$  اطلاعات مفیدتری ارائه دهند.

برای انتخاب بهترین کانال، فضای ویژگی و طبقه‌بند را بر اساس مطالعات پیشین و نتایج ارزیابی‌های بدست آمده ثابت در نظر گرفتیم. سپس فرایند تأیید هویت را برای داده‌های آموزشی و ارزیابی اولیه از تمامی کانال‌ها اجرا کرده؛ نتایج را استخراج کردیم.

ما از توان باندهای فرکانسی، ضرایب  $AR$ ، آنتروپی انرژی و آنتروپی نمونه به عنوان فضای ویژگی استفاده کردیم که بعد حاصل، ۲۱، برای هر کانال شد. در مرحله بعد، طبقه‌بند  $KNN$  برای ارزیابی سیستم انتخاب شد تا این عملیات را برای هر کانال به طور جداگانه انجام دهد. نتایج حاکی از بهترین عملکرد برای کانال  $POZ$  در بین ۶۴ کانال موجود بود.

به منظور مقایسه و بررسی افزایش تعداد کانال‌ها در عملکرد سیستم، تعداد زیادی از حالت‌های ممکن برای انتخاب سه کانال با هم در بین ۶۴ کانال نیز بررسی شد. توان باندهای فرکانسی،

<sup>15</sup> False Rejection

<sup>16</sup> False Acceptance



در مرحله آزمون یا ارزیابی نهایی، آزمون کاربری و جاعلی انجام می‌پذیرد. در آزمون کاربری فرض آن است که خود کاربر اصلی و مجاز وارد سیستم شده؛ ادعای هویت خود را دارد. بدین منظور دادگان ارزیابی نهایی او را به طبقه‌بندی می‌دهیم که برای او آموزش دیده است و بدین ترتیب میزان  $FRR$  آن طبقه‌بند را محاسبه می‌کنیم. در آزمون جاعلی فرض به این صورت تغییر می‌کند که افراد دیگر (در این جا ۱۴ فرد دیگر سیستم) به دروغ ادعای هویت آن کاربر مجاز سیستم را دارند؛ در نتیجه دادگان این افراد را به طبقه‌بند آموزش دیده برای هویت ادعایی می‌دهیم و از این طریق میزان  $FAR$  آن طبقه‌بند را محاسبه می‌کنیم. در نهایت تمامی این آزمایش‌ها را برای ۱۴ طبقه‌بند دیگر - که مربوط به ۱۴ کاربر دیگر سیستم است - تکرار کرده؛  $FRR$ ،  $FAR$  و  $HTER$  نهایی سیستم را محاسبه می‌کنیم که حاصل میانگین نتایج طبقه‌بندها است.

#### ۱-۶-۳- نحوه تقسیم دادگان

یکی از روش‌های علمی و صحیح به‌کارگرفته شده در ارزیابی سیستم‌های شناسایی هویت، به‌کارگیری سه فرایند آموزش<sup>۱۸</sup>، ارزیابی اولیه<sup>۱۹</sup> و ارزیابی نهایی<sup>۲۰</sup> است. در مرحله آموزش تلاش می‌شود مدل یا قالب کاربران با داده‌های آموزشی برچسب‌دار ایجاد شده؛ در پایگاه داده ذخیره شود. در مرحله ارزیابی اولیه پارامترها و متغیرهای سیستم برای رسیدن به بهترین عملکرد بر داده‌های ارزیابی اولیه تنظیم می‌شوند و در مرحله ارزیابی نهایی سیستم در حالت واقعی ارزیابی شده؛ عملکرد آن گزارش می‌شود.

