مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره هفتم شماره دوم. ص ۲۳۱-۲۱۴، ۱۳۹۹

# تشخیص و طبقه‌بندی احساسات با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیک و به کارگیری روش‌های تشخیص الگو

**ناصر صفدریان[۱]*، محسن ناجی[۲]**

• **دریافت مقاله:** ۹۸/۲/۹ • **پذیرش مقاله:** ۹۸/۵/۱۳

**مقدمه:** احساس نقش مهمی در سلامت، ارتباط و تعامل بین انسان‌ها دارد. توانایی شناخت حالات حسی افراد قسمت مهمی از شاخص‌های سلامتی و ارتباط‌های طبیعی است. در پایگاه داده DEAP، سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و سیگنال‌های فیزیولوژیکی محیطی مربوط به ۳۲ داوطلب ثبت شده است. شرکت‌کنندگان در هر ویدئو از نظر سطح انگیختگی، ظرفیت، دوست داشتن/نداشتن، تسلط و آشنایی با ویدئوی مشاهده شده امتیاز داده شدند.

**روش:** در این مقاله روش تجربی و کاربردی جهت طبقه‌بندی ظرفیت، انگیختگی، تسلط و علاقه، توسط رتبه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها با استفاده از الگوریتم‌هایی بر روی سیگنال‌های EEG و سیگنال‌های فیزیولوژیکی محیطی (نظیر سیگنال‌های الکترومایوگرام، الکترواوکولوگرام، پاسخ الکتریکی پوست، نرخ تنفس، پلتیسموگرام و دمای پوست) انجام گردید. پس از فراخوانی سیگنال‌ها از پایگاه داده و پیش‌پردازش اولیه آنها، ویژگی‌های مختلف در حوزه زمان و فرکانس از کلیه سیگنال‌ها استخراج گردید. در این مقاله از طبقه‌بندی‌کننده‌های SVM و KNN، الگوریتم خوشه‌بندی K-means و شبکه‌های عصبی PNN و GRNN جهت تشخیص و طبقه‌بندی احساسات استفاده شد.

**نتایج:** در نهایت نشان داده شد که نتایج نهایی طبقه‌بندی احساسات توسط روش‌ها و طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف در این مقاله با دقت بالا صورت می‌پذیرد. بهترین نتایج صحت حاصل از به کارگیری روش پیشنهاد شده با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های محیطی و ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG به ترتیب برابر ۸۵/۵٪ و ۸۲/۴٪ به ازای ورودی طبقه‌بندی کننده SVM حاصل گردید.

**نتیجه‌گیری:** با توجه به نتایج نهایی درخصوص طبقه‌بندی احساسات در این مقاله، الگوریتم ارائه شده نتایج نسبتاً مناسب‌تری نسبت به سایر روش‌های مشابه پیشین ارائه داده است.

**کلید واژه‌ها:** طبقه‌بندی احساسات، سیگنال‌های EEG، سیگنال‌های فیزیولوژیک، استخراج ویژگی، پردازش سیگنال‌ها

• **ارجاع:** صفدریان ناصر، ناجی محسن. تشخیص و طبقه‌بندی احساسات با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیک و به کارگیری روش‌های تشخیص الگو. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۳۹۹؛ ۷(۲): ۳۱-۲۱۴.

۱. کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، مربی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تبریز، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، تبریز، ایران

۲. دکتری مهندسی پزشکی، استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد دزفول، گروه مهندسی پزشکی، دزفول، ایران

* **نویسنده مسئول:** ناصر صفدریان

**آدرس:** آذربایجان شرقی، تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان

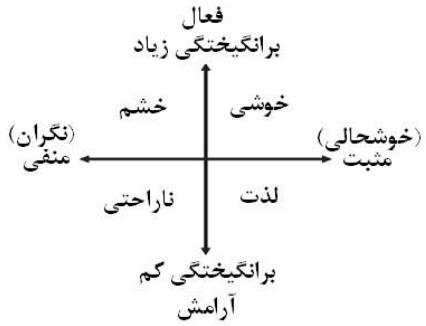
• **شماره تماس:** ۰۹۳۶۸۱۷۳۹۳۴ • **Email:** Naser.Safdarian@yahoo.com

## مقدمه

احساس نقش مهمی در سلامت، ارتباط و تعامل بین انسان‌ها دارد. توانایی شناخت حالات حسی افراد که ما را احاطه کرده است قسمت مهمی از شاخص‌های سلامتی و ارتباط‌های طبیعی است. با توجه به افزایش ماشین‌ها در زندگی روزمره ما، امروزه تعامل احساسی بین انسان‌ها و ماشین‌ها یکی از مهم‌ترین موضوعات در تعامل پیشرفته بین انسان و ماشین و رابط انسان و ماشین (Brain Computer Interface) BCI است. برای رسیدن به هدف تعامل مؤثر بین انسان و ماشین، یکی از مهم‌ترین پیش نیازها توسعه یک سیستم شناخت احساس معتبر است که می‌تواند مقبولیت صحت شناخت را تضمین کند، در برابر هرگونه آرتیفکت مقاوم باشد و با کاربردهای عملی تطبیق‌پذیر باشد [۱].

مطالعات فراوانی انجام شده که ما را به یک شناخت احساسات خودکار که در گذشته تشکیل شده، می‌رساند. این موارد به سه روش اصلی تقسیم می‌شوند. اولین نوع از روش‌ها روی حالات چهره و صحبت تمرکز می‌کنند. این تکنیک‌ها که مبتنی بر صدا و تصویر هستند، احساس را بدون تماس آشکار می‌کنند [۲]. پس این روش‌ها هیچ‌گونه بازه‌ای برای نمونه مورد نظر تحت آزمایش ندارند؛ اما این روش‌ها مستعد خطا هستند و پارامترها در موقعیت‌های مختلف به راحتی می‌توانند تغییر کنند. روش‌های نوع دوم بر روی سیگنال‌های فیزیولوژیک محیطی تمرکز دارند. مطالعات گوناگون نشان می‌دهد که سیگنال‌های فیزیولوژیک محیط پیرامون که در حالت‌های مختلف حسی تغییر می‌کنند، می‌توانند بر روی تغییرات سیستم عصبی مستقل در محیط مشاهده شوند، مانند الکتروکاردیوگرام (ECG(Electrocardiogram، رسانایی پوست، تنفس و نبض. در مقایسه با روش‌های مبتنی بر صدا و تصویر، پاسخ‌های فیزیولوژیک صدا و تصویر اطلاعات پیچیده‌تر و با جزئیات بیشتری مانند یک شاخص برای تخمین حالات حسی تهیه می‌کنند. روش‌های نوع سوم بر روی سیگنال‌های مغز گرفته شده از سیستم عصبی مرکزی مانند الکتروانسفالوگرام (EEG (Electroencephalogram، الکتروکورتیکوگرام (ECOG (Electrocorticogram و تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی (Functional Magnetic Resonance Imaging) FMRI تمرکز می‌کنند. در میان این دیتاهای حاصل از مغز، سیگنال‌های EEG برای تهیه ویژگی‌های حاوی اطلاعات در پاسخ‌ها برای حالات حسی افراد مناسب‌تر و بهتر است.

احساسات پایه شامل احساسات خشم، شادی، ترس، تنفر، عصبانیت و آرامش می‌باشند. شکل ۱ نمودار کلی احساسات و نحوه ارتباط انواع احساسات با یکدیگر را نشان می‌دهد.




**شکل ۱: مدل روابط بین احساسات**

مطالعات موجود فقط می‌توانند نام احساس را پیش‌بینی کنند، ولی قادر به بازتاب روند تغییر احساس نیستند. برای غلبه بر این کاستی، در این مطالعه یک روش جهت استخراج ویژگی و یک روش برای تعیین تغییر احساس معرفی خواهد شد که در نهایت منجر به یک سیستم تشخیص و طبقه‌بندی احساسات می‌شود که قادر است در آینده به صورت بلادرنگ (real-time) احساسات را پردازش کرده و به خروجی ماشین از طریق BCI تحویل دهد.

در واقع اهداف کلی دستیابی به یک سیستم هوشمند تشخیص احساسات، تلفیق ویژگی‌های استخراج شده از EEG و سایر سیگنال‌های فیزیولوژیکی بدن انسان به طور هم‌زمان جهت دستیابی به حداکثر دقت در طبقه‌بندی احساسات.

Wang و همکاران روش مبتنی بر طبقه‌بندی حالت‌های حسی با استفاده از روش یادگیری ماشین از سیگنال‌های EEG ارائه دادند [۳]. آن‌ها برای برانگیخته کردن احساسات مثبت و منفی شش کلیپ در نظر گرفتند و کلیپ‌های مختلف به صورت اتفاقی برای شرکت‌کننده‌ها پخش شد. به طور هم‌زمان، سیگنال EEG با استفاده از روش استاندارد ۲۰-۱۰ و الکترودهای خشک ثبت شد و برای کاهش همپوشانی و آرتیفکت‌ها، سیگنال‌های الکترواوکولوگرام (Electro Oculogram) EOG و الکترومایوگرام (EMG(Electromyogram نیز ثبت شدند و برای کاهش ابعاد ویژگی سه روش معرفی شد. روش تحلیل مؤلفه اصلی PCA (Principal Component Analysis)، روش تحلیل تفکیک‌کننده خطی (Discriminant Linear

LDA (Analysis) و روش انتخاب کننده ویژگی مبتنی بر همبستگی (Correlation based Feature Selection) CFS در نهایت طبقه‌بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) SVM انجام شد. نتایج طبقه‌بندی با استفاده از روش طبقه‌بندی SVM نشان داد که استفاده از روش کاهش ابعاد ویژگی‌ها توسط LDA صحت طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد. همچنین نتایج آزمایش‌ها نشان دادند که طیف توان بهترین ویژگی در پهنای باندهای مختلف است [۳].

