

# طبقه‌بندی احساس افراد با استفاده از

## سیگنال‌های مغزی و محیطی

زهرآ خلیلی و محمد حسن مرادی

دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی

### چکیده

تحقیقات نشان می‌دهد که احساس، یک فرآیند ذهنی و متوجه مغز انسان می‌باشد و روی فرآیندهای مهمی چون حافظه، تمرکز، تفکر و تصمیم‌گیری اثر دارد. به همین دلیل مطالعه مکانیزم و عملکرد آن مورد توجه محققان علوم شناختی قرار گرفته است. مطالعه احساس از طریق پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی، علاوه بر کاربردهای کلینیکی که در زمینه تشخیص و درمان به‌موقع ناهنجاری‌های روانی می‌تواند داشته باشد، در علوم مبتنی بر تعاملات انسان و رایانه نیز نقش مهمی بازی می‌کند و باعث پیشرفت‌های زیادی در این زمینه می‌گردد. هدف اصلی در این تحقیق، طبقه‌بندی احساس افراد با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی است. دادگان مورد استفاده، از مجموعه دادگان eINTERFACE است که در سال ۲۰۰۶ جمع‌آوری شده، سه حالت احساسی برانگیختگی مثبت، برانگیختگی منفی و حالت آرام یا استراحت را مورد مطالعه قرار داده است. سیگنال مغزی به‌صورت همزمان با چهار سیگنال محیطی: تنفس، میزان هدایت پوست، فشار خون و دما از پنج نفر ثبت شده است.

ویژگی‌های مرتبط با حالات مختلف احساسی از سیگنال‌ها استخراج شده، که در مورد سیگنال‌های محیطی ویژگی‌های حوزه زمان و حوزه فرکانس مورد نظر می‌باشد و در مورد سیگنال مغزی، علاوه بر ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس، ویژگی‌های غیرخطی بعد همبستگی، نمای لیاپانوف و بعد فرکتال نیز استفاده شده است و در مورد سیگنال‌های مغزی از روش Synchronization Likelihood به‌منظور انتخاب الکتروود استفاده شده است. ساختارهای چهارطبقه‌بندی‌کننده KNN, QDA, LDA, SVM مورد استفاده قرار گرفته است و نتایج سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه و نیز در ترکیب با یکدیگر مقایسه شده‌اند. بیشترین میزان صحت، ۶۳.۳٪ در طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی، ۶۱.۶۷٪ در طبقه‌بندی سیگنال‌های محیطی و ۶۱.۶۷٪ در طبقه‌بندی ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی، به‌دست آمده است. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از سیگنال مغزی نسبت به سیگنال محیطی و نیز ترکیب مغزی و محیطی در ایجاد تمایز بین حالات مختلف احساسی مورد مطالعه، موفق‌تر است؛ ولی نتایج به‌دست آمده از ترکیب سیگنال مغزی و محیطی، نتایج مقاوم‌تری نسبت به تغییر افراد و تغییر روش‌ها محسوب می‌شود.

کلید واژه - سیستم‌های بازشناخت احساس، سیگنال مغزی، سیگنال‌های محیطی، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی

### ۱- مقدمه

پیشرفت‌های اخیر در تکنولوژی، کاربران انسانی را قادر به ایجاد تعاملات با رایانه کرده است. این تعاملات امروزه از راه‌هایی صورت می‌گیرد که در گذشته برای بشر غیر قابل تصور و پیش‌بینی بوده است. در گذشته ارتباط انسان و رایانه محدود به استفاده از صفحه‌کلید و موش‌واره بود؛ امروزه روش‌های جدیدی از تعاملات انسان و رایانه مانند صدا، تصویر و حالت فرد ایجاد شده است. به این

ترتیب رایانه یا ماشین می‌تواند در سطح بالاتری با کاربر ارتباط برقرار کند. علی‌رغم پیشرفت‌های مهم در این زمینه، یک جزء لازم برای تعاملات طبیعی هنوز به‌طور کامل در نظر گرفته نشده است که این همان موضوع "احساس" است [۱ و ۲]. یکی از موضوعاتی که همین اواخر مورد توجه پژوهش‌گران علوم شناختی و نیز مهندسان و روان‌شناسان قرار گرفته است، مسئله تشخیص احساسات از روی سیگنال‌های مغزی می‌باشد. در روش‌های جدید تشخیص

که در زمینه تعامل انسان و رایانه مطالعه می‌کنند، روی بررسی احساس با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیک مطالعاتی انجام داده‌اند. اما بررسی احساس با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت همزمان به‌تازگی مورد توجه قرار گرفته است. در واقع ایده اصلی، استفاده همزمان سیگنال مغزی و محیطی است که هر دو، معرف جنبه درونی احساس هستند. سیگنال‌های مغزی، مرتبط با سیستم اعصاب مرکزی و سیگنال‌های محیطی، مرتبط با سیستم اعصاب خودکار می‌باشد [۷ و ۸]. دیدگاه‌های متفاوتی در تعریف احساس وجود دارد. یک دیدگاه مهم و معروف در تعریف احساس، این چنین است که اغلب محققان به‌خصوص گروه‌هایی که در زمینه معرفی سیستم‌های بازشناخت احساس مطالعه می‌کنند، از این تعریف (تئوری‌های شناختی) استفاده می‌کنند [۹]. تئوری‌های شناختی ادعا می‌کنند که مغز مرکز احساسات است و درباره خوشایندی یا غیرخوشایندی رویدادهای اطراف قضاوت می‌کند. این امر به "ارزیابی" تعبیر می‌شود. احساسات اگرچه پدیده‌های گسسته‌ای به‌نظر نمی‌آیند، اما روان‌شناسان بیشتر احساسات را در فضای  $n$  بعدی نمایش می‌دهند (بیشتر دو یا سه بعدی). از ساختارهای متداولی که به‌منظور توصیف و بررسی و شناخت احساس بر اساس تئوری‌های شناختی در نظر گرفته می‌شود، نمایش احساس در یک فضای سه‌بعدی است [۹]. این ساختار متداول، احساس را متشکل از سه بُعد: برانگیختگی<sup>۲</sup>، ظرفیت<sup>۳</sup>، میزان تسلط<sup>۴</sup> می‌داند.

هر یک از این ابعاد این چنین تعریف می‌شوند [۹ و ۱۵]:  
**برانگیختگی:** درجه هیجانانی که توسط فرد حس می‌شود، که عموماً از حالت آرامش<sup>۵</sup> تا برانگیختگی<sup>۶</sup> تغییر می‌کند.  
**ظرفیت:** درجه منفی یا مثبت بودن حالت احساسی فرد و یا به‌عبارتی میزان خوشایند و یا ناخوشایند بودن یک موضوع برای فرد. **میزان تسلط:** قدرت یا ضعف در بروز احساسات. معروف‌ترین ساختاری که در این زمینه معرفی شده است، یک ساختار دو بعدی است که فقط دو بُعد ظرفیت و برانگیختگی را در نظر می‌گیرند. همان‌طور که اشاره شد گروه‌های فراوانی با اهداف متفاوت روی پردازش سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه مطالعه کرده‌اند. در زیر به مروری بر برخی از مهم‌ترین مقالات منتشر شده در این زمینه در سال‌های اخیر می‌پردازیم. قبل از بررسی مقالاتی

احساس، از سیگنال‌های محیطی<sup>۱</sup> نیز به‌صورت همزمان با سیگنال‌های مغزی استفاده می‌شود تا بتوانیم با در نظر گرفتن مدلی چندگانه برای احساس، به تشخیص و تمایز بین حالات واقعی احساس یک فرد دست پیدا کنیم. بررسی و مطالعه حالات احساسی، علاوه بر بهبود تعاملات انسان و رایانه به‌لحاظ کاربردهای کلینیکی نیز موضوعی مهم و قابل توجه می‌باشد. مطالعه احساس افراد با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی با توجه به این‌که نگاهی به جنبه درونی احساس دارد، می‌تواند به روان‌پزشکان در شناخت، تشخیص و درمان به‌موقع ناهنجاری‌های روحی و روانی کمک کند [۳ و ۴]. مطالعه احساس از روی سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه مدت‌ها است که مورد مطالعه بسیاری از محققان قرار دارد؛ اما بررسی آن با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی در راستای دستیابی به اهداف بالا موضوعی است که اواخر مورد توجه قرار گرفته است. یکی از اهداف علوم مبتنی بر تعامل مغز و رایانه، برقراری ارتباط انسان با محیط اطراف از طریق سیگنال‌های مغزی است. به این ترتیب در همین‌اواخر کاربردهای دیگری نیز برای سیستم‌های بازشناخت احساس در نظر گرفته می‌شود. از جمله می‌توان به این موارد اشاره کرد: در بازاریابی و فروش از طریق اینترنت، با بررسی سیگنال‌های مغزی افراد در حین بازدید از صفحات وب، احساسات واقعی آن‌ها ارزیابی می‌شود. سنجش حالات روحی افراد هنگام تعامل با تکنولوژی و یا بازی‌های رایانه‌ای و یا بررسی حالات احساسی افراد مانند استرس هنگام تحلیل‌های ذهنی، از دیگر کاربردهایی هستند که امروزه مورد توجه قرار می‌گیرند. توجه به این نکته ضروری است که احساسات، تنها آن‌چه که بروز پیدا می‌کنند، نیستند؛ بلکه روان‌شناسان مرز دقیق و مشخصی بین آن‌چه بروز پیدا می‌کند و آن‌چه در واقع توسط فرد حس می‌شود قایل هستند [۵]. پارامترهایی از قبیل تغییر چهره و صدای فرد و یا حتی نوع حرکات و قرار گرفتن اعضای بدن وی نمایان‌گر جنبه بیرونی احساسات هستند؛ و سیگنال‌های مغزی و محیطی ناظر بر جنبه درونی احساسات می‌باشند [۶ و ۷]. بررسی احساس از روی صدا و تصویر فرد بسیار متداول است و تلاش‌های زیادی در این زمینه انجام شده است. تلاش برای تشخیص احساس افراد از روی سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه نیز چندی است که توجه محققان را به‌خود جلب کرده است. بررسی احساس با استفاده از سیگنال مغزی، مدت‌ها است مورد توجه محققان علوم مغز و شناخت قرار گرفته است. مهندسان و محققانی

<sup>۱</sup> Peripheral

<sup>۲</sup> Activation

<sup>۳</sup> Valance

<sup>۴</sup> Dominance

<sup>۵</sup> Calm

<sup>۶</sup> Exciting

فرد<sup>۱</sup> می‌باشد. بالطبع گروه‌هایی که دادگان آن‌ها شامل ثبت دادگان، تنها از یک نفر می‌باشد در این راستا گام برنداشته‌اند، هر چند نتایج بهتری (صحت بالاتری) نیز ارائه کنند. به این ترتیب در راستای ارائه یک سیستم مستقل از فرد، دادگان می‌بایستی دارای تعداد کافی داده از افراد مختلف باشد که بتوان سیستمی با عمومیت بالا ارائه کرد [۵].

**زمان ثبت و سیگنال‌های بیولوژیکی:** تحقیقات نشان می‌دهد که احساسات تا حد زیادی به حالت گذشته‌ی فرد وابسته هستند؛ بنابراین، مدت زمان ثبت می‌بایستی به اندازه کافی طولانی باشد تا بتوانیم اطمینان حاصل کنیم که فرد تحت تأثیر قرار گرفته است. استفاده از انواع سیگنال‌های بیولوژیکی که در شرایط احساسی تغییرات قابل ملاحظه‌ای از خود نشان می‌دهند، نیز مهم است [۱۵]. **برچسب‌ها:** استفاده از برچسب‌هایی که از قبل برای محرک‌ها تعریف شده است و یا برچسب‌هایی که افراد شرکت‌کننده از حالت احساسی خود ارزیابی می‌کنند، نیز در مقایسه نتایج می‌بایستی در نظر گرفته شود، چرا که هیچ‌گاه به‌طور کامل مطمئن نیستیم که فرد در حالت احساسی مورد نظر قرار گرفته باشد. مواردی از قبیل **نوع ویژگی‌ها و طبقه‌بندی‌کننده‌ها** و **تعداد کلاس‌های مختلف حالات احساسی** نیز مواردی است که در مقایسه نتایج مطالعات اخیر در نظر گرفته شده است. در این بخش مروری بر مقالات که با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی جداگانه می‌باشد، داشته و در بخش بعد به سیستم‌هایی که از سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت همزمان استفاده می‌کنند، پرداخته‌ایم. به‌منظور مطالعه در این زمینه دسترسی به مجموعه دادگان مناسب، در نظر گرفتن نکات ذکر شده در بالا حایز اهمیت است. یکی از افرادی که در زمینه پردازش سیگنال‌های محیطی به‌منظور تشخیص احساس فعالیت می‌کند، کیم<sup>۲</sup> در دانشگاه یونسی<sup>۳</sup> کره جنوبی [۱۶] است که مجموعه دادگان مناسبی را در سال ۲۰۰۴ به این منظور ثبت و بررسی کرد. مجموعه دادگان این گروه شامل دو دسته است؛ دسته اول روی ۱۲۵ نفر کودکان ۸-۵ ساله و دسته دوم روی پنجاه نفر کودکان ۸-۷ مطالعه شده است و هدف، ارائه یک سیستم مستقل از فرد است. حس‌گرهایی به‌منظور ثبت همزمان سیگنال‌های  $ECG^4$ ،  $SKT^5$ ،  $HR^6$ ،  $GSR^7$  استفاده شده است.