جدول (۱) - نحوه تقسیم دادگان به‌منظور ارزیابی سیستم تأیید هویت

افراد	جلسه	تقسیم دادگان	
		آموزش	ارزیابی اولیه
کاربر سیستم (۱ تا ۱۵)	۱	کاربر ۳۵ بلوک	کاربر/جاعلی ۶ بلوک
	۲		کاربر/جاعلی ۴۱ بلوک
	۳	کاربر ۳۵ بلوک	کاربر/جاعلی ۶ بلوک

با توجه به مقدار سطح آستانه تنظیم شده در مرحله ارزیابی اولیه،  $T$ ، مقادیر متفاوتی برای دو نوع خطا به‌دست می‌آیند. بنابراین  $FRR$  و  $FAR$  تابع سطح آستانه سیستم هستند. به این معنی که به‌عنوان مثال در یک سیستم تأیید هویت که مبتنی بر سنجش میزان مشابهت بردار ویژگی خصیصه ورودی و بردار ویژگی مدل کاربر مورد ادعا است؛ اگر طراحان سیستم سطح آستانه را کاهش دهند تا حساسیت سیستم نسبت به تغییرات ورودی و همچنین نویز کاهش یابد،  $FAR$  افزایش پیدا می‌کند. از طرف دیگر اگر سطح آستانه را افزایش دهند تا امنیت سیستم بیشتر شود،  $FRR$  افزایش می‌یابد.

معمولاً به‌منظور مقایسه عملکرد سیستم‌های بیومتریک، سطح آستانه به‌گونه‌ای تنظیم می‌شود که یا نرخ خطای برابر برقرار باشد یا مجموع  $FRR$  و  $FAR$  کمینه شود. نرخ خطای برابر، بیانگر سطح آستانه‌ای است که در آن نرخ خطای رد نادرست با نرخ خطای پذیرش نادرست برابر می‌شود. بنابراین در مرحله ارزیابی اولیه سیستم - که در واقع بخشی از مرحله آموزش سیستم است - سعی می‌شود سطح آستانه به‌گونه‌ای تنظیم شود که مقادیر این خطاها تا حد امکان به یکدیگر نزدیک باشد. در مرحله آزمایش یا ارزیابی نهایی با توجه به سطح آستانه به‌دست آمده، خطای پذیرش نادرست و رد نادرست بر داده‌ها آزمایشی محاسبه می‌شوند.

میانگین خطای کل<sup>۱۷</sup> ( $HTER$ ) در هر مرحله، از میانگین‌گیری خطاهای پذیرش و رد نادرست در همان مرحله محاسبه می‌شود.

$$HTER = (FRR + FAR) / 2 \quad (9)$$

#### ۳-۶- آزمایش‌های ارزیابی سیستم

با توجه به دو گروه بودن سیستم در مرحله ثبت‌نام یا آموزش طبقه‌بندها، داده‌های خود فرد (گروه اول) در مقابل دادگان بقیه افراد (گروه دوم) قرار می‌گیرد و بدین شکل طبقه‌بندها آموزش می‌بینند. بنابراین برای هر کاربر، طبقه‌بند مربوط به خودش آموزش می‌بیند.

<sup>17</sup> Half Total Error Rate

<sup>18</sup> Train

<sup>19</sup> Validation

<sup>20</sup> Evaluation

در ادامه به معرفی روش چندبلوک که در بخش تصمیم‌گیری سیستم دخالت دارد می‌پردازیم.

### ۳-۶-۳- روش چندبلوک در تصمیم‌گیری

ایده استفاده از روش چند بلوکی اولین بار در این تحقیق بررسی شد. تلاش شده تا کارایی سیستم طراحی شده در تأیید هویت، در دو روش تک‌بلوکی و چندبلوکی ارزیابی شود که شرح آن در ذیل آمده است:

**روش تک بلوک:** این حالت مربوط به زمانی است که صرفاً یک بلوک سه ثانیه‌ای از نمونه در اختیار است و تصمیم‌گیری فقط بر اساس آن انجام می‌شود. بدین ترتیب فرض بر تأیید هویت فرد از بلوک‌های EEG (یعنی طبقه‌بندی تک‌تک بلوک‌های داده آزمون) است. اگر حتی یکی از داده‌ها درست تشخیص داده نشود به همان میزان به درصد رد نادرست (FRR) و یا پذیرش نادرست (FAR) اضافه می‌شود.

