بازشناسی خودکار حالت عاطفی مبتنی بر تغییرات فیزیولوژیک

بهروز مجرّدشفیعی[1]، محمّدرضا یزدچی[2] و مهران عمادی اندانی[3]
[1] کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی، دانشکدهٔ فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان
[2و3] استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکدهٔ فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان

چکیده:

بازشناسی خودکار حالت عاطفی به‌منظور بهبود ارتباط انسان و رایانه، تحقیقات بالینی و کاربردهای متنوّع دیگر در چند سال اخیر مورد توجّه محقّقان بوده است. از جمله روش‌های بازشناسی خودکار حالت عاطفی که نسبت به روش‌های دیداری- شنیداری، به آن توجّه کمتری شده است، نظارت بر تغییرات فیزیولوژیک به‌وسیلهٔ ثبت سیگنال‌های محیطی می‌باشد. حالت‌های مختلف عاطفی باعث تحریک دستگاه عصبی خودمختار و به‌دنبال آن تغییرات فیزیولوژیک به‌وسیلهٔ دو بخش سمپاتیک و پاراسمپاتیک و ایجاد الگوهای مشخّص در سیگنال‌های محیطی می‌شود. در این پژوهش سعی می‌گردد، آزمایشی مطمئن به‌منظور ایجاد چهار وضعیت عاطفی مشخّص در ۲۵ داوطلب سالم و ثبت هم‌زمان سیگنال‌های محیطی برپا شود. همچنین، روش جدیدی در انتخاب افراد شرکت‌کننده در آزمایش پیشنهاد می‌گردد. علاوه‌بر آن پس از پیش‌پردازش‌های مناسب، ویژگی‌های متنوّعی از سیگنال‌ها استخراج می‌شود. در ادامه، مقایسه‌ای بین روش‌های کاهش بعد و دسته‌بندی‌کننده برای نیل به بهترین درصد صحّت تفکیک، چهار وضعیت عاطفی انجام می‌شود. روش پیشنهاد شده می‌تواند حالت‌های عاطفی مشخص را با دقّت میانگین ۸۴/۳٪ برای روش‌های مختلف کاهش بعد و دسته‌بندی‌کننده تفکیک کند. نتایج این پژوهش می‌تواند به برون‌آزمایشگاهی شدن این روش بازشناسی کمک نماید.

واژگان کلیدی: بازشناسی حالت عاطفی، دستگاه عصبی خودمختار، پردازش سیگنال‌های حیاتی، استخراج ویژگی، کاهش بعد، دسته‌بندی.

۱- مقدّمه

احساسات نقش مهمّی در زندگی ایفا می‌کند؛ به‌طوری‌که تمامی لحظات ما با احساسات ناخوشایند یا دلپذیر غنی می‌گردند. راهنمای احساسی علاوه‌بر این‌که به زندگی ما مفهوم می‌بخشد و رابط ما با جهان فیزیکی است، مبنای بسیاری از تصمیم‌گیری‌های ما نیز می‌باشد (*Larsen et al., 2008*).

تحقیقات اخیر علوم اعصاب، نشان می‌دهد که منطقهٔ پردازش عاطفی مغز، عمل بازشناسی الگو را قبل از رسیدن سیگنال‌های ورودی به قشر مغز (که وظیفهٔ ارتباط با دنیای بیرون و شناخت را به عهده دارد) انجام می‌دهد. قبل از این‌که منطقهٔ مربوط به شنوایی در قشر مغز موش صحرایی فعّال شود، این موجود می‌تواند بیاموزد که از یک صدای خاص بترسد. همچنین اعتقاد بر این است که روند مشابهی برای بینایی و شنوایی انسان نیز اتفاق می‌افتد (*Picard et al., 2001*). به بیان دیگر فرآیند تصمیم‌گیری در مغز انسان محدود به محاسبه و منطق که توسط قشر فوقانی انجام می‌گیرد، نیست بلکه عواطف (که منشأ آن‌ها در مغز میانی است) نیز در تصمیم‌گیری دخیل هستند. شواهد نشان داده است پیش از آن‌که مسأله در سطح شناختی، با بازنمایی کامل محرّک خارجی پردازش شود، پردازش آن در سطح ادراکی با کمک یک بازنمایی ساده‌تر از محرّک خارجی توسط عواطف صورت می‌گیرد. با توجّه به این پردازش، جواب موقّتی، سریع و به‌نسبت خوبی تولید می‌گردد. از این‌رو پردازش عاطفی به فرآیند تصمیم‌گیری سرعت می‌بخشد (*Custódio et al., 1999*).

در گذشته ارتباط انسان با رایانه (**HCI**[1]) به استفاده از صفحه‌کلید و موش‌واره محدود می‌شد؛ امروزه روش‌های

[1] Human Computer Interaction

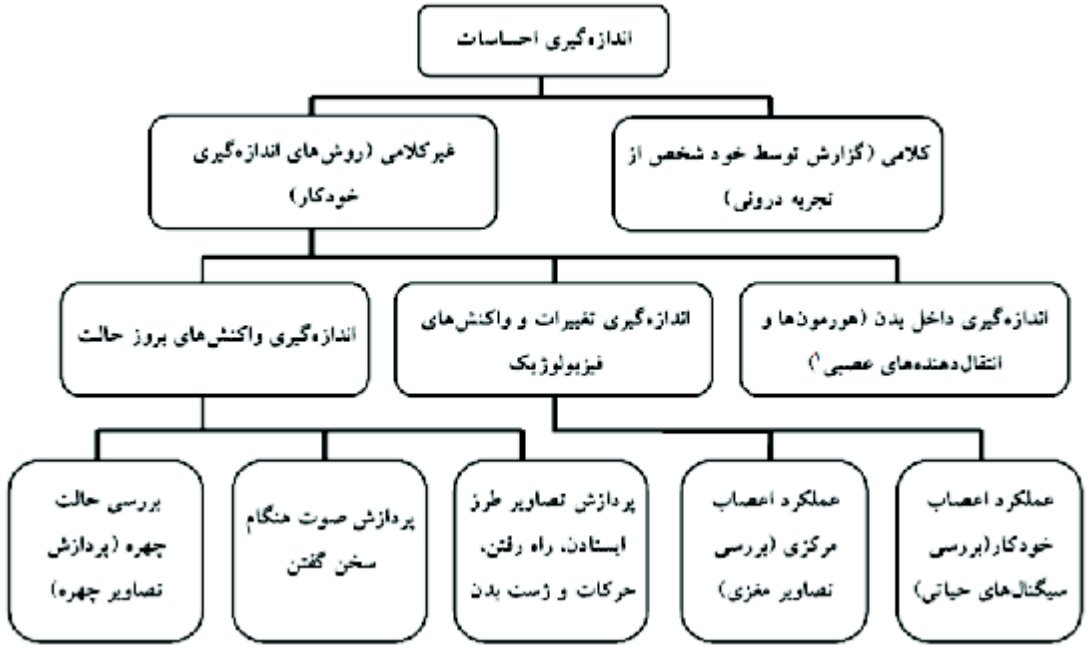
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

جدیدی همچون استفاده از صدا و تصویر ایجاد شده است. در نتیجه رایانه یا ماشین می‌تواند در سطح بالاتری با کاربر ارتباط برقرار کند. با وجود پیشرفت‌های چشمگیر در این زمینه، فقدان یک عنصر مهم برای ارتباط طبیعی هنوز محسوس است. این عنصر مهم همان موضوع احساس و حالت عاطفی فرد می‌باشد. هرچند ماشین به تمام مهارت‌های احساسی نیاز ندارد؛ ولی شواهد نشان می‌دهد حداقل به بعضی از این مهارت‌ها برای ارتباط هوشمندانه با انسان نیازمند است *(Picard et al., 2001)*.

مطالعه و بازشناسی حالات عاطفی، علاوه‌بر بهبود ارتباط انسان و رایانه از لحاظ کاربردهای تشخیصی و بالینی نیز اهمیّت دارد. از آن‌جایی که احساسات با نیازها و انگیزه‌های فرد رابطه نزدیک دارد، می‌تواند ریشهٔ بسیاری از اختلال‌های روانی یا روان‌تنی باشد. درنتیجه، بازشناسی حالات عاطفی می‌تواند به روان‌پزشکان در شناخت، تشخیص و درمان به‌موقع اختلالات روحی و روانی کمک کند *(Kreibig, 2010)*. علاوه‌بر آن بازشناسی خودکار حالت عاطفی می‌تواند در زمینه‌های دیگری همچون تحقیقات بازار[1]، آموزش از راه دور[2] بیوفیدبک[3]، ارتقای سطح خودآگاهی[4]، پژوهش‌های رباتیک و تحقیقات واقعیت مجازی[5] بسیار مفید واقع شود *(Gratch and Marsella, 2004)*.

این حقایق زمینهٔ تحقیقاتی جدیدی را با نام محاسبات عاطفی[6] در علوم برق و رایانه گشوده است. هدف از ایجاد این زمینهٔ جدید، گسترش محاسباتی است که به بازشناسی، تفسیر، تحریک یا بیان احساسات انسان توسط رایانه منجر شود *(Picard, 2003)*.