که در این زمینه منتشر شده است، توجه به نکات زیر در بررسی و مقایسه نتایج گروه‌هایی که تلاش کرده‌اند تا یک سیستم بازشناخت احساس را به‌عنوان یک مسئله تشخیص الگو ارائه کنند، ضروری است. **نوع محرک:** یکی از مهم‌ترین نکاتی که در مطالعه احساس می‌بایستی مورد توجه قرار گیرد، نحوه ایجاد حالات احساسی در افراد است. چون موضوعی که اغلب در این‌گونه مطالعات با آن روبه‌رو هستیم، این است که پس از اعمال تحریک، فرد به حالتی که انتظار داریم نمی‌رود؛ بنابراین پروتکلی که بتواند در ایجاد حالات احساسی در فرد موفق باشد، یا حداقل نسبت به دیگر پروتکل‌ها بهتر عمل کند، مورد نظر خواهد بود. پروتکل‌های رایج در ایجاد حالات احساسی در افراد استفاده از محرک‌های تصویری، صوتی و صوتی-تصویری است. محرک‌ها را می‌توان به دو دسته محرک‌های *objective* و محرک‌های *subjective* تقسیم کرد. دسته اول محرک‌هایی هستند که وابسته به فرد نمی‌باشند و تفاوت‌های فردی و فرهنگی در نظر گرفته نشده‌اند و محرک‌های مشخصی برای ایجاد حالات مختلف احساسی برای همه افراد به‌طور یکسان در نظر گرفته می‌شود. دسته دوم محرک‌هایی هستند که وابسته به فرد می‌باشند و تفاوت‌های فردی و فرهنگی لحاظ شده‌اند، به این ترتیب محرک‌ها برای همه افراد یکسان نیست. به‌نظر می‌رسد محرک‌های *subjective* نسبت به محرک‌های *objective* در ایجاد حالات احساسی در افراد موفق‌تر هستند. نمونه‌ای از یک محرک *subjective* فرآیند فراخوانی خاطرات و رویدادهای مهم احساسی افراد است؛ که به‌تازگی در ثبت دادگان مورد توجه قرار گرفته است. در مقایسه محرک‌های *objective*، توجه به این دو نکته ضروری است که، محرک‌های صوتی و صوتی-تصویری نسبت به محرک‌های تصویری موفق‌تر عمل می‌کنند و هنگامی که برای شرکت‌کنندگان امکان انتخاب از آرشو موسیقی یا فیلم برای ایجاد حالت احساسی وجود داشته باشد، نسبت به ایجاد حالت احساسی مورد مطالعه در شرکت‌کنندگان مطمئن‌تر خواهیم بود، چراکه در استفاده از محرک‌های *objective* مثل نمایش فیلم، موسیقی و یا تصویر با این موضوع روبه‌رو هستیم که این مجموعه روی افراد مختلف منجر به ایجاد احساسات یکسان نمی‌شود و یا حداقل با درجه یکسانی افراد را برانگیخته نمی‌کند. **تعداد افراد شرکت‌کننده برای ثبت داده:** با این‌که به‌نظر می‌رسد احساسات موضوعی به‌طور کامل وابسته به فرد می‌باشد، در کاربردهای عملی عموماً هدف ارائه سیستم‌های مستقل از

<sup>1</sup> User Independent

<sup>2</sup> Kim

<sup>3</sup> Yonsei

<sup>4</sup> Electrocardiograph

<sup>5</sup> Skin Temperature

<sup>6</sup> Heart Rate

<sup>7</sup> Galvanic Skin Resistance

و بر انگیزندگی را با استفاده از سه طبقه‌بندی‌کننده مختلف مورد ارزیابی قرار داده‌اند [۲۰]. تعداد شرکت‌کنندگان ده نفر می‌باشد و پنج حالت مختلف احساسی مورد بررسی قرار گرفته است. در تحقیق دیگری از موسیقی به‌عنوان محرک استفاده شده است؛ دادگان شامل ده شرکت‌کننده می‌باشد [۲۱]. از ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس به‌منظور تمایز بین دو حالت احساسی خوشایند و ناخوشایند استفاده شده است و نتایج دو طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به ترتیب ۶۲.۳٪ و ۵۹.۷٪ می‌باشد. یک گروه تحقیقاتی دیگر از سیستم استاندارد ۱۹-۲۰ برای ثبت دادگان استفاده کرده که در آن پنج حالت مختلف احساسی خوشحالی، عصبانیت، راحتی، ناراحتی، و نگرانی در نظر گرفته شده است [۲۲]. بعد فرکتال و شبکه عصبی به ترتیب به‌عنوان ویژگی و طبقه‌بندی‌کننده استفاده شده است. بهترین صحت به‌دست‌آمده با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی ۹۱٪ گزارش شده است. محققان دیگری از محرک تصاویر IAPS استفاده نموده‌اند و شش الکتروود را در داخل مغز انسان (آمیگدالا) قرار داده‌اند [۲۳]. دادگان از چهار نفر ثبت شده است و از آنالیز واریانس برای تمایز بین سه حالت احساسی آرام یا استراحت، خوشایند و آزاردهنده استفاده شده است. در سال ۲۰۰۱ گروهی از محققان آمریکایی از دانشگاه‌های فلوریدا و مری‌لند از نوزادان ده ماهه، سیگنال مغزی ثبت کردند و عدم تقارن سیگنال مغزی را روی نوزادان مادران افسرده و سالم بررسی کردند [۲۴]. گروه تحقیقاتی دیگری از موسیقی به‌عنوان محرک استفاده کرده و علاوه بر عدم تقارن پارامترهای دو نیمکره از توان باند آلفا نیز به‌عنوان ویژگی برای طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی به‌منظور طبقه‌بندی چهار حالت احساسی (عصبانیت، ناراحتی، خوشایندی و هیجان) استفاده نموده‌اند [۲۵]. میانگین صحت به دست آمده برای پنج نفر ۶۹.۶۹٪ گزارش شده است. همچنین گروه دیگری از محققان، از نمایش تصاویر برای ایجاد حالت احساسی در فرد استفاده کرده‌اند [۲۶]. تعداد افراد شرکت‌کننده در آزمایش پنج نفر می‌باشد و طبقه‌بندی احساس در فضای دو بعدی ظرفیت‌بر انگیزندگی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده باینری خطی فیشر انجام شده است و به نتیجه ۹۰٪ دست‌پیدا کرده‌اند. همان‌طور که اشاره شد، سیستم بازشناخت احساس با استفاده همزمان از سیگنال‌های مغزی و محیطی اخیراً مورد توجه محققان قرار گرفته است. تحقیقات اندکی در این زمینه انجام گرفته

زمان ثبت در هر تست برای هر فرد پنج دقیقه می‌باشد که دو دقیقه از آن برای این است که فرد در حالت آرام (relax) قرار بگیرد. مکانیزم ایجاد حالات احساسی در افراد با توجه به سن شرکت‌کنندگان مکانیزم جالب و تأثیرگذاری است. یک شخصیت اسباب بازی در نظر گرفته شده است که کودکان حین ثبت به آن خیره می‌شوند و داستان و موزیکی همزمان پخش می‌شود و کودک تصور می‌کند که اسباب‌بازی مورد نظر داستان را تعریف می‌کند؛ ضمن این‌که موسیقی نیز به فرد در قرار گرفتن در فضایی مشابه حالت احساسی داستان کمک می‌کند. در مورد پرچسب نیز در آخر هر تست یک ارزیابی از افراد صورت می‌گیرد. نتایج به دست آمده ۶۱٪ برای چهار کلاس (ناراحتی، عصبانیت، استرس، تعجب) و ۷۸.۴٪ برای سه کلاس (ناراحتی، عصبانیت، استرس) گزارش شده است. در سال ۱۹۹۸ در دانشگاه MIT، محققان از یک بازیگر خانم خواستند که ۸ حالت احساسی مختلف را به نمایش بگذارد و این کار را در طی ۳۲ روز انجام دهد و هر بار به مدت سه دقیقه از هر حالت احساسی ثبت گرفتند و سیگنال‌های  $EMG^1$ ,  $RESP^2$ ,  $GSR$ ,  $HR$  را از وی ثبت کردند و ۸ حالت احساسی مختلف مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که تمایز بین هشت حالت به‌خوبی ایجاد نشده است ولی روی دسته‌های مختلف سه‌تایی بهترین نتایج ۷۵-۸۷٪ است [۱۷]. در تحقیق دیگری هدف، تعلیم رایانه‌ها به‌منظور بازشناخت احساسات با استفاده از سیگنال‌های مختلف بوده است [۱۸]. نتایج در دو بُعد بر انگیزندگی و ظرفیت ارزیابی شده است و محققان در هر مورد به ترتیب به نتایج ۹۶.۶٪ و ۸۹.۹٪ دست پیدا کرده‌اند.  $ECG$ ,  $GSR$ ,  $BP$  سیگنال‌های ثبت شده از فرد می‌باشند. گروه دیگری از موسیقی به‌عنوان محرک استفاده کرده و به نتیجه ۸۸.۶۴٪ برای دادگان شش کلاسه دست پیدا کرده‌اند [۱۹]. این دادگان از یک فرد در طی ۲۵ جلسه تکرار ثبت شده است. تلاش‌هایی که روی بررسی احساس با استفاده از سیگنال‌های مغزی انجام گرفته است، عموماً در راستای بررسی دینامیک مغز در حالت‌های مختلف احساسی است و بر روش‌های آنالیز واریانس استوار است؛ البته اخیراً تلاش‌هایی در زمینه استخراج ویژگی از سیگنال‌های مغزی و استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌ها به‌منظور طبقه‌بندی حالات مختلف احساسی، انجام شده است. یک گروه تحقیقاتی از تصاویر IAPS<sup>۳</sup> به‌عنوان محرک استفاده کرده و ابعاد ظرفیت

<sup>1</sup> Electromyography

<sup>2</sup> Respiration

<sup>3</sup> International Affective Picture System

<sup>4</sup> .Support Vector Machine (SVM)

برای جلوگیری از خستگی در نظر گرفته می‌شود. در این تحقیق نتایج حاصل از سیگنال‌های مغزی و محیطی مقایسه شده است. بهترین نتیجه برای سیگنال‌های مغزی در حالت سه‌کلاسه و دوکلاسه به ترتیب، ۶۷٪ و ۷۹٪، و برای سیگنال‌های محیطی نیز به همین ترتیب از ۵۳٪ تا ۷۳٪ تغییر می‌کند. نتایج استفاده از سیگنال‌های مغزی در مقایسه با محیطی، میزان صحت بیشتری را نشان می‌دهند. در ادامه در بخش، دو شرح دادگان مورد استفاده در این تحقیق آمده است. سپس معرفی مختصری از سیگنال‌های مورد استفاده در بخش سه ارائه می‌شود. در بخش چهار، مراحل پیش‌پردازش و استخراج ویژگی آمده است. مروری بر طبقه‌بندها و روش‌های انتخاب ویژگی مورد استفاده در بخش پنج انجام شده است. بحث مربوط به انتخاب الکترودر سیگنال‌های مغزی در بخش شش ارائه می‌شود. در بخش‌های هفت و هشت، به ترتیب نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها و نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادها می‌آید.

## ۲- شرح دادگان

دادگان مورد استفاده در این تحقیق مربوط به یک کارگاه آموزشی اروپایی در سال ۲۰۰۶ است [۳۰]. هدف این گروه، گسترش روش‌هایی به‌منظور ارائه مدل‌های چند بُعدی بازشناخت احساس با بررسی سیگنال‌های الکتریکی و همودینامیکی مغز و تصاویر چهره افراد و سیگنال‌های محیطی می‌باشد. هدف اصلی در این تحقیق، ترکیب اطلاعات حس‌گرهای ورودی به منظور مطالعه‌ی یک پدیده از جنبه‌های بیرونی و درونی می‌باشد. سیگنال‌های مغزی به‌منظور بررسی فرآیندهای داخلی احساس ثبت شده‌اند و تصویر و ویدیوی افراد در راستای ایجاد بررسی جنبه بیرونی این پدیده، ثبت شده است. علاوه بر آن سیگنال‌های محیطی شامل: فشارخون ( $BP$ )، دما ( $SKT$ )، میزان هدایت پوست ( $GSR$ )، و سیگنال تنفسی ( $Resp$ ) نیز ثبت شده‌اند تا اطلاعات بیشتری از وضعیت احساسی واقعی و درونی فرد ارائه دهند. سیگنال‌های مغزی شامل الکتروانسفالوگرام ( $EEG$ ) و استروسکیپی عملکردی نزدیک مادون قرمز<sup>۵</sup> است که به ترتیب تغییرات الکتریکی و همودینامیکی عملکردی و مغز را نشان می‌دهد.  $EEG$ ، به‌منظور ثبت فعالیت‌های قشری مغز استفاده شده است. فعالیت‌های الکتریکی مغز را در حدود میلی‌ثانیه از کل سطح مغز ثبت می‌کند؛ درحالی‌که  $fNIR$  واکنش‌های همودینامیکی سیگنال‌های نرونی در

است. تاکاهاشی<sup>۱</sup> و همکارانش در ژاپن در سال ۲۰۰۳، مطالعات خود را بر روی ثبت هم‌زمان سیگنال مغزی و سیگنال‌های محیطی  $BVP^2$ ,  $GSR$ ,  $ECG$  انجام دادند [۲۷]. پس از آن در سال ۲۰۰۶، استفاده‌ی هم‌زمان از سیگنال‌های مغزی و محیطی توسط گولیم چانل<sup>۳</sup> و همکارانش در دانشگاه ژنوا<sup>۴</sup> مطرح شد. دادگان مورد مطالعه ما (همان‌طور که در قسمت بعد شرح آن می‌آید) از دادگانی است که با همکاری این تیم در سال ۲۰۰۶ در کارگاه آموزشی اروپایی "eINTERFACE06" ثبت شده است [۹]. تصاویر  $IAPS$  به‌عنوان محرک با هدف ارزیابی بعد بر انگیزندگی (در دو کلاس بر انگیزندگی بسیار بالا و بسیار پایین) مورد استفاده قرار گرفته است [۹]. افراد شرکت‌کننده شامل سه مرد و یک زن در محدوده سنی ۲۸-۴۹ می‌باشد و تنها یک نفر از شرکت‌کنندگان چپ‌دست بوده‌اند. سیگنال‌های مغزی و سیگنال‌های محیطی  $GSR$ ,  $RESP$ ,  $BP$ ,  $SKT$  به‌صورت هم‌زمان ثبت شده است. از برچسب ارزیابی شخصی استفاده شده است و نتایج به این صورت می‌باشد، صحت ۵۵٪ با استفاده از  $EEG$  و ۵۳٪ با استفاده از سیگنال محیطی و ۵۴٪ با ترکیب سیگنال مغزی و محیطی. این مقادیر نشان می‌دهد که احساسات واقعی افراد بسیار متفاوت با مقادیر برانگیزندگی از پیش گزارش شده برای تصاویر می‌باشد. در سال ۲۰۰۷، همین گروه با هدف ارائه یک سیستم بازشناخت احساس از روش جدیدی به‌منظور ایجاد حالات احساسی در افراد استفاده کرد [۲۸]. پروتکل ایجاد حالات احساسی در افراد به این صورت بود که از شرکت‌کنندگان درخواست شده بود تا وقایع احساسی مهم (مثبت و منفی) در زندگی‌شان را فراخوانی کنند. نویسندگان مقاله ادعا می‌کنند که اولین گروهی هستند که از فراخوانی خاطرات از افراد به‌عنوان محرک برای ایجاد حالات احساسی استفاده کرده‌اند. این ایده بر این اساس استوار است که تفکر به رخدادها، مشابه، می‌بایستی واکنش‌های مشابه را تولید کند، همچنین فراخوانی احساسات، یک امر شناختی است بنابراین انتظار می‌رود که فعالیت‌های  $EEG$  تحت تأثیر قرار گیرد. علاوه بر آن سیگنال‌های محیطی فرد نیز به‌علاوه قرار گرفتن در حالت احساسی تحت تأثیر قرار می‌گیرند. سیگنال مغزی  $EEG$  و سیگنال‌های محیطی شامل سیگنال تنفسی، میزان هدایت پوست و فشار خون می‌باشد. پروتکل ثبت شامل سیصد تست می‌باشد، بعد از هر سی تست یک حالت استراحت

1 Takahashi  
2 Blood Volume Pressure  
3 Gullim Chanel  
4 Genova

5 Functional Near Infra Red

انتظار می‌باشد، قرار گرفته است یا نه. به همین منظور از شرکت‌کنندگان خواسته شده است که به حالت احساسی خودشان واقف باشند؛ پس از ده ثانیه ذکر شده در بالا با دادن اعدادی بین ۱ تا ۵ به ابعاد ظرفیت و بر انگیزختگی، یک ارزیابی از حالت احساسی خود داشته باشند. همان‌طور که اشاره شد، از هر فرد در سه جلسه دادگان ثبت شده است، که هر جلسه حدود پانزده دقیقه به طول انجامیده است و در طی هر جلسه نود بلوک یا ۴۵۰ تصویر به فرد نمایش داده می‌شود. از آن‌جا که تعداد تصاویر مربوط به  $PE$  و  $C$  از این عدد کمتر است، به صورت تصادفی بعضی از تصاویر این کلاس‌ها، به صورت تکراری نمایش داده می‌شوند. تعداد شرکت‌کنندگان پنج نفر بوده است و همگی مرد و راست‌دست بوده‌اند و محدوده سنی آن‌ها بین ۲۲ تا ۳۸ سال بوده است. برای ثبت سیگنال‌های مغزی نیز از سیستم  $EEG$  64 الکترودی استفاده شده است، که از ده الکترود پیشانی به علت هم‌پوشانی با سیستم  $fNIR$  صرف نظر شده است [۱۵].

### ۳- سیگنال‌های مورد بررسی

سیگنال‌های مورد مطالعه در این تحقیق سیگنال‌های مغزی و محیطی (سیگنال تنفسی، دما، فشارخون و میزان هدایت پوست) می‌باشند. در این بخش، به معرفی هر یک از این سیگنال‌ها و ویژگی‌هایی که از آن‌ها استخراج شده است، می‌پردازیم.

#### ۳-۱. سیگنال مغزی

سیگنال  $EEG$ ، معیاری از تغییرات توزیع پتانسیل روی جمجمه است که نشان‌گر فعالیت‌های فیزیولوژیکی و عملکردی سیستم اعصاب مرکزی یعنی مغز می‌باشد. این تغییرات پتانسیل را می‌توان با قرار دادن الکترودهای آرایه‌ای روی جمجمه ثبت کرد. ولتاژ بین جفت‌های مختلف الکترودها اندازه‌گیری می‌شود، سپس سیگنال به دست آمده فیلتر، تقویت و سپس ثبت می‌شود. اندازه‌گیری‌های  $EEG$  غیر تهاجمی و ارزان است و حساسیت بالایی به اطلاعات دریاقتی و تغییرات درونی حالت‌های مغزی دارد. هم‌چنین وضوح زمانی بالایی در رنج میلی‌ثانیه فراهم می‌کند. به دلیل این خاصیت دوم، این داده برای مطالعه و پردازش اطلاعات مربوط به مکانیزم‌های شناختی-احساسی مغز بسیار مفید است [۱۱].

مقیاس ثانیه را ثبت می‌کند. در واقع فعالیت‌های الکتریکی در رنج میلی‌ثانیه رخ می‌دهند، درحالی‌که فعالیت‌های همودینامیکی در ۱۰-۶ ثانیه به اوج خود می‌رسند و گاهی تا سی ثانیه نیز طول می‌کشند. این دادگان به صورت ثبت همزمان  $fNIR$  با سیگنال‌های مغزی و محیطی و نیز ثبت همزمان  $fNIR$  با ویدیو انجام شده است. علت آن هم حساسیت خیلی زیاد سیگنال‌های الکتریکی به ماهیچه‌های صورت است که در حین بروز احساسات، حالات مختلفی به خود می‌گیرند. در این تحقیق ما از دسته اول دادگان و از ثبت همزمان سیگنال‌های مغزی و محیطی استفاده کرده‌ایم. به منظور ایجاد و استخراج حالات احساسی از تصاویر  $IAPS$  استفاده شده است. تحقیقات بسیاری مفید بودن این تصاویر را به منظور استخراج حالات احساسی مختلف در سیستم عصبی مرکزی و محیطی مورد بررسی قرار داده‌اند. مجموعه‌ی  $IAPS$  شامل نهصد تصویر مهیج است که توسط تعدادی شرکت‌کننده‌ی آمریکایی در دو بعد ظرفیت و بر انگیزختگی در مقیاس‌های نه‌تایی ارزیابی شده‌اند. میانگین واریانس قضاوت‌های شرکت‌کنندگان برای این دو بعد از طریق محاسبه این اعداد به دست می‌آید. سه حالت احساسی مختلف برانگیزختگی مثبت<sup>۱</sup>، برانگیزختگی منفی<sup>۲</sup> و حالت آرامش یا استراحت<sup>۳</sup> در این دادگان در نظر گرفته شده است. از افراد شرکت‌کننده خواسته شده است که در مقابل صفحه نمایش بنشینند و تصاویر را مشاهده کنند؛ در ضمن به حالت احساسی خود واقف باشند. از هر فرد در طی سه جلسه داده ثبت می‌گردد. هر جلسه شامل سی تست است. در واقع، هر تحریک شامل پنج تصویر از یک کلاس خاص است و این موضوع به این خاطر است که از پایداری حالت احساسی در طی زمان ثبت اطمینان حاصل شود. هر تصویر به مدت ۲.۵ ثانیه روی صفحه نمایش نمایش داده می‌شود که منجر به نمایش ۱۲.۵ ثانیه‌ای از بلوک تصاویر ذکر شده می‌باشد. بلوک‌های مختلف به صورت تصادفی نمایش داده می‌شوند تا شرکت‌کنندگان به ترتیب نمایش تصاویر عادت نکنند. در ابتدا صفحه نمایش تاریخ است و با نمایش یک ضربدر در وسط، توجه شرکت‌کنندگان را قبل از نمایش بلوک‌های تصاویر جلب می‌کند. در پایان و پس از نمایش تصاویر نیز به مدت ده ثانیه صفحه نمایش تاریخ نمایش داده می‌شود. از آن‌جا که احساسات به شدت به حالات قبلی فرد بستگی دارد، هیچ‌گاه نمی‌توان مطمئن بود که آیا فرد در حالتی که مورد

<sup>1</sup> Positively excited

<sup>2</sup> Negatively excited

<sup>3</sup> Calm



### ۳-۲. سیگنال محیطی

قرار گرفتن فرد در موقعیت‌های مختلف احساسی، باعث تغییر فرآیندهای فیزیولوژیک فرد می‌شود که این تغییرات اغلب خودبهدودی و غیر قابل کنترل و مرتبط با سیستم اعصاب خودکار هستند. به این ترتیب بررسی آن‌ها می‌تواند در بررسی حالت احساسی واقعی فرد مفید باشد. سیگنال‌های محیطی مورد استفاده در این تحقیق فشار خون، دما، میزان هدایت پوست و سیگنال تنفسی هستند. **سیگنال فشار خون**، یک معیار از فعالیت‌های قلبی عروقی است و سیستم قلبی عروقی شامل ارگان‌هایی است که خون را در بدن به گردش در می‌آورند. در این تحقیق اندازه‌گیری فشارخون، به‌عنوان یک پارامتر از سیستم قلبی عروقی در نظر گرفته شده است [۱۱]. برای اندازه‌گیری این پارامتر از یک پلیتیسوموگراف استفاده شده است که روی انگشت شست فرد قرار می‌گیرد تا میزان حجم خونی که از رگ‌ها می‌گذرد را اندازه‌گیری کند [۲۲]. تغییرات **دمای پوست** نیز در حالات مختلف احساسی اندازه‌گیری می‌شود. هنگامی که ماهیچه‌ها تحت فشار کشیده می‌شوند، رگ‌های خونی منقبض می‌شوند، به این ترتیب تغییرات رگ‌های خونی تحت فشار و یا عوامل دیگر باعث تغییر دمای خون می‌شود و به این ترتیب دمایی که در سطح پوست اندازه‌گیری می‌شود، متفاوت خواهد بود [۳۵]. غده‌های عرقی به‌خصوصی وجود دارد که در اثر تعریق باعث تغییرات در **میزان هدایت پوست** می‌شود و بنابراین مقدار این پارامتر متفاوت خواهد بود. این غده‌ها در انتهای انگشتان دست و پا قرار گرفته‌اند، و به محرک‌های روانی پاسخ می‌دهند. این سیگنال با قرار دادن دو الکترود روی انتهای انگشتان انتهایی و میانی ثبت می‌گردد [۳۴].

تغییرات نرخ تنفس در حالات مختلف احساسی قابل بررسی است. بنابراین **سیگنال تنفسی** به این منظور مورد مطالعه قرار می‌گیرد؛ درواقع این اثر با یک اندازه‌گیری نسبی از انبساط قفسه سینه به دست می‌آید، که الکترودها روی قفسه سینه یا شکم قرار می‌گیرند [۳۲].

### ۴- پیش‌پردازش و استخراج ویژگی

#### ۴-۱- سیگنال محیطی:

قبل از استخراج ویژگی، سیگنال را پیش‌پردازش می‌کنیم. سپس ویژگی‌های مرتبط با حالات مختلف احساسی از آن‌ها استخراج می‌شود. به‌منظور حذف نویز از سیگنال‌های محیطی از فیلتر میانگین‌گیر استفاده شده است. طول این فیلتر میانگین‌گیر برای سیگنال‌ها به‌منظور حذف نویز

فرکانس بالا به‌نحوی انتخاب شده است که نوسان‌ها و رفتارهای طبیعی سیگنال را از بین نبرد. از سیگنال فشارخون هم به‌طور مستقیم ویژگی‌های آماری میانگین و انحراف معیار استخراج می‌گردد و هم پارامتر نرخ ضربان قلب<sup>۱</sup> استخراج می‌گردد، که ویژگی‌های میانگین و انحراف استاندارد و نیز میانگین مشتقات نیز برای نرخ ضربان قلب مورد توجه قرار می‌گیرد و طول فیلتر میانگین‌گیر برای این سیگنال ۲۵۶ در نظر گرفته شده است [۲۸]. در مورد سیگنال دما، ویژگی‌های میانگین و میانگین مشتقات به‌عنوان تخمینی از دمای کلی و میزان تغییرات آن از سیگنال استخراج شده‌اند [۳۳]. طول فیلتر میانگین‌گیر برای این سیگنال، ۵۱۲ است. ویژگی‌های به دست آمده از این سیگنال، میانگین میزان هدایت پوست، به‌عنوان معیاری از سطح بروز کلی، میانگین مشتقات که معیاری از تغییرات این سیگنال است و نسبت نمونه‌های منفی در مشتقات به‌کل نمونه‌ها که اهمیت و بازه زمانی افت میزان هدایت پوست را نشان می‌دهد و ویژگی مهمی محسوب می‌شود [۲۸ و ۳۳]. فیلتر میانگین‌گیر به‌طول ۲۵۶ به‌منظور حذف نویز فرکانس بالا برای این سیگنال استفاده می‌شود. ویژگی‌ها در مورد سیگنال تنفسی اغلب به‌صورت استفاده همزمان از ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس تعریف می‌شود. ویژگی‌های حوزه زمان به‌طورعمومی شامل این ویژگی‌ها می‌باشد: میانگین سیگنال تنفسی در طول یک تست، که معیاری از انبساط قفسه سینه است. میانگین مشتقات سیگنال تنفسی، که نمایانگر تغییرات این سیگنال است، اختلاف بیشینه و کمینه سیگنال در طول یک تست، ویژگی دیگری است که مورد استفاده قرار می‌گیرد و معیاری از ارزیابی تغییرات دینامیکی سیگنال است؛ و انحراف معیار که نشانگر تغییرات سیگنال حول نقطه میانگین است. ویژگی‌های حوزه فرکانس، به‌طورعمومی محاسبه توان در باندهای فرکانسی است که دارای انرژی یا توان بالا می‌باشند، که در مورد سیگنال تنفسی در فرکانس‌های پایین و عموماً رنج فرکانسی ۲۵-۲۷۵ هرتز است و توان در بازه‌های ۵ هرتزی در این بازه محاسبه می‌شود [۲۸ و ۳۳].

#### ۴-۲- سیگنال مغزی:

گام مهم در پردازش رایانه‌ای داده‌های سیگنال EEG، مرحله استخراج ویژگی می‌باشد. در تحلیل سیگنال EEG علاوه بر روش‌های حوزه زمان و فرکانس، ویژگی‌های غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرند که نسبت به روش‌های خطی، یک نمونه علمی جدید است که به‌صورت موفقیت‌آمیز در بسیاری

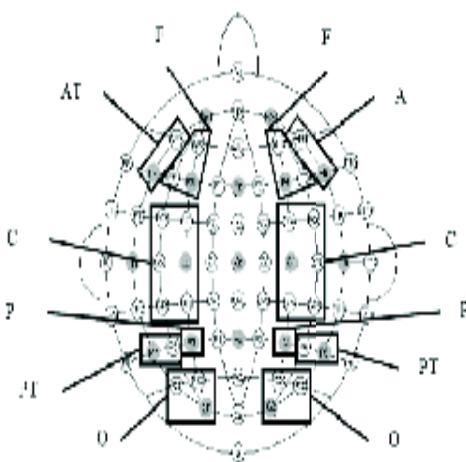
<sup>۱</sup> HeartRate

میانگین، انحراف معیار، میانگین مقادیر مشتق<sup>۱</sup> اول، میانگین مشتقات اول در سیگنال نرمالیزه شده و اسکویوس و کورتوسیس، از رایج‌ترین روش‌های تحلیل و بررسی سیگنال مغزی، تحلیل فرکانسی آنالیز طیفی توان از طریق تبدیل فوریه است؛ که برای آنالیزهای کمی استاندارد تجزیه طیفی سیگنال‌های EEG استفاده می‌شود. اما این روش که به خوبی نیز شناخته شده است، تنها برای سیگنال‌های با طبیعت ایستا و فرآیندهای تصادفی خطی معتبر است؛ در (شکل ۱)، شش ناحیه به صورت متقارن در دو نیمکره، مشخص شده است. توان برای هر باند فرکانسی معرفی شده در (جدول ۱) محاسبه می‌شود. از آنجا که تعداد زیادی الکتروود در نواحی معرفی شده در جدول وجود دارد، بنابراین مقادیر توان در این نواحی برای این شش ویژگی بر روی این الکتروودها میانگین‌گیری می‌شود. بیشتر این ویژگی‌ها مرتبط با لوب بینایی می‌باشد.

جدول ۱: الکتروودها و باندهای متناظر [۹]

EEG feature	Location area	Frequency band
1	[PT,P,O]	$\theta_1$ (4-6Hz)
2	[PT,P,O]	$\theta_2$ (6-8Hz)
3	[PT,P,O]	$\gamma$ (30-45Hz)
4	[AT,F]	$\alpha_2$ (10-12Hz)
5	[AT,F,C]	$\beta_1$ (12-18Hz)
6	[C,P,T,P,O]	$\beta_2$ (22-30Hz)

شکل ۱ معرفی نواحی مورد نظر و موقعیت الکتروودها [۹]



سیستم‌های فیزیولوژیک به طور اساسی در ذات خود غیرخطی هستند؛ به منظور بررسی و مطالعه رفتارها و پیچیدگی‌های غیرخطی سیگنال‌های مغزی، از آنالیز دینامیک‌های غیرخطی استفاده می‌کنیم. پیشرفت‌های اخیر در تئوری دینامیک‌های غیرخطی راه را برای تحلیل

محدوده‌ها از جمله، علوم فیزیکی و بیولوژیکی استفاده شده است. کاربرد این روش‌ها در پردازش سیگنال مغزی به خصوص که داری ویژگی‌های آشوب‌گونه، از جمله وابستگی به شرایط اولیه و پیچیدگی و خود سازماندهی است، می‌تواند ابزار مفیدی در جهت توصیف سیگنال EEG باشد.

در ابتدا و قبل از استخراج ویژگی‌های مناسب، سیگنال به منظور حذف نویز می‌بایستی پیش پردازش شود. نویز می‌تواند از منابع مختلفی ایجاد شود و روی رفتار سیگنال اثر بگذارد. در این تحقیق، به منظور حذف نویز، فیلتر میان‌گذر ۴-۴۵ هرتز انتخاب شده است. این فیلترها به صورت نرم‌افزاری طراحی می‌شوند و محدوده فرکانسی با توجه به نکات زیر در نظر گرفته شده است. فرکانس‌های بالای ۴۵ هرتز به منظور حذف اثر فعالیت‌های ماهیچه‌ای (EMG) و نویز مربوط به fNIR و نیز، نویز پنجاه هرتز برق شهر و اثر دستگاه‌های دیگر که به منظور ثبت همزمان سیگنال‌های زیر چهار هرتز نیز به منظور حذف نویز مربوط به چشم بر هم زدن که در فرکانس‌های زیر دو هرتز رخ می‌دهد، و حذف مقدار میانگین، حذف شده‌اند [۲۸ و ۵]. علاوه بر موارد بالا، محدوده مورد نظر، حاوی اطلاعات باندهای مختلف سیگنال مطابق زیر است که در حالت‌های احساسی تحت تاثیر قرار می‌گیرند [۶ و ۱۰]:  $\theta$  (4-8Hz),  $\alpha$  (8-12Hz),  $\beta$  (12-30Hz),  $\gamma$  (30-45Hz).

گام بعدی در پیش‌پردازش سیگنال‌های مغزی حذف اثر الکتروودهای همسایه است، این امر به خصوص زمانی خود را بیشتر نشان می‌دهد که تعداد الکتروودهای زیادی مورد استفاده قرار گیرد [۲۸ و ۹]. ویژگی‌هایی که در زیر معرفی می‌شوند، عموماً برای سیگنال مغزی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این ویژگی‌های را که به طور مستقیم می‌توان از حوزه زمان استخراج کرد. **انحراف معیار، واریانس استاندارد، کجی یک نمودار آماری<sup>۱</sup>، درجه اوج یک نمودار آماری<sup>۲</sup>، شیب، مشتق اول، میانگین مشتقات اول** در سیگنال نرمالیزه شده است. مزیت این ویژگی‌های بالا محاسبه آسان آن‌ها می‌باشد که امکان معرفی سیستم‌های زمان واقعی<sup>۳</sup> را فراهم می‌کند. با توجه به موارد بالا و بررسی سیگنال مورد مطالعه در این تحقیق، دسته ویژگی‌های زیر از حوزه زمان در نظر گرفته شده است، که به این ترتیب برای هر الکتروود شش ویژگی از حوزه زمان استخراج می‌گردد.

<sup>1</sup> Skewness

<sup>2</sup> kurtosis

<sup>3</sup> Realtime



این تحقیق نیز از همین روش برای به‌دست آوردن کمترین بُعد جاسازی استفاده شده است. بُعد همبستگی، بُعد به‌طور آماری ساختار توده نقاط یا جاذب تولید شده در فضای فاز را اندازه می‌گیرد. این کمیت وابسته به تعداد متغیرهای مستقل لازم برای تولید فرآیند مربوطه است (درجه آزادی) [۴۶]. یک سیستم پیچیده‌تر بُعد بالاتری دارد، بنابراین به تعداد متغیرهای حالت بیشتری برای توصیف دینامیک‌های سیستم نیاز است. روش گراسبرگر و پروکاسیا، به‌طور وسیعی مورد استفاده ریاضیدانان و محققان قرار می‌گیرد. در این روش، ابتدا فاصله بین هر جفت از نقاط داخل فضای فاز تعیین می‌شود و سپس انتگرال همبستگی، به‌صورت رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

(۲)

$$C_m(r) = \frac{1}{[N-(m-1)\tau][N-(m-1)\tau-1]} \sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} \sum_{j=i+1}^{N-(m-1)\tau} \alpha(r + \|X_i - X_j\|)$$

$X_i$  بردار بازسازی‌شده فضای فاز،  $r$  شعاع همسایگی اطراف  $X_i$  و  $\theta(x)$  تابع پله است. این الگوریتم، روش شمارش کره<sup>۲</sup> نیز نامیده می‌شود [۴۶]. به‌منظور محاسبه انتگرال همبستگی، ابر کره‌ای به شعاع  $r$  اطراف هر نقطه جاسازی شده در نظر گرفته می‌شود و میانگین تعداد نقاط جاسازی شده، داخل این ابر کره شمرده می‌شود.  $C_m(r)$  در رنج وسیعی از شعاع همسایگی و به‌ازای مقادیر افزایشی، بُعد جاسازی محاسبه می‌شود. سپس منحنی  $\log_2(C_m(r))$  بر حسب  $\log_2(r)$  رسم می‌شود. مشاهده می‌شود که این منحنی در محدوده‌ای از شعاع همسایگی به‌طور تقریبی خطی است. شیب این قسمت خطی، تقریبی از بُعد همبستگی خواهد بود. به‌منظور محاسبه شیب این ناحیه خطی، منحنی شیب  $\log_2(C_m(r))$  بر حسب  $\log_2(r)$  رسم می‌شود. ناحیه‌ای از شعاع همسایگی که این منحنی در آن محدوده ثابت است، ناحیه مورد نظر خواهد بود. مقدار میانگین در این ناحیه که برابر با شیب ناحیه خطی منحنی اول است، برابر با بُعد همبستگی خواهد بود. این روش به‌ازای مقادیر مختلف بُعد جاسازی تکرار می‌شود. با افزایش بُعد جاسازی،  $m$ ، مقادیر تخمین زده شده بُعد همبستگی،  $d(m)$ ، به یک حد اشباع می‌رسد. این مقدار ثابت، مقدار بُعد همبستگی نهایی خواهد بود. کمترین بُعد جاسازی‌ای که مقدار بُعد همبستگی به‌ازای آن به این حد اشباع می‌رسد، بُعد بهینه جاسازی خواهد بود [۴۸]. در سیستم‌های تصادفی برخلاف سیستم‌های دینامیکی با بُعد پایین،  $d(m)$  هرگز

سیگنال‌های مربوط به سیستم‌های زنده غیرخطی هموار کرده است. امروزه مشخص شده است که این تکنیک‌های غیرخطی قادر به توصیف فرآیندهایی که توسط سیستم‌های بیولوژیکی زنده ایجاد می‌شوند، می‌باشند. در سال‌های اخیر به‌منظور بررسی احساس از روی سیگنال مغزی، از روش‌های غیرخطی استفاده شده است [۳۸ و ۳۹]. چنانچه  $n$  متغیر دینامیکی وجود داشته باشد، یک نقطه در فضای اقلیدسی  $n$  نشان‌دهنده حالت در هر لحظه است. با تغییر مقدار متغیرهای دینامیکی، این نقطه مسیری را در فضای فاز، طی می‌کند و تشکیل بستر جذب سیستم را می‌دهد [۴۰].

سری زمانی حاصل از یک سیستم، اندازه عددی‌ای از دینامیک‌های سیستم است، بنابراین می‌بایست کلیه دینامیک‌های سیستم با استفاده از این مقادیر عددی بازسازی شود [۴۱]. بازسازی فضای حالت سیستم دینامیکی از روی سری زمانی با استفاده از روش جاسازی "takens" انجام می‌شود [۴۰]. در این روش، ابتدا بردارهای فضای حالت توسط نمونه‌های تأخیریافته سری زمانی به‌صورت رابطه (۱) ساخته می‌شود.

(۱)

$$\vec{X}_t = (x(t), x(t+\tau), x(t+2\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)) \\ t = 1, \dots, N - (m-1)\tau$$

$m$  بُعد جاسازی و  $\tau$  مقدار تأخیر زمانی است. انتخاب‌های متعدد برای  $m$  و  $\tau$  موجب بازسازی مسیرهای<sup>۱</sup> مختلفی می‌شود. سیگنال جاسازی شده در فضای حالت، تبدیل به یک مسیر در فضای  $m$  بعدی شده است. مسئله مهمی که در بازسازی فضای فاز با آن مواجه هستیم، تعیین مقدار بهینه تأخیر زمانی و بُعد جاسازی است. مقدار بهینه تأخیر زمانی با کمینه‌کردن میانگین اطلاعات متقابل بین  $x(t)$  و  $x(t+\tau)$  به‌دست می‌آید. روش‌های مختلفی برای تعیین مقدار بهینه تأخیر زمانی وجود دارد [۴۳ و ۴۴]: اولین کمینه محلی تابع میانگین اطلاعات متقابل بهترین مقدار برای  $\tau$  است. میانگین اطلاعات متقابل، نشان‌دهنده میزان اطلاعات قابل پیشگویی درباره یک نقطه از سری زمانی است و نیز همبستگی‌های غیرخطی را نیز در نظر می‌گیرد [۴۰].

یک راه دقیق در تخمین بُعد بازسازی مناسب، به‌دست آوردن بُعد همبستگی به‌ازای مقادیر مختلف بُعد جاسازی است. در این نمودار، زمانی که بُعد همبستگی به‌مقدار اشباع خود می‌رسد، مقدار متناظر با آن را به‌عنوان تخمینی از بُعد بازسازی می‌توان در نظر گرفت. در

<sup>2</sup> Sphere counting

<sup>1</sup> Trajectory

الگو<sup>۶</sup> و ... کاربرد دارد. در الگوریتم کرتز، بُعد فرکتال یک سیگنال طبق رابطه<sup>(۴)</sup> محاسبه می شود.

$$D = \frac{\log_{10}(L)}{\log_{10}(d)} \quad (4)$$

$L$  طول کل منحنی یا مجموع فواصل بین نقاط متوالی در سری زمانی،  $d$  قطر تخمین زده شده است که برابر فاصله بین اولین نقطه دنباله و نقطه ای از دنباله است که بیشترین فاصله را با آن دارد. از نظر ریاضی،  $L$  و  $d$  به صورت زیر محاسبه می شوند.

$$L = \sum_{i=1}^{N-1} |x(i+1) - x(i)| \quad (5)$$

$$d = \max_{2 \leq i \leq N} \{ |x(1) - x(i)| \} \quad (6)$$

$i$  برابر نقطه ای خواهد بود که بیشترین فاصله را با  $x(1)$  دارد. بُعد فرکتال محاسبه شده با این روش به واحد اندازه گیری بستگی دارد. در صورت تغییر واحد اندازه گیری، بُعد فرکتال محاسبه شده نیز تغییر می کند. روش کتر این مشکل را با در نظر گرفتن یک واحد کلی، حل کرده است. به این صورت که،  $L$  و  $d$  توسط میانگین فواصل بین نقاط متوالی،  $a$ ، نرمالیزه می شوند. بنابراین رابطه<sup>(۶)</sup> به صورت زیر خواهد بود.

$$D = \frac{\log_{10}(L/a)}{\log_{10}(d/a)} \quad (7)$$

با در نظر گرفتن  $n = L/a$ ، رابطه بالا به صورت<sup>(۸)</sup> نوشته می شود.

$$D = \frac{\log_{10}(n)}{\log_{10}(d/a) + \log_{10}(n)} \quad (8)$$

بنابراین بُعد فرکتال در روش کتر به صورت رابطه<sup>(۸)</sup> محاسبه می شود [۵۵ و ۵۶].

## ۵- طبقه بندی کننده ها و الگوریتم های انتخاب ویژگی

همواره انتخاب بهترین جفت روش انتخاب ویژگی و طبقه بندی کننده از اهمیت خاصی برخوردار است. در این تحقیق از ساختارهای مختلف طبقه بندی کننده ( LDA<sup>۷</sup> و SVM<sup>۸</sup> و KNN<sup>۹</sup> و QDA<sup>۹</sup>) استفاده شده است. یکی از پرکاربردترین طبقه بندی کننده های آماری، طبقه بندی کننده

به یک مقدار ثابتی نمی رسد و شیب افزایشی خواهد داشت [۴۹]. شکل (۶-۵) منحنی  $\log_2(C_m(r))$  بر حسب  $\log_2(r)$  را برای یک نمونه سیگنال EEG نشان می دهد. در شکل (۷-۵) محدوده ای از شعاع همسایگی که در آن شیب منحنی به طور تقریبی خطی است، نشان داده شده است. نتایج تخمین بُعد همبستگی برای الکترودهای مختلف متفاوت است.

**نماهای لیاپانوف**، مشخصه ای از سیستم های دینامیکی هستند که تحت فرآیند جاسازی، دستخوش تغییر نمی شوند و معیاری از درجه آشوب در سیستم ها هستند [۵۱]. آن ها همچنین نشان دهنده میزان حساسیت به شرایط اولیه هستند و نرخ همگرایی و واگرایی مسیرهای مجاور در فضای فاز را تعیین می کنند. نماهای مثبت و منفی، به ترتیب نشان دهنده واگرایی و همگرایی هستند و هرچه مقدار نمای مثبت بیشتر باشد، مسیرها سریع تر از هم واگرا می شوند [۵۲]. معروف ترین و معمول ترین روش مستقیم توسط ولف ارائه شده است. روش مستقیم دیگر که به علت تعداد پارامترهای آزاد کمتر، ساده تر است، توسط ساتو<sup>۲</sup>، کورتز<sup>۳</sup> و هرزل<sup>۴</sup> شده است. در این روش مشابه با روش ولف، میانگین رشد-نمایی، فاصله بین مسیرهای مجاور در مقیاس لگاریتمی به-صورت رابطه<sup>(۳)</sup> محاسبه می شود.

$$p(k) = \frac{1}{Nt_s} \sum_{n=1}^N \log_2 \left( \frac{\|y^{n+k} - y^{n+k}\|}{\|y^n - y^n\|} \right) \quad (3)$$

$y^{nn}$  نزدیکترین همسایه به  $y^n$  است.

وابستگی  $p(k)$  به تعداد استپ های زمانی،  $k$ ، به سه فاز تقسیم می شود. در طی فاز دو، فاصله ها به صورت نمایی با نرخ  $\exp(\lambda_1 t_s k)$  رشد می کنند تا وقتی که از رنج صحت تقریب خطی فلوئی اطراف مسیر مرجع  $\{y^{n+k}\}$  خارج شود. اگر فاز دو به اندازه کافی طولانی باشد، یک قسمت خطی در منحنی  $p(k)$  بر حسب  $k$ ، شیب این قسمت خطی برابر با بزرگترین نمای لیاپانوف،  $\lambda_1$ ، است [۵۳ و ۵۴].

**بُعد فرکتال**، اشاره به بُعد کسری و یا غیر صحیح یک جسم هندسی دارد. این بُعد یک معیار نسبی از تعداد بلوک های ساختاری تشکیل دهنده یک الگو است. این ویژگی در زمینه های مختلفی در حوزه پزشکی از جمله آشکارسازی حالت های گذرا<sup>۵</sup>، تخمین پیچیدگی شکل موج، بازشناسی

<sup>1</sup> Wolf

<sup>2</sup> Sato

<sup>3</sup> Kurths

<sup>4</sup> Herzel

<sup>5</sup> Transient

<sup>6</sup> Pattern recognition

<sup>7</sup> Linear Discriminant Analysis

<sup>8</sup> K-nearest neighborhood

<sup>9</sup> Quadratic Discriminant Analysis

## ۶- انتخاب الکتروود در سیگنال‌های مغزی

در پردازش سیگنال‌های مغزی، تعداد بسیار زیاد ویژگی‌ها، مسئله مهم و اساسی است. روش‌های مختلفی به منظور انتخاب ویژگی برای حل این مشکل وجود دارد. این موضوع زمانی اهمیت خود را بیشتر نشان می‌دهد که علاوه بر مشکل ابعاد بالای فضای ویژگی، با زمان بر بودن فرآیند استخراج ویژگی نیز روبه‌رو باشیم. در طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی، عموماً مشکل تعداد زیاد ویژگی‌ها به دلایل زیر وجود دارد: سیگنال‌های EEG غیرایستا هستند، بنابراین ویژگی‌ها می‌بایستی به صورت متغیر با زمان استخراج شوند (ویژگی‌ها در بازه‌هایی از سیگنال استخراج می‌گردند که بتوان سیگنال را در آن بازه ایستا فرض کرد). تعداد کانال‌های EEG زیاد است؛ به طور مثال، در کار ما ۵۴ الکتروود داریم (و استخراج تعدادی ویژگی برای هر الکتروود فضای ویژگی بزرگی را خواهد ساخت) روش‌های مختلف انتخاب ویژگی به طور معمول برای حل فضای ویژگی بالا مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ این‌گونه روش‌ها در صورت حل مشکل بعد بالای فضای ویژگی، هنوز با مشکل زمان‌بری استخراج ویژگی‌های غیرخطی روبه‌رو هستیم. در روش‌های انتخاب کانال، به دنبال این هستیم که اطلاعات مفید را از تعداد محدودی کانال به دست بیاوریم. ویژگی‌های غیرخطی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است، بعد همبستگی، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف و بعد فرکتال است. تخمین بعد همبستگی به روش گراسرگر-پروکسیا فرآیندی بسیار زمان‌بر است، به خصوص که تعداد کانال‌های مورد مطالعه، ۵۴ عدد می‌باشد. به این ترتیب در این قسمت روش نوینی که با استفاده از معیار Synchronization Likelihood، برای انتخاب کانال معرفی می‌شود که به صورت مستقل از رفتار و ساختار طبقه‌بندی کننده عمل می‌کند [۶۴].

فعالیت‌هایی که از هر قسمت خاص مغز سرچشمه می‌گیرد به ناحیه‌ای از جمجمه نگاشته می‌شود؛ همچنین از یک ناحیه مغز به ناحیه‌ی دیگر منتشر می‌شود. سیگنال مغزی توسط تعدادی الکتروود از آن ناحیه ثبت می‌گردد؛ به این ترتیب می‌توانیم یک سری اطلاعات معمول را به صورت هم‌زمان و یا با تأخیر روی کانال‌های مختلف ثبت کنیم. معیارهای ارتباطی می‌تواند به عنوان یک پارامتر متمایز کننده، یک کانال را از بین تعدادی کانال دیگر بیابد. با توجه به تعداد زیاد کانال‌ها، استفاده از روش‌هایی که روی انتخاب دوتایی الکتروودها کار می‌کند، روش سختی می‌باشد، بنابراین از معیار Synchronization Likelihood به عنوان یک معیار

خطی بر مبنای فرض توزیع نرمال کلاس‌ها و استفاده از تابع چگالی احتمال گوسی یا نرمال می‌باشد. LDA و QDA [۵۷]. طبقه‌بندی کننده KNN، یک طبقه‌بندی کننده مبتنی بر فاصله بوده و قادر است از میان تمامی نمونه‌های تعلیم، K نمونه‌ای را که به الگوی آزمون نزدیک‌ترند انتخاب و با توجه به کلاس دربرگیرنده بیشینه، تصمیم نهایی را برای طبقه‌بندی الگوی مورد نظر اتخاذ نماید. مقدار K در این روش همواره عددی انتخاب می‌شود که منجر به بهترین نتیجه طبقه‌بندی خواهد شد (برای داده‌های دو کلاسه بهتر است K عددی فرد انتخاب شود) [۵۸ و ۵۹]. طبقه‌بندی کننده ماشین بردارهای پشتیبان (SVM) یکی از روش‌های نوین طبقه‌بندی می‌باشد، اساس کار SVM بر مبنای حداقل-سازای خطای ساختاری<sup>۱</sup> (SRM) بنا شده است و در آن دو هدف عمده قابل پیگیری می‌باشد. اول اینکه می‌بایست احتمال خطا به صورت تجربی بر روی کل دادگان تعلیم تحت کنترل درآمده و دوم این‌که ظرفیت توابع تصمیم گیرنده نیز می‌بایستی برای حصول میزان این مقدار احتمال خطای تجربی تحت کنترل قرار گیرد [۶۰ و ۶۱].

در یک روند بازشناسی الگو، هدف انتخاب دسته بهینه از بین ویژگی‌هاست. بررسی تمام حالات ممکن برای تشکیل بردار ویژگی از بین یک مجموعه ویژگی بزرگ و کنترل کارایی تک‌تک آن‌ها کاری بسیار وقت‌گیر و در بسیاری از موارد در عمل ناممکن است. انتخاب دسته ویژگی مناسب به طور معمول به دو طریق صورت می‌گیرد. یک روش انتخاب دسته بهینه‌ای که قادر به تولید بهترین نتیجه طبقه‌بندی باشند که در این حالت انتخاب این دسته براساس نتایج طبقه‌بندی صورت می‌گیرد و روش دیگر انتخاب دسته برتر مستقل از نتایج طبقه‌بندی و براساس قدرت تفکیک این دسته ویژگی (حداکثر شباهت درون کلاسی و حداکثر تفاوت بین کلاسی) و یا معیارهای مبتنی بر اطلاعات متقابل<sup>۲</sup> است. در حالت اول، باید روالی برای انتخاب ویژگی‌ها انتخاب گردد که بتواند با کنترل تعداد محدودی از حالت‌های ممکن، طی چند مرحله به سوی دسته ویژگی بهینه نزدیک گردد [۶۳ و ۶۲]. الگوریتم ژنتیک، یک انتخاب مناسب برای چنین جستجوی هوشمندانه‌ای است. در حالت دوم ممکن است دسته ویژگی انتخاب شده بهترین دسته ویژگی از لحاظ ایجاد بالاترین میزان صحت نباشد. در این تحقیق از روش الگوریتم ژنتیک برای حالت اول و اطلاعات متقابل برای حالت دوم استفاده شده است.

<sup>1</sup> Structural Risk Minimization

<sup>2</sup> Mutual Information

(۱۴)

$$S_{k,n} = \frac{1}{2P_{ref}(w_2 - w_1)} \sum_{m=1}^N S_{k,n,m}$$

بنابراین این معیار نشان می‌دهد که هر کانال  $k$  در زمان  $n$  چه قدر با  $M-1$  کانال دیگر سنکرون است، به این ترتیب  $P_{ref} = S_{k,n}$  مربوط به حالتی است که به‌طور کامل از یکدیگر غیرهمبسته هستند و  $S_{k,n} = 1$ : مربوط به حالتی است که به‌طور کامل همبسته هستند. با اعمال این روش، تعداد الکترودها از ۵۴ به ۵ کاهش می‌یابد که در مورد کار ما الکترودهای FC3 FC4, P5, P6 FZ می‌باشد.

## ۷- نتایج

نتایج ارائه‌شده میزان صحت به‌دست آمده در راستای ایجاد تمایز بین حالات مختلف احساسی می‌باشد. این نتایج روی سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه بررسی شده است، سپس نتایج حاصل از ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی بررسی شده‌اند و در نهایت از مقایسه آن‌ها یک جمع‌بندی ارائه شده است.

### ۷-۱. نتایج طبقه‌بندی سیگنال‌های محیطی

سیگنال‌های محیطی و ویژگی‌هایی که از آن‌ها استخراج گردیده است در قسمت‌های قبل معرفی شده است. در این قسمت نتایج طبقه‌بندی این سیگنال‌ها و میزان صحت به‌دست آمده در راستای ایجاد تمایز بین حالات مختلف احساسی در جدول‌های ۲ و ۳ ارائه شده است. در مجموع ۲۵ ویژگی از سیگنال‌های محیطی استخراج شده است. الگوریتم‌های انتخاب ویژگی، الگوریتم ژنتیک و اطلاعات متقابل می‌باشند. مقایسه جدول‌های ۲ و ۳ نشان می‌دهد که نتایج وابسته به فرد و همچنین وابسته به نوع طبقه‌بندی‌کننده و الگوریتم انتخاب ویژگی می‌باشد. در جدول ۶-۲، کمترین صحت مربوط به فرد چهارم و ۴۰٪ با طبقه‌بندی‌کننده SVM بوده و بیشترین صحت در فرد دوم و ۶۰٪ و با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده QDA مشاهده می‌شود. نمودار ۱ بر مبنای صحت میانگین روی افراد مختلف برای هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها و با هدف بررسی و مقایسه روش‌های مختلف الگوریتم انتخاب ویژگی ارائه شده است. این نمودار نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک، به‌میزان صحت بالاتری در طبقه‌بندی سیگنال‌های محیطی نسبت به استفاده از اطلاعات متقابل دست پیدا می‌کند.

اندازه‌گیری چندکاناله مطابق زیر استفاده می‌کنیم. اساس روش مطابق زیر می‌باشد: این معیار سنکرون شدن تعمیم-یافته روی دادگان چند متغیره است، که استقلال خطی و غیرخطی بین سیگنال‌ها را در نظر می‌گیرد. به تعداد  $M$  از سری زمانی  $X_{k,n}$  در نظر می‌گیریم،  $k$ ، تعداد کانال‌ها و  $n$  تعداد نمونه‌ها را نشان می‌دهد. فضای حالت هر سری زمانی با استفاده از تأخیر زمانی و محاسبه بُعد فضای جاسازی مطابق رابطه (۹) محاسبه می‌گردد.

(۹)

$$X_{k,n} = (x_{k,n}, x_{k,n+\tau}, x_{k,n+2\tau}, \dots, x_{k,n+(d-1)\tau})$$

که  $\tau$  تأخیر زمانی و  $d$  بُعد فضای جاسازی می‌باشد.

احتمال این‌که دو بردار  $X_{k,n}$ ،  $X_{k,m}$  در فضای جاسازی به یکدیگر از یک فاصله  $\epsilon$  به یکدیگر نزدیکتر باشند، به‌طوری‌که  $W_1 < |n - m| < W_2$  مطابق زیر است:

(۱۰)

$$P_{k,n}^{\epsilon} = \frac{1}{2(w_2 - w_1)} \sum_{\substack{m=1 \\ w_1 < |n-m| < w_2}}^N \theta(\epsilon - |X_{k,n} - X_{k,m}|)$$

|| بیان‌گر فاصله اقلیدسی است و  $\theta$  تابع پله است،

$w_1$  بیان‌گر پارامتر Theiler correction است. و  $w_2$  رزولوشن زمانی معیار سنکرون کردن می‌باشد. با برقراری شرط زیر ( $P_{ref}$  مقدار داخواه کوچکی است):

$$P_{ref} \leq S_{k,n} \leq 1 \quad (۱۱)$$

عبارت (۱۱) برای  $X_{k,n}$  یک فاصله بحرانی  $\epsilon_{k,n}$  به‌عنوان محدوده همسایگی می‌دهد، و به این ترتیب برای هر جفت  $(n,m)$  در محدوده پنجره مورد نظر ما، تعداد کانال‌ها  $H_{n,m}$  برای بردارهای  $X_{k,n}$ ،  $X_{k,m}$  که به یکدیگر از  $\epsilon_{k,n}$  نزدیکتر باشند، مطابق زیر محاسبه می‌شود.

(۱۲)

$$H_{n,m} = \sum_{K=1}^M \theta(\epsilon_{k,n} - |X_{k,n} - X_{k,m}|)$$

و معیار synchronization likelihood برای هر کانال  $k$  و هر جفت  $(n,m)$  مطابق زیر تعریف می‌شود:

(۱۳)

$$S_{k,n,m} = \begin{cases} \frac{H_{n,m}-1}{M-1} & \text{if } |X_{k,n} - X_{k,m}| < \epsilon_{k,n} \\ 0 & \text{if } |X_{k,n} - X_{k,m}| \geq \epsilon_{k,n} \end{cases}$$

درنهایت، با میانگین‌گیری روی نمونه‌های زمانی گسسته  $m$  این معیار برای هر کانال  $k$  و زمان  $n$  مطابق زیر به دست می‌آید:

ویژگی‌های مناسب با استفاده از الگوریتم ژنتیک و روش اطلاعات متقابل، در فضای ویژگی‌ها می‌باشد. میزان صحت به‌دست آمده با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف در ادامه می‌آید. در این قسمت نیز به‌منظور بررسی عملکرد هر یک از روش‌های انتخاب ویژگی روی سیگنال‌های مغزی، (شکل ۳) بر مبنای صحت میانگین هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها ارائه شده است. مشاهده این نمودار و مقایسه (جدول‌های ۴ و ۵) نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک، به‌میزان صحت بالاتری در مقایسه با الگوریتم اطلاعات متقابل دست پیدا می‌کند. هم‌چنین مقایسه و بررسی رفتار میانگین در (نمودارهای ۵ و ۶) نشان می‌دهد که سیگنال مغزی نسبت به سیگنال محیطی به صحت بالاتری دست پیدا می‌کند. در بررسی سیگنال‌های مغزی، بهترین نتیجه مربوط به فرد اول، با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده QDA و روش الگوریتم ژنتیک به‌منظور انتخاب ویژگی می‌باشد.

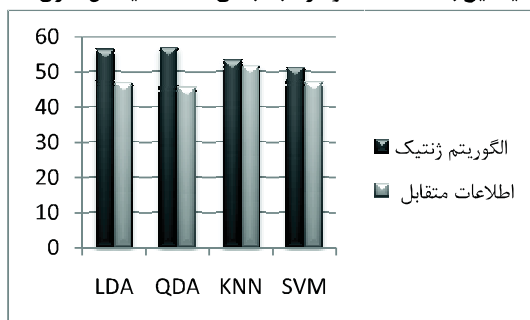
جدول ۴. صحت طبقه‌بندی سیگنال مغزی با GA.

	Participant 1	Participant 2	Participant 3	Participant 4	Participant 5
LDA	٪۵۶٫۶۷	٪۵۵	٪۵۶٫۶۷	٪۵۶٫۶۷	٪۵۶٫۶۷
QDA	٪۶۳٫۳۳	٪۵۳٫۳۳	٪۵۴٫۴۴	٪۵۵٫۵۶	٪۵۷٫۷۸
KNN	٪۵۱٫۶۷	٪۵۱٫۶۷	٪۵۴٫۴۴	٪۵۳٫۳۳	٪۵۵٫۵۶
SVM	٪۵۱٫۶۷	٪۵۵	٪۴۸٫۳۳	٪۵۰	٪۵۲٫۲۲

جدول ۵. صحت طبقه‌بندی سیگنال مغزی با MI.

	Participant 1	Participant 2	Participant 3	Participant 4	Participant 5
LDA	٪۴۱٫۶۷	٪۵۳٫۳۳	٪۴۶٫۶۷	٪۴۶٫۶۷	٪۴۶٫۶۷
QDA	٪۵۰	٪۴۵	٪۴۶٫۶۷	٪۴۲٫۲۲	٪۴۴٫۴۴
KNN	٪۵۵	٪۶۰	٪۵۰	٪۴۲٫۲۲	٪۵۲٫۲۲
SVM	٪۴۵	٪۴۶٫۶۷	٪۵۱٫۱۱	٪۴۶٫۶۷	٪۴۶٫۶۷

شکل ۳. مقایسه عملکرد روش‌های انتخاب ویژگی روی صحت میانگین به‌دست آمده از هر طبقه‌بندی‌کننده (سیگنال مغزی)



مقایسه مقادیر ارائه شده در (جدول‌های ۲ و ۳) روی نتایج به‌دست آمده برای هر فرد نیز در بیشتر موارد این موضوع را تأیید می‌کند.

جدول ۲. صحت طبقه‌بندی سیگنال محیطی با GA.

	Participant 1	Participant 2	Participant 3	Participant 4	Participant 5
LDA	٪۵۵	٪۶۱٫۶۷	٪۴۲٫۲۲	٪۵۰	٪۴۸٫۸۹
QDA	٪۵۰	٪۶۰	٪۴۸٫۸۹	٪۵۲٫۲۲	٪۵۱٫۱۱
KNN	٪۵۳٫۳۳	٪۵۸٫۳۳	٪۴۷٫۷۸	٪۴۶٫۶۷	٪۴۶٫۶۷
SVM	٪۵۱٫۱۹	٪۵۸٫۸۹	٪۴۸٫۸۹	٪۴۰	٪۴۸٫۸۹

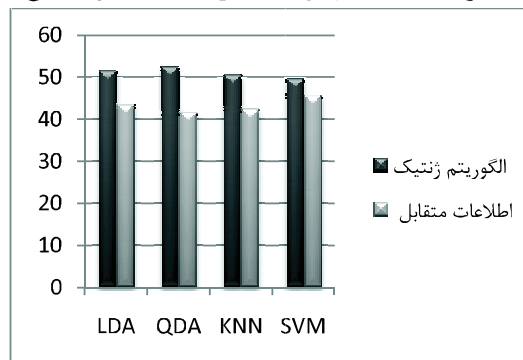
جدول ۳. صحت طبقه‌بندی سیگنال محیطی با MI.

	Participant 1	Participant 2	Participant 3	Participant 4	Participant 5
LDA	٪۴۶٫۶۷	٪۴۸٫۳۳	٪۴۰	٪۴۳٫۳۳	٪۳۸٫۸۹
QDA	٪۴۰	٪۴۱٫۶۷	٪۴۳٫۳۳	٪۴۲٫۲۲	٪۴۱٫۱۱
KNN	٪۴۳٫۳۳	٪۴۳٫۳۳	٪۴۲٫۲۲	٪۴۱٫۱۱	٪۴۲٫۲۲
SVM	٪۴۵	٪۴۳٫۳۳	٪۴۵٫۵۶	٪۴۷٫۷۸	٪۴۶٫۶۷

## ۷-۲ نتایج طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی

همان‌طور که در قسمت‌های قبل توضیح داده شد، از سیگنال مغزی سه دسته ویژگی استخراج شده است، دسته اول ویژگی‌هایی است که از حوزه زمان به‌دست آمده است؛ دسته دوم ویژگی‌های فرکانسی و در نهایت هم سه ویژگی غیرخطی، نمای لیاپانوف بعد همبستگی و بعد فرکتال از سیگنال استخراج شده است. مرحله انتخاب ویژگی برای سیگنال‌های مغزی شامل دو مرحله است؛ مرحله اول کاهش در فضای ورودی است؛ یعنی کاهش تعداد کانال‌ها که باعث می‌شود زمان مورد نیاز برای استخراج ویژگی‌های غیرخطی بسیار کاهش پیدا کند.

شکل ۲. مقایسه عملکرد روش‌های انتخاب ویژگی روی صحت میانگین به‌دست آمده از هر طبقه‌بندی‌کننده (سیگنال محیطی)



علاوه بر آن از آن‌جا که برای هر الکترو، شش ویژگی آماری در نظر گرفته شده است به این ترتیب بعد ویژگی‌های حوزه زمان نیز کاهش پیدا می‌کند. مرحله بعدی انتخاب



### ۷-۳. نتایج طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی و محیطی

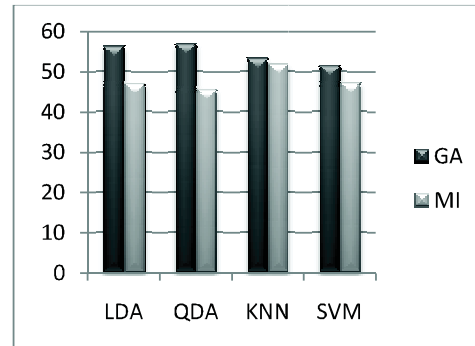
#### محیطی

در این قسمت ویژگی‌های سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت همزمان در نظر گرفته شده است. (جدول‌های ۶ و ۷). به‌ترتیب نتایج را با استفاده از الگوریتم ژنتیک و اطلاعات متقابل نشان می‌دهد. بررسی این جدول‌ها و (شکل ۴) که در ادامه می‌آید نشان می‌دهد که در مورد ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی نیز همانند بررسی جداگانه این سیگنال‌ها، الگوریتم ژنتیک به نتایج بهتری در مقایسه با روش انتخاب ویژگی اطلاعات متقابل دست‌پیدا می‌کند. به این ترتیب بررسی (شکل‌های ۲ تا ۴) که رفتار میانگین هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها را روی سیگنال‌های مغزی و محیطی جداگانه و نیز در ترکیب با یکدیگر نشان می‌دهند؛ به این نتیجه می‌رسیم که در همه حالات الگوریتم انتخاب ویژگی ژنتیک نسبت به استفاده از الگوریتم اطلاعات متقابل به نتیجه بهتری دست پیدا می‌کند.

شکل ۴. مقایسه عملکرد روش‌های انتخاب ویژگی روی صحت

میانگین به‌دست آمده از هر طبقه‌بندی‌کننده

(ترکیب سیگنال مغزی و محیطی)



جدول ۶. صحت طبقه‌بندی سیگنال مغزی و محیطی با GA.

	Participant 1	Participant 2	Participant 3	Participant 4	Participant 5
LDA	56.67%	58.33%	55.56%	54.44%	58.33%
QDA	61.67%	60%	50%	54.44%	55.56%
KNN	53.33%	55%	54.44%	53.33%	55.56%
SVM	51.67%	48.33%	58.33%	46.67%	56.67%

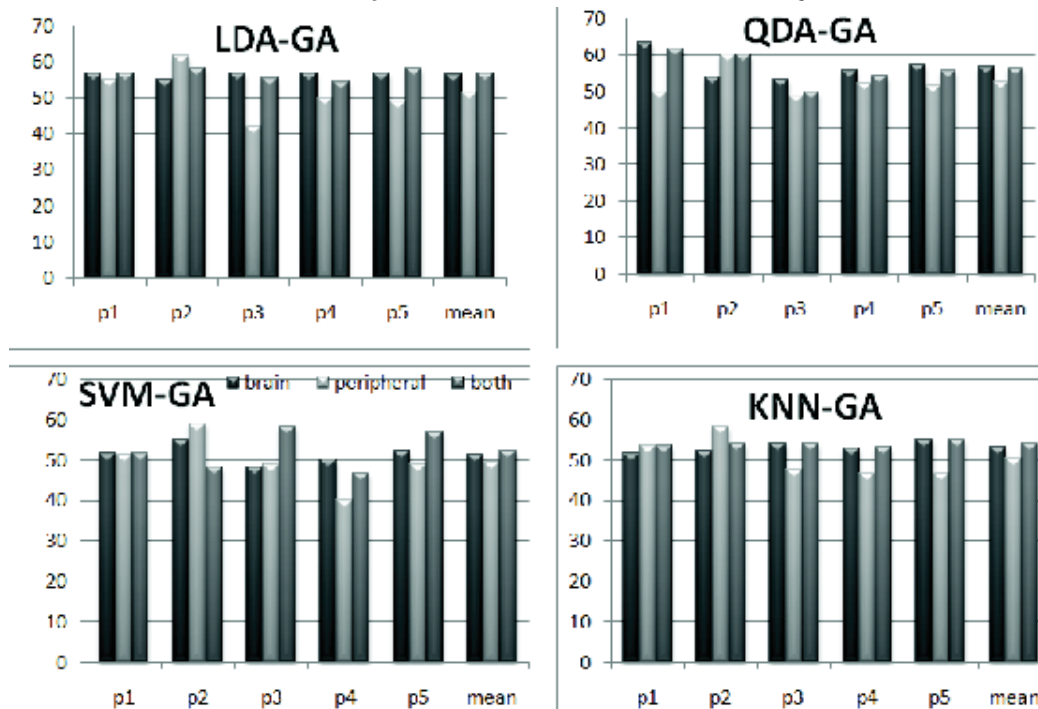
جدول ۷. صحت طبقه‌بندی سیگنال مغزی و محیطی با MI.

	Participant 1	Participant 2	Participant 3	Participant 4	Participant 5
LDA	45%	46.67%	43.33%	44.44%	42.22%
QDA	50%	46.67%	43.33%	45.56%	47.78%
KNN	55%	58.33%	48.89%	47.78%	50%
SVM	50%	53.33%	47.78%	48.89%	50%

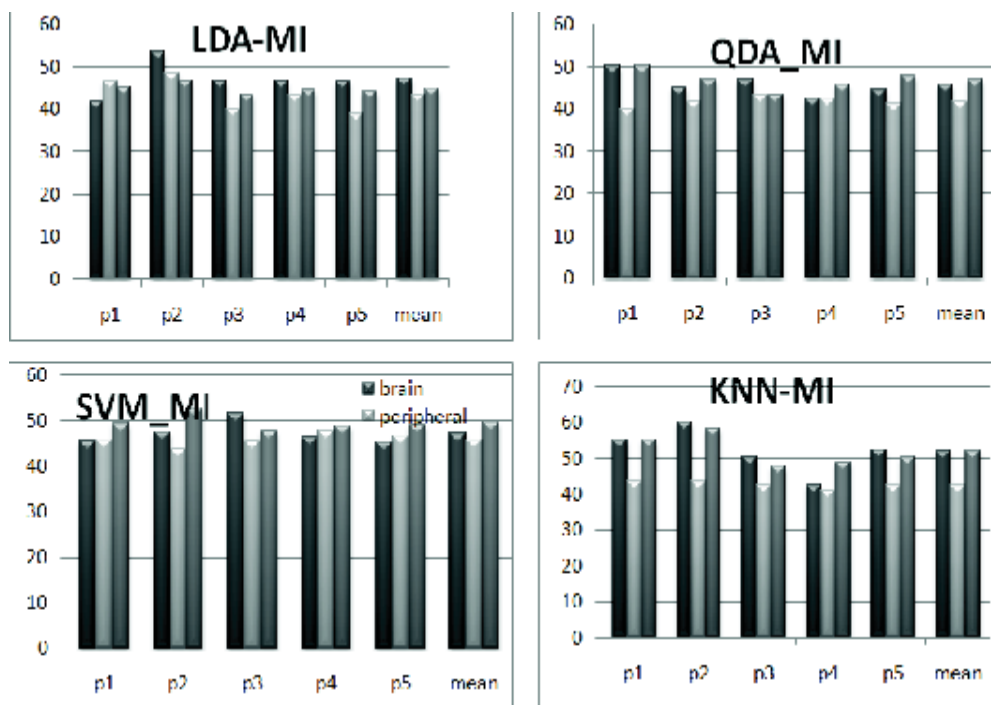
این امر می‌تواند به این علت باشد که هدف در الگوریتم ژنتیک افزایش نتیجه است؛ و به این ترتیب به دنبال ترکیب‌هایی از کنار هم قرار گرفتن دسته‌های مختلف ویژگی‌ها در فضای جواب‌ها هستیم که این هدف را برآورده کنند. درحالی‌که نتایج اطلاعات متقابل به این صورت نیست و ویژگی‌ها را مستقل از ساختار و عملکرد طبقه‌بندی‌کننده مورد بررسی قرار می‌دهد و در واقع در دو مرحله با در نظر گرفتن همبستگی هر یک از بردار ویژگی‌ها با بردار برچسب و نیز بررسی استقلال ویژگی‌های به‌دست آمده از مرحله قبل، ویژگی‌ها را انتخاب می‌کند و به این ترتیب ویژگی‌های به‌دست آمده وابسته به ساختار و روش طبقه‌بندی‌کننده و نتیجه نمی‌باشد. به‌منظور بررسی نتایج به‌دست آمده در (شکل‌های ۵ و ۶) برای بررسی عملکرد هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها و مقایسه نتایج، در صورت استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه و نیز ترکیب آن‌ها و با استفاده از الگوریتم‌های انتخاب ویژگی متفاوت ارایه شده است. به‌منظور جمع‌بندی از عملکرد هر طبقه‌بندی‌کننده، در هر یک از نمودارها علاوه بر میزان صحت به‌دست آمده برای هر فرد، رفتار میانگین روی افراد نیز بررسی شده است. بررسی این نمودارها نشان می‌دهد که در بعضی افراد سیگنال‌های مغزی موجب تمایز بهتری می‌شوند و در بعضی افراد استفاده از سیگنال‌های محیطی، اما بررسی رفتار میانگین افراد نشان می‌دهد که به‌دست آمده از سیگنال مغزی به‌طور کامل از سیگنال‌های محیطی با هر دو الگوریتم ژنتیک و اطلاعات متقابل بیشتر است. این نتیجه بیان می‌کند که ویژگی‌های به‌دست آمده از سیگنال مغزی دارای توانایی بیشتر در راستای ایجاد تفکیک‌پذیری بهتر بین حالات مختلف مغزی نسبت به سیگنال‌های محیطی می‌باشند. در بررسی ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی نسبت به استفاده جداگانه از این سیگنال‌ها، بررسی رفتارهای میانگین نشان می‌دهد که استفاده از ترکیب مغزی و محیطی در اغلب موارد، بیشتر از استفاده از سیگنال مغزی است. البته در بعضی حالات هم سیگنال مغزی نتایج بهتری نشان می‌دهد. نتایج سیگنال مغزی، به تنهایی و ترکیب سیگنال مغزی و محیطی نسبت به سیگنال محیطی بالاتر می‌باشند.

علاوه بر آن، نتیجه مهم در این قسمت از بررسی میزان صحت به‌دست آمده از رفتارهای فردبه‌فرد و میانگین در (شکل‌های ۵ و ۶) به‌دست می‌آید که نشان می‌دهد نتایج به‌دست آمده از ترکیب سیگنال مغزی و محیطی نسبت به استفاده جداگانه از سیگنال‌ها، نتیجه مقاوم‌تری نسبت به تغییر افراد و تغییر روش‌ها می‌باشد.

شکل ۵. نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف روی هر فرد و میانگین مقادیر روی افراد با GA.



شکل ۶. نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف روی هر فرد و میانگین مقادیر روی افراد با MI.



علاوه بر آن نتایج به دست آمده از ترکیب سیگنال مغزی و محیطی، نتایج مقاوم‌تری روی تغییر افراد و تغییر روش‌ها می‌باشد.

استفاده از برجسب‌های ارزیابی شخصی که توسط شرکت‌کنندگان در ثبت داده به دست آمده است، و به این ترتیب به حالت واقعی فرد نزدیک‌تر خواهیم بود، می‌تواند در ادامه مورد بررسی قرار گیرد. همچنین در صورت دسترسی به دادگان با تعداد افراد کافی، می‌توان در راستای ارایه انتخاب الکتروود و معرفی تعداد کانال‌های محدود برای ثبت در زمینه مطالعات احساس و ناهنجاری‌های احساسی گام برداشت. موضوع این تحقیق به‌طور کلی، تشخیص حالات احساسی افراد می‌باشد؛ مطالعات بعدی که در این راستا و در ادامه این کار می‌تواند صورت بگیرد، بررسی بیماری‌ها و ناهنجاری‌های احساسی و روانی می‌باشد. ثبت سیگنال از افراد مستعد بیماری‌هایی چون افسردگی، می‌تواند در تشخیص به‌موقع و درمان مناسب، یاری‌دهنده باشد. در این تحقیق، دسته‌ای از روش‌های استخراج و انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی‌کننده‌ها مورد بررسی قرار گرفت، ساختارهای دیگر می‌تواند در ادامه مورد بررسی قرار بگیرد. با توجه به ماهیت تعریف احساس و ابعاد و انواع آن، به‌نظر می‌رسد که روش‌های فازی بتواند در این زمینه مفید باشد و برای مراحل بالا ساختارهای فازی، به‌عنوان مرحله بعدی کار پیشنهاد می‌شود.

## ۹. مراجع

- [1]. A. Sebe, I. Cohan, T. Gevers and T.S. Huang, "Multimodal Approaches for Emotion Recognition: A Survey", *International Imaging VI. Proceedings of the SPIE*, Vol. 5670, pp. 56-67, 2004.
- [2]. D. O. Bos. "EEG-based Emotion Recognition the influence of visual and auditory stimuli", *Nederland*, pp. 11-16, 2006.
- [3]. J. Gratch, S. Marsella, "A Domain-independent Framework for Modeling Emotion", *Journal of Cognitive Systems Research*, Vol. 5, Issue 4, pp. 269-306, 2004.
- [4]. M. Grimm and K. Kroschel, "Rule-based emotion classification using acoustic feature", in *PROC.Int.Conf. on Telemedicine and Multimedia Communication*, 2005.
- [5]. A. Savran, K. Ciftci, G. Chanel, J. Cruz Mota, L. Hong Viet, B. Sankur, L. Akarun, A. Caplier, M.

## ۸- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در مقایسه نتایج با مطالعات قبلی انجام شده در این زمینه که در بخش‌های قبل مرور شد، دو گروه تاکنون روی ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی مطالعه کرده‌اند. گروه تاکاهاشی با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی به بیشترین میزان صحت ۴۱.۷٪ برای پنج کلاس مختلف از حالات احساسی دست پیدا کرد و مطالعه‌ای روی مقایسه نتایج با استفاده از سیگنال‌های مغزی و محیطی به‌صورت جداگانه انجام ندادند [۲۷]. گروه چانل در این زمینه نتایج خود را ارائه کردند که در حالت سه کلاس و با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده SVM به صحت ۶۷٪ برای سیگنال‌های مغزی و ۵۳٪ برای سیگنال‌های محیطی دست پیدا کردند [۲۸]. در مقایسه نتایج می‌بایستی به نکاتی که در قبل اشاره شد، از جمله شرایط ثبت دادگان، توجه کرد، که در این مطالعه، محرک ایجاد حالات احساسی، فراخوانی احساسات می‌باشد و محرک قوی‌تری در ایجاد حالات احساسی نسبت به نشان دادن تصاویر که محرک مورد نظر در دادگان مورد مطالعه ما دارد محسوب می‌شود. با این حال نتایج به دست آمده در این تحقیق، که بیشترین میزان صحت، ۶۳.۳٪ در طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده QDA و الگوریتم انتخاب ویژگی الگوریتم ژنتیک، در طبقه‌بندی سیگنال‌های محیطی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده LDA و الگوریتم انتخاب ویژگی الگوریتم ژنتیک، ۶۱.۶۷٪ و در طبقه‌بندی ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده QDA و الگوریتم انتخاب ویژگی الگوریتم ژنتیک، ۶۱.۶۷٪، به دست آمده است، که روی سه کلاس، حالات مختلف احساسی بررسی شده است. نتایج به دست آمده در این پروژه، قابل مقایسه با نتایج گروه چانل و همکاران می‌باشد. هدف اصلی در این تحقیق بررسی استفاده از سیگنال‌های محیطی به‌صورت همزمان با سیگنال‌های مغزی با توجه به این‌که هر دو ناظر بر جنبه درونی احساس هستند، می‌باشد. به این ترتیب جمع‌بندی نتایج به دست آمده در این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از ترکیب سیگنال‌های مغزی و محیطی نسبت به استفاده جداگانه آن‌ها ارجحیت دارد. این موضوع، هم به دلیل بالاتر بودن میزان صحت ترکیب سیگنال مغزی و محیطی نسبت به سیگنال محیطی در همه موارد و نیز بالاتر بودن آن نسبت به سیگنال مغزی، به‌تنهایی در بیشتر حالات می‌باشد.

- Sensors: First Step Toward an Automatic System," Affective Dialog Systems: Tutorial And Research Workshop, Kloster Irsee, Germany, June 14-16, 2004.
- [19]. J. Wangner, J. kim, E. Andre," From physiological signals to emotions: implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification", HUMAINE FP6-2005.
- [20]. R. Horlings, D. Dacu, and L J M. Rothkrantz, "Emotion Recognition using Brain Activity", Proceedings on Int Conference on Computer Systems and Technologies, pp. II-1-1 – II-1-5, 2008.
- [21]. K. Takahashi, A. Tsukaguchi , "Remarks on Emotion Recognition from Multi-Modal Bio-Potential Signals", IEEE Transactions on Industrial Technology, Vol 3, pp. 1654-1659, 2003.
- [22]. T. Iizuka, M. Nakawa, "Emotion Analysis with Fractal-Dimension of EEG Signals", IEIC Technical Report, Vol 102 (534), pp. 13-18, 2005.
- [23]. H. Oya, H. Kawasaki, A. Mathew, Howard III. and R. Adolphs, "Electrophysiological Responses in the Human Amygdala Discriminate Emotion Categories of Complex Visual Stimul". The Journal of Neuroscience, Vol 22(21), pp. 9502-9512, 2002.
- [24]. N. A. Jones, T. Field, N. A. M. Fox, Davalos and Gomez C. "EEG during Different Emotions in 10-monthold infants of Depressed Mothers", Journal of Reproductive and Infant Psychology, Vol 19, pp. 296- 312, 2001.
- [25]. Y. P. Lin, C. H. Wang, T. L. Wu, S. K. Jeng, and J. H. Chen, "Multilayer Perceptron for EEG Signal Classification during Listening to Emotional Music", Proceedings of TENCON 2007, pp. 1-3, 2007.
- [26]. O. Danny, "EEG-based Emotion Recognition – The Influence of Visual and Auditory Stimuli", Technical Report, pp. 1-16, B, 2008.
- [27]. K. Takahashi. " Remarks on Emotion Recognition from Bio-Potential Signals ", IEEE Transactions on Autonomous Robots and Agents, pp. 186-191, 2004.
- [28]. G. Chanel, K. Ansari-Asl, T. Pun," Valence-arousal evaluation using physiological signals in Rombaut" Emotion Detection in the Loop from Brain Signals and Facial Images", eINTERFACE'06, July 17th – August 11th, Dubrovnik, Croatia. 2006.
- [6]. E T. Rolls,"The Brain and Emotion", Oxford University Press, 1998.
- [7]. J. M. Jenkins, K. Oatley, and N. L. Stein," Human Emotions: A Reader", Blackwell Publishers, Malden, MA, 1998.
- [8]. C. Darwin, "The Expression of the Emotions in Man and Animals", John Murray, London, 2nd edition, 1890.
- [9]. G. Chanel, J. Kronegg, D. Grandjean, T. Pun, "Emotion assessment: Arousal evaluation using EEG's and peripheral physiological signals", Proc. Int. Workshop Multimedia Content Representation, Classification and Security (MRCS), Sept. 11- 13, 2006, Istanbul, Turkey, B. Günsel, A. K. Jain, A. M. Tekalp, B. Sankur, Eds., Lecture Notes in Computer Science, Vol. 4105, Springer, 530-537.
- [10]. J. Kim, "Emotion Recognition from Physiological Measurement (Biosignal)" Workshop Santorini, HUMAINE WP4/SG3.
- [11]. M. Murugappan, M. Rizon, R. Nagarajan, S. Yacoob, M. Karthigayan and M. Sugisaka Feature Extraction Methods for Human Emotion Recognition using EEG - A Study. Malaysia-Japan International Symposium on Advanced Technology, 2007, accepted.
- [12] [www.nyas.org](http://www.nyas.org)
- [13]. [www.thebrain.mcgill.ca](http://www.thebrain.mcgill.ca)
- [14]. [www.pga.com/improve/features/mentalgame/improve\\_heartmath062904.cfm](http://www.pga.com/improve/features/mentalgame/improve_heartmath062904.cfm).
- [15]. E. Douglas-Cowie, "HUMAINE", IST FP6 Contract no.507422, 2004.
- [16]. K. H. Kim, S.W. Bang, S.R. Kim, "Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals " , Medical & Biological Engineering & Computing , vol 42. pp. 419-427, 2004.
- [17]. J. Healey, R. Picard, " Digital processing of affective signals", IEEE, 1998.
- [18]. A. Haag, S. Goronzy, P. Schaich, and J. Williams, "Emotion Recognition Using Bio-

- [40]. "Nonlinear Biomedical Signal Processing", Metin Akay, New York, IEEE, Press Marketing, 2001.
- [41]. M. Banbrook, S. McLaughlin, I. Mann, "Speech Characterization and Synthesis by Nonlinear Methods", IEEE Transaction on Speech and Audio Processing, Vol.7, No.1, Januray 1999.
- [42]. M. Hagmuller, G. Kubin, "Poincare Section for Pitch Mark Determination".
- [43]. A. C. Lindgren, M. T. Johnson, R. J. Povinelli, "Speech Recognition Using Reconstructed Phase Space Features", ICASSP, IEEE, 2003.
- [44]. M. T. Rosenstein, J. J. Collins, C. J. De Luca, "Reconstruction Expansion as a Geometry-based Framework for Choosing Proper Delay Times", Boston university, November 1993.
- [45]. I. Tokuda, "Surrogate Analysis for Detecting Nonlinear Dynamics in Normal Vowels", Acoustical Society of America, December 2001.
- [46]. R. Carvajal, N. Wessel, M. Vallverdu, P. Caminal, A. Voss, "Correlation Dimension Analysis of Heart Rate Variability in Patients With Dialated Cardiomyopathy", Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2005.
- [47]. "Estimation and Prediction for Nonlinear Time Serie", S. Borovkova, Chapter 2, 2001.
- [48]. "Biomedical Signal Processing and Signal Modelling", E.N. Bruce, Wiley Series in Telecommunication and Signal Processing, 2001.
- [49]. Y-C Lai, I. Osorio, M. Ann, F. Harrison, M. G. Frei, "Correlation-dimension and Autocorrelation Fluctuations in Epileptic Seizure Dynamics", The American Physical Society, Vol. 65, 2002.
- [50]. J. B. Alonso, F. Diaz-de-Maria, C. M. Travieso, M. A. Ferrer, "Using Nonlinear Features for Voice Disorder Detection".
- [51]. I. Kokkinos, P. Maragos, "Nonlinear Speech Analysis Using Models for Chaotic Systems", IEEE Transaction on Speech and Audio Processing, Vol.13, No.6, November 2005.
- [52]. W. Kinsner, "Characterizing Chaos Through Lyapunov Metrics", IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Vol.36, No.2, March 2006.
- an emotion recall paradigm", IEEE trans, 1-4244-0991, pp. 2662-2666.
- [29]. P. Ekman, "Emotion in the Human Face", Cambridge University Press, New York, NY, 2nd edition, 1982.
- [30] [www.interface.net](http://www.interface.net)
- [31]. R. L. Mandryk, M. S. Atkins, "A Fuzzy physiological Approach for Continuously Modeling Emotion During Interaction with Play Technologies", International Journal of Human-Computer Studies, Volume 65, Issue 4.
- [۳۲]. ر. سپهر، "تشخیص بیماری آپنه با استفاده از سیگنال قلبی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، زمستان ۱۳۸۶.
- [33]. G. Chanel, C. Rebetez, M. Bétrancourt, T. Pun, "Boredom, engagement and anxiety as indicators for Adaptation to difficulty in games", Proceedings of the 12th international conference on Entertainment media, Tampere, Finland, Games track, pp. 13-17, 2008.
- [34]. K. Nazarpour, S. Sanei, L. Shoker, and J. A. Chambers, "Parallel space-time-frequency decomposition of EEG signals for brain computer interfacing," in *Proceedings of the 14<sup>th</sup> European Signal Processing Conference (EUSIPCO '06)*, Florence, Italy, September 2006.
- [35]. <http://www.pqsystems.com/eline/2001/02/b.htm>
- [36]. <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook.htm>.
- [37]. L. I. Aftanas, N. V. Reva, A.A. Varlamov, S.V. Pavlov, and V.P. Makhnev, "Analysis of Evoked EEG Synchronization and Desynchronization in Conditions of Emotional Activation in Humans: Temporal and Topographic", *Neuroscience and Behavioral physiology*, Vol. 34. No. 8, 2004.
- [38]. L. I. Aftanas, N. V. Lotova, V. I. Koshkarov, V. P. Maknev, Y. N. Mordvinsteve, S. A. Popov, "Non-linear dynamic complexity of the human EEG during evoked emotions", International Journal of Psychophysiology, pp. 63-76, 1998.
- [39]. L. I. Aftanas, N. V. Lotova, V. I. Koshkarov, V. P. Maknev, Y. N. Mordvinsteve, S. A. Popov, "Non-linear analysis of emotion EEG: calculation of Kolmogorov entropy and the principal Lyapunov exponent" *Neuroscience Letters* pp. 13-16, 1997.





**زهرا خلیلی** در سال ۱۳۸۵، در رشته مهندسی پزشکی، گرایش بالینی (دوره کارشناسی)، از دانشگاه امیرکبیر فارغ التحصیل شده است. سپس، دوره کارشناسی ارشد در همین رشته (گرایش بیوالکتریک) را تا سال ۱۳۸۸، ادامه داده است. زمینه تحقیقاتی مورد علاقه وی، پردازش سیگنال های مغزی می باشد.

**نشانی (رایانامک) پست الکترونیکی ایشان عبارت است از:**  
**Khalili.bme@gmail.com**



**محمد حسن مرادی** کارشناسی خود را در مهندسی برق - الکترونیک در سال ۱۳۶۷ از دانشکده فنی دانشگاه تهران و کارشناسی ارشد مهندسی برق - الکترونیک در سال ۱۳۶۹ از همان دانشگاه اخذ نمود. وی در سال ۱۳۷۴

دکترای خود را در رشته مهندسی برق - مهندسی پزشکی از دانشگاه تربیت مدرس دریافت نمود و از آن زمان تاکنون عضو هیأت علمی دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر می باشد. تاکنون پنجاه مقاله در مجلات علمی پژوهشی داخل و خارج از کشور و بیش از صد و پنجاه مقاله در کنفرانس های معتبر و بین المللی داخل و خارج از کشور منتشر نموده است. کتاب "آنالیز سیگنال مشتعل بر فیلتر بانک ها، تبدیل ویولت و بازنمایی زمان-فرکانس" توسط وی در سال ۱۳۸۰ ترجمه شده است. نامبرده ده ها پروژه کارشناسی ارشد و دکتری را سرپرستی نموده و در چند طرح تحقیقاتی مشارکت داشته است. پروژه کارشناسی ارشد "طراحی و ساخت دستگاه انتقال تلفنی سیگنال های قلبی" به سرپرستی ایشان برنده جایزه سوم جشنواره جوان خوارزمی در سال ۱۳۸۰ و ثبت شده به عنوان یک اختراع در داخل کشور می باشد. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه وی اندازه گیری، ثبت، پردازش و تحلیل سیگنال های حیاتی و تصاویر پزشکی، کاربرد سیستم های فازی و فازی عصبی در پردازش و به کارگیری تبدیل ویولت، مالتی ویولت و تبدیلات زمان-فرکانس، طیف های مرتبه بالا، شبکه های ویولت و ویونت است. وی هم اکنون دانشیار مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر می باشد.

**نشانی (رایانامک) پست الکترونیکی ایشان عبارت است از:**  
**mhmoradi@aut.ac.ir**

- [53]. U. Parlitz, "Nonlinear Time Series Analysis", Proceedings of the NDES'95, Ireland, July 1995.
- [54]. R. Esteller, G. Vachtsevanos, J. Echauz, B. Litt, "A Comparison of Waveform Fractal Dimension Algorithms", IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2000.
- [55]. F. Martinez, A. Guillaumond, J.J. Martinez, "Vowel and Consonant Characterization Using Fractal Dimension in Natural Speech", Spain.
- [56]. R. Esteller, G. Vachtsevanos, J. Echauz, T. Henry, P. Pennell, C. Epstein, R. Bakay, C. Bowen, B. Litt, "Fractal Dimension Characterizes Seizure Onset in Epileptic Patients".
- [57]. A. Webb, "Statistical pattern recognition". Newyork, 1999.
- [58]. E. Fix and J. L. Hodges, "Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties," Technical Report 4, Project Number 21-49-004, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, TX, 1951.
- [59]. E. Fix and J. L. Hodges, "Discriminatory analysis: nonparametric discrimination: small sample performance," Technical Report No. 11. Project No. 21-49-004, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas, 1952.
- [60]. E. J.R. Justino, F. Bortolozzi, R. Sabourin, "A Comparison of SVM and HMM Classifiers in the off-line Signature Verification", Pattern Recognition Letters, 2004.
- [61]. Y-D. Cai, X-J Liu, X-b Xu, G-P Zhou, "Support Vector Machines for Predicting Protein Structural Class", BMC Bioinformatics, 2001.
- [62]. C. J.C.Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", Data Mining and Knowledge Discovery, 1998.
- [63]. J. Yao, S. Zhao, L. Fan, "An Enhanced Support Vector Machine Model for Intrusion Detection", Canada.
- [64]. K. Ansari-Asl, G. Chanel, and T. Pun, "A Channel Selection Method For EEG Classification In Emotion Assessment Based On Synchronization Likelihood", EUSIPCO, Poznan 2007. pp 1241-1245.
- [65]. D. Fran, cois, V. Wertz, M. Verleysen, "The permutation test for feature selection by mutual information", ESANN'2006 proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (Belgium), 26-28 April 2006, d-side publi., ISBN 2-930307-06-4.

فهرست مخفف‌ها :

<i>BVP</i>	<i>Blood Volume Pressure</i>
<i>ECG</i>	<i>Electrocardiograph</i>
<i>EMG</i>	<i>Electromyography</i>
<i>fNIR</i>	<i>functional Near Infra Red</i>
<i>GSR</i>	<i>Galvanic Skin Resistance</i>
<i>HR</i>	<i>Heart Rate</i>
<i>IAPS</i>	<i>International Affective Picture System</i>
<i>kNN</i>	<i>K-nearest neighborhood</i>
<i>LDA</i>	<i>Linear Discriminant Analysis</i>
<i>RESP</i>	<i>Respiration</i>
<i>SKT</i>	<i>Skin Temperature</i>
<i>SRM</i>	<i>Structural Risk Minimization</i>
<i>SVM</i>	<i>Support Vector Machine</i>
<i>QDA</i>	<i>Quadratic Discriminant Analysis</i>