**روش چند بلوک:** با توجه به وابستگی نتایج روش تک‌بلوکی به بازه‌های کوچکی از سیگنال EEG افراد و بعضاً نتایج متفاوت به دست آمده برای بلوک‌های مختلف EEG یک نفر، در این پژوهش روش دیگری برای ارزیابی روال تصمیم‌گیری مطرح شد که در آن، درصد صحت بر مبنای تمامی بلوک‌های یک ثبت جداگانه (و نه تک‌بلوک‌ها) سنجیده می‌شود. در این حالت، درصد رد نادرست (FRR) و پذیرش نادرست (FAR) بر مبنای ثبت هر یک از افراد سنجیده می‌شود. با این روش، بلوک‌های زمانی بزرگ‌تری برای تصمیم‌گیری در اختیار سیستم قرار می‌گیرد که حاوی اطلاعات بیشتری در مقایسه با بلوک‌های سه‌ثانیه‌ای روش تک‌بلوک است.

در این مقاله و در روش چند بلوک درصد رد نادرست (FRR) و پذیرش نادرست (FAR) بر مبنای ۳۰ ثانیه از سیگنال معادل ۱۰ بلوک داده از افراد سنجیده می‌شود. بدین ترتیب که ۱۰ بلوک داده از هر فرد به عنوان یک ثبت یا ابربلوک به طبقه‌بند داده می‌شود، ولی مبنای تصمیم‌گیری بر خلاف حالت قبل تک‌تک بلوک‌های سه ثانیه‌ای از سیگنال نیستند بلکه ۷۰ درصد

برای هر یک از ۱۵ کاربر سیستم ۱۲۳ بلوک داده از سه جلسه ثبت مجزا وجود دارد که نحوه تقسیم این بلوک‌های داده در جدول (۱) قابل مشاهده است. همانگونه که ملاحظه می‌شود در مرحله آموزش از ۳۵ بلوک، از ۴۱ بلوک موجود در جلسه‌های اول و دوم ثبت استفاده شده، در حالی که جلسه کاملاً مجزایی شامل تمام بلوک داده‌ها برای مرحله آزمون یا ارزیابی نهایی در نظر گرفته شده است. در نهایت برای هر کاربر سیستم بردار دادگان آموزشی با ابعاد  $70 \times 31$ ، بردار دادگان ارزیابی اولیه با ابعاد  $12 \times 31$  و بردار دادگان ارزیابی نهایی با ابعاد  $41 \times 31$  وجود دارد.

### ۲-۶-۳- تعداد آزمایش‌های انجام شده

در جدول (۲) تعداد آزمایش‌های کاربری و جاعلی انجام شده؛ مشاهده می‌شود.

جدول (۲) - تعداد آزمایش‌های جاعلی و کاربری انجام شده

	ارزیابی اولیه	ارزیابی نهایی
تعداد آزمایش کاربری	$15 \times 2 \times 6 = 180$	$15 \times 1 \times 41 = 615$
تعداد آزمایش جاعلی	$15 \times 14 \times 2 \times 6 = 2520$	$15 \times 14 \times 1 \times 41 = 8610$
جمع	۲۷۰۰	۹۲۲۵

همانگونه که در جدول (۲) ملاحظه می‌شود، تعداد آزمایش‌های کاربری در ارزیابی اولیه برابر ۱۸۰ است؛ چرا که برای هر ۱۵ کاربر سیستم این آزمایش انجام می‌شود و از آنجا که برای هر کاربر دو جلسه ثبت و از هر جلسه ۶ بلوک داده به بخش ارزیابی اختصاص داده شده است، در کل ۱۸۰ آزمایش انجام می‌شود. به همین صورت تعداد آزمایش جاعلی در ارزیابی اولیه رقم ۲۵۲۰ را نشان می‌دهد. در آزمایش جاعلی هر کاربر هویت ۱۴ کاربر دیگر سیستم را ادعا می‌کند و از آنجا که ۱۵ کاربر در سیستم حضور دارند و برای هر کاربر در ارزیابی اولیه دو جلسه ثبت و برای هر جلسه ۶ بلوک داده اختصاص داده می‌شود، تعداد آزمایش‌ها به ۲۵۲۰ می‌رسد.

۴-۲- نتایج خروجی سیستم تأیید هویت

نتایج در دو حالت تک کاناله و سه کاناله و با دو روش تک بلوک و چند بلوک مقایسه شده که در جدول های (۴) و (۵) مشاهده می شود. در حالت تک کاناله تنها از ویژگی های سیگنال یک کانال (کانال  $PO_Z$  که در مرحله انتخاب کانال برگزیده شد) استفاده شده است، در حالی که در حالت سه کاناله از ویژگی های سیگنال سه کانال  $FP_1$ ،  $F_8$  و  $PO_Z$  استفاده می شود. همچنین به منظور جلوگیری از بزرگ شدن ابعاد تنها در ویژگی های ضرایب  $AR$  از سیگنال سه کاناله و در مابقی فضای ویژگی ها از سیگنال تک کاناله (کانال  $PO_Z$ ) استفاده شده است.

جدول (۴) مربوط به استفاده از روش تک بلوک و جدول (۵) مربوط به استفاده از روش چند بلوک است. ستون آخر جداول، میانگین کلی پذیرش نادرست، رد نادرست و میانگین خطای کل را نشان می دهد.

برای مشخص شدن تفاوت استفاده از سیگنال تک کانال و سه کانال نمودار میله ای نتایج در حالت تک بلوک نیز رسم شده که در شکل (۳) دیده می شود.

همانگونه که مشاهده می شود میانگین خطای کل در حالت تک کاناله ۴/۵ درصد و در زمانی که از سه کانال استفاده می شود برابر ۰/۹ درصد است.

جدول (۴) - عملکرد کلی سیستم تأیید هویت با استفاده از روش

تک بلوک (بر حسب درصد)

نتایج طبقه بند		میانگین خطا (درصد)
تک کاناله	$FRR$	۵/۲
تک بلوک	$FAR$	۳/۹
	$HTER$	۴/۵
سه کاناله	$FRR$	۱/۱
	$FAR$	۰/۸
	$HTER$	۰/۹

بلوک های یک ثبت مبنای تصمیم گیری (کاربر یا جاعل) قرار می گیرند. سطح ۷۰ درصد بر اساس دادگان ارزیابی انتخاب شده است.

۴-۱- نتایج

۴-۱-۱- مقایسه روش های طبقه بندی

در گام اول برای تصمیم گیری مقایسه ای میان روش های تصمیم گیری متفاوت انجام شد که نتایج در جدول (۳) دیده می شود. در این جا نیز از توان باندهای فرکانسی، ضرایب  $AR$ ، آنروپی انرژی و آنروپی نمونه به عنوان فضای ویژگی استفاده کردیم. سپس فرایند تأیید هویت را برای داده های تک کانال اجرا کرده؛ نتایج را بر اساس میانگین خطای کل استخراج کردیم. در مقایسه انجام شده میانگین خطای کل بر اساس درصد محاسبه شده به طوری که درصد خطای کمتر حاکی از بهتر بودن آن طبقه بند است.

جدول (۳) - مقایسه روش های طبقه بندی در سیستم تأیید هویت EEG

روش طبقه بندی	میانگین خطای کل (درصد)
$KNN$	۸
$LDA$	۲۲
$SVM$	۱۴
شبکه عصبی	۱۵
طبقه بند بیزین	۳۳

نتایج به انتظارات ما بسیار نزدیک بود؛  $KNN$  بهترین نتیجه را داشت و بعد از آن  $SVM$  و شبکه عصبی. البته شبکه عصبی با مشکلاتی نظیر زمان یادگیری طولانی و گیرافتادن در کمینه محلی همراه است، ولی علی رغم این مسائل در بیومتریک  $EEG$  بسیار پر کاربرد به نظر می رسد.  $SVM$  نیز پارامترهای زیادی برای تنظیم دارد که بعضاً باعث تغییرات زیاد در جواب و صحت سیستم می شود و بررسی آن فرایندی وقت گیر است.

جدول (۵) - عملکرد کلی سیستم تأیید هویت با استفاده از روش چندبلوک (برحسب درصد)

نتایج طبقه‌بند		میانگین خطا (درصد)
تک کاناله	FRR FAR HTER	۰ ۰ ۰
چند بلوک	FRR FAR HTER	۰ ۰ ۰

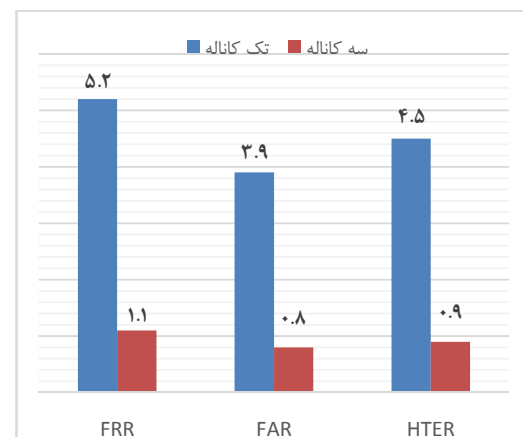
لازم بود. در راستای این هدف و برای رسیدن به یک سیستم تجاری و عملی که سهولت، سرعت و صحت قابل قبولی در مقایسه با دیگر بیومتریک‌های مرسوم داشته باشد، استفاده از یک کانال مغزی پیشنهاد و پیاده‌سازی شد. همچنین برای اولین بار در این زمینه از روش چند بلوک در ارزیابی نتایج استفاده شد که موجب بهبود قابل ملاحظه‌ای در تصمیم‌گیری درست سیستم شد.

در سیستم طراحی شده تمام بلوک‌های آن از جمله کانال‌های ثبت، پیش پردازش، استخراج و انتخاب ویژگی و تصمیم‌گیری بازبینی و بررسی شد و اصلاحات و نوآوری‌های لازم به منظور بهبود عملکرد سیستم اعمال شدند. همچنین نشان داده شد که استفاده از تعداد بیشتری کانال ثبت می‌تواند به افزایش صحت عملکرد سیستم کمک کند؛ ولی موجب افزایش هزینه و سختی در هنگام ثبت می‌شود، که در نهایت بهتر است انتخابی مابین انجام شود.

استفاده از ترکیب ویژگی‌های گوناگون در کنار فرایند انتخاب ویژگی و همچنین بررسی طبقه‌بندهای گوناگون از دیگر نکاتی بود که در این پژوهش به آن توجه شد.

در بخش حسگرهای ثبت و نحوه ثبت سیگنال، علاوه بر آن که بررسی جامعی بر روی بهترین تک‌کانال و ترکیب سه‌کانال به منظور کاهش محاسبات، هزینه ثبت و افزایش سهولت ثبت انجام شد؛ ملاحظات عملی متفاوتی از جمله متفاوت بودن زمان جلسه‌های ثبت و انتخاب داده‌های آزمون از جلسه مجزا نیز در نظر گرفته شد.

همانگونه که در جدول‌های (۴) و (۵) مشاهده می‌شود میانگین خطای کل در حالت تک‌کاناله و تک‌بلوک ۴/۵ درصد است که در مقایسه با مطالعات مشابه - که از چندین کانال استفاده شده است - رقم کمتری را نشان می‌دهد. خطای ارزیابی کل زمانی که از سه کانال استفاده می‌شود برابر ۰/۹ درصد است، در حالی که این رقم برای حالت تک‌کاناله چند بلوک به صفر کاهش پیدا می‌کند. جالب آن‌که این کاهش حاصل تحمیل



شکل (۳) - مقایسه عملکرد کلی سیستم در دو حالت تک‌کاناله و سه‌کاناله و در حالت تک‌بلوک

## ۵- بحث و نتیجه‌گیری

بسیاری از بیومتریک‌ها دارای نقص‌های ذاتی هستند به طوری که موجب افزایش احتمال خطر در این سیستم‌ها شده‌اند. به همین دلیل همواره محققان به دنبال روش‌هایی بوده‌اند که ضامن و تأمین‌کننده امنیت مورد نیاز بشر باشد. از جمله بیومتریک‌های جدیدی که در چند سال اخیر به آن توجه شده، بیومتریک مبتنی بر سیگنال الکتریکی مغز (EEG) است. از خصوصیات قابل توجه این بیومتریک، کاربرد آن در شناسایی زنده است، به طوری که این سیگنال فقط از یک شخص زنده قابل استخراج است و چون اثر بیرونی یا ظاهری خاصی بر بدن ندارد به راحتی قابل تقلید و کپی‌برداری نیست.

در این پژوهش هدف، اجرای یک سیستم تأیید هویت مبتنی بر سیگنال EEG، با در نظر گرفتن تعدادی از ملاحظات عملی

- [6] F. Vogel, The Genetic Basis of the Normal EEG; Human Genetic, 1970; 10: 91-114.
- [7] A. Anoklin, O. Steinlein, C. Fisher, Y. Mao, P. Vogt, E. Schall, and F. Vogel, A Genetic Study of the Human Low-Voltage Electroencephalogram; Human Genetics, 1992; 90:99-112.
- [8] N. Juel-Nielsen, B. Harvand, The Electroencephalogram in Unilateral Twins Brought up Apart; Acta genetica, 1958; 8:57-64.
- [9] W. Lennox, E. Gibbs, and F. Gibbs, The Brain-Pattern, An Hereditary Trait; The Journal of Heredity, 1945; 36: 233-243.
- [10] H. H. Stassen, G. Bomben, and P. Propping, Genetic Aspects of the EEG: an Investigation into the Withinpair Similarity of Monozygotic and Dizygotic Twins with a New Method of Analysis; Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1987; 66: 489-501.
- [11] C. He, Z. Jane Wang, An Independent Component Analysis (ICA) Based Approach for EEG Person Authentication; 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2009.
- [12] R. Paranjape, J. MahoParanjape sky, L. Benedicenti and Z. Koles, The electroencephalogram as a biometrics; Proceedings of the Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2001; 2: 1363-1366.
- [13] S. Marcel, J.D.R. Millan, Person Authentication Using Brainwaves (EEG) and Maximum A Posteriori Model Adaptation; IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007; 29: 743-752.
- [14] I. Nakanishi, S. Baba and C. Miyamoto, EEG Based Biometric Authentication Using New Spectral Features; International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2009.
- [15] R. Palaniappan and D. Mandie. Biometrics from brain electrical activity: A machine learning approach; IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007; 29(4): 738-742.
- [16] J. F. Hu, Biometric System Based on EEG Signal: A Nonlinear Model Approach; International Conference on Machine Vision and Human-machine Interface, 2010.
- [17] G. Schalk, D. J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, J. R. Wolpaw, BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System; IEEE Trans. Biomedical Engineering, 2004; 51(6):1034-1043.
- [18] C. R. Hema, M. P. Paulraj, H. Kaur, Brain signatures: A modality for biometric authentication; International Conference on Electronic Design, 2008.
- [19] C. Miyamoto, S. Baba and I. Nakanishi, Biometric Person Authentication Using New Spectral Features of Electroencephalogram; International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2008.
- [20] X. Bao, J. Wang, J.F. Hu, Method of individual identification based on
- محاسبات سنگین و اعمال تغییرات در بلوک‌های پیش‌پردازش، استخراج و انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی نیست، بلکه نتیجه یک روش ساده رأی‌گیری و آستانه‌گذاری است. ما با این کار به جای آن‌که معیار تصمیم‌گیری را یک بلوک سه‌ثانیه‌ای قرار دهیم، ده بلوک سه‌ثانیه‌ای یعنی معادل سه‌ثانیه را ملاک ارزیابی قرار می‌دهیم. این تصمیم علاوه بر آن که خدشه‌ای به ملاحظات عملی سیستم وارد نکرده، موجب افزایش صحت عملکرد سیستم می‌شود.
- در مقایسه با تحقیقات معتبر مارسل - که با استفاده از ویژگی‌های طیفی سیگنال ثبت شده از ۸ کانال به میانگین خطای کل ۷/۱ درصد برای ۹ کاربر رسید [۱۳] - این مقاله با استفاده از تنها یک کانال، در روش تک‌بلوک به میانگین خطای کل ۴/۵ درصد رسیده است که این خطا با استفاده از سیگنال سه‌کانال به ۰/۹ درصد می‌رسد. همچنین سیستم تأیید هویت طراحی شده با استفاده از روش چندبلوک و سیگنال یک کانال می‌تواند بدون خطا کاربران سیستم را از جاعلان تشخیص دهد.
- این نتایج می‌تواند به‌خوبی نشان‌دهنده این موضوع باشد که سیگنال الکتریکی مغز افراد تقریباً به صورت یکتا برای هر شخصی است و می‌توان در آینده از آن به عنوان یک بیومتریک مطمئن استفاده کرد.

## ۶- مراجع

- [1] A. Riera, A. Sorisfrich, M. Caparrini, I. Cester, G. Ruffini, Multimodal Physiological Biometrics Authentication; Published in Biometrics: Theory, Methods, and Applications, 2010; pp: 235-239.
- [2] A. Kale, A. Sundaresan, A. N. Rajagopalan, N.P. Cuntoor, A. K. Roy Chowdhury, V. Kruger, R. Chellappa, Identification of Humans Using Gait; presented at IEEE Trans. Image Processing, 2004; 13(9): 1163-1173.
- [3] J. Daugman, Statistical richness of visual phase information: update on recognizing persons by iris patterns; international J. Computer Vision, 2001; 45(1): 25-38.
- [4] NK. Ratha, Advances in Biometrics; Springer Science, 2006.
- [5] H. Berger, Das Elektroencephalogramm des Menschen; Nora Acta Leopoldina Bd. 6. Nr. 38, 1938.

مغز؛ پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، ۱۳۸۹.

- [26] C. He, X. Lv, and Z. J. Wang, Hashing the MAR Coefficients from EEG Data for Person Authentication; in Proc. ICASSP, 2009, pp.1445-1448.
- [27] E. Fix and J.L. Hodges, Jr., Discriminatory Analysis: Nonparametric Discrimination: Consistency Properties; Report No. 4, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas, Feb. 1951.
- [28] V. Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory; Springer, New York, 1995.
- [29] C. J. C. Burges, A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition; Data Mining and Knowledge Discovery, 1998; 2: 121-167.
- [30] C. R. Hema and A. A. Osman, Single Trial Analysis on EEG Signatures to Identify Individuals; in Proc. CSPA, 2010; pp.1-4.

electroencephalogram analysis; international conference on new trends in information and service science, 2009.

[۲۱] شهوازیان محمدشهاب، ابوطالبی وحید، تعیین هویت با استفاده از ویژگی‌های طیف توان سیگنال مغز؛ هفدهمین

کنفرانس مهندسی پزشکی ایران، آبان ۱۳۸۹.

- [22] G. Mohammadi, P. Shoushtari, B. Molaee, and M. B. Shamsollahi, Person Identification by Using AR Model for EEG Signals; in Proc. WASET, 2005.
- [23] J. S. Richman and J R. Moorman, Physiological time series analysis using approximate entropy and sample entropy; Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol, 2000; 278: 2039-2049.
- [24] Pablo F. Diez, Vicente Mut, Eric Laciari and Abel Torres, Application of the Empirical Mode Decomposition to the Extraction of Features from EEG Signals for Mental Task Classification; 31st Annu. Inter. Conf. of the IEEE/EMBS, 2009, pp. 2-6.

[۲۵] نوشادی س، انتخاب یک فضای ویژگی مناسب برای

تفکیک فعالیت‌های ذهنی از روی سیگنال‌های الکتریکی