Jerritta و همکاران روشی مبتنی بر آشکارسازی احساسات با استفاده از کمپلکس QRS با استفاده از مؤلفه هارست برای سنین مختلف ارائه دادند [۴]. آن‌ها شش حالت حسی اساسی شادی، غم، ترس، تنفر، هیجان و خنثی را با استفاده از کمپلکس QRS مشخص نمودند. به صورت ویژه بر روی مؤلفه Hurst تمرکز داشتند و نتایج با استفاده از دو روش ترسیم ناحیه آماری و سنجش واریانس محدود به دست آمد. و از تحریک صوتی ۶۰ نفر در سه گروه سنی ۹ تا ۱۶ سال، ۱۸ تا ۲۵ سال و ۳۹ تا ۶۸ سال استفاده شد. فرکانس نمونه‌برداری سیگنال‌ها در ۱۰۰۰ هرتز بود و به طور کلی ۶۰ کلیپ پخش شد و برای هر حالت حسی ۱۰ کلیپ در نظر گرفته شد. سپس به طور هم‌زمان سیگنال ECG از نمونه‌ها ثبت شد. نتایج نشان دادند که صحت احساس شادی با افزایش سن کمتر شد. در کل احساسات شادی و خنثی کمترین عملکرد را در آن پژوهش داشتند. پارامتر FVS قادر به ثبت احساساتی که اختلاف کمی داشتند نبود و میانگین صحت FVS برای گروه سنی اول نسبت به RRS بالاتر بود [۴].

Wang و Mo روشی مبتنی بر انتخاب ویژگی جهت تعیین احساسات از روی سیگنال‌های فیزیولوژیک با استفاده از روش جست و جوی "تابو" ارائه دادند که برای احساسات شادی، خشم، غم و لذت بر اساس روش تی-اس بازشناسی ویژگی انجام دادند. بعد از ترکیب با طبقه‌بندی کننده K نزدیک‌ترین همسایه (k-nearest neighbors) KNN الگوریتم اکتشافی تابو عملکرد خوبی برای بازشناسی در طبقه‌بندی احساسات مورد نظر از سیگنال‌های فیزیولوژیک نظیر ECG-EMG به دست آورد. داده‌های فیزیولوژیک برای هر احساس به صورت جداگانه از پایگاه داده دانشگاه آگسبورگ اخذ شدند. داده‌های ECG در ۲۵۶ هرتز و سایر داده‌ها در ۳۲ هرتز نمونه‌برداری شده بودند. ۱۹۳ ویژگی از داده‌ها استخراج شد که شامل ۸۴ ویژگی برای ECG، تعداد ۲۱ ویژگی برای SC، ۲۱ ویژگی برای EMG و ۶۷ ویژگی برای RSP بودند. روش تی-اس از لحاظ مفهومی ساده است و در واقع جست‌وجویی در همسایگی‌ها می‌باشد. روش TS از یک جواب به سمت قابل قبول‌ترین همسایه حرکت می‌کند [۱]. علاوه بر این، وانگ نیز در سال ۲۰۰۶ در مطالعه‌ای به بررسی درک تأثیرگذاری فیلم روی افراد پرداخت [۵].

Xianhai روش مبتنی بر شناسایی احساسات از طریق ECG و شبکه عصبی RBF(Radial Basis Function) ارائه داد و روش بازشناسی الگوی احساس را با دو طبقه‌بندی کننده BP و RBF مقایسه نمود [۶]. در این آزمایش برای تحلیل احساسات، سیگنال ECG اخذ شد، سپس خطای استاندارد و بیشینه برای هر سطح به دست آمد. ضرایب به عنوان بردار ساخته شدند و درون شبکه‌های عصبی BP و RBF با هم مقایسه شدند. پردازش در محیط نرم‌افزار Matlab انجام شد و داده‌ها از پایگاه داده دانشگاه آگسبورگ آلمان گرفته شد. در این مطالعه چهار احساس شادی، لذت، غم و خشم با استفاده از موزیک برانگیخته شدند. چهار حالت حسی ECG به شش سطح تجزیه شدند و خطای استاندارد و بیشینه ضرایب موجک برای هر سطح محاسبه شد [۶].

Verma و Tiwary روشی مبتنی بر چند تفکیک برای طبقه‌بندی و شناسایی احساسات از سیگنال‌های فیزیولوژیک ارائه دادند [۷]. آن‌ها دو هدف پیش رو داشتند؛ اولاً در مورد مدل‌های ارائه احساس تحقیق کنند و امکان ایجاد یک مدل با کمترین ابعاد متوالی را پیدا کنند و ثانیاً با استفاده از روش تفکیک چندگانه به پیش‌بینی و شناخت احساسات از سیگنال‌های فیزیولوژیک دست یابند. سیگنال‌های استفاده شده عبارت‌اند از: پاسخ الکتریکی پوست (Galvanic Skin Response)GSR، EMG، EOG، EEG، BVP، الگوی تنفسی و دمای پوست. این سیگنال‌ها از پایگاه داده DEAP (A Database for Emotion Analysis using Physiological Signals) اخذ شده بودند [۶].

در مطالعه Koelstra و همکاران روش طبقه‌بندی تک آزمایشی با بکارگیری داده‌های پایگاه داده DEAP شامل سیگنال‌های EEG، سیگنال‌های فیزیولوژیکی محیطی و MCA به کار گرفته شد [۸]. شرایط برای تمام دیتاها برابر نگه داشته شده و تنها مرحله استخراج ویژگی‌ها متفاوت بوده است. سه مسئله طبقه‌بندی باینری مطرح شد: طبقه‌بندی احساسات انگیختگی کم/زیاد، ظرفیت کم/ زیاد و علاقه (میل) کم/زیاد. با استفاده از طبقه‌بندی کننده بیز، یک طبقه‌بندی

ساده و قابل تعمیم که قادر به مقابله با کلاس‌های نامتعادل دارد در یک مجموعه آموزشی کوچک استفاده گردید. در ابتدا ویژگی‌هایی برای هر دیتا که به صورت ویژگی‌های استخراج شده برای هر آزمایش (ویدئو) هستند، استخراج شد. ویژگی‌های طیف توان از سیگنال‌های EEG، استخراج گردیده است. لگاریتم‌های طیف توان از باندهای تتا (چهار تا هشت هرتز)، آلفای آرام (هشت تا ۱۰ هرتز)، آلفا (هشت تا ۱۲ هرتز)، بتا (۱۲ تا ۳۰ هرتز) وگاما (بیش از ۳۰ هرتز) از تمامی ۳۲ الکترود بص ورت ویژگی‌هایی استخراج گردیدند. علاوه بر ویژگی‌های طیف توان، تفاوت بین توان طیفی تمامی جفت متقارن الکترودها روی نیمکره راست و چپ جهت اندازه‌گیری عدم تقارن ممکن در فعالیت‌های مغز با توجه به محرک‌های عاطفی استخراج گردید. در آن مطالعه، تعداد کل ویژگی‌های EEG یک آزمایش برای ۳۲ الکترود برابر ۲۱۶ بوده است [۸].

امجدزاده و همکاران روشی جهت بازشناسی حالت‌های مختلف احساسی با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی اخذ شده از پایگاه داده DEAP ارائه دادند و متناسب با نوع سیگنال‌ها ویژگی‌های مختلف و متنوعی در دو حوزه زمان و فرکانس استخراج کرده و با به کارگیری معیار خطی فیشر، بهترین و مؤثرترین ویژگی‌ها را برگزیدند. نتایج این تحقیق نشان داد که سیگنال‌های مغزی نسبت به سیگنال‌های محیطی در ایجاد تمایز بین حالت‌های مختلف احساسی مورد مطالعه موفق‌تر بوده‌اند و طبقه‌بندی کننده KNN در اکثر موارد درصد صحت و دقت بالاتری در طبقه‌بندی کلاس‌های احساسی از خود نشان داده است [۲].

Ozel و همکاران روشی جدید جهت تشخیص احساسات براساس آنالیز زمان–فرکانسی با استفاده از تبدیل چند متغیره سیگنال‌های EEG چندکاناله ارائه نمودند [۹]. این الگوریتم از مفهوم اتصال آنی فرکانس و پهنای باند استفاده می‌کند. پردازش دیتای الکتروفیزیولوژیک عموماً نیازمند اتصال آنالیز زمان–فرکانس به نسبت آنالیزهای زمانی و فرکانسی مجزا می‌باشد. با توجه به این که تبدیل فوریه زمان کوتاه و تبدیل ویولت ابزار مهم در آنالیز زمان–فرکانس هستند، از این روش جهت آنالیز سیگنال‌های EEG به دست آمده از پایگاه داده DEAP جهت تشخیص ۸ حالت احساسی مختلف استفاده شده است. در نهایت با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های درخت تصمیم‌گیری، KNN، SVM و اثر کلی طبقه‌بندی کننده‌ها (Ensemble Classifier) نتایج طبقه‌بندی احساسات گزارش گردید [۹].

Islam و Ahmad روشی بر مبنای آنالیز ویولت جهت طبقه‌بندی احساسات از روی سیگنال‌های EEG اخذ شده از پایگاه داده DEAP براساس روش تبدیل ویولت گسسته ارائه نمودند. مهم‌ترین ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG، ویژگی‌های انرژی ویولت و آنتروپی ویولت بوده که از آن‌ها جهت شناسایی ۴ نوع احساس مختلف با نام‌های شادی، عصبانیت، ناراحتی و آرامش استفاده شده است و از الگوریتم KNN جهت طبقه‌بندی احساسات استفاده شده است [۱۰].

Ordóñez-Bolaños و همکاران روشی بر مبنای تجزیه حالت تجربی کامل بهبود یافته جهت تولید یک سیستم پیش‌بینی احساسات با استفاده از مشخصات سیگنال‌های فیزیولوژیک موجود در پایگاه داده DEAP در سال ۲۰۱۹ ارائه نمودند [۱۱]. در این روش مجموعه ویژگی‌ها با استفاده از روش ضرایب هرمیت تولید شده، سپس اندازه‌گیری استاتیکی چندگانه از اطلاعات به دست آمده از ۳ مؤلفه با نام‌های تجزیه حالت تجربی کامل بهبود یافته، تبدیل ویولت گسسته و حداکثر همپوشانی تبدیل ویولت گسسته انجام شد. همچنین از الگوریتم کاهش بُعد فضای ویژگی نیز استفاده گردید. در نهایت از طبقه‌بندی کننده‌های LDC و KNN (به صورت معماری آبشاری) جهت تعیین کلاس مجموعه ویژگی‌ها استفاده شد [۱۱].

Pane و همکاران روشی جهت طبقه‌بندی ۴ احساس هدف با به کارگیری سیگنال‌های EEG موجود در پایگاه داده DEAP برمبنای روش‌های الگوریتم طبقه‌بندی براساس قانون RIPPER و الگوریتم درخت تصمیم‌گیری (J4.8) و SVM ارائه نمودند. استخراج باندهای فرکانسی مختلف سیگنال‌های EEG توسط به کارگیری فیلتر پاسخ ضربه نامحدود میان‌گذر با پنجره چیشف نوع دوم صورت گرفت، و ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس نیز استخراج گردیدند. در نهایت صحت انواع طبقه‌بندی کننده‌های به کار گرفته شده گزارش گردید [۱۲].

Tong و همکاران روشی را جهت تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های EEG اخذ شده از پایگاه داده DEAP با استفاده از روش انتخاب کانال ارائه دادند. ترکیب چندین ویژگی در حوزه زمان و ویژگی‌های مرکب براساس ویژگی ویولت و اطلاعات آنتروپی به صورت ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG جهت تشخیص احساسات به کار گرفته شد. همچنین از الگوریتم Relief F جهت انتخاب کانال‌های EEG استفاده شد. در نهایت متوسط صحت تشخیص این روش گزارش داده شده است [۱۳].

Shon و همکاران روشی جهت تشخیص احساسات با استفاده از الگوریتم ژنتیک براساس انتخاب ویژگی سیگنال‌های EEG و طبقه‌بندی کننده KNN ارائه نمودند. عملکرد روش ارائه شده با استفاده از به کارگیری پایگاه داده DEAP ارزیابی گردید. ویژگی‌های انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک به عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده KNN جهت تمایز بهتر بین دیتای EEG به کار گرفته شد و نتیجه روش ارائه شده با به کارگیری روش PCA مقایسه گردید و نتایج بهتری را ارائه داد [۱۴].

این پژوهش به منظور یافتن روشی جدید برمبنای استخراج ویژگی‌های تمامی حوزه‌ها (مانند ویژگی‌های مورفولوژیک، ویژگی‌های حوزه زمان و حوزه فرکانس سیگنال، ویژگی‌های آماری و ویژگی‌های چگالی طیف توان سیگنال) با به کارگیری انواع روش‌های طبقه‌بندی، و ارائه الگوریتمی با دقت بالا جهت شناسایی و طبقه‌بندی احساسات پایه انجام شده است. در واقع هدف این مطالعه تلفیق ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG و سایر ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های محیطی (نظیر GSR، EMG، EOG و ...) و با به کارگیری الگوریتم‌های هوشمند جهت طبقه‌بندی، به یک سیستم جهت طبقه‌بندی احساسات پایه در دو کلاس سطح پایین و سطح بالا با دقت بالا است.

## روش

اکثر نظریه‌های جاری در خصوص احساسات [۱۶، ۱۵] معتقدند که فعالیت‌های فیزیولوژیکی بخش مهمی از احساسات هستند. مطالعات مختلف به وجود الگوهای خاصی بر پایه احساسات نیز وجود دارد[۱]. از سیستم اعصاب محیطی بدن سیگنال‌های زیر قابل ثبت هستند: GSR، دامنه تنفس، دمای پوست، ECG، حجم خون توسط پلتیسموگراف، EMG مربوط به ماهیچه‌های گونه و کتف و همچنین EOG [۸].

در این مطالعه از پایگاه داده DEAP استفاده شده است [۸]. در پایگاه داده DEAP تعداد ۴۰ عدد فیلم ویدیویی به عنوان محرک‌های دیداری استفاده شده است. این ویدئوها برای ۳۲ نفر شرکت‌کننده در آزمایش نمایش داده شده است. سیگنال‌های EEG و فیزیولوژیک محیطی توسط ۴۰ الکترود از هر شرکت‌کننده در آزمایش نیز ثبت شده است. در مجموع تعداد آزمایش‌ها برابر ۱۲۸۰ عدد بوده که برای هریک از ۳۲ شرکت‌کننده یک فایل داده تولید شده است که هر یک دارای ۸۰۶۴ نمونه از ۴۰ کانالی که معرفی خواهند شد می‌باشند [۸].

در ادامه به بررسی سیگنال‌های موجود در پایگاه داده پرداخته شده است.

سیگنال GSR از مقاومت پوست اندازه‌گیری نموده و توسط قرار دادن دو الکترود روی بند انتهایی انگشت وسط و انگشت اشاره انجام می‌شود. این مقاومت به علت افزایش تعریق در حالت‌های احساسی مانند استرس یا تعجب اتفاق می‌افتد. اندازه‌گیری سیگنال پلتیسموگراف به صورت حجم خون در انگشت شست شرکت‌کنندگان است [۲]. این اندازه‌گیری همچنین می‌تواند جهت محاسبه نرخ ضربان قلب HR(Heart Rate) توسط شناسایی بیشینه‌های محلی (یعنی ضربان قلب) و همچنین جهت محاسبه تغییرات نرخ ضربانات قلب HRV(Heart Rate Variability) استفاده شود. فشارخون و HRV با احساسات همبستگی دارند از آنجا که استرس می‌تواند باعث افزایش فشارخون شود. همچنین لذت محرک‌ها می‌تواند پاسخ قله ضربان قلب را افزایش دهد. علاوه بر ویژگی‌های HR و HRV، ویژگی‌های طیفی به دست آمده از HRV به صورت ویژگی‌های مفیدی در ارزیابی احساسات نشان داده شده‌اند.

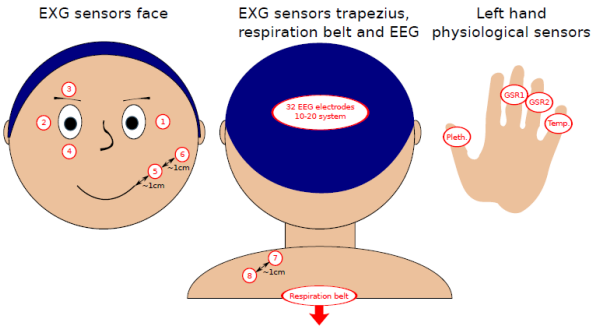
دمای پوست و تنفس نیز ثبت شده‌اند؛ زیرا آن‌ها در حالت‌های احساساتی مختلف متغیر هستند[۲]. تنفس آهسته و آرام در حالت‌های استراحت (آرام) و با آهنگ منظم است، درحالی‌که در آهنگ نامنظم تغییرات سریع و قطع تنفس بیشتر مربوط به تحریک احساساتی مانند عصبانیت و ترس است.

در مورد سیگنال EMG، فعالیت عضله ذوزنقه‌ای در طول گوش دادن به موسیقی و در حالت حرکات سر نیز در پایگاه داده به کار گرفته شده ثبت شده است [۸]. فعالیت عضله گونه بزرگ نیز مانیتور شده بود، درحالی‌که این ماهیچه در هنگام خنده یا لبخند شرکت‌کنندگان فعال می‌شود. عمده توان طیف فرکانس سیگنال EMG در طول انقباض عضلات فرکانس بین چهار تا۴۰ هرتز بود[۸]؛ بنابراین ویژگی‌های فعالیت عضلات از روی انرژی سیگنال‌های EMG به دست آمده در این بازه فرکانسی برای ماهیچه‌های مختلف به دست آمد.

نرخ حرکات چشم از ویژگی‌های دیگری است که با اضطراب ارتباط مستقیم دارد. تأثیر حرکات چشم به صورت سیگنال EOG و نتایج آن در ایجاد قله‌هایی در آن سیگنال است [۸].

داده DEAP در دو موقعیت جداگانه ثبت شده است. داده شرکت‌کنندگان شماره ۱ الی ۲۲ در توئنته، و داده شرکت‌کنندگان ۲۳ الی ۳۲ در ژنو ثبت شده است. با توجه به

تغییر نسخه سخت‌افزاری دستگاه، برخی تغییرات جزئی در فرمت‌ها وجود داشته است. البته ذکر این نکته ضروری است که منظور از کانال EEG، تفاضل دو موقعیت ثبت است. ثانیاً اندازه‌گیری GSR در یک فرمت تفاضلی برای هر موقعیت ثبت وجود دارد. شکل ۲ نشان‌دهنده قرارگیری الکترودها و سنسورهای ثبت سیگنال‌های فیزیولوژیک جهت اخذ سیگنال‌های پایگاه داده مورد نظر است [۸].




**شکل۲: قرارگیری الکترودها و سنسورهای ثبت سیگنال‌های فیزیولوژیک. اندازه‌گیری و ثبت سیگنال‌های EOG و EMG، همچنین GSR، فشار خون (BVP)، دمای پوست و تنفس [۸].**

در ابتدا لازم به ذکر است که موارد زیر در خصوص پیش‌پردازش سیگنال‌های EEG ثبت شده در پایگاه داده اعمال شده‌اند [۱۷]:

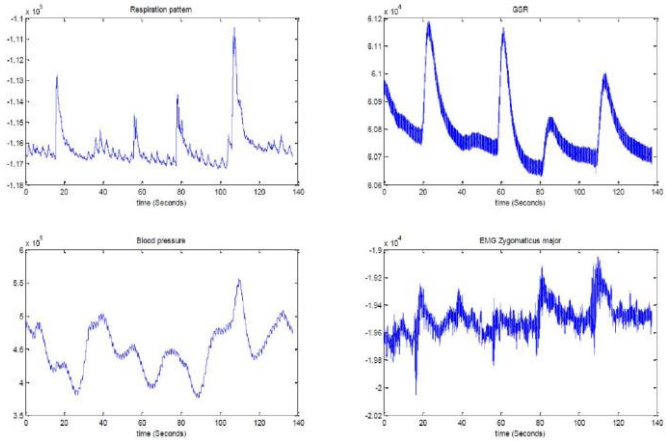
- تمامی داده‌ها در فرکانس ۱۲۸ هرتز کاهش نرخ (Down-Sample) شده‌اند؛
- آرتیفکت‌های EOG حذف شده‌اند [۸]؛
- فیلتر فرکانسی در باند عبور از چهار تا ۴۵ هرتز اعمال گردید؛
- داده‌ها نسبت به مرجع مشترک میانگین‌گیری شده‌اند؛
- کانال‌های EEG براساس ثبت در ژنو ثبت و ذخیره شده‌اند؛
- داده‌ها در قطعات ۶۰ ثانیه‌ای قطعه‌بندی شده و سه ثانیه قبل از قطعه به صورت خط پایه حذف گردید؛
- آزمایش‌ها از طریق نمایش ویدئو ثبت و ضبط گردیده‌اند؛

موارد زیر نیز در خصوص پیش‌پردازش سیگنال‌های EOG، EMG، GSR، تنفس، پلتیسموگراف و دمای پوست ثبت شده اعمال شده‌اند [۱۷]:

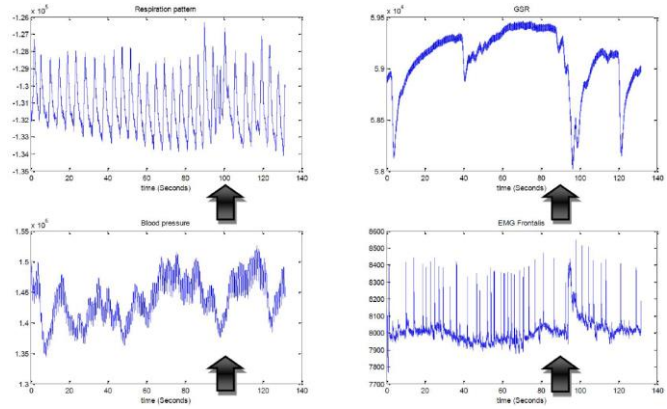
- تمامی داده‌ها در فرکانس ۱۲۸ هرتز کاهش نرخ شده‌اند؛
- داده‌ها در قطعات ۶۰ ثانیه‌ای قطعه‌بندی شده و سه ثانیه قبل از قطعه به صورت خط پایه حذف گردیده؛

پس از آماده‌سازی و پیش‌پردازش داده‌ها، عملیات پردازشی جهت تشخیص و طبقه‌بندی احساسات انجام پذیرفت.

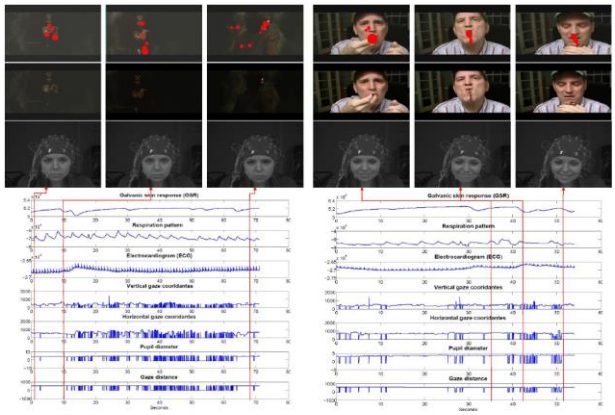
ابتدا داده‌های هر یک از شرکت‌کنندگان در آزمایش که در پایگاه داده DEAP موجود هستند را در نرم‌افزار Matlab فراخوانی نموده و داده‌ها و برچسب‌های هر شرکت‌کننده مشخص شد. تمامی پاسخ‌های فیزیولوژیک در نرخ نمونه‌برداری ۵۱۲ هرتز و سپس در فرکانس ۲۵۶ هرتز جهت کاهش زمان پردازش کاهش نرخ شده‌اند. نویز سیگنال‌هایی نظیر GSR توسط تفاضل زمانی انحراف فرکانس نیز حذف شده‌اند. انحراف (drift) فرکانس پایین توسط هموارسازی سیگنال‌ها روی هر کانال اعمال و محاسبه شد (توسط یک فیلتر هموارساز میانگین‌گیر ۲۵۶ نقطه‌ای). سپس اقدام به رسم هریک از سیگنال‌های مربوط به ۴۰ عدد کانال سیگنال‌های EEG و سیگنال‌های محیطی که پیش از این معرفی شد پرداخته شد. شکل‌های ۳، ۴ و ۵ نشان‌دهنده نمونه‌هایی از برخی سیگنال‌های موجود در پایگاه داده مورد نظر است [۱۸].




**شکل ۳: پاسخ فیزیولوژیک شرکت‌کننده اول به یک صحنه کمدی؛ الگوی تنفس (شکل بالا سمت چپ)، سیگنال GSR (شکل بالا سمت راست)، فشار خون (شکل پایین سمت چپ) و سیگنال EMG مربوط به عضله گونه بزرگ (شکل پایین سمت راست). تأثیر خنده شخص مشاهده کننده را می‌توان در الگوی تنفس و سیگنال EMG شخص مشاهده نمود [۱۸].**

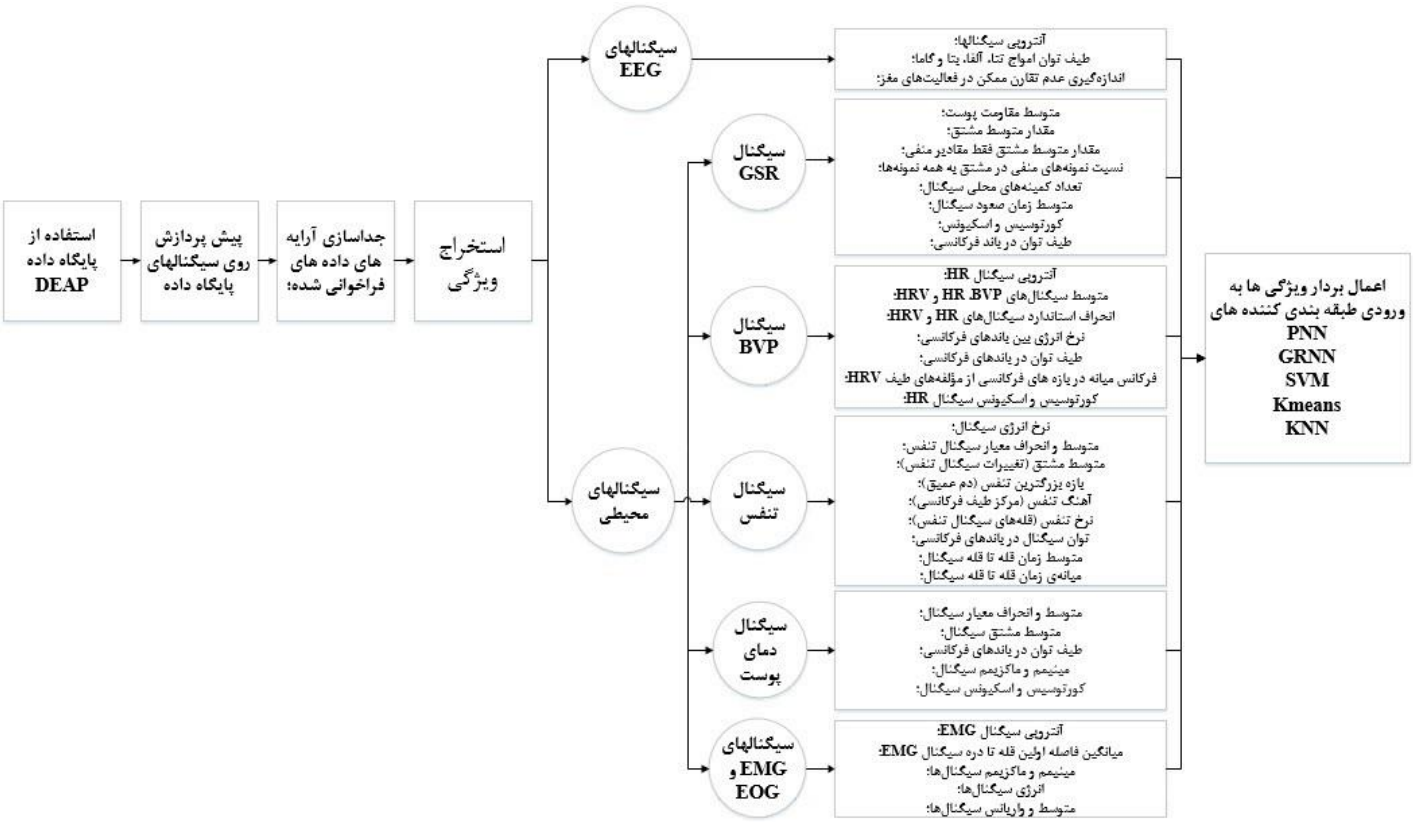



**شکل ٤: پاسخ فیزیولوژیک دومین شرکت‌کننده به یک صحنه تعجب‌آور؛ الگوی تنفس (شکل بالا سمت چپ)، سیگنال GSR (شکل بالا سمت راست)، فشار خون (شکل پایین سمت چپ) و سیگنال EMG مربوط به پیشانی (شکل پایین سمت راست). لحظه‌ای که شرکت‌کننده دچار تعجب می‌شود با فلش در شکل‌ها نشان داده شده است [۱۸].**



**شکل ٥: دو مثال نمونه از ویدئوی حالت ترس (شکل سمت چپ) و حالت چندش آور (مربوط به شکل سمت راست). این تصاویر از فیلم‌های متحرک ثبت شده است. داده‌های خام مربوط به نگاه کردن مستقیم به ویدئو نشان داده شده است. دایره‌های قرمز نشانگر نقاط ثابت و شعاع‌های مربوط به هر نقطه ثابت است. خطوط قرمز نمایانگر لحظات اخذ شدن هریک از تصاویر فوق هستند [۱۸].**

در مرحله فراخوانی سیگنال‌های موجود در پایگاه داده، روال کار به این صورت است که داده مربوط به هر نمونه از پایگاه داده مورد نظر [۱۷] در نرم‌افزار Matlab فراخوانی شد. مجموعاً تعداد ۳۲ نمونه در این پایگاه داده وجود دارد، که از آن‌ها جهت تعیین و طبقه‌بندی احساسات استفاده شده است. شکل ۶ نشان‌دهنده بلوک دیاگرام مراحل انجام پژوهش در این پژوهش است.




**شکل ٦: بلوک دیاگرام مراحل انجام پژوهش**

این داده‌های فراخوانی شده شامل دو آرایه است، آرایه اول به نام data که شامل یک ماتریس با ابعاد ۴۰*۴۰*۸۰۶۴ بوده که به ترتیب معرف video/trial*Channel*data است و آرایه دوم به نام برچسب‌ها (labels) شامل یک ماتریس ۴۰*۴ که معرف video/trial*label است. ماتریس برچسب‌های مربوط به داده‌ها دارای چهار ستون است که به ترتیب شامل ستون‌های ظرفیت (Valence)، برانگیختگی (Arousal)، تسلط (Dominance) و علاقه (Liking) می‌باشند. سپس از هر داده مربوط به هر ویدیوی هر نمونه، سیگنال‌های کانال‌های مربوطه (کانال ۱ الی کانال ۴۰) استخراج شده و از هر سیگنال ویژگی‌هایی که در ادامه معرفی می‌شوند، استخراج شد.

ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های ثبت شده در پایگاه داده شامل دو قسمت هستند، ویژگی‌هایی که از سیگنال‌های EEG استخراج شده و ویژگی‌هایی که از سیگنال‌های فیزیولوژیک محیطی (سیگنال‌های EOG، EMG، GSR، نرخ تنفس، پلتیسموگراف و دمای پوست) استخراج شده‌اند.

در گام بعد، عملیات استخراج ویژگی از سیگنال‌های فراخوانی شده انجام شد. به این صورت که برخی ویژگی‌های نمونه از هر یک از سیگنال‌ها استخراج نموده و سپس بردار ویژگی‌ها جهت طبقه‌بندی نهایی به عنوان ورودی به طبقه‌بندی‌کننده پیشنهادی اعمال شد. در ابتدا بردار ویژگی به ازای نمایش هر ویدیو از روی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها تولیده نموده و برچسب این بردار ویژگی تولید شده

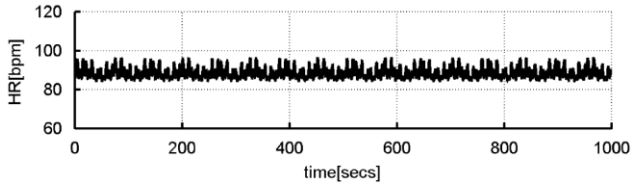
از ماتریس برچسب هر داده استخراج و در کنار بردار ویژگی مربوطه قرار داده شد. این عملیات به ازای تمامی نمونه‌های موجود در پایگاه داده و همچنین به ازای تمامی داده‌های ثبت شده برای هر نمونه انجام داده شد. ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG عبارت‌اند از:

- آنتروپی سیگنال‌های EEG؛
- طیف توان امواج تتا (چهار تا هشت هرتز)، آلفا (هشت تا دوازده هرتز)، بتا (دوازده تا سی هرتز) و گاما (بالاتر از سی هرتز) برای هر الکترود (۳۲ الکترود) [۲]؛
- تفاوت بین طیف توان تمامی جفت الکترودهای روی نیمکره راست و چپ در چهار باند آلفا، بتا، تتا و گاما جهت اندازه‌گیری عدم تقارن ممکن در فعالیت‌های مغزی با توجه به محرک‌های عاطفی [۲]

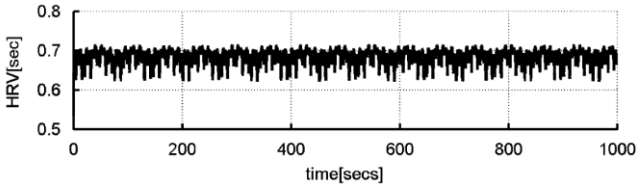
ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال GSR عبارت‌اند از:

- متوسط مقاومت پوست [۲]
- مقدار متوسط مشتق [۲]
- مقدار متوسط مشتق فقط مقادیر منفی (متوسط نرخ کاهش دوره زمانی) [۲]
- نسبت نمونه‌های منفی در مشتق به همه نمونه‌ها [۲]
- تعداد کمینه‌های محلی سیگنال GSR [۲]
- متوسط زمان صعود سیگنال [۱۸]
- کورتوسیس (kurtosis) [۱۸]
- اسکیونس (skewness) [۱۸]
- طیف توان در باند فرکانسی صفر تا ۲/۴ هرتز؛

لازم به ذکر است که می‌توان از روی سیگنال BVP، سیگنال‌های HR، دوره تناوب فاصله بین ضربان‌ها (IBI) و HRV را به دست آورد. سیگنال HR توسط شناسایی بیشینه‌های سیگنال BVP به دست می‌آید (شکل ۷) و سیگنال IBI از محاسبه دوره تناوب فاصله بین این ضربان‌های قلب به دست می‌آید؛ همچنین سیگنال HRV از روی محاسبه تغییرات سیگنال HR به دست می‌آید [۲]. اگر زمان بین قله‌های متوالی استخراج شده به صورت تابعی از زمان رسم شود به یک نمودار مشابه شکل ۷ می‌رسد که به آن سیگنال ضربانات قلب گفته می‌شود. علاوه بر این، با استفاده از بردار سیگنال HR می‌توان به یک سیگنال جدید به نام سیگنال HRV به صورت شکل ۸ دست پیدا کنیم. شکل‌های ۷ و ۸ نشان‌دهنده سیگنال‌های HR و HRV می‌باشند.




**شکل ۷) یک سیگنال Heart Rate نمونه.**




**شکل ۸: یک سیگنال Heart Rate Variability (HRV) نمونه**

ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال BVP عبارت‌اند از:

- آنتروپی سیگنال HR
- متوسط سیگنال BVP [۱۸]
- متوسط سیگنال‌های HR و HRV [۲]
- انحراف استاندارد سیگنال‌های HR و HRV [۲]
- نرخ انرژی بین باندهای فرکانسی ۰/۱۵–۰/۰۴ هرتز و ۰/۵–۰/۱۵ هرتز [۲]؛
- طیف توان در باندهای فرکانسی ۰/۲–۰/۱ هرتز، ۰/۳–۰/۲ هرتز و ۰/۴–۰/۳ هرتز [۲]
- فرکانس میانه در بازه ۰/۱۵–۰/۰۸ هرتز و بازه فرکانس بالا ۰/۵–۰/۱۵ هرتز از مؤلفه‌های طیف توان HRV
- کورتوسیس و اسکیونس از سیگنال HR [۱۸]

ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال تنفس عبارت‌اند از:

- نرخ انرژی سیگنال (عبارت است از تفاوت لگاریتم انرژی بین باند فرکانسی پایین ( ۰/۰۵ تا ۰/۲۵ هرتز) و باند فرکانسی بالا (۰/۲۵ تا ۵ هرتز)) [۲،۱۸]
- متوسط سیگنال تنفس [۲،۱۸]
- متوسط مشتق (تغییرات سیگنال تنفس) [۲،۱۸]
- انحراف معیار سیگنال تنفس [۲،۱۸]
- بازه بزرگترین تنفس (دم عمیق) [۲،۱۸]
- آهنگ تنفس (مرکز طیف فرکانسی) [۲،۱۸]
- نرخ تنفس (قله‌های سیگنال تنفس) [۲،۱۸]
- توان سیگنال در باند فرکانسی ۰ تا ۰/۴ هرتز [۲،۱۸]
- متوسط زمان قله تا قله سیگنال [۲]
- میانه زمان قله تا قله سیگنال [۲]

ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال دمای پوست عبارت‌اند از:

- متوسط و انحراف معیار سیگنال [۲]
- متوسط مشتق سیگنال [۲]
- طیف توان در باندهای فرکانسی (۰/۱-۰ هرتز) و (۰/۲-۰/۱ هرتز) و (۰/۴ – ۰/۳ هرتز) [۱۸]
- مینیمم و ماکزیمم [۱۸]
- کورتوسیس و اسکیونس [۱۸]

ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EOG و EMG عبارت‌اند از:

- آنتروپی سیگنال EMG؛
- میانگین فاصله اولین قله تا دره سیگنال EMG
- مینیمم و ماکزیمم سیگنال‌ها
- انرژی سیگنال‌ها [۲،۱۸]
- متوسط و واریانس سیگنال‌ها [۲،۱۸].

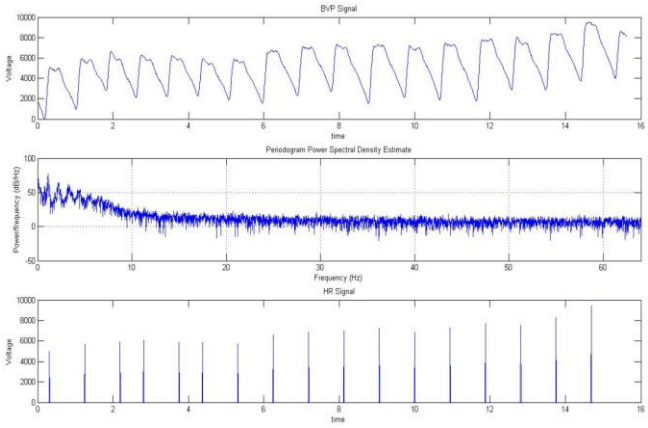
در این مطالعه جهت طبقه‌بندی احساسات معرفی شده با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های زیستی از چندین الگوریتم طبقه‌بندی استفاده شده است. طبقه‌بندی کننده‌های شبکه عصبی از نوع (Probabilistic Neural Network)PNN و (General Regression Neural Network)GRNN، طبقه‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و KNN و الگوریتم خوشه‌بندی K-means جهت تشخیص و طبقه‌بندی نهایی احساسات در دو کلاس سطح پایین و سطح بالا در این پژوهش استفاده شده است.

دلیل استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی براساس شبکه‌های عصبی پایه شعاعی (که شامل دو نوع مختلف شبکه‌های احتمالی یا PNN و شبکه‌های رگرسیونی یا GRNN می‌باشد) این است که این شبکه‌ها به نسبت شبکه پس‌انتشار نیاز به نورون‌های بیشتری دارند؛ اما حسن آن‌ها در زمان طراحی کوتاه‌تر آن‌ها نسبت به شبکه‌های استاندارد پس‌انتشار می‌باشد. این شبکه‌ها زمانی که بردارهای آموزشی بسیار زیاد باشد دارای بهترین کارایی هستند. در نتیجه در مطالعه حاضر به علت بالا بودن تعداد داده‌های آموزشی، از این شبکه‌های عصبی احتمالی استفاده شده است. همچنین به کارگیری روش طبقه‌بندی KNN به علت این که این الگوریتم یک روش مبتنی بر نمونه و از نوع با ناظر می‌باشد قابل توجیه است. اساس کار این الگوریتم مقایسه میزان شباهت نمونه جدید با نمونه‌های موجود در دیتای اولیه آموزشی می‌باشد. دلیل استفاده از روش طبقه‌بندی KNN، این است که این روش طبقه‌بندی دارای سرعت آموزشی بالایی است و نیز دارای فرآیند یادگیری ساده بوده و این که این روش در برابر مجموعه‌های آموزشی که دارای نویز هستند مقاوم است. هرچند نتایج این الگوریتم مبتنی بر مقدار k بوده و به علت با ناظر بودن فرایند اجرای آن و این که دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی است، ممکن است زمان اجرای الگوریتم طبقه‌بندی را افزایش دهد. الگوریتم طبقه‌بندی SVM یک ابزار بسیار قدرتمند است و در زمینه‌های مختلفی مانند طبقه‌بندی و مدل‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. دلیل استفاده از این روش طبقه‌بندی این است که این روش دارای آموزش نسبتاً ساده‌ای در مقایسه با روش‌های شبکه‌های عصبی است و برخلاف شبکه‌های عصبی، روش SVM در ماکزیمم‌های محلی گیر نمی‌افتد. همچنین روش SVM برای داده‌هایی با ابعاد بالا روش مناسبی است؛ زیرا یک توازن بین پیچیدگی محاسباتی روش و میزان خطای آن برقرار می‌کند. در این مطالعه از تابع کرنل خطی در الگوریتم طبقه‌بندی کننده SVM استفاده شده است. در خصوص استفاده از روش خوشه‌بندی K-means، پارامترهای ارزیابی این روش جهت انجام خوشه‌بندی، محاسبه فاصله اقلیدسی (جهت تعیین فاصله بین مرکز هر دسته و نقاط داده‌های مورد ارزیابی) و استفاده از الگوریتم K-means++ است. مطابق مطالعه Arthur و Vassilvitskii، الگوریتم K-means++ زمان اجرای الگوریتم Lliod و کیفیت حل نهایی را بهبود

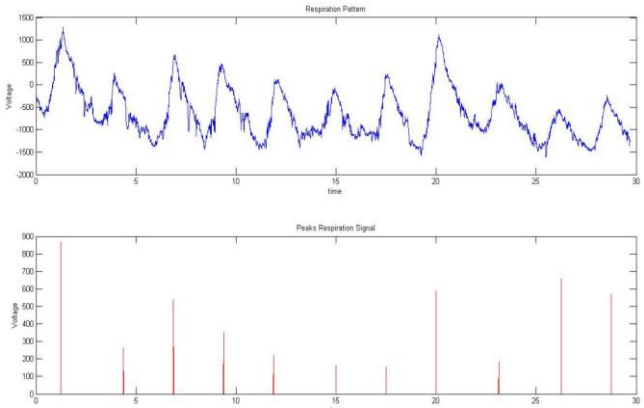
بخشیده است [۱۹]. مطابق این نظریه، این روش دارای همگرایی سریع‌تر نیز می‌باشد. در مجموع، با توجه به موارد استفاده و مزایای روش‌های استفاده شده در این مقاله جهت طبقه‌بندی احساسات با به کارگیری ویژگی‌های مستخرج از سیگنال‌های فیزیولوژیک، روش‌های طبقه‌بندی معرفی شده مورد استفاده قرار گرفت.

## نتایج

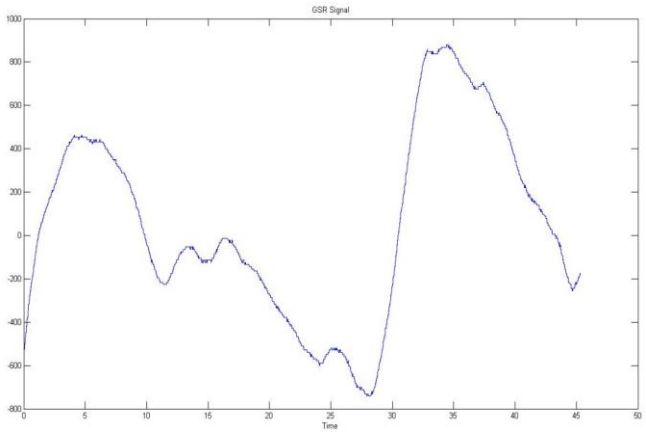
با توجه به این که در پایگاه داده DEAP تعداد ۴۰ عدد فیلم ویدئویی به عنوان محرک‌های دیداری استفاده شده است و این ویدئوها برای ۳۲ نفر شرکت‌کننده در آزمایش نمایش داده شده است، اقدام به پردازش داده‌ها شد. در شکل‌های ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ چند نمونه از سیگنال‌های معرفی شده از پایگاه داده نمایش داده شده است.



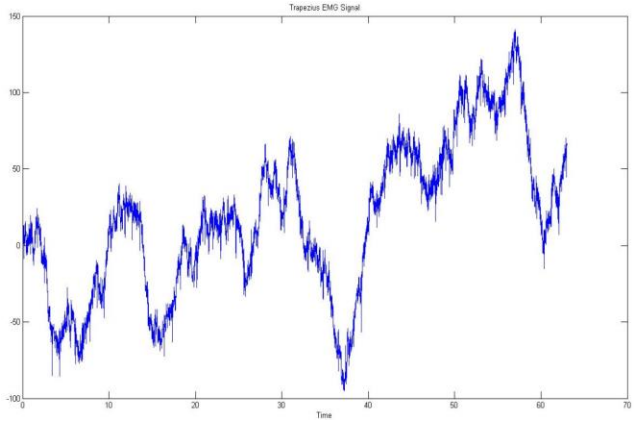

**شکل ۹: نمونه‌ای از سیگنال BVP از نمونه شماره یک الف) سیگنال BVP ب) طیف فرکانسی سیگنال "الف" ج) سیگنال نرخ ضربان قلب (Heart Rate) استخراج شده از سیگنال "الف".**




**شکل ۱۰: نمونه‌ای از سیگنال نرخ تنفس از نمونه شماره یک الف) سیگنال نرخ تنفس ب) قله‌های استخراج شده از سیگنال "الف"**




**شکل ۱۱: نمونه‌ای از سیگنال پاسخ الکتریکی پوست (GSR) از نمونه شماره یک**




**شکل ۱۲: نمونه‌ای از سیگنال tEMG از نمونه شماره یک**

پس از معرفی طبقه‌بندی کننده‌های استفاده شده در این تحقیق در بخش روش انجام پژوهش، نتایج نهایی حاصل از طبقه‌بندی احساسات را برای دو حالت کلی سیگنال‌های EEG و سیگنال‌های محیطی جهت طبقه‌بندی احساسات ظرفیت، انگیختگی، تسلط و علاقه (دوست داشتن)/ دوست نداشتن گزارش شدند. همچنین با به کارگیری الگوریتم PCA، تعداد بُعد ویژگی‌های استخراج شده هر دسته جهت افزایش بازدهی نتایج تحقیق به بُعدهای پایین‌تر تبدیل شدند و در هر مرحله میزان صحت طبقه‌بندی کننده‌ها ارزیابی گردیده و در بهترین حالت، نتایج مطابق جدول ۱ گزارش گردید.

**جدول ۱: نتایج حاصل از درصد صحت حاصل از طبقه‌بندی توسط الگوریتم‌های طبقه‌بندی کننده معرفی شده (توسط روش 4-fold Cross Validation)**

| درصد حساسیت طبقه‌بندی توسط ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های محیطی | | | | درصد حساسیت طبقه‌بندی توسط ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال EEG | | | | الگوریتم طبقه‌بندی |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| علاقه | تسلط | انگیختگی | ظرفیت | علاقه (Liking) | تسلط (Dominance) | انگیختگی (Arousal) | ظرفیت (Valence) | |
| ٪۶۵/۲ | ٪۶۷/۸ | ٪۷۰ | ٪۷۲/۹ | ٪۶۶/۸ | ٪۷۰/۲ | ٪۷۳/۷ | ٪۷۵/۳ | PNN |
| ٪۶۶ | ٪۶۲/۸ | ٪۶۸/۸ | ٪۶۵ | ٪۶۷/۲ | ٪۷۰/۹ | ٪۷۱/۹ | ٪۷۴/۴ | GRNN |
| ٪۸۲/۵ | ٪۷۳/۲ | ٪۷۶/۲ | ٪۷۶/۸ | ٪۸۰/۲ | ٪۷۵/۸ | ٪۷۸/۸ | ٪۷۸/۳ | SVM |
| ٪۷۶ | ٪۷۳/۳ | ٪۷۰/۲ | ٪۷۸/۸ | ٪۷۹/۹ | ٪۷۹/۶ | ٪۷۶/۸ | ٪۸۰/۱ | K-means |
| ٪۷۵/۲ | ٪۶۹/۸ | ٪۵۸/۹ | ٪۶۰/۱ | ٪۷۸ | ٪۷۳/۵ | ٪۶۰/۸ | ٪۶۸/۲ | KNN |

جهت ارزیابی اعتبارسنجی الگوریتم پیشنهاد شده در این مطالعه، از روش اعتبارسنجی k-fold استفاده شده است. روش اعتبارسنجی یک روش جهت ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی کننده با به کارگیری قطعه‌بندی نمونه‌های اصلی به یک مجموعه آموزشی جهت آموزش مدل و یک مجموعه تست جهت ارزیابی آن می‌باشد. در روش اعتبارسنجی k-fold نمونه‌های اصلی به صورت تصادفی در k زیرگروه با سایز مساوی تقسیم می‌شوند. از زیرنمونه‌های k، یک زیرنمونه به عنوان دیتای اعتبارسنجی (validation) برای تست کردن مدل مجدداً آموزش داده می‌شود و k-1 زیرنمونه باقی‌مانده جهت دیتای آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرند. فرآیند اعتبارسنجی به مقدار k مرتبه تکرار می‌شود، به طوری که هر یک از k زیرنمونه دقیقاً یک‌بار به صورت دیتای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار بگیرند. مزیت استفاده از این روش این است که تمامی مشاهدات هم برای آموزش و هم برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند و هر مشاهده به عنوان اعتبارسنجی دقیقاً یک‌بار استفاده می‌شود. با توجه به توضیحات فوق، در این پژوهش از روش‌های اعتبارسنجی 4-Fold و 10-Fold استفاده شده است. در این تحقیق تعداد ۸۵٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۱۵٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آزمایشی در نظر گرفته شدند. لازم به ذکر است که مجموعاً ۱۰۰ مرتبه اجرای برنامه انجام گردیده و در نهایت میانگین صحت نتایج به دست آورده شد. نتایج بیان شده در جدول ۱ مربوط به خروجی‌های دقت طبقه‌بندی کننده‌های مختلف به ازای روش‌های اعتبارسنجی 4-fold و 10-fold می‌باشد که بهترین نتایج حاصل از به کارگیری این روش در ستون آخر جدول ۲ آورده شده است. همچنین در جدول ۲، بهترین نتایج صحت پژوهش انجام شده با برخی از بهترین نتایج مقالات مشابه پیشین در این حوزه مقایسه شده است. با توجه به اطلاعات جدول ۲، در احساسات طبقه‌بندی شده در این تحقیق، الگوریتم ارائه شده نتایج بهتری نسبت به دو الگوریتم کاملاً مشابه قبلی [۸، ۲] ارائه داده است. در نتایج تحقیق، جهت شناسایی احساسات ظرفیت، برانگیختگی و تسلط، نتایج ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG نسبت به نتایج ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های محیطی دارای دقت بالاتری بوده است؛ اما در نتایج طبقه‌بندی احساس علاقه، ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های محیطی نتایج بهتری نسبت به ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG ارائه داده است. ضمناً در تحقیق انجام شده طبقه‌بندی احساس تسلط نیز با نتایج نسبتاً مناسبی صورت گرفته است که این احساس در تحقیقات کاملاً مشابه پیشین [۸، ۲] مورد طبقه‌بندی قرار نگرفته است. طبق جدول ۱، مشاهده می‌شود که طبقه‌بندی کننده SVM در انجام طبقه‌بندی احساسات برانگیختگی و علاقه دارای عملکرد بهتری بوده و روش K-means در انجام طبقه‌بندی احساسات ظرفیت و تسلط دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها بوده است.

## بحث و نتیجه‌گیری

در مطاالعه حاضر پایگاه داده DEAP جهت طبقه‌بندی احساسات استفاده شده است [۱۷]. این پایگاه داده شامل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و سیگنال‌های فیزیولوژیکی محیطی مربوط به ۳۲ داوطلب ثبت شده می‌باشد، به طوری که هرکدام ۴۰ مورد ویدئوی یک دقیقه‌ای را تماشا کرده‌اند. شرکت‌کنندگان در هر ویدئو از نظر سطح انگیختگی، ظرفیت، دوست داشتن/دوست نداشتن، تسلط و آشنایی با ویدئوی مشاهده شده امتیاز داده شدند. برای ۲۲ نفر از ۳۲ شرکت کننده، ویدئوی چهره از روبه رو نیز در پایگاه داده ثبت شد. روش نوین در انتخاب محرک با استفاده از بازیابی توسط برچسب‌های عاطفی از قبل ارائه می‌شود [۸]. در پژوهش انجام شده جهت طبقه‌بندی تک‌آزمایشی سطح پایین و بالای مربوط به ظرفیت، انگیختگی، تسلط و علاقه (دوست داشتن)/دوست نداشتن، توسط رتبه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها با استفاده از ارائه الگوریتم‌هایی بر روی سیگنال‌های EEG و سیگنال‌های فیزیولوژیکی محیطی (نظیر سیگنال‌های الکترومایوگرام، الکترواوکولوگرام، پاسخ الکتریکی پوست، نرخ تنفس، پلتیسموگرام و دمای پوست) انجام داده شده است.

در ابتدا پس از فراخوانی سیگنال‌ها از پایگاه داده DEAP، پیش پردازش اولیه بر روی داده‌ها انجام شد. سپس ویژگی‌های ذکر شده در حوزه‌های مختلف استخراج گردید و بردار ویژگی‌ها به عنوان ورودی‌های طبقه‌بندی کننده به کار گرفته شد.

در این مقاله از طبقه‌بندی کننده‌های شبکه‌های عصبی PNN و GRNN، طبقه‌بندی کننده SVM و KNN، همچنین از الگوریتم خوشه‌بندی K-means جهت تشخیص و طبقه‌بندی نهایی احساسات در دو کلاس سطح پایین و سطح بالا استفاده شده است.

در جدول ۲ بالاترین درصد صحت نتایج الگوریتم پیشنهاد شده با دو تحقیق پیشین که دقیقاً از کلاس‌های مشابه این مطالعه و نیز از پایگاه داده مشابه معرفی شده در این تحقیق

استفاده نموده‌اند مقایسه شده است. لازم به ذکر است سایر تحقیقات معرفی شده در بخش مقدمه این مقاله که نتایج آن‌ها در جدول ۲ ذکر نشده است، از داده‌های ثبت شده توسط محققین آن مقالات استفاده شده و یا احساسات طبقه‌بندی شده در آن مقالات در حالت کلی مشابه احساسات و برچسب‌های پایگاه داده DEAP نبوده است، لذا مقایسه نتایج پژوهش حال حاضر با نتایج آن پژوهش‌ها نتایج صحیحی را ارائه نخواهد داد.

در نهایت پس از ارائه روش به کار گرفته شده به صورت روشی برمبنای استخراج ویژگی‌های تمامی حوزه‌ها (مانند ویژگی‌های مورفولوژیک، ویژگی‌های حوزه زمان و حوزه فرکانس سیگنال، ویژگی‌های آماری و ویژگی‌های چگالی طیف توان سیگنال؛ همچنین استفاده از روش PCA جهت کاهش بُعد ویژگی‌های استخراج شده) با به کارگیری انواع روش‌های طبقه‌بندی، با توجه به نتایج ارائه شده در جداول ۱ و ۲، در این مطالعه به الگوریتمی با دقت بالا (در مقایسه با سایر پژوهش‌های مشابه پیشین) جهت شناسایی و طبقه‌بندی احساسات معرفی شده به دست آمد.

پیشنهاداتی که می‌توان جهت بهبود پژوهش انجام شده ارائه نمود در قالب موارد زیر خلاصه می‌شوند:

- اخذ دیتای سیگنال‌های فیزیولوژیک مختلف از اشخاص تحت آزمایش توسط محققیق و تولید پایگاه داده‌ی جدید؛
- تولید ویدیوهای مرتبط و شناخته شده و دارای استانداردهای بروز شده و ارائه آنها به نمونه‌های تحت آزمایش؛
- استفاده از ویژگی‌های بیشتری در حوزه‌های مختلف که تمایزپذیری مناسب‌تری ایجاد کنند؛
- استفاده از روش‌های طبقه‌بندی کننده جدید و با دقت بالا.

## تعارض منافع

بدین‌وسیله نویسندگان تصریح می‌نمایند که هیچ‌گونه تضاد منافعی در خصوص پژوهش حاضر وجود ندارد.

**جدول ۲: مقایسه صحت بهترین نتایج پژوهش انجام شده با مطالعات پیشین**

| نام نویسندگان/ سیگنال‌ها | | سلیمانی[۱۸] | | امجدزاده و همکاران [۲] | | Ozel و همکاران [۹] | | Islam و Ahmad [۱۰] | | Ordóñez-Bolaños و همکاران [۱۱] | | Pane و همکاران [۱۲] | | Shon و همکاران [۱٤] | | نتایج الگوریتم پیشنهاد شده (10-fold Cross Validation) | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG | سیگنال‌های محیطی | سیگنال EEG |
| ظرفیت (Valence) | Bayes | ٪۶۲/۷ | ٪۵۷/۶ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | LDA | – | – | ٪۶۰/۱۶ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | K-means | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۷۹/۹ | ٪۸۲/۳ |
| برانگیختگی (Arousal) | Bayes | ٪۵۷ | ٪۶۲ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | KNN | – | – | ٪۵۸/۵۲ | ٪۶۲/۸۹ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | SVM | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۷۵/۸ | ٪۷۶/۹ |
| تسلط (Dominance) | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | K-means | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۷۶/۸ | ٪۸۲/۳ |
| علاقه (Liking) | Bayes | ٪۵۹/۱ | ٪۵۵/۴ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | KNN | – | – | ٪۶۶/۴۸ | ٪۶۶/۵۶ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | SVM | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۸۵/۵ | ٪۸۲/۴ |
| Calm* Stress** | KNN with GA | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۷۱/۷۶ | - | - |
| تشخیص ۸ احساس کلی | Decision Tree | – | – | – | – | – | ٪۸۵/۸۰ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | SVM | – | – | | – | – | ٪۸۷/۲۴ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | KNN | – | – | – | – | – | ٪۸۶/۹۳ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| | Ensemble Classifier | – | – | – | – | – | ٪۸۶/۴۶ | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – |
| تشخیص ۴ احساس (شادی، عصبانیت، ناراحتی و آرامش) | KNN | – | – | – | – | – | – | – | حساسیت: ٪۷۸/۷ اختصاصی: ٪۸۲/۸ صحت: ٪۶۲/۳ | – | – | – | – | | | – | – |
| | SVM | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۶۹/۱۲ | – | – | – | – |
| | Decision Tree (J4.8) | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۶۸/۱۹ | – | – | – | – |
| | RIPPER | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۶۹/۱۲ | – | – | – | – |
| Low Arousal Low valence & (LALV) | Classifiers (LDC & KNN as cascade architectures) | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۹۵/۲۸ | – | – | – | – | – | – |
| &High Arousal Low valence (HALV) | | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۶۴/۱۵ | – | – | – | – | – | – |
| &Low Arousal High valence (LAHV) | | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۷۴/۵۳ | – | – | – | – | – | – |
| High High &Arousal Valence (HAHV) | | – | – | – | – | – | – | – | – | – | ٪۶۴/۱۵ | – | – | – | – | – | – |

* $(arousal < 4) \cap (4 < valence < 6)$

** $(arousal > 5) \cap (valence < 3)$

## References


**1.** Wang Y, Mo J. Emotion feature selection from physiological signals using tabu search. 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC); May 25-27; Guiyang, China: IEEE; 2013. p. 3148-50. doi: 10.1109/CCDC.2013.6561487

**2.** Amjadzadeh M, AnsariAsl K, Hedayatipour S. Recognize different emotional states using physiological signals and select the best features using Fisher scale. The Second Regional Conference on New Achievements in Electrical and Computer Engineering. Islamic Azad University, Jouybar Branch; 2014. p. 304-9. [In Persian].

**3.** Wang XW, Nie D, Lu BL. Emotional state classification from EEG data using machine learning approach. Neurocomputing. 2014 Apr 10;129:94-106. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.06.046

**4.** Jerritta S, Murugappan M, Wan K, Yaacob S. Emotion detection from QRS complex of ECG signals using hurst exponent for different age groups. Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction; 2013 Sep 2-5; Geneva, Switzerland: IEEE; 2013. p. 849-54. doi: 10.1109/ACII.2013.159

**5.** Wang HL, Cheong LF. Affective understanding in film. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 2006 30;16(6):689-704.

**6.** Xianhai G. Study of emotion recognition based on electrocardiogram and RBF neural network. Procedia Engineering. 2011;15:2408-12. https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.08.452

**7.** Verma GK, Tiwary US. Multimodal fusion framework: A multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signals. Neuroimage 2014;102 Pt 1:162-72. doi: 10.1016/j.neuroimage.2013.11.007

**8.** Koelstra S, Muhl C, Soleymani M, Lee JS, Yazdani A, Ebrahimi T, Pun T, Nijholt A, Patras I. Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals. IEEE Transactions on Affective Computing 2011;3(1):18-31. DOI: 10.1109/T-AFFC.2011.15

**9.** Ozel P, Akan A, Yilmaz B. Synchrosqueezing transform based feature extraction from EEG signals for emotional state prediction. Biomedical Signal Processing and Control 2019;52:152-61. doi:10.1016/J.BSPC.2019.04.023

**10.** Islam MR, Ahmad M. Wavelet analysis based classification of emotion from EEG signal. International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE); 2019 Feb 7-9; Cox'sBazar, Bangladesh, Bangladesh: IEEE; 2019. p. 1-6. doi: 10.1109/ECACE.2019.8679156

**11.** Ordóñez-Bolaños OA, Gómez-Lara JF, Becerra MA, Peluffo-Ordóñez DH, Duque-Mejía CM, Medrano-David D, et al. Recognition of emotions using ICEEMD-based characterization of multimodal physiological signals. 10th Latin American Symposium on Circuits & Systems (LASCAS); 2019 Feb 24; Armenia, Colombia, Colombia: IEEE; 2019. p. 113-6. doi: 10.1109/LASCAS.2019.8667585

**12.** Pane ES, Hendrawan MA, Wibawa AD, Purnomo MH. Identifying rules for electroencephalograph (EEG) emotion recognition and classification. 5th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering (ICICI-BME); 2017 Nov 6-7; Bandung, Indonesia: IEEE; 2017. p. 167-72. doi: 10.1109/ICICI-BME.2017.8537731

**13.** Tong L, Zhao J, Fu W. Emotion Recognition and Channel Selection Based on EEG Signal. 11th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA); 2018 Sep 22; Changsha, China: IEEE; 2018. p. 101-5. doi: 10.1109/ICICTA.2018.00031

**14.** Shon D, Im K, Park JH, Lim DS, Jang B, Kim JM. Emotional Stress State Detection Using Genetic Algorithm-Based Feature Selection on EEG Signals. Int J Environ Res Public Health 2018;15(11):2461. doi: 10.3390/ijerph15112461

**15.** Sander D, Grandjean D, Scherer KR. A systems approach to appraisal mechanisms in emotion. Neural Netw 2005;18(4):317-52. doi: 10.1016/j.neunet.2005.03.001

**16.** Kelm P, Schmiedeke S, Sikora T. Feature-based video key frame extraction for low quality video sequences. 10th Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services; 2009 May 6-8; London, UK: IEEE; 2009. p. 25-8. doi: 10.1109/WIAMIS.2009.5031423

**17**. DEAP Dataset: [cited 2015 Jun 2] https://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap

**18.** Soleymani M. Implicit and Automated Emotional Tagging of Videos [dissertation]. Geneve: University of Informatic Geneve; 2011.

**19.** Arthur D, Vassilvitskii S. K-means++: The Advantages of Careful Seeding, SODA'07 Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms; Philadelphia, PA United States: Society for Industrial and Applied Mathematics; 2007. p. 1027–35.

**20.** Kim KH, Bang SW, Kim SR. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. Med Biol Eng Comput 2004;42(3):419-27. doi: 10.1007/BF02344719

**21.** Ishino K, Hagiwara M. A feeling estimation system using a simple electroencephalograph. SMC'03 Conference Proceedings. 2003 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Conference Theme - System Security and Assurance (Cat. No.03CH37483); 2003 Oct 8; 2003; Washington, DC, USA: IEEE; 2003. p. 4204-9. doi: 10.1109/ICSMC.2003.1245645

**22.** Lahane P, Sangaiah AK. An approach to EEG based emotion recognition and classification using kernel density estimation. Procedia Computer Science 2015;48:574-81. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.138

**23.** Murugappan M. Human emotion classification using wavelet transform and KNN. International Conference on Pattern Analysis and Intelligence

Robotics; 2011 28-29 Jun; Putrajaya, Malaysia: IEEE; 2011. p. 148-53. DOI: 10.1109/ICPAIR.2011.5976886
**24.** Yaacob H, Abdul W, Kamaruddin N. Classification of EEG signals using MLP based on categorical and dimensional perceptions of emotions. 5th International Conference on Information and Communication Technology for the Muslim World (ICT4M); 2013 Mar 26-27; Rabat, Morocco: IEEE; 2013. p. 1-6. doi: 10.1109/ICT4M.2013.6518914
**25**. Duan RN, Zhu JY, Lu BL. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification. 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER); 2013 Nov 6-8; San Diego, CA, USA: IEEE; 2013. p. 81-4. doi: 10.1109/NER.2013.6695876
**26.** Cornelius RR. The Science of Emotion: Research and Tradition in the Psychology of Emotion. 1st ed. London: Pearson; 1995.
**27.** Hanjalic A, Xu LQ. Affective video content representation and modeling. IEEE Transactions on Multimedia 2005;7(1):143-54.
**28**. Picard RW. Affective Computing. London: MIT Press; 1997.
**29.** Boersma P, Weenink D. PRAAT, a system for doing phonetics by computer. Glot International 2001;5(9):341-5.
**30.** Thompson T, Steffert T, Ros T, Leach J, Gruzelier J. EEG applications for sport and performance. Methods. 2008;45(4):279-88. https://doi.org/10.1016/j.ymeth.2008.07.006

Original Article

*Journal of Health and Biomedical Informatics*
*Medical Informatics Research Center*
*2020; 7(2): 214-231*

# Detection and Classification of Emotions Using Physiological Signals and Pattern Recognition Methods

**Safdarian Naser[1]*, Naji Mohsen[2]**

• **Received:** 29 Apr 2019 • **Accepted:** 04 Aug 2019

**Introduction:** Emotions play an important role in health, communication, and interaction between humans. The ability to recognize the emotional status of people is an important indicator of health and natural relationships. In DEAP database, electroencephalogram (EEG) signals as well as environmental physiological signals related to 32 volunteers are registered. The participants in each video were rated in terms of level of arousal, capacity, liking/disliking, proficiency, and familiarity with the video they watched.

**Method:** In this study, a practical empirical method was adopted to classify capacity, arousal, proficiency, and interest by ranking the features extracted from signals using algorithms on EEG signals and environmental physiological signals (such as electromyography (EMG), electrooculography (EOG), galvanic skin response (GSR), respiration rate, photoplethysmography (PPG), and skin temperature. After initializing the signals from the database and pre-processing them, various features in the time and frequency domain were extracted from all signals. In this study, SVM and KNN classifiers, K-means clustering algorithm, and neural networks, such as PNN and GRNN were used to identify and classify emotions.

**Results:** It was indicated in this study that the results of the classification of emotions using various methods and classifiers were well-established with high accuracy. The best accuracy results were obtained by applying the proposed method using SVM classifier based on features extracted from environmental signals (85.5%) and EEG signals (82.4%).

**Conclusion**: According to the results of the classification of emotions in this study, the proposed algorithm provides relatively better results compared with previous similar methods.

**Keywords:** Classification of Emotions, EEG Signals, Physiological Signals, Feature Extraction, Signal Processing

• **Citation:** Safdarian N, Naji M. Detection and Classification of Emotions Using Physiological Signals and Pattern Recognition Methods. Journal of Health and Biomedical Informatics 2020; 7(2): 214-31. [In Persian]

1. M.Sc. in Biomedical Engineering, Instructor, Young Researchers and Elite Club, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran
2. Ph.D. in Biomedical Engineering, Assistant Professor, Biomedical Engineering Dept., Dezful Branch, Islamic Azad University, Dezful, Iran

***Corresponding Author**: Naser Safdarian
**Address:** Young Researchers and Elite Club, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran
• **Tel:** 09368173934 • **Email:** naser.safdarian@yahoo.com