اگرچه هر فرد وجود احساسات را در خویش تأیید می‌کند، تعریف دقیق آن پیچیده است و به سؤالاتی همچون "احساست چیست؟"، "علّت به‌وجود آمدن آن چیست؟" و "چرا ما از آن برخورداریم؟" هنوز پاسخ واحدی داده نشده است *(Picard, 2003)*. برای مشاهده سؤالات مطرح و بی‌پاسخ در زمینهٔ نظریه احساس می‌توانید به *(Lazarus, 1991)* مراجعه نمایید. با توجّه به *(Desmet et al., 2001)*، بهترین و کاربردی‌ترین تعریف که از احساس و اندازه‌گیری آن شده است به این قرار می‌باشد: احساس پدیده‌ای است متشکّل از چهار مؤلّفه: ۱- واکنش‌های رفتاری[7](به‌عنوان مثال انتخاب شیوه در برخورد با اشخاص یا مسائل). ۲- واکنش‌های بروز حالت[8] (همچون تغییرات در چهره و صدای شخص). ۳- واکنش‌های فیزیولوژیک[9] (برای مثال تغییرات نرخ ضربان قلب یا نرخ تنفس هنگام وحشت). ۴- تجربهٔ ذهنی و درونی[10] (به‌عنوان نمونه احساس سردرگمی یا ناامیدی). هر ابزار که ادعای اندازه‌گیری احساس یا بازشناسی حالت عاطفی را دارد، درواقع یکی از



(شکل ۱): طبقه‌بندی روش‌های مختلف اندازه‌گیری احساسات *(Desmet et al., 2001)*

[1] Market Research
[2] Distance Learning
[3] Biofeedback
[4] Self-awareness Enhancement
[5] Virtual Reality Research

[7] Affective Computing
[7] Neurotransmitters
[8] Expressive Reactions
[9] Physiological Reactions
[10] Subjective Feelings

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

این مؤلّفه‌ها را اندازه‌گیری می‌کند *(Desmet et al., 2001)*. با توجّه به این تعریف روش‌های اندازه‌گیری احساسات را می‌توان به‌صورت (شکل ۱) طبقه‌بندی کرد *(Desmet et al., 2001)*.

در ده سال اخیر با رشد فزآیندهٔ رایانه‌ها، تلاش‌های بسیاری در بازشناسی خودکار حالت عاطفی به جای روش‌های سنّتی (همچون گزارش احساس توسط خود فرد[1]) صورت گرفته است *(Picard et al., 2001)*. در *(Zeng et al., 2009)* مروری بر این تحقیقات شده است. بیشتر تحقیقات در این زمینه به‌صورت بازشناسی حالت چهره[2]، حالت سخن-گفتن و صدای فرد یا طرز حرکات و رفتار شخص[3] است و تاکنون توجّه کمتری به بازشناسی بر مبنای تغییرات فیزیولوژیک نسبت به بازشناسی بر مبنای روش‌های دیداری- شنیداری[4] شده است. این مطلب به خاطر محدودیّت‌هایی می‌باشد که این روش بازشناسی حالت عاطفی دارد که در قسمت بعد به آن اشاره خواهیم کرد.

علی‌رغم تمامی محدودیّت‌ها، نشان داده شده است که سیگنال‌های فیزیولوژیک توانایی قابل‌قبولی در بازشناسی حالت عاطفی دارند *(Kreibig, 2010)*. علاوه‌بر آن دارای مزایایی نسبت به روش‌های دیداری-شنیداری هستند. به‌عنوان مثال روش تحلیل حالت چهره دارای محدودیّت‌هایی همچون درست‌نمایی[5] در اندازه‌گیری احساس به‌دلیل (پوشاندن احساس توسط فرد)[6] یا تفاوت‌های فرهنگی در بروز احساسات است و نیاز به حضور مداوم شخص مقابل دوربین دارد و نیز شامل بسیاری از محدودیّت‌های دیگر مربوط به یک سیستم بینایی ماشین[7] می‌شود. در روش پردازش صوت، با مشکلاتی همچون عدم سخن گفتن فرد و اعوجاجات و کج‌شکلی‌های بسیار در کاربردهای عملی و برون‌آزمایشگاهی مواجهیم *(Zeng et al., 2009)*.

از دیدگاه فیزیولوژی اعصاب اندازه‌گیری احساسات می‌تواند به بررسی تغییرات در دستگاه عصبی مرکزی (**CNS**[8]) و دستگاه عصبی محیطی (**PNS**[9]) محدود شود. **PNS**، به دو بخش عمدهٔ دستگاه عصبی پیکری[10] و دستگاه عصبی خودمختار (**ANS**[11]) تقسیم می‌شود. دستگاه عصبی خودمختار شامل نورون‌های حسی و نورون‌های حرکتی است که بین دستگاه عصبی مرکزی و انواع ارگان‌های داخلی بدن مانند قلب، ریه‌ها، احشا و غدد ارتباط برقرار می‌کند و شامل دو بخش دستگاه سمپاتیک[12] و پاراسمپاتیک[13] است *(Kreibig, 2010)*. در این مقاله عبارت "سیگنال‌های محیطی" تنها به مفهوم اندازه‌گیری فعالیت‌های دستگاه عصبی محیطی همچون فعالیت قلب و گردش خون، تنفس، فعالیت ماهیچه‌ای و رسانایی پوست استفاده شده است.

در این مطالعه در ابتدا مهم‌ترین تحقیقات انجام شده در این زمینه مرور می‌شود. سپس با توجّه به نتایج این پژوهش‌ها، محدودیّت‌ها و معیارهای مهم انجام صحیح آزمایش بررسی می‌گردد. در ادامه نحوهٔ برپایی آزمایش و ثبت داده‌ها توضیح داده می‌شود. بعد از آن چگونگی پیش‌پردازش سیگنال‌ها و استخراج ویژگی‌ها از سیگنال بررسی می‌گردد. سپس، به مقایسهٔ روش‌های مختلف کاهش بُعد، انتخاب ویژگی، دسته‌بندی و نتایج حاصل از اعمال آن‌ها بر داده‌ها پرداخته می‌شود. در پایان نتایج حاصل از این مطالعه مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۲- مروری بر تحقیقات مربوطه و محدودیّت‌ها

تحقیقات پیکارد و همکارانش[14] *(Picard et al., 2001; Picard, 2003)* در دانشگاه[15] **MIT** نشان می‌دهد که با ثبت سیگنال‌های محیطی از قبیل سیگنال فعالیّت الکتریکی قلبی (**ECG**[16])، سیگنال رسانایی پوست (**GSR**[17])، فعالیّت الکتریکی ماهیچه‌ای (**EMG**[18])، سیگنال‌تنفسی (**RSP**[19]) و دمای پوست (**SKT**[20]) می‌توان به بازشناسی قابل‌قبولی برای الگوهای عاطفی دست یافت. در یک پژوهش *(Picard et al., 2001)*، آنها از روش تصوّر[21] برای تحریک احساسات استفاده کردند. ایشان، از یک شخص که دو سال سابقه بازیگری داشت، خواستند هشت حالت احساسی را به نمایش بگذارد؛ این کار را طی ۳۲ روز ادامه دادند و هر بار به‌مدّت سه دقیقه از هر حالت احساسی ثبت گرفتند. بهترین نتایج روی دسته‌های مختلف سه‌تایی ۸۷-۷۵٪ گزارش شده است و به‌صورت کلّی صحّت ۸۱٪ برای هشت حالت احساسی مختلف به‌دست آمد. پژوهش جالب دیگری توسط کیم و همکارانش[22] در سال ۲۰۰۴ انجام شد و دادگان مناسبی را

[1] Vearbal (self-report)
[2] Facial Expressions
[3] Gesture
[4] Audiovisual
[5] Artifact
[6] Social Masking
[7] Machine Vision
[8] Central Nervous System
[9] Peripheral Nervous System
[10] Somatic Nervous System
[11] Autonomic Nervous System

[12] Sympthetic
[13] Parasympthetic
[14] Picard et al.
[15] Massachusetts Institute of Technology
[16] Electrocardiogram
[17] Galvanic Skin Response (Electrodermal Activity)
[18] Electromyogram
[19] Respiration
[20] Skin Temperature
[21] Imagery
[22] Kim et al.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

به این منظور ثبت کردند *(Kim et al., 2004)*. تحقیق آن‌ها به‌صورت مستقل از فرد[1] می‌باشد بدین معنی که بر روی یک کودک یا کودکانی با ویژگی‌های مشترک انجام نشده است. دادگان شامل دو دسته است؛ دستهٔ اوّل مربوط به ۱۲۵ نفر کودک ۸-۵ سال و دستهٔ دوم مربوط به پنجاه نفر کودک ۸-۷ سال می‌باشد. آن‌ها از روش (دیداری، شنیداری و شناختی) برای ایجاد حالات عاطفی در کودک استفاده کردند؛ یک شخصیّت اسباب‌بازی داستان‌هایی را مطابق با چهار حالت ناراحتی، استرس، خشم و تعجّب تعریف می‌کند و به‌صورت هم‌زمان موسیقی متناسبی به‌منظور کمک به قرار گرفتن کودکان در فضای احساسی داستان پخش می‌شود. سیگنال‌های مورد استفاده **ECG**، **GSR**، **SKT** و **HR**[2] است و زمان ثبت در هر آزمون برای هر فرد پنج دقیقه می‌باشد. دو دقیقه از آن برای قرار گرفتن فرد در حالت آرام است. در پایان هر آزمون، برچسب‌گذاری ارزیابی از کودکان در مورد تجربه احساسی‌شان صورت می‌گیرد. درصد صحّت تفکیک به‌دست آمده ۶۱٪ برای چهار دسته (ناراحتی، استرس، خشم وتعجّب) و ۷۸٪ برای سه دسته (ناراحتی، استرس وخشم) می‌باشد.

در (جدول ۱) مهم‌ترین تحقیقات انجام شده در این زمینه گردآوری شده است. مقایسهٔ بین این مطالعات مشکل است؛ زیرا معیارهای مورد استفاده در هر مطالعه متفاوت می‌باشد و در هر یک از این پژوهش‌ها بر روی ضوابط خاصی تأکید شده است. مهم‌ترین این ضوابط عبارتند از: ۱- تعداد و مشخّصات افراد شرکت‌کننده در آزمایش ۲- روش ایجاد احساسات[3] ۳- سیگنال‌های محیطی ثبت شده و متغیرهای فیزیولوژی مورد استفاده ۴- مدل استفاده شده (دستهٔ حالات عاطفی مورد نظر و روش برچسب‌گذاری) ۵- روش تحلیل داده‌ها (روش پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، کاهش بُعد، دسته‌بندی و غیره). نتایج این تحقیقات نشان‌گر حساسیّت بالا در برقراری همبستگی بین سیگنال‌های فیزیولوژیک و الگوهای عاطفی با توجّه به محدودیت‌های مختلف می‌باشد. درنتیجه ملزم به رعایت ضوابط خاص در تمامی مراحل این بازشناسی می‌باشیم. با توجّه به نتایج این مطالعات مهم‌ترین این محدودیّت‌ها بدین شرح است:

۱- بسیار مشکل است که نگاشت واحدی بین الگوهای فیزیولوژیک و حالت‌های عاطفی مشخص برقرار کرد. زیرا یک حالت عاطفی تابع زمان، محیط، فرهنگ، شخصیّت و

(جدول ۱): مهم‌ترین تحقیقات انجام شده در زمینهٔ بازشناسی خودکار حالات عاطفی مبتنی بر تغییرات فیزیولوژی

بهترین صحّت	روش دسته‌بندی	دسته حالات عاطفی موردنظر	سیگنال‌های محیطی ثبت شده	روش ایجاد احساسات	تعداد داوطلبان	مرجع
٪۸۱	SFFS (Sequntial Floating Forward Selection)-Fisher projection	خشم- شادی- ناراحتی- تنفر- تکریم- عشق افلاطونی- عشق رمانتیک- خنثی	ECG-RSP-GSR-EMG-BVP (Blood Volume Pulse)	تلقین به خود (تصور)	۱	*(Picard et al., 2001)*
٪۸۴	Neural network with Marquardt backpropagation	ناراحتی -ترس- خشم- تعجّب- لذت- ناامیدی	GSR-HR-SKT	قطعات فیلم	۲۹	*(Lisetti and Nasoz, 2004)*
٪۷۸	۱۵۲ نفر برای آموزش و ۵۰ نفر برای آزمون	خشم- ناراحتی- استرس	ECG-GSR-SKT-HR	ترکیب داستان‌گویی به همراه محرّک‌های دیداری و شنیداری	۱۵۲ کودک - ۵۰ کودک	*(Kim et al., 2004)*
٪۶۲	SVM (Support Vector Machine)	خشم- ناراحتی- استرس- تعجّب				
٪۷۹	KNN (K-nearest Neighbor)	سه سطح شدّت برای: خشم- ناامیدی- اضطراب- سرگرمی- خستگی	ECG-RSP-GSR-EMG (zygomatic corrugators)-SKT-bioimpedance-heart sound	استفاده از بازی‌های رایانه‌ای	۱۵ نفر با مشخصات مشترک	*(Rani et al., 2006)*
٪۸۳	Regression tree					
٪۷۸	Bayes network					
٪۸۶	SVM					
٪۷۱	۱ نفر برای تست و بقیه برای آموزش Autoassociative neural networks	خنثی- عاطفه منفی- عاطفه مثبت	GSR-BVP-HR	تصاویر از IAPS (International Affective Picture System)	۹	*(Leon et al., 2007)*
٪۷۹	SVM	استرس بالا- استرس پایین- ناامیدی- رضایت	ECG-RSP-GSR-EMG	در حین رانندگی	۱۰	*(Katsis et al., 2008)*
٪۷۷	ANFIS (Adaptive neuro fuzzy inference system)					
٪۶۶	ANN (Artificial Neural Network)	عواطف مثبت- عواطف منفی	ECG-RSP-GSR	تصاویر	۱۳	(*Chanel et al., 2009*)
٪۵۱		عواطف مثبت- عواطف منفی- خنثی				

[1] User-independent
[2] Heart Rate
[3] Elicit Emotional States

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

خلق[1] فرد است. از طرفی مبنای مطالعه بر این اصل استوار است که احساسات مختلف باعث تحریک دستگاه عصبی خودمختار و به‌دنبال آن تغییرات فیزیولوژیک به‌وسیلهٔ دو بخش سمپاتیک و پاراسمپاتیک می‌شود. این در حالی است که دستگاه عصبی خودمختار یک سیستم چندمنظوره برای بسیاری از فرآیندهای غیر احساسی نیز می‌باشد. این نکته حائز اهمیّت است، زیرا بیشتر مواقع مشخّص نیست که فعالیت دستگاه عصبی خودمختار منعکس‌کنندهٔ حالت عاطفی است یا مربوط به فعالیّت‌های دیگر می‌باشد.

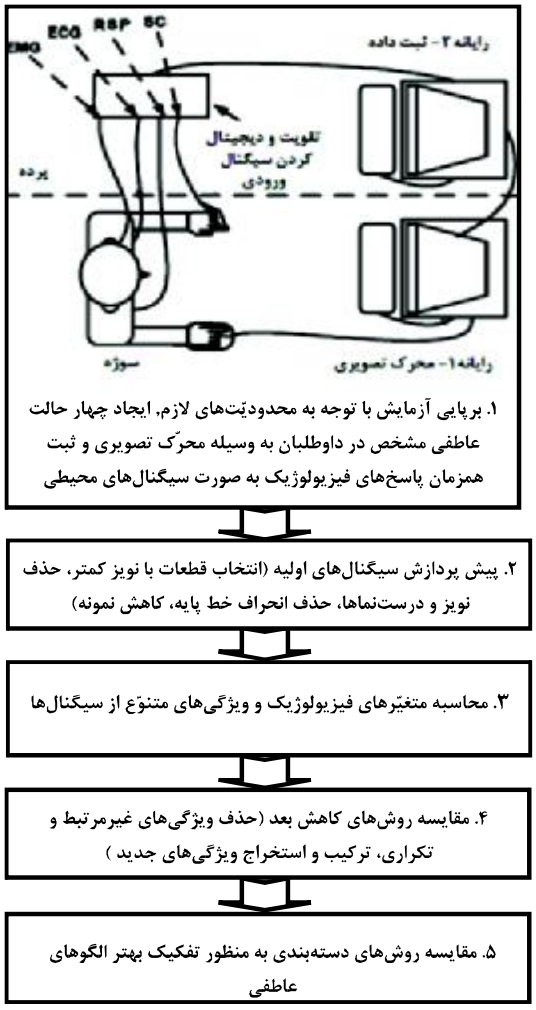
۲- مشکل دیگر این‌که در این نوع بازشناسی نیاز به اتصال حس‌گرهای حیاتی به شخص است که این حس‌گرها بسیار به حرکت شخص و درنتیجه ایجاد درست‌نماها[2] حساسند.

۳- محدودیّت بعدی، عدم وجود یک حقیقت پایه[3] در این‌گونه بازشناسی است. بدین معنا که در روش‌های دیداری-شنیداری برچسب‌گذاری[4] احساسات بر اساس قضاوت بر علائم عینی[5] و مورد قبول از حالت چهره یا صدای شخص است. امّا در این‌گونه بازشناسی برچسب‌گذاری باید بر اساس یک مفهوم ذهنی[6] انجام شود. به‌عنوان مثال اگر برچسب یک الگوی خاص، شادی است نمی‌توان مطمئن بود که آیا شخص واقعاً در این حالت است یا خیر؟ و اگر هست شدت آن چگونه است؟

۴- تغییرات فیزیولوژیک می‌تواند در فواصل زمانی متفاوتی اتّفاق بیفتد. بعضی تغییرات دوام چندلحظه‌ای و بعضی دیگر دوام بیشتری داشته باشند. بنابراین پنجرهٔ زمانی تغییرات مهم است.

۳- چگونگی ثبت داده

مراحل مختلف انجام آزمایش در (شکل ۲) نمایش داده شده است. این مراحل شامل: ۱- برپایی آزمایشی به‌منظور ایجاد عواطف مشخّص در داوطلب و ثبت همزمان سیگنال‌های فیزیولوژیک (در این بخش به شرح آن می‌پردازیم). ۲- پیش‌پردازش‌های لازم بر روی سیگنال‌های اوّلیه همچون کاهش تعداد نمونه‌ها[7]، انتخاب قطعات با نوفهٔ[8] کمتر، رفع نوفه و درست‌نماها و نیز حذف انحراف خط پایه[9]. ۳- محاسبهٔ ویژگی‌های متنوع از سیگنال‌های پردازش شده. ۴- مقایسهٔ روش‌های کاهش بُعد[10] به‌منظور حذف مشخّصه‌های غیر مرتبط و کارآیی بهتر دسته‌بندی‌کننده با توجّه به تعداد نمونه‌های محدود. ۵- مقایسهٔ روش‌های دسته‌بندی به‌منظور تفکیک بهتر الگوهای عاطفی است.



(شکل ۲): مراحل انجام آزمایش

۳-۱- افراد شرکت‌کننده در آزمایش

انسان‌ها ویژگی‌های مشترک و متفاوتی با هم دارند (جنسی، سنّی، فرهنگی و ...)، بنابراین گروه انتخابی برای آزمایش می‌تواند ویژگی‌های مشترک بیشتر و یا کمتری با یکدیگر داشته باشند. این موضوع می‌تواند در نتایج به‌دست آمده اثر قابل‌توجهی داشته باشد. (تفاوت‌های فردی، احساسات با پاسخ‌های متفاوت در دستگاه عصبی خودمختار ایجاد می‌کند). بنابراین تعداد و مشخصات افراد حاضر در آزمایش مهم می‌باشد. سه انتخاب متفاوت در این زمینه وجود دارد:

[1] Mood
[2] Artifacts
[3] Ground Truth
[4] Labeling
[5] Objective
[6] Subjective
[7] Down Sampling
[8] Noise
[9] Base Line Drift
[10] Dimension Reduction

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

۱- استفاده از عموم افراد. ۲- استفاده از گروه‌هایی با مشخّصات مشترک سنی، جنسی، فرهنگی، تحصیلی و غیره *(Rani et al., 2006)*. ۳- استفاده از یک شخص *(Picard et al., 2001)*.

در این پژوهش سعی شده است با استفاده از آزمون‌های معتبر روان‌شناسی، افراد با سلامتی بالاتر و خصوصیّات شخصیّتی مشترک بیشتری انتخاب شوند. در این پژوهش از ۲۵ داوطلب مرد در ردهٔ سنی ۲۰ تا ۲۶ سال استفاده شده است. این ۲۵ نفر از بین ۶۰ نفر از دانشجویان دانشکدهٔ فنی و مهندسی دانشگاه اصفهان انتخاب شده‌اند. نحوهٔ انتخاب این افراد بدین ترتیب می‌باشد: این ۲۵ داوطلب دارای وضعیت بینایی و شنوایی طبیعی بوده و همگی راست‌دست می‌باشند. همچنین هیچ‌گونه سابقهٔ بیماری روانی، عصبی و قلبی ندارند.

علاوه‌بر آن با استفاده از نسخهٔ فارسی پرسش‌نامهٔ ۲۸ سؤالی **GHQ**[1]، وضعیت سلامت عمومی افراد سنجیده شده‌است؛ این پرسش‌نامه سلامت عمومی را در چهار حوزه: علایم جسمانی، علایم اضطرابی، کارکرد اجتماعی و علایم افسردگی اندازه‌گیری می‌کند *(Goldberg and Williams, 2006)*. منظور از سلامت عمومی، نمره‌ای است که دانشجویان در آزمون **GHQ** به دست می‌آورند. درنهایت از بین ۶۰ شرکت‌کننده، ۲۵ نفر از افرادی که سلامت عمومی بالاتری دارند (با توجّه به نمرات آزمون **GHQ**) انتخاب شده‌اند.

۳-۲- انتخاب دستهٔ حالات عاطفی

محقّقان به‌صورت کلّی دو روش دسته‌بندی را برای توصیف و بررسی حالات عاطفی به‌کار می‌برند. روش اوّل دسته‌بندی احساسات به‌صورت گسسته است. در این روش احساسات، به شش احساس پایه[2] تقسیم می‌گردد که شامل احساس ترس، خشم، شادی، حزن، حیرت و نفرت می‌شود. شواهد نشان داده است که این احساسات در تمامی فرهنگ‌ها ثابت است و بقیهٔ احساسات ترکیبی از این احساسات پایه هستند *(Kotsia et al., 2008)*. روش دوم حالت پیوسته می‌باشد. در این روش از محورهایی با مقادیر پیوسته برای توصیف احساسات استفاده می‌شود. از متداول‌ترین این محورها، محورهای برانگیختگی[3] و ظرفیّت[4] است؛ با عمود کردن این دو محور بر هم، فضایی دوبعدی برای توصیف و نگاشت احساسات مختلف به‌دست می‌آید. محور عمودی برانگیختگی، درجهٔ هیجانی است که توسط فرد احساس می‌شود که از حالت آرامش تا برانگیختگی تغییر می‌کند. و محور افقی ظرفیت، سطح خوش‌آیند بودن احساس فرد را مشخص می‌کند *(Mehrabian, 1996)*. (شکل ۴)، نمایی از تشکیل فضای دوبعدی برای نگاشت و توصیف احساسات گوناگون را نشان می‌دهد.



(شکل ۳): فضای دوبُعدی برانگیختگی- ظرفیت به‌منظور توصیف و نگاشت حالات عاطفی *(مجرّدشفیعی و یزدچی، ۱۳۸۹)*

در این آزمایش به‌منظور در نظر گرفتن هر دو دیدگاه، چهار حالت عاطفی شادی، خشم، حزن و لذّت که هم جزو احساسات پایه می‌باشند و هم چهار ربع فضای احساسی برانگیختگی- ظرفیّت را تشکیل می‌دهند به‌عنوان حالات عاطفی هدف انتخاب شده‌اند.

۳-۳- روش ایجاد عواطف

اعتبار روش انتخابی برای تحریک و ایجاد احساسات حائز اهمیّت است. روش‌های مختلفی برای این‌کار استفاده شده است؛ تصور و تخیّل، استفاده ازبازیگران *(Picard et al., 2001)*، سیستم‌تصاویر استاندارد عاطفی(**IAPS**[5]) *(Leon et al., 2007)*، استفاده از قطعات فیلم *(Lisetti and Nasoz, 2004)*، استفاده از بازی‌های رایانه‌ای *(Rani et al., 2006)* و بالاخره آزمایش در دنیای واقعی *(Katsis et al., 2008)*.

استفاده از داده‌های استاندارد همچون **IAPS** *(Lang et al., 1999)* و **IADS**[6] *(Bradley et al., 1999)*، این مزیت را دارد که به علّت مطالعات بر روی تعداد کثیری از داوطلبان، هنجاریابی[7] شده‌اند. ولی قسمتی از این داده‌ها که

[1] General Health Questionnaire
[2] Basic Emotions
[3] Arousal
[4] Valence

[5] International Affective Picture System
[6] International Affective Digitized Sounds
[7] Pilot Study

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

با جاذبهٔ مثبت و برانگیختگی بالا گزارش شده‌اند با معیارهای اخلاقی ما در تناقض است. از طرفی طبق گزارش شرکت‌کنندگان، حالت‌های عاطفی ایجاد شده در آنها یا شدت حالت ایجاد شده با نتایج گزارش شده در تناقض بود. این مورد به این دلیل است که هنجاریابی این داده‌ها بر روی افراد با ویژگی‌های فرهنگی مشخصی صورت گرفته است. لذا باید یک بانک دادهٔ استاندارد و درعین حال با ویژگی‌های بومی برای تحریک و ایجاد حالات عاطفی ایجاد شود.

در این مطالعه، قطعات مختلف فیلم مطابق با ربع‌های فضای دوبعدی احساسات (شکل ۳)، برای ایجاد هر یک از وضعیّت‌های شادی، خشم، لذت و حزن در نظر گرفته شده است. به‌منظور هنجاریابی[1] فیلم‌ها قبل از آزمایش از ۳۰ نفر از افراد غیر شرکت‌کننده در آزمایش خواسته شد میزان برانگیختگی و ظرفیّت قطعات فیلم را گزارش دهند. برای این منظور از شکل استاندارد اندازه‌گیری برانگیختگی و ظرفیت با مقیاس نه‌گانه استفاده شده است *(Morris, 1995)*. درنهایت با توجّه به میانگین و انحراف استاندارد میزان برانگیختگی و ظرفیت گزارش شده توسط افراد برای قطعات فیلم، قطعاتی که مختصات اقلیدسی آن‌ها به هر یک از حالات عاطفی هدف نزدیک‌تر است، برای ایجاد هر یک از حالت‌های عاطفی انتخاب شده‌اند.

۳-۴- برپایی آزمایش

برای هر یک از شرکت‌کنندگان در آزمایش، قطعات فیلم ۳ تا ۵ دقیقه‌ای نمایش داده می‌شود. بین نمایش هر قطعه، تصویری آرامش‌بخش به مدّت دو دقیقه برای قرار گرفتن شخص در حالت آرام نمایش داده می‌شود *(Kim et al., 2004)*. قبل از انجام آزمایش، نکات لازم آموزش داده شده است و شرکت‌کنندگان موظفند با بیشترین توجّه و حدّاقل حرکات اضافی بدن، به تماشای قطعات تصویری بپردازند. محیط به‌طور کامل آرامی در نظر گرفته شده است و شخص دیگری غیر از داوطلب در محیط آزمایشگاه حاضر نیست. در حین انجام آزمایش چهار سیگنال **ECG**، **SC**[2] **(GSR)**، **EMG** و **RSP** به‌صورت همزمان توسط دستگاه **PowerLab** ساخت شرکت **ADInstruments** و رایانهٔ دیگری که از دید داوطلب پنهان است، ثبت می‌گردد (شکل ۲). از نرم‌افزار **LabChart** نسخه ۷/۱ به‌منظور ثبت و پیش‌پردازش اوّلیه سیگنال‌ها استفاده شده‌است. در (شکل ۴) نمایی از شرایط انجام آزمایش و چگونگی ثبت سیگنال را مشاهده می‌کنید.

[1] Pilot Study
[2] Skin Conductance



(شکل ۴): نمایی از شرایط انجام آزمایش و چگونگی ثبت سیگنال

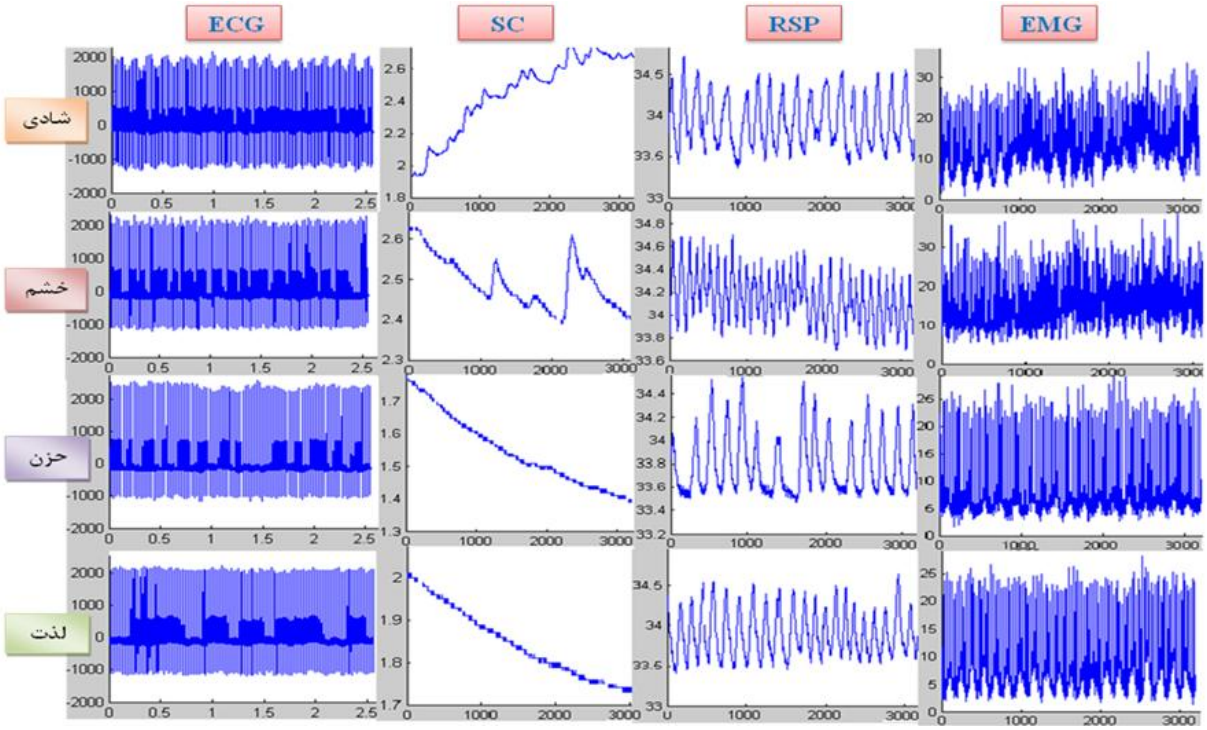
۳-۵- ثبت و پیش‌پردازش سیگنال

برای ثبت سیگنال **ECG** از سه الکترود اندامی (انشقاق ۱[3]) استفاده شده است. در ثبت سیگنال SC، دو الکترود بر انگشت اشاره و انگشت حلقهٔ دست چپ (با توجّه به راست‌دست بودن تمام داوطلبان) قرار داده شده است *(Rani et al., 2006; Katsis et al., 2008)*. برای ثبت سیگنال **RSP**، کمربندی به دور شکم بسته شده است که از روی میزان کشیدگی آن حین تنفس می‌توان نرخ و عمق تنفس را اندازه‌گیری کرد *(Picard et al., 2001; Rani et al., 2006)*. برای سیگنال **EMG** از الکترودهای دوقطبی بر روی عضلهٔ ذوذنقه‌ای[4] نزدیک به گردن برای اندازه‌گیری میزان استرس فرد استفاده شده است. شواهدی وجود دارد که نشان می‌دهد فعّالیت این عضله با میزان استرس فرد به‌صورت خطّی همبستگی دارد *(Kreibig, 2010)*.

برای حذف نوفه‌های ناشی از حرکت داوطلب که بیشتر در ابتدا و انتهای ثبت رخ داده است، ۱۰۰ ثانیه به‌صورت مشخّص از میانه هر سیگنال به‌عنوان سیگنال نهایی انتخاب شده است *(Kreibig, 2010)*. به‌منظور هموارسازی[5] و هنجارسازی[6] مقادیر برای حذف نوفه و رفع تفاوت در خطوط پایه سیگنال‌ها در داوطلب‌های مختلف، فیلتر بالاگذر باترورث استفاده شده است. فرکانس قطع برای هر سیگنال با توجّه به حذف کم‌ترین اطّلاعات برگزیده شده است. رسانایی پوست تابعی از فعّالیت غدد عرق است و دو گونه تغییرات ملایم و سریع در آن مشاهده می‌شود. تغییرات ملایم مربوط به عملکرد طبیعی غدد عرق به واسطهٔ گرما و یا عوامل دیگر است و تغییرات سریع، تحت تأثیر احساسات و سطح برانگیختگی می‌باشد. تغییرات ملایم باعث ایجاد

[3] Lead1
[4] Upper Trapezius Muscle
[5] Smoothing
[6] Normalization

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

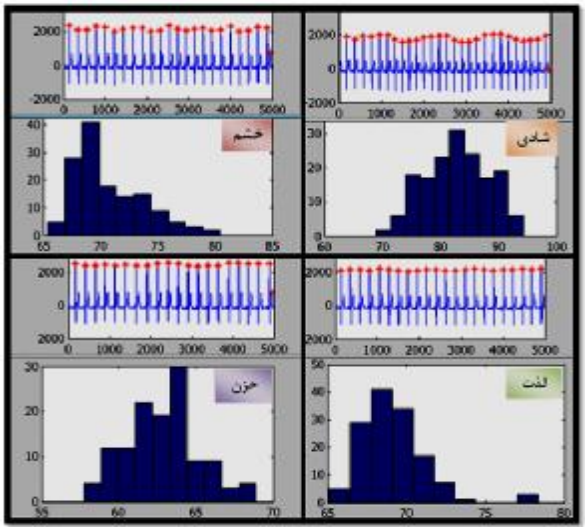


(شکل ۵) نمونهٔ سیگنال‌های ثبت شده از یک داوطلب در چهار وضعیت مختلف احساسی *(مجرّد شفیعی و یزدچی، ۱۳۸۹)*

انحراف خط پایه در سیگنال **SC** می‌شود که باید قبل از پردازش حذف شود *(Rani et al., 2006; Kreibig, 2010)*. همچنین، سیگنال **EMG** حاوی درست‌نماهایی ناشی از ضربان قلب و تنفس است که با استفاده از فیلتر تطبیقی حذف شده است. (شکل ۵)، نمونه سیگنال‌های ثبت شده از یک داوطلب در چهار وضعیّت مختلف احساسی را نشان می‌دهد. نرخ نمونه‌برداری سیستم برای کلیهٔ سیگنال‌ها یک کیلو هرتز می‌باشد که برای استخراج ویژگی‌های حوزهٔ زمان به‌منظور سرعت بخشیدن به پردازش، کاهش نمونه انجام گرفته است.

۴- استخراج ویژگی

در *(de Waele et al., 2009)* مروری بر استخراج انواع ویژگی‌های سیگنال‌های فیزیولوژیک شده است. در این آزمایش با استفاده از الگوریتم **(Pan & Tompkins)** *(Pan and Tompkins, 1985)*، کمپلکس **QRS** و نقاط بحرانی سیگنال **ECG** مشخّص گردیده است. سپس فواصل قطعات **PQ**، **QT** و **ST** و همچنین فاصله نقاط **P**، **R** و **S** از مقدار متوسط هر سیکل محاسبه می‌گردد. همچنین، نرخ تغییرات ضربان قلب (**HRV**[1]) با توجّه به تغییرات فاصله بین دو نقطهٔ متوالی **R** محاسبه می‌شود. در (شکل ۶)، مکان‌های تشخیص داده شدهٔ موج **R** و همچنین نمودار هیستوگرام نرخ تغییرات ضربان قلب بر دقیقه برای سیگنال **ECG** از یک داوطلب در چهار حالت عاطفی مختلف نمایش داده شده است. درنهایت مشخّصه‌های آماری همچون مقدار متوسّط، میانه، انحراف معیار، بیشترین و کمترین مقدار برای تمامی مقادیر ذکر شده استخراج شده است.



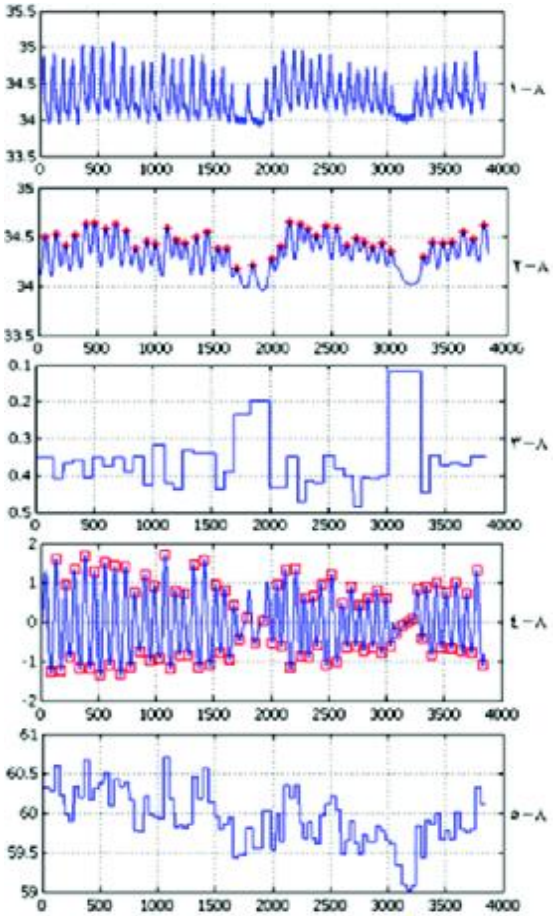
(شکل ۶): مکان‌های تشخیص داده شده موج R و نمودار هیستوگرام نرخ تغییرات ضربان قلب بر دقیقه برای سیگنال ECG از یک داوطلب در چهار حالت عاطفی مختلف

برای سیگنال تنفسی پس از عبور آن از فیلتر پایین‌گذر با فرکانس قطع ۰/۳ هرتز، مکان نقاط بیشینهٔ سیگنال شناسایی شده است که نمایان‌گر قلّهٔ سیگنال در هر سیکل تنفسی است. با توجّه به فاصلهٔ هر دو قلّهٔ متوالی نرخ

[1] Heart Rate Variability

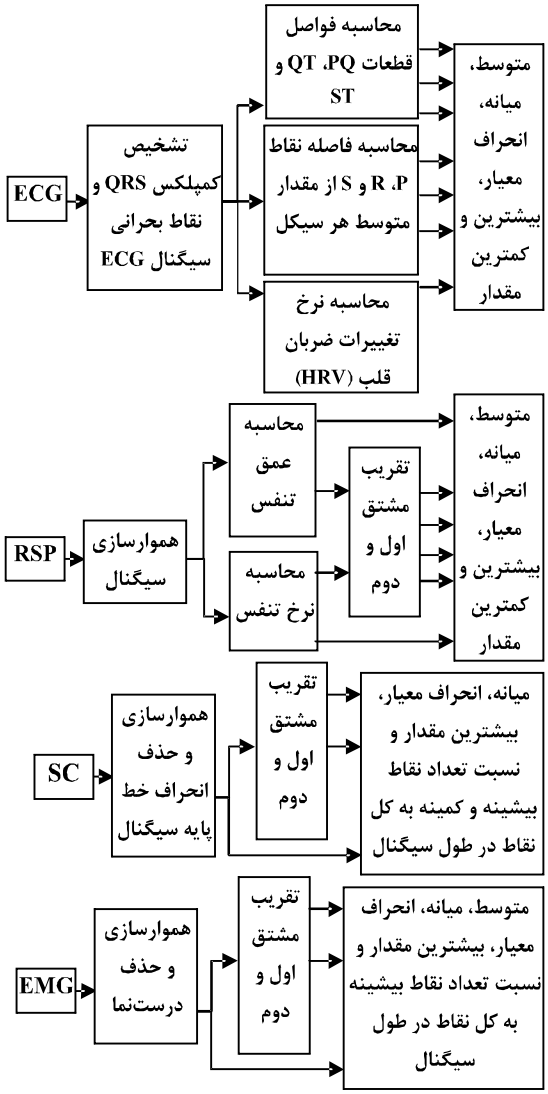
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

تنفس[1] تخمین زده شده است. در ادامه با تقریب مشتق اوّل سیگنال، بیشینه و کمینهٔ سیگنال در هر عبور از صفر مشخّص شده است. با توجّه به اختلاف مقادیر هر بیشینه و کمینهٔ متوالی، عمق تنفس[2] تخمین زده شده است. در شکل ۸-۱ تا ۸-۵ مراحل محاسبهٔ نرخ تنفس و عمق تنفس نمایش داده شده است. در ادامه مشخّصات آماری شامل نسبت تعداد نقاط بیشینه به کلّ نقاط در طول سیگنال، مقدار متوسط، میانه، انحراف معیار، بیشترین و کمترین مقدار برای مقادیر نرخ تنفس، عمق تنفس و مشتق اوّل و دوم آن‌ها محاسبه شده است.



(شکل ۸): مراحل محاسبهٔ نرخ تنفس و عمق تنفس. ۸-۱) سیگنال RSP ۸-۲) تشخیص نقاط بیشینهٔ پس از عبور سیگنال از فیلتر پایین‌گذر ۸-۳) محاسبهٔ سیگنال نرخ تنفس با توجّه به فاصلهٔ هر دو بیشینهٔ متوالی ۸-۴) تقریب مشتق اوّل سیگنال و تشخیص نقاط بیشینه و کمینهٔ سیگنال در هر عبور از صفر ۸-۵) محاسبهٔ سیگنال عمق تنفس با توجّه به اختلاف مقادیر هر بیشینه و کمینهٔ متوالی

برای سیگنال **SCL** به‌منظور هموارسازی، فیلتر پایین‌گذر با فرکانس قطع ۰/۲ هرتز، استفاده شده است. سپس انحراف خطّ پایهٔ سیگنال با توجّه به میانگین مقدار هر دو نقطهٔ کمینهٔ متوالی در طول سیگنال تقریب زده شده است و این مقادیر از سیگنال اصلی کم شده است. سیگنال **EMG** حاوی درست‌نماهایی ناشی از ضربان قلب و تنفس است که باید حذف شود. بدین منظور ابتدا سیگنال از فیلتر پایین‌گذر عبور داده می‌شود و سپس با استفاده از فیلتر تطبیقی درست‌نمای ضربان قلب حذف شده است. برای تحلیل سیگنال‌های غیرمتناوب **GSR** و **EMG**، تمرکز بر روی تغییرات دامنهٔ سیگنال و چگونگی تغییرات سریع سیگنال است درنتیجه مشخّصه‌های آماری همچون نسبت تعداد نقاط بیشینه و کمینه به کلّ نقاط در طول سیگنال، مقدار متوسط، میانه، انحراف معیار، بیشترین و کمترین برای این دو سیگنال و همچنین برای مشتق اوّل و دوم این دو سیگنال محاسبه گردیده است. در (شکل ۹) مراحل استخراج ویژگی از سیگنال‌های **ECG**، **RSP**، **SC** و **EMG** را مشاهده می‌کنید.

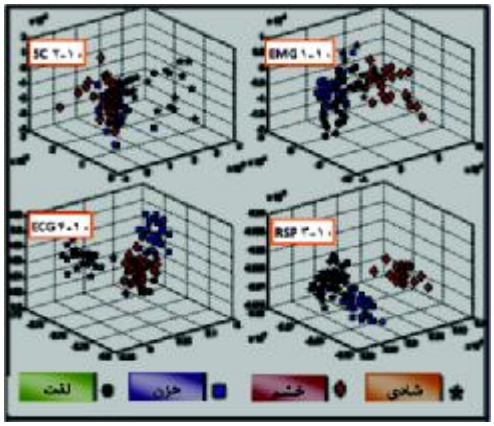


(شکل ۹): مراحل استخراج ویژگی از سیگنال‌های ECG، RSP، SC و EMG

[1] Breathing Rate
[2] Breathing Intensity

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

به‌منظور مقایسه توانایی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها در تفکیک چهار الگوی عاطفی مورد نظر، تصویر فیشر[1] مورد استفاده قرار گرفته است. (شکل ۱۰-۱) تا (شکل ۱۰-۴) توزیع ویژگی‌های هر یک از چهار سیگنال **ECG**، **SC (GSR)**، **EMG** و **RSP** را نشان می‌دهد.

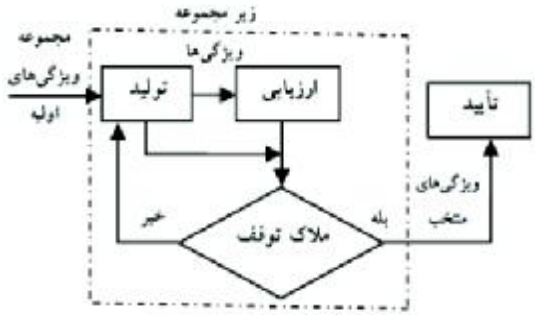


(شکل ۱۰) نمایش توزیع ویژگی‌های چهار سیگنال ECG، GSR (SC)، EMG و RSP به‌منظور مقایسه توانایی آن‌ها در تفکیک چهار الگوی عاطفی

۵- مقایسهٔ روش‌های انتخاب ویژگی

نتایج پژوهش *(مجرّدشفیعی و همکاران، ۱۳۸۹)* نشان می‌دهد بعضی از ویژگی‌های به‌دست آمده از سیگنال‌ها به‌صورت ذاتی برای ایجاد تفکیک چهار وضعیت احساسی مناسب نیستند و این امر درصد صحّت تفکیک را پایین می‌آورد. علاوه‌بر آن با توجّه به بالا بودن تعداد ویژگی‌ها نسبت به تعداد نمونه‌ها، این نسبت برای اجرای الگوریتم دسته‌بندی مناسب نیست. از این‌رو فرآیند کاهش بُعد اجتناب‌ناپذیر است. مطلب مهم دیگر این است که با توجّه به نتایج به‌دست آمده مشخّص می‌شود استفاده از روش‌های کاهش ویژگی همچون **PCA**[2] و **ICA**[3] بدین‌منظور مناسب نیستند. زیرا هدف آنها تبدیل داده‌هایی با ابعاد بالا به داده‌هایی با ابعاد پایین‌تر با حذف کمترین اطّلاعات است. این بدین معناست که در این روش‌ها با تبدیل بر روی ویژگی‌ها، ویژگی‌های جدیدی استخراج می‌شود. درصورتی‌که ما به دنبال انتخاب بهترین ویژگی‌های مربوط از میان کل ویژگی‌ها بدون تغییر در ماهیت ویژگی‌ها می‌باشیم *(Van Der Maaten et al., 2007)*. درنتیجه باید روش‌هایی برای انتخاب ویژگی‌ها، بدون ترکیب کردن آن‌ها إتخاذ شود *(Picard et al., 2001)*.

در تمامی روش‌های انتخاب ویژگی چهار مرحلهٔ اصلی وجود دارد. مرحلهٔ اوّل تولید زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌هاست (روش‌های جستجو). مرحلهٔ دوم ارزیابی و اندازه‌گیری توانایی آن مجموعه از ویژگی‌ها در دسته‌بندی است. مرحلهٔ سوم معیاری برای توقف برنامه است. درنهایت، مرحلهٔ چهارم تأیید مجموعه ویژگی‌های منتخب است. (شکل ۱۱) این مراحل را نشان می‌دهد. مراحل اوّل و دوم از اهمّیت بیشتری برخوردارند. زیرا، نوع آنها، مشخّصات و توانایی انتخاب‌گر را مشخّص می‌کنند. همچنین طبقه‌بندی انتخاب‌گرها با توجّه به نوع این دو مرحله صورت می‌گیرد *(Guyon and Elisseeff, 2003)*.



(شکل ۱۱): چهار مرحلهٔ اصلی تمامی روش‌های انتخاب ویژگی *(مجرّدشفیعی و همکاران، ۱۳۸۹)*

روش‌های ارزیابی انتخاب ویژگی به‌صورت اساسی از دو طریق انجام می‌شود. ۱- مجموعه ویژگی‌هایی انتخاب می‌شود که با آن جداساز عملکرد خوبی بر روی مجموعه آزمایش ارزیابی داشته باشد. بنابراین بسته به انتخاب جداساز ممکن است مجموعه ویژگی‌های مختلفی انتخاب شود. به این روش‌ها رپر[4] گفته می‌شود. ۲- در این روش‌ها انتخابی مستقل از عملکرد جداسازی که قرار است طراحی شود انجام می‌گیرد و هم‌پوشانی در توزیع داده‌ها محاسبه می‌شود. همچون هم‌پوشانی مبتنی بر فاصله[5]، وابستگی[6] و ثبات[7]. در این روش‌ها مجموعه ویژگی‌هایی انتخاب می‌شوند که این هم‌پوشانی کمینه شود. به عبارت دیگر، تفکیک‌پذیری بیشینه شود. این روش فیلتر نامیده می‌شود *(Saeys et al., 2007)*.

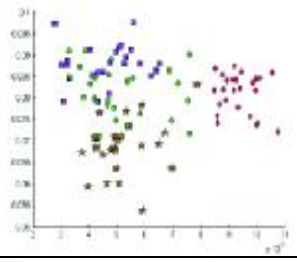
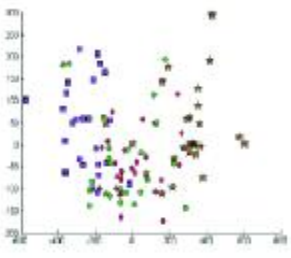
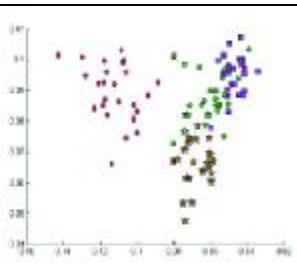
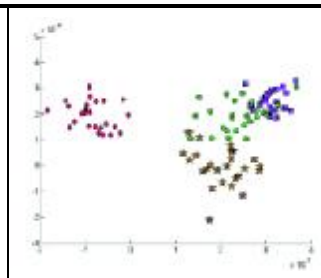
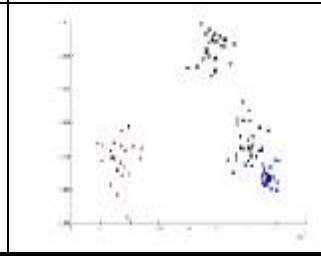
در مورد نحوهٔ جستجو، دو روش اساسی برای انتخاب زیرمجموعه ویژگی‌ها وجود دارد. ۱- روش‌های بهینه: این روش‌ها شامل روش‌های جستجوی جامع[8] که برای مسایل با تعداد ویژگی اندک امکان‌پذیرند و نیز روش‌های جستجوی سریع[9] مانند الگوریتم‌های **BestFirst**، **Branch and Bound** و روش‌های متنوع دیگری همچون روش مونت‌کارلو، الگوریتم (**SA**[10]) و الگوریتم ژنتیک (**GA**[11]) می‌باشند. این

[1] Fisher Projection
[2] Principle Component Analysis
[3] Independent Component Analysis
[4] Wrapper
[5] Distance
[6] Dependency
[7] Consistency
[8] Exhaustive
[9] Accelerated Search
[10] Simulated Annealing
[11] Genetic algorithm

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

روش‌ها بر پایه بهینه‌سازی کلّی هستند و از نظر محاسباتی پرهزینه می‌باشند. ۲- روش‌های بهینهٔ نسبی[1]: در این روش‌ها مصالحه‌ای بین بهینه‌سازی و کارآیی محاسباتی انجام شده است و از روش‌های جستجوی اکتشافی استفاده می‌کنند. برای مثال الگوریتم‌های **Greedy Stepwise**، **(SFS[2])** و **(SBS[3])** از این نوع هستند *(Saeys et al., 2007)* با توجّه به تقسیم بندی‌های بیان شده برای کاهش بُعد و همچنین تقسیم‌بندی روش‌های جستجو و ارزیابی در انتخاب ویژگی، با استفاده از نرم‌افزار **WEKA**[4] نسخهٔ ۳.۶.۳ *(Bouckaert and Frank, July, 2010)* و نرم‌افزار **RapidMiner** *(Jungermann, 2009)* نسخهٔ ۵.۱، این روش‌ها بر روی ماتریس داده‌ها و ویژگی‌ها اعمال شده است. (جدول ۲) نتایج حاصل را نشان می‌دهد. برای نمایش توانایی هر یک از روش‌ها، پس از اعمال هر یک از روش‌های کاهش بُعد، از تصویر فیشر و توزیع ویژگی‌های استخراج شده استفاده گردیده است.

(جدول ۲): نمایش توزیع ویژگی‌ها پس از اعمال روش‌های کاهش بعد به‌منظور مقایسه توانایی این روش‌ها در جداسازی چهار حالت عاطفی *(مجرّدشفیعی و همکاران، ۱۳۸۹)*

روش کاهش ویژگی	نمایش توزیع ویژگی‌ها پس از اعمال کاهش ویژگی
Orginal Dataset (non- dimension reduction)	
Feature Extraction (Principle Component Analysis) Variance Threshold=0.95 (4 first Vectors)	
Feature selection Filter(correlation-Base Feature Subset selection) Heuristic Search(Greedy Stepwise)	
Feature selection Filter(correlation-Base Feature Subset selection) Complete Search(Best First)	
Feature Selection Wrappers for Feature Subset Selection Complete Search(Best First)	

[1] Suboptimal
[2] Sequential Forward Selection
[3] Sequential Backward Selection
[4] Waikato Environment for Knowledge Analysis

۶- دسته‌بندی و نتایج

تحقیق *(مجرّدشفیعی و همکاران، ۱۳۸۹)* نشان می‌دهد که انتخاب روش جداسازی می‌تواند نقش قابل توجّهی در بالا بردن صحّت نتایج تفکیک داشته باشد. از این‌رو در این پژوهش مقایسه‌ای بین اعمال اغلب روش‌های متداول جداسازی انجام شده است. روش‌های جداسازی مختلفی وجود دارد که ازجمله آن‌ها می‌توان به **SVM**[5]، شبکه‌های عصبی، درخت تصمیم[6] و روش‌های بیزی[7] اشاره کرد. هر کدام از این نقاط قوّت و ضعفی دارد. در (جدول۳) روش‌های جداسازی بر اساس چهار معیار مختلف با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

(جدول ۳): مقایسهٔ روش‌های جداسازی

روش / معیار	شبکه عصبی	درخت تصمیم	بیز	SVM
سرعت یادگیری با داده‌های محدود	پایین	خوب	عالی	پایین
مقاومت در برابر فقدان داده	پایین	خوب	عالی	متوسط
مقاومت در برابر نویز	متوسط	متوسط	خوب	متوسط
توانایی مقابله با Over fitting	پایین	متوسط	خوب	متوسط

هیچ جداساز خاصّی نیست که در تمام موارد بهتر از سایر جداسازها عمل کند. درنتیجه در رویارویی با یک مسأله، ساده‌ترین راه انتخاب تعدادی از الگوریتم‌ها بسته به نوع مسأله، تخمین دقّت آن‌ها و درنهایت انتخاب دقیق‌ترین آن‌ها است *(Kotsiantis et al., 2007)*.

شبکه‌های عصبی تا حدّ زیادی الهام گرفته شده از سیستم‌های یادگیر طبیعی است که در آن‌ها یک مجموعه پیچیده از نرون‌های به هم متصل در کار یادگیری دخیل

[5] Support Vector Machine
[6] Decision Tree
[7] Bayes

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

هستند. جداساز **SVM** ابرصفحه‌هایی با حداکثر حاشیه[1] را به‌دست می‌آورد که دسته‌ها را جدا کنند. در مسایلی که داده‌ها به‌صورت خطّی جداپذیر نباشند، داده‌ها به فضای با ابعاد بیشتر نگاشت پیدا می‌کنند تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید، به‌صورت خطّی جدا نمود. در این تحقیق برای پیاده‌سازی **SVM** با هدف بیشینه‌سازی فاصله بین طبقه‌ها از نسخهٔ **Sequential Minimal Optimization** استفاده شده است. ایدهٔ کلی این است که پس از نرمال‌سازی داده‌ها، طبقه‌ها دو به دو با روشی مشابه **SVM** جدا می‌شوند.

روش‌های بیز بر این اصل استوار است که برای هر کمّیتی یک توزیع احتمال وجود دارد که با مشاهدهٔ یک دادهٔ جدید و استدلال در مورد توزیع احتمال آن می‌توان تصمیمات بهینه‌ای اتخاذ کرد. شبکه بیزی تمام وابستگی‌های شرطی بین ویژگی‌ها را در نظر می‌گیرد. بیز ساده[2] یک الگوریتم یادگیری ساده و کاراست که با فرض استقلال شرطی و نادیده گرفتن وابستگی بین ویژگی‌ها، باعث کاهش پیچیدگی و در بعضی موارد باعث کاهش دقّت می‌شود.

ایدهٔ اصلی درخت تصمیم مبتنی بر این حقیقت است که هر ویژگی دادهٔ ورودی می تواند برای تصمیم‌گیری استفاده شده و داده‌ها را به زیرمجموعه‌های کوچک‌تری تقسیم کند. این الگوریتم از بهرهٔ اطّلاعات[3] نرمال (مبتنی بر تفاوت آنتروپی) استفاده نموده، ویژگی با بالاترین بهره اطّلاعاتی را برای تصمیم‌گیری انتخاب کرده و بر اساس آن داده‌های ورودی را به زیر مجموعه‌های کوچک‌تر تقسیم می‌کند *(Kirkos et al., 2008)*.

با استفاده از نرم‌افزار **WEKA** نسخهٔ ۳.۶.۳، این روش‌های جداسازی بر روی داده‌ها اعمال می‌شود. برای آموزش و آزمون دسته‌بندی کننده‌ها از روش ارزیابی متقابل **k**تایی[4] استفاده شده است. به این صورت که مجموعه داده‌ها به‌صورت تصادفی به K قسمت تقسیم و یادگیری **K** مرتبه تکرار می‌گردد. در هر مرتبه **K-1** قسمت برای آموزش و یک قسمت برای آزمایش استفاده می‌شود و میانگین نتایج به‌دست آمده، به‌عنوان نتیجه ارزیابی ارائه می‌گردد. در این مقاله **k** مقدار متداول ۱۰ در نظر گرفته شده است. در روش **MLP**، تعداد نرون‌های لایهٔ مخفی برابر نصف مجموع تعداد ویژگی‌ها و تعداد طبقه‌ها می‌باشد. تعداد اپوک‌ها[5] برابر ۵۰۰، میزان خطا برای توقف آموزش برابر ۰/۰۰۱، نرخ یادگیری[6] برابر ۰/۳ و ممنتم[7] برابر ۰/۲ در نظر گرفته شده است. برای سایر روش‌ها نیز، پارامترهای جداساز برای نیل به بهترین نتیجه، تنظیم می‌شوند. بهترین نتایج با توجّه به نوع جداساز، برای تفکیک چهار وضعیت عاطفی بدون اعمال هیچ‌گونه از روش‌های کاهش بُعد، در (جدول ۴) نشان داده شده است.

(جدول ۴): انتخاب بهترین جداسازها و نتایج حاصل از آنها پس از اعمال اغلب روش‌های متداول جداسازی (به‌منظور تفکیک چهار وضعیت عاطفی)

روش جداسازی	Correctly Classified Instances	Confusion Matrix (A=شادی و خشم=B، C=حزن و لذت=D)				
		A	B	C	D	
Multi Layer Perceptron (MLP)	٪۸۵	۲۱	۱	۱	۲	A
		۰	۲۵	۰	۰	B
		۱	۰	۲۳	۱	C
		۵	۰	٤	۱٦	D
Radial Basis Function (RBF)	٪۷۳	۱۸	۱	۰	٦	A
		۰	۲۵	۰	۰	B
		۱	۰	۲۰	٤	C
		٤	۲	۹	۱۰	D
SVM (Sequential Minimal Optimization)	٪۸۳	۲۲	۰	۱	۲	A
		۰	۲٤	۰	۱	B
		۱	۰	۲۱	۳	C
		۵	۰	٤	۱٦	D
Bayes (Bayes Network Classifier)	٪۸۰	۲۰	۰	۱	٤	A
		۳	۲۰	۰	۲	B
		۰	۰	۲۰	۵	C
		۲	۰	۳	۲۰	D
Bayes (Naive Bayes Classifier)	٪۷٤	۱۹	۰	۱	٦	A
		۳	۲۱	۰	۱	B
		۱	۰	۲۰	٤	C
		۳	۱	۷	۱٤	D
Decision Tree (Random forest)	٪۸۵	۲۱	۱	۱	۲	A
		۰	۲۵	۰	۰	B
		۰	۰	۲۲	۳	C
		۲	۰	٦	۱۷	D
Decision Tree (j48)	٪۷۸	۱۹	۱	۲	۳	A
		۰	۲۵	۰	۰	B
		۰	۰	۱۸	۷	C
		٤	۰	۵	۱٦	D

[1] Maximum Margin
[2] Naive Bayes Classifier
[3] Information Gain
[4] K-fold cross-validation
[5] Epoch
[6] LearningRate
[7] Momentum

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

مشاهده می‌شود جداسازهای **MLP**، **RBF** و **SVM**، نتایج قابل قبولی دارند. با این وجود با توجّه به نتایج بالای جداسازهای مبتنی بر روش بیز و درخت تصمیم‌گیری و همچنین ویژگی‌های مثبت این جداسازها نسبت به جداسازهای قبلی، همچون سرعت یادگیری با داده‌های محدود، مقاومت در برابر نویز و توانایی مقابله با **Over fitting**، استفاده از این جداسازها برای این بازشناسی ارجحیت خواهد داشت.

تمامی روش‌ها در تفکیک حالت لذّت ضعیف می‌باشند. درصورتی‌که به‌طور تقریبی تمامی روش‌ها حالت خشم را با دقّت بالایی تفکیک می‌کنند. برای تفکیک دو حالت شادی و حزن توانایی جداسازهای مختلف متفاوت است. به‌صورت کلّی مشخّص می‌گردد که فرآیند تفکیک در راستای محور برانگیختگی آسان‌تر از محور جاذبه است.

با توجّه به نتایج این روش‌های برگزیده جداسازی، به‌طور مجدد چهار روش برتر از میان آنها با توجّه به درصد صحّت تفکیک، انتخاب شده است. پس از اعمال انواع روش‌های کاهش بُعد مقایسه شده در (جدول ۲)، از این چهار روش برتر جداسازی استفاده شده است. (جدول ۵)، نتایج حاصل از اعمال چهار نوع جداساز منتخب، پس از استفاده از انواع روش‌های کاهش بعد را نشان می‌دهد.

(جدول ۵) نتایج حاصل از اعمال چهار نوع جداساز برگزیده (با توجّه به نتایج (جدول ۴))، پس از اعمال انواع روش‌های کاهش ویژگی

روش انتخاب ویژگی (روش ارزیابی و روش جستجو)	Multi Layer Perceptron	Bayes Network Classifier	Decision trees (Random forest)	SVM (Sequential Minimal Optimization)
Orginal Dataset (non- dimension reduction)	٪۸۵	٪۸۰	٪۰.۸۵	٪۸۳
Feature Extraction (PCA) Variance Threshold=0.95 (4 first Vectors	٪٦۱	٪۵۳	٪٤٦	٪۵۹
Feature selection Filter(correlation)- Heuristic Search(Greedy Stepwise)	٪۷۸	٪۸۹	٪۸۰	٪۸۷
Feature selection Filter(correlation)- complete Search(Best First)	٪۸٦	٪۸۸	٪۸٦	٪۸۹
Feature selection Filter(Consistency)- Heuristic Search(Greedy Stepwise)	٪۸۸	٪۸۰	٪۸۰	٪۸۵
Feature Selection Wrappers - Complete Search(Best First)	٪۹۰	٪۹۲	٪۸۸	٪۹۱

همان‌گونه که از نتایج جدول مشخّص است، روش **PCA** نه‌تنها باعث بهبود درصد صحّت تفکیک نمی‌شود، بلکه باعث کاهش آن نیز می‌شود. دلیل این موضوع را می‌توان استدلال ارائه شده در بخش ۵ دانست. نتایج نشان می‌دهد روش جستجوی **BestFirst** عملکرد بهتری نسبت به روش **Greedy Stepwise** در انتخاب ویژگی دارد. همچنین روش ارزیابی رپر نتایج بهتری نسبت به روش فیلتر در انتخاب ویژگی دارد. با توجّه به (جدول ۵) مشخّص می‌شود که ترکیب اعمال روش کاهش ویژگی مناسب و اعمال روش جداسازی مناسب می‌تواند صحّت نتایج را بهبود ببخشد. استفاده همزمان از روش ارزیابی **Wrapper** و روش جستجوی جامع **Best First** به همراه استفاده از چهار جداساز منتخب می‌تواند صحّت نتایج را به بالاتر از ۹۰٪ نیز برساند.

۷- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این پژوهش سعی شده است با طراحی آزمایش مناسب و معتبر و همچنین استفاده از روش‌های مناسب پیش‌پردازش سیگنال، استخراج ویژگی، کاهش ویژگی و جداسازی، چهار وضعیت احساسی مختلف با توجّه به تغییرات فیزیولوژیک بازشناسی و تفکیک شود.

ثبت داده‌های معتبر مