



## تحلیل تجربی روش‌های چندگانه برای تشخیص احساسات با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال

محمدرضا یوسفی نجف آبادی<sup>۱</sup>، عبدالله ناجی حمد<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانشکده مهندسی برق، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

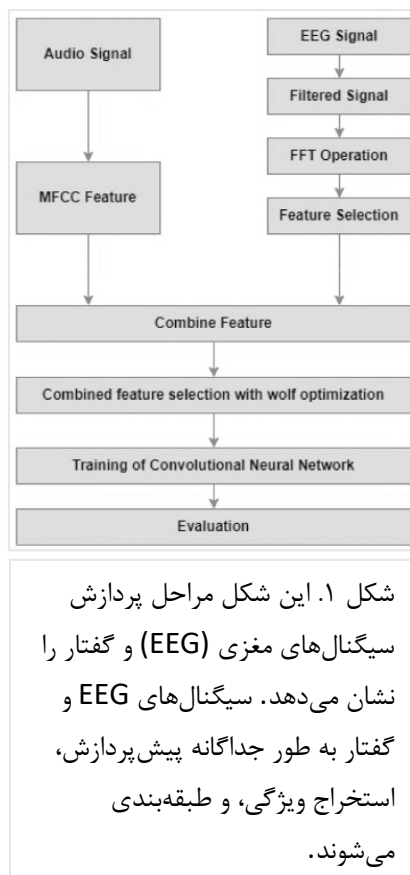
<sup>۲</sup>دانشکده مهندسی برق، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

**چکیده:** این مقاله یک روش نوین و ترکیبی برای تشخیص احساسات انسان با استفاده از سیگنال‌های مغزی EEG و سیگنال‌های صوتی را معرفی می‌کند. در این روش، ابتدا سیگنال‌های EEG و صوتی جمع‌آوری و پیش‌پردازش می‌شوند، سپس ویژگی‌های مهم از این سیگنال‌ها استخراج می‌شود. برای این منظور، از تبدیل فوریه سریع برای EEG و از ضرایب اسپسترال مل‌فرکانس برای صدا استفاده می‌شود. در مرحله بعد، این ویژگی‌ها با استفاده از تجزیه مؤلفه‌های اصلی و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری ترکیب می‌شوند.

**واژگان کلیدی:** تشخیص احساسات، سیگنال‌های مغزی، سیگنال‌های صوتی، شبکه عصبی کانولوشنال، یادگیری ماشین، BCI

### ۱- مقدمه

مغز، این سازماندهی فوق‌العاده از اعصاب و عقل، همواره موضوعی از تماس و تحقیق بوده است که محققان و دانشمندان در تلاشند تا اسرار آن را برملا کنند. یکی از ابزارهای قدرتمند برای این مطالعات، EEG یا الکتروانسفالوگرام است، که به ما اجازه می‌دهد فعالیت‌های الکتریکی مغز را با دقت بالا ثبت و تحلیل کنیم. اما پیچیدگی این سیگنال‌ها و وجود نویزهای مختلف می‌تواند تحلیل آنها را مشکل کند. در این راستا، ما معرفی می‌کنیم یک روش پیشرفته برای پردازش سیگنال‌های EEG. این روش با استفاده از فیلترها و الگوریتم‌های پیشرفته، نویزها و آرتیفکت را از داده‌های EEG حذف کرده و سپس با استفاده از تبدیل فوریه و تحلیل موجک، الگوهای مغزی را شناسایی می‌کند. با این روش، ما می‌توانیم به عمق‌ترین لایه‌های ذهن انسان نفوذ کنیم و اطلاعات ارزشمندی را درباره فعالیت‌های مغزی به دست آوریم که می‌تواند در تحقیقات علمی و کاربردهای پزشکی و فناوری مغز-کامپیوتر مورد استفاده قرار گیرد. در عصر امروز، تکنولوژی‌های پیشرفته در زمینه علوم اعصاب و فناوری اطلاعات، به ما امکان می‌دهند تا به طریقی نوین و پیشرو، به درک عمیق‌تری از عملکرد مغز و انسان‌ها درکیافته و از این دانش برای بهبود کیفیت زندگی استفاده کنیم. در این راستا، یکی از ابزارهای کارآمد و مؤثر، استفاده از سیگنال‌های EEG یا الکتروانسفالوگرام است که به ما امکان می‌دهد تا فعالیت‌های مغزی را با دقت بالا بررسی و تجزیه و تحلیل کنیم.



## ۲- روش و تکنیک پیشنهادی برای تحلیل سیگنال‌های EEG

در این روش پیشنهادی در ابتدا، سیگنال‌های خام EEG از مغز به طریق جمع‌آوری انجام می‌شود. سپس این سیگنال‌ها به یک بلوک فیلتر شده می‌روند که دو عملکرد اساسی را انجام می‌دهد؛ اولاً، حذف آرتیفکت و ثانیاً، پاک‌سازی داده‌ها از سیگنال‌های نامطلوب نظیر EOG (فعالیت الکتریکی عضلات چشمی) در EEG یا منابع صوتی خارجی در گفتار و صدای خط برق که ممکن است در هنگام جمع‌آوری داده‌ها آلوده شده باشند. پس از پیش‌پردازش، سیگنال‌های فیلتر شده به عملیات FFT (تبدیل فوری سریع) می‌روند تا الگوهای مختلف موجود در آن‌ها تشخیص داده شود. این اطلاعات سپس می‌توانند با استفاده از تکنیک‌های مختلف پردازش سیگنال مانند تبدیل فوری و موجک، تحلیل شوند. همچنین، برای کاهش ابعاد داده و استخراج ویژگی‌های مهم، از روش‌هایی مانند PCA (تحلیل اجزاء اصلی) استفاده می‌شود. در این فرآیند، سیگنال‌های صوتی نیز ممکن است در میان داده‌ها باشند که با استفاده از بلوک MFCC (ضریب کپسترال فرکانس مل) شناسایی و حذف می‌شوند. این روش‌ها کمک می‌کنند تا اطلاعات مفید از داده‌ها استخراج شود و الگوهای مختلف از آن‌ها به‌دست آید. در نهایت، با استفاده از اطلاعات به‌دست‌آمده و با اعمال فشرده‌سازی، تشخیص الگو و پیش‌بینی سری‌زمانی، این داده‌ها بهبود یافته و ارزشمندتر می‌شوند. این فرآیند تجزیه و تحلیل داده‌ها به ما امکان می‌دهد تا به روندها و الگوهای مهم تر بپردازیم و اطلاعات ارزشمندی را از آن‌ها استخراج کنیم.

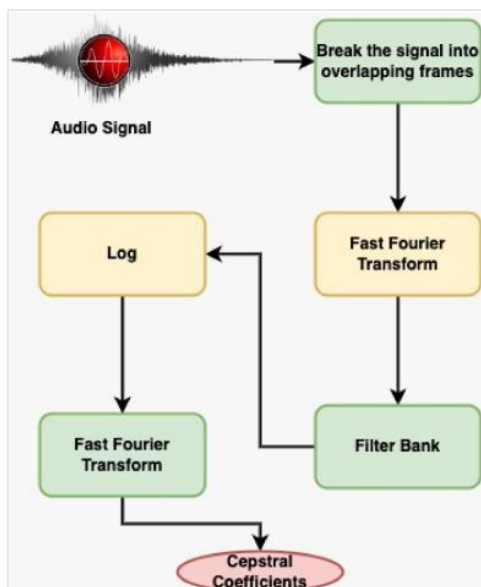
### ۲-۱- انتخاب ویژگی

بعد از بهینه‌سازی سیگنال‌ها، سیستم در شبکه عصبی کانولوشن (CNN) آموزش داده می‌شود تا ویژگی‌های سطح بالا مانند لبه‌ها در تصاویر و تمایز تصاویر را استخراج کند. پس از آموزش، سیگنال‌ها برای ارزیابی نتایج مورد نظر، ارزیابی می‌شوند. شکل ۱ چارچوب کاری مکانیسم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

### ۲-۲- استخراج ویژگی با استفاده از EEG

با پیشرفت تکنولوژی پزشکی و همکاری با هوش مصنوعی، توسعه رابط کامپیوتری مغز (BCI) سیستم را آسان‌تر کرده است که ممکن است فعالیت مغز را به سیگنال‌ها منتقل کند. با استفاده از BCI، حالت‌های مغز انسان اغلب با استفاده از انواع مختلف EEG به راحتی قابل دسترسی است. سیگنال‌های EEG معمولاً شامل امواج مغزی آهسته (SCP) است که از پتانسیل مو و قشر مغز به عنوان ورودی برای BCI استفاده می‌شود.

### ۲-۳- ضرایب کپسترال فرکانس مل (MFCC)



شکل ۲. این شکل مراحل تبدیل سیگنال صوتی به ضرایب MFCC را نشان می‌دهد. سیگنال صوتی ابتدا به فریم‌های همپوشانی تقسیم می‌شود، سپس از FFT برای تبدیل هر فریم به فرکانس استفاده می‌شود، و در نهایت از فیلتربانک برای استخراج ضرایب MFCC استفاده می‌شود.

صداهاى مختلف استخراج شده از انسان را مى‌توان توسط شکل مجرای صوتى مانند زبان و دندان، تشخیص داد. MFCC نشان‌دهنده طیف قدرت زمانى گفتار است که با اندازه‌گیری فرکانس سیگنال مشخص شده به عنوان مقیاس MEL بیان می‌شود. این مقیاس به ما مى‌گوید که انسان مى‌تواند بین ۲۰ هرتز و ۲۰ کیلوهرتز بشنود. با استفاده از این ویژگی‌ها، سیستم مى‌تواند الگوهای مهم را از سیگنال‌های EEG استخراج کرده و برای بررسی و تشخیص فعالیت‌های مغزی مورد استفاده قرار دهد. شکل ۲ بلوک مجرای صوتی مانند زبان، دندان و غیره را نشان می‌دهد.

$$Mel(f) = 2595 \log\left(1 + \frac{f}{7000}\right) \quad (1)$$

۳. استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل فوریه سریع:

### ۳-۱ - ریشه میانگین مربع (RMS)

شدت سیگنال با استفاده از ریشه میانگین مربع (RMS) اندازه‌گیری می‌شود. میانگین RMS برای توصیف بزرگی یک سیگنال نوسانی از نظر آماری استفاده می‌شود، وقتی که سیگنال دارای تغییرات مثبت و منفی مانند سیگنال سینوسی باشد، RMS مفید است. این ویژگی معمولاً در پردازش سیگنال برای اهداف مختلفی مانند تشخیص الگو و یا تفکیک سیگنال‌ها استفاده می‌شود.

### ۳-۲ - طیف توان متوسط

طیف توان متوسط یک ویژگی دیگر است که علاوه بر RMS، در بررسی سیگنال EEG نیز استفاده می‌شود. این ویژگی به اندازه‌گیری توزیع انرژی سیگنال در طیف فرکانسی کمک می‌کند و می‌تواند اطلاعات ارزشمندی را در مورد فعالیت‌های مغزی فراهم کند.

### ۳-۳ - الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO):

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) یک روش بهینه‌سازی فراابتکاری است که بر اساس رفتار گرگ‌های خاکستری در طبیعت مدل‌سازی شده است. این الگوریتم می‌تواند به عنوان یک روش جستجوی جهانی در فضای پارامترها و بهینه‌سازی توابع هدف مورد استفاده قرار گیرد. مراحل الگوریتم GWO عبارتند از:

مرحله ۱: ابتدا گرگ‌های خاکستری یا عوامل جستجو به عنوان اندازه جمعیت وارد می‌شوند.



مرحله ۲: مناطق مرزی بالا و پایین برای گرگ‌های خاکستری تعیین می‌شوند، که در آن بردارهای مکان عوامل جستجو مقداردهی اولیه می‌شوند تا آماده شکار شکار و اطراف آن باشند. حداکثر تعداد تکرارها نیز با استفاده از معادلات مشخص می‌شود (تعداد حداکثر تکرار نیز با استفاده از روابط (۲) تا (۵) تنظیم می‌شود). این الگوریتم بهینه‌سازی جهانی یک روش کارا و پرکاربرد برای حل مسائل بهینه‌سازی است و می‌تواند در بسیاری از حوزه‌ها از جمله بهینه‌سازی پارامترها و توابع هدف مورد استفاده قرار گیرد. الگوریتم شبکه عصبی کانولوشن (CNN) با مراحلی که در زیر توضیح داده شده است، از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌ها در زمینه تشخیص الگو و پردازش تصویر است.

$$\overrightarrow{DM} = |\overrightarrow{CM} \cdot \overrightarrow{XP(t)} - \overrightarrow{X(t)}| \quad (2)$$

$$\overrightarrow{X(t+1)} = \overrightarrow{XP(t)} - \overrightarrow{AM} \cdot \overrightarrow{DM} \quad (3)$$

$$\overrightarrow{AM} = r \times \vec{a} \times r1 - \vec{a} \quad (4)$$

$$\overrightarrow{CM} = r \times \vec{r2} \quad (5)$$

مرحله ۳: ارزیابی مقادیر فیتنس هر راه‌حل منحصر به فرد. هر عدد فیتنس فاصله بین شکار و گرگ خاص را نشان می‌دهد. سه گرگ بهتر به عنوان انواع a, b و c شناخته می‌شوند که ارزش فیتنس را پشتیبانی می‌کنند. رفتار شکار کردن چندین نوع گرگ خاکستری به منظور شکار شکار از طریق روابط (۶) تا (۸) تغییر می‌کند.

$$\overrightarrow{DM}a = |\overrightarrow{CM}a \cdot \overrightarrow{XP(t)}a + \overrightarrow{Xa}| \quad (6)$$

$$\overrightarrow{DM}\beta = |\overrightarrow{CM}\beta \cdot \overrightarrow{XP(t)}\beta + \overrightarrow{X\beta}| \quad (7)$$

$$\overrightarrow{DM}\gamma = |\overrightarrow{CM}\gamma \cdot \overrightarrow{XP(t)}\gamma + \overrightarrow{X\gamma}| \quad (8)$$

مرحله ۴: موقعیت عامل جستجو با کمک روابط (۹) تا (۱۲) به‌روزرسانی می‌شود.

$$\overrightarrow{X_{a1}} = \overrightarrow{Xa} - \overrightarrow{AM1} \cdot \overrightarrow{DMa} \quad (9)$$

$$\overrightarrow{X_{\beta1}} = \overrightarrow{X\beta} - \overrightarrow{AM2} \cdot \overrightarrow{DM\beta} \quad (10)$$

$$\overrightarrow{X_{\gamma1}} = \overrightarrow{X\gamma} - \overrightarrow{AM3} \cdot \overrightarrow{DM\gamma} \quad (11)$$

$$\overrightarrow{X(t+1)} = \frac{\overrightarrow{X_{a1}} + \overrightarrow{X_{\beta1}} + \overrightarrow{X_{\gamma1}}}{3} \quad (12)$$

۱. محاسبه تعداد نمونه‌هایی که با هر کلمه برچسب گذاری شده مطابقت دارند: \*\* این مرحله با شمارش تعداد تصاویر موجود برای هر برچسب انجام می‌شود. ۲. استخراج نمونه‌های فرکانس پایین: تمام تصاویر مربوط به هر برچسب که فرکانس پایین‌تری دارند، استخراج می‌شوند و به عنوان مجموعه آموزشی با فرکانس پایین استفاده می‌شوند. ۳. ایجاد مدل CNN: CNN: یک کانال با هسته کوچک پیچیده و گام بزرگ. ۱ CNN: یک کانال با هسته کوچکتر و گام بزرگتر. لایه اولیه ۱ CNN به صورت کاملاً متصل به لایه ثانویه خود می‌شود

۴. آموزش مدل: - نمونه‌های آموزشی با فرکانس پایین به ۱ CNN داده می‌شوند. - مجموعه‌های آموزشی با فرکانس بالاتر به CNN داده می‌شوند. - مدل تا زمانی که ثابت شود، آموزش داده می‌شود.

### ۲-۳-۳- مراحل درگیر در الگوریتم فاز برچسب گذاری:

۱. استخراج ویژگی‌ها: تصویر آزمایشی به هر دو کانال (۱ CNN و ۰ CNN) وارد می‌شود ۲. ترکیب خروجی دو کانال: خروجی دو کانال در یک همجوشی ۲:۱ ترکیب می‌شود. (نسبت دقیق به صورت تجربی محاسبه می‌شود) ۳. انجام ادغام: نتایج انتخاب شده از هر دو کانال برای انجام ادغام



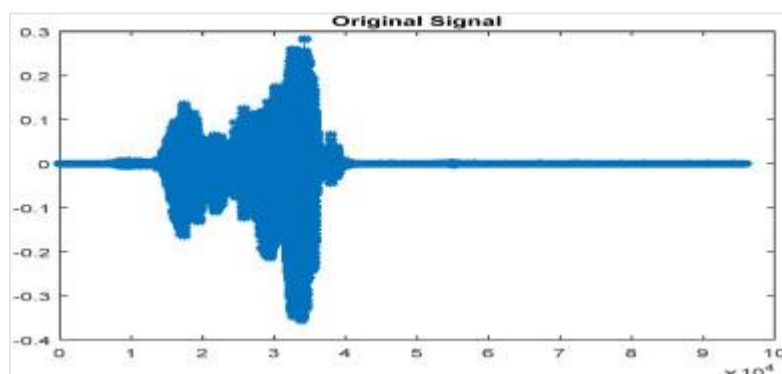
شکل ۳. دستگاه احساسی

حاشیه‌نویسی تصویر استفاده می‌شود. این الگوریتم با استفاده از معماری CNN و فرآیند آموزش و برچسب‌گذاری متقابل، قادر به استخراج ویژگی‌های اساسی از تصاویر و تشخیص الگوهای مختلف در آن‌هاست.

### ۴- نتایج و تجزیه و تحلیل

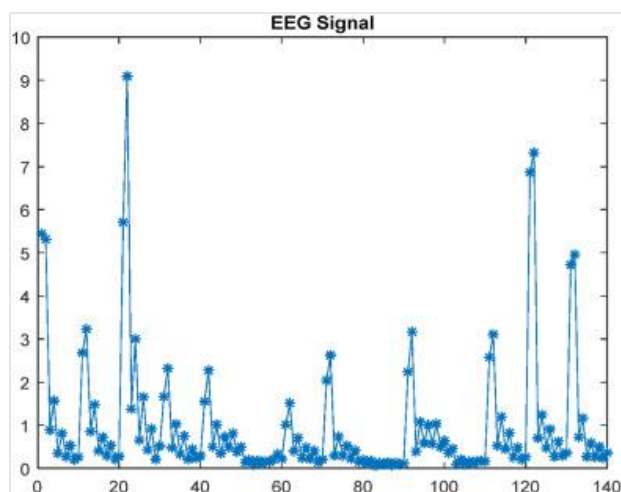
در این پژوهش، ما از سیگنال‌های چند وجهی از جمله سیگنال‌های صوتی و EEG استفاده کرده‌ایم و یک مجموعه داده احساسات از این سیگنال‌ها تهیه کرده‌ایم. برای تجزیه و تحلیل مکانیسم پیشنهادی، داده‌ها را با استفاده از یک دستگاه احساسی تولید کرده‌ایم.

۱-۴- دستگاه احساسی: این دستگاه، شکل ۳، برای تولید مجموعه داده از مغز انسان در قالب سیگنال‌های مختلف

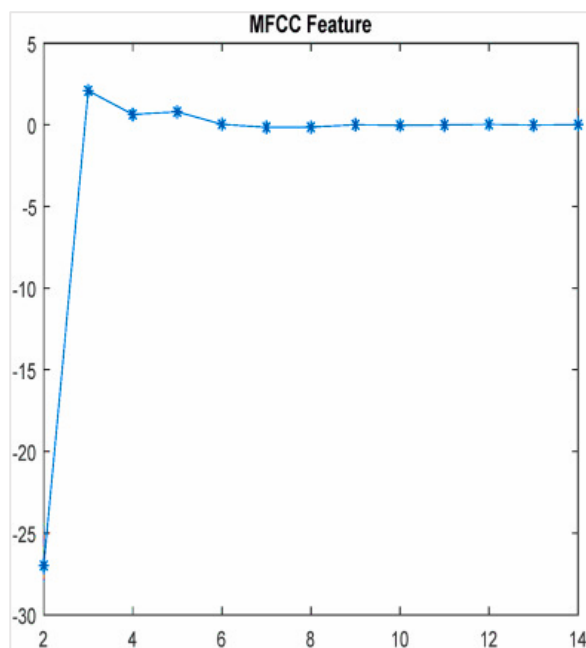


شکل ۴. سیگنال اصلی.

استفاده می‌شود. سوژه‌ها در حین تماشای کلیپ‌های فیلم برای احساسات مختلف از این دستگاه استفاده کرده‌اند. در مجموعه داده چند وجهی، از سه احساس غمگین، شاد و خنثی استفاده شده است. این پژوهش نتایج مهمی را ارائه می‌دهد که به طور مستقیم به درک عمیق‌تر از عواطف و احساسات انسان کمک می‌کند. با



شکل ۵. سیگنال صوتی



شکل ۶. سیگنال EEG

تحلیل سیگنال‌های صوتی و EEG در زمان تماشای فیلم‌ها، می‌توانیم الگوهای مغزی مرتبط با هر احساس را شناسایی کنیم و از آن‌ها برای پیش‌بینی و تفسیر وضعیت عاطفی افراد استفاده کنیم. به کمک این پژوهش، می‌توانیم برنامه‌ها و فناوری‌هایی را توسعه دهیم که به بهبود تفاهم بین افراد و رایانه‌ها، تشخیص و مدیریت عواطف بهتر و همچنین بهبود ارتباطات اجتماعی کمک می‌کند.

## ۲-۴- معیارهای عملکردی

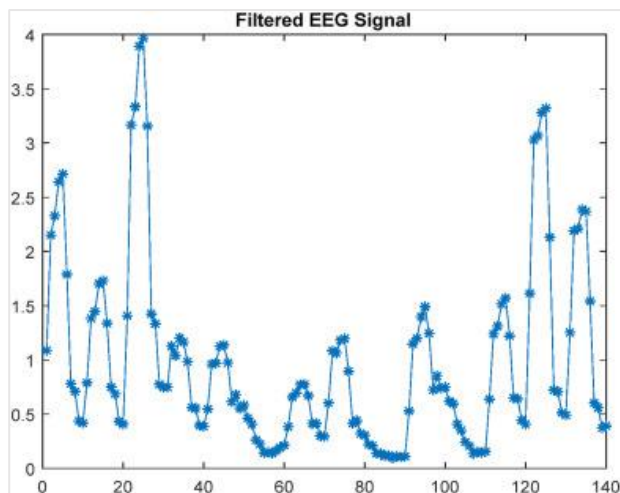
دقت = تعداد پیش‌بینی‌های صحیح ÷ تعداد کل پیش‌بینی‌ها

الف) دقت (Accuracy): دقت نشان دهنده تعداد کل پیش‌بینی‌های صحیح در مجموع پیش‌بینی‌ها است. این معیار عملکرد به ما نشان می‌دهد که چه درصد از تمام پیش‌بینی‌ها به درستی صورت گرفته‌اند.

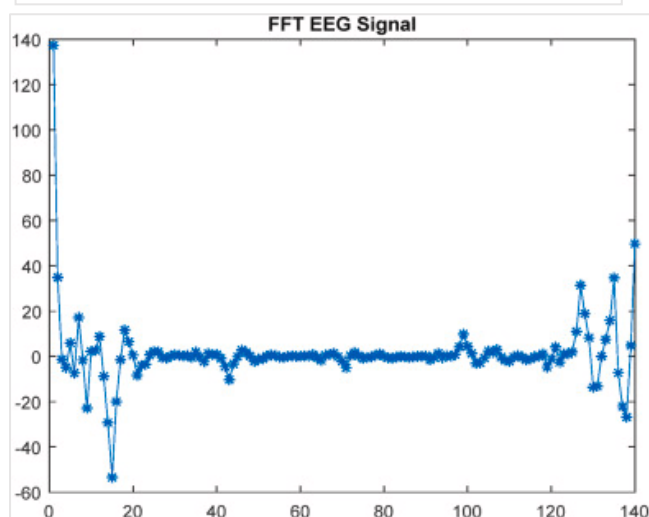
ب) ماتریس سردرگمی (Confusion Matrix): ماتریس سردرگمی نشان دهنده عملکرد سیستم در تشخیص احساسات بر اساس داده‌های EEG و صوتی است. این ماتریس یک روش چند وجهی را برای تشخیص احساسات توصیف می‌کند که ورودی‌های آن شامل اطلاعات مغزی و گفتار می‌شود. ماتریس سردرگمی به طور کلی به عنوان یک ابزار مفید در زمینه یادگیری ماشین و طبقه‌بندی آماری مورد استفاده قرار می‌گیرد. این ماتریس نه تنها عملکرد الگوریتم را نشان می‌دهد بلکه کلاس‌های مختلف را در آن شناسایی می‌کند.

## ۵- بحث

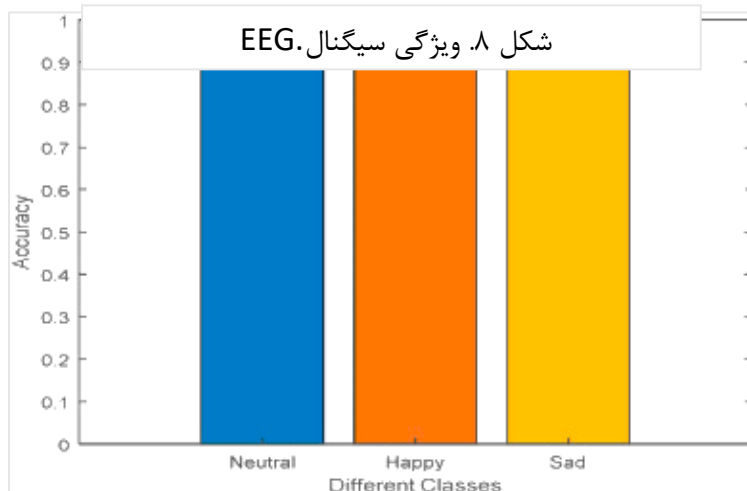
در این بخش، سیگنال‌های صوتی اصلی و EEG که به عنوان ورودی به سیستم استفاده می‌شوند، مورد بررسی قرار گرفته است. (شکل ۴ تصویر سیگنال صوتی اصلی را نشان می‌دهد که به عنوان ورودی استفاده شده است. این سیگنال‌ها احساسات و صدای انسان را ضبط می‌کنند. سیگنال‌های صوتی پردازش شده و ویژگی‌های MFCC از آن‌ها استخراج می‌شود). سیگنال‌های صوتی احساسات و صدای انسان را ضبط می‌کند و پس از پردازش، ویژگی‌های MFCC از آن‌ها استخراج می‌شود که در شکل ۵ نشان داده شده است. در مورد سیگنال‌های EEG نیز، این سیگنال‌ها مستقیماً از مغز به دست می‌آیند و شکل ۶ نشان می‌دهد که نویزی در آن‌ها وجود دارد که با استفاده از فیلترهای دیجیتال کاهش می‌یابد، همانطور که در شکل ۷ نشان داده شده است. در مرحله بعدی، تکنیک FFT



شکل ۷. سیگنال EEG فیلتر شده.



شکل ۸. ویژگی سیگنال EEG.

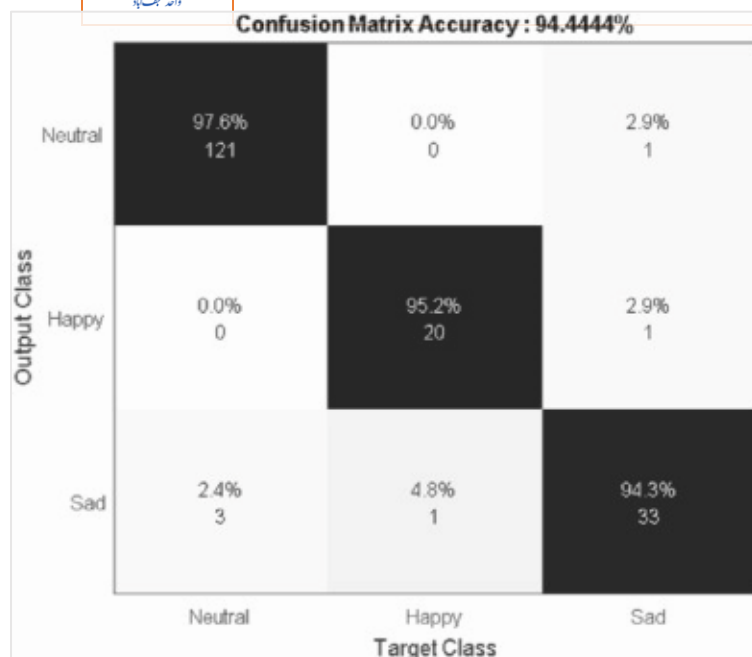


شکل ۹. دقت سیستم پیشنهادی

برای استخراج ویژگی‌ها از سیگنال‌های EEG استفاده می‌شود که در شکل ۸ نشان داده شده است. سیستم پیشنهادی، مختلف احساسات را شناسایی می‌کند و دقت کلی و دقت فردی برای هر احساس به ترتیب به شرح زیر است: - دقت کلی: ۹۴.۴۴٪ - دقت فردی برای خنثی: ۹۹.۱۸٪ - دقت فردی برای شادی: ۹۵.۲۴٪ - دقت فردی برای غم: ۸۹.۱۹٪ شکل ۱۰ یک ماتریس سردرگمی را نشان می‌دهد که دقت فردی را در سه حالت خنثی، شاد و غمگین اندازه‌گیری می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که دقت بالایی در شناسایی احساسات بدست آمده است، به عنوان مثال دقت بالاترین برای حالت خنثی با ۹۷.۶٪ است.

#### ۶- نتیجه‌گیری

با پیشرفت سریع رایانه‌ها و اینترنت، درک احساسات و شناخت نحوه واکنش افراد به بیان، در تعامل انسان و کامپیوتر به طور فزاینده مهم است. این مسئله در زمینه‌های مختلفی از جمله بازی‌ها، محاسبات عاطفی و محاسبات شناختی اهمیت پیدا می‌کند. در علم تحقیق و صنعت، شناسایی عاطفی بیشتر مورد توجه قرار می‌گیرد. با این حال، به دلیل پیچیدگی‌های احساسات، تماشای احساسات انسانی برای کامپیوترها چالش بزرگی است. هدف این پژوهش دستیابی به دقت بالا با ترکیب روش‌های مختلف در یک سیستم واحد و سپس تجزیه و تحلیل رفتار انسان بود. از سه احساس انسانی شاد، غمگین و خنثی استفاده شده است. مکانیسم پیشنهادی از یک مجموعه داده واقعی استفاده می‌کند و عملکرد آن با استفاده از معیارهای عملکرد دقت و سردرگمی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. دقت مکانیسم پیشنهادی به میزان ۹۴.۴۴٪ است. ادامه کار بر روی این پژوهش در آینده با افزایش تنوع داده‌های آزمون و بهبود تفسیرها پیش‌بینی



می‌شود. همچنین، به جز حالت صوتی و چهره، بررسی احساسات انسانی دیگری مانند خشم نیز از طریق روش‌های دیگر قابل انجام است.

شکل ۱۰. ماتریس سردرگمی کار پیشنهادی.

[۱] T. Starner, S. Mann, B. Rhodes, J. Levine, J. Healey, D. Kirsch, A. Pentland, Augmented reality through wearable computing, Presence Teleoperators Virtual Environ. ۶ (۴) (۱۹۹۷) ۳۸۶-۳۹۸.

[۲] R. Cowie, E. Douglas-Cowie, N. Tsapatsoulis, G. Votsis, S. Kollias, W. Fellenz, J. G. Taylor, Emotion recognition in human-computer interaction, IEEE Signal Process. Mag. ۱۸ (۱) (۲۰۰۱) ۳۲-۸۰.

[۳] N. Sebe, I. Cohen, T.S. Huang, Multimodal emotion recognition, in: Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, ۲۰۰۵, pp. ۳۸۷-۴۰۹.

[۴] M. Pantic, N. Sebe, J.F. Cohn, T. Huang, Affective multimodal human-computer interaction, in: Proceedings of the ۱۳th Annual ACM International Conference on Multimedia, ۲۰۰۵, November, pp. ۶۶۹-۶۷۶.

[۵] G. Castellano, L. Kessous, G. Caridakis, Emotion recognition through multiple modalities: face, body gesture, speech, in: Affect and Emotion in Human-Computer Interaction, Springer, Berlin, Heidelberg, ۲۰۰۸, pp. ۹۲-۱۰۳.

[۶] K.R. Scherer, H. Ellgring, Arefacial expressions of emotion produced by categorical affect programs or dynamically driven by appraisal? Emotion ۷ (۱) (۲۰۰۷) ۱۱۳.

[۷] G. Castellano, L. Kessous, G. Caridakis, Emotion recognition through multiple modalities: face, body gesture, speech, in: Affect and Emotion in Human-Computer Interaction, Springer, Berlin, Heidelberg, ۲۰۰۸, pp. ۹۲-۱۰۳.

[۸] R.A. Jaswal, S. Dhingra, EEG signal accuracy for emotion detection using multiple classification algorithm, Harbin Gongye Daxue Xuebao/Journal of Harbin Institute of Technology ۵۴ (۲) (۲۰۲۲) ۱-۱۲.

[۹] P. Ekman, V. Friesen W, Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions from Facial Clues, ۲۰۰۳.

[۱۰] R.A. Jaswal, S. Dhingra, J.D. Kumar, Designing multimodal cognitive model of emotion recognition using voice and EEG signal, in: Recent Trends in Electronics and Communication, Springer, Singapore, ۲۰۲۲, pp. ۵۸۱-۵۹۲.



- [۱۱] S. Kwon, Optimal feature selection based speech emotion recognition using two- stream deep convolutional neural network, Int. J. Intell. Syst. ۳۶ (۹) (۲۰۲۱) ۵۱۱۶-۵۱۳۵.
- [۱۲] W.K. Ngai, H. Xie, D. Zou, K.L. Chou, Emotion recognition based on convolutional neural networks and heterogeneous bio-signal data sources, Inf. Fusion ۷۷ (۲۰۲۲)
- [۱۳] L. Schoneveld, A. Othmani, H. Abdelkawy, Leveraging recent advances in deep learning for audio-visual emotion recognition, Pattern Recogn. Lett. ۱۴۶ (۲۰۲۱) ۱-۷.
- [۱۴] V. Padhmashree, A. Bhattacharyya, Human emotion recognition based on time-frequency analysis of multivariate EEG signal, Knowl. Base Syst. ۲۳۸ (۲۰۲۲), ۱۰۷۸۶۷.
- [۱۵] R.H.D. Haqqe, E.C. Djamal, A. Wulandari, Emotion recognition of EEG signals using wavelet filter and convolutional neural networks, in: ۲۰۲۱ ۸th International Conference on Advanced Informatics: Concepts, Theory and Applications (ICAICTA), IEEE, ۲۰۲۱, September, pp. ۱-۶.
- [۱۶] S. Bagherzadeh, K. Maghooli, A. Shalbah, A. Maghsoudi, Emotion recognition using effective connectivity and pre-trained convolutional neural networks in EEG signals, Cognitive Neurodynamics (۲۰۲۲) ۱-۲
- [۱۷] Y. Li, J. Huang, H. Zhou, N. Zhong, Human emotion recognition with electroencephalographic multidimensional features by hybrid deep neural networks, Appl. Sci. ۷ (۱۰) (۲۰۱۷) ۱۰۶۰.
- [۱۸] Y. Yin, X. Zheng, B. Hu, Y. Zhang, X. Cui, EEG emotion recognition using fusion model of graph convolutional neural networks and LSTM, Appl. Soft Comput. ۱۰۰ (۲۰۲۱), ۱۰۶۹۵۴.
- [۱۹] M.A. Ozdemir, M. Degirmenci, E. Izci, A. Akan, EEG-based emotion recognition with deep convolutional neural networks, Biomedical Engineering/ Biomedizinische Technik ۶۶ (۱) (۲۰۲۱) ۴۳-۵۷.
- [۲۰] F. Wang, S. Wu, W. Zhang, Z. Xu, Y. Zhang, C. Wu, S. Coleman, Emotion recognition with convolutional neural network and EEG-based EFDMs, Neuropsychologia ۱۴۶ (۲۰۲۰), ۱۰۷۵۰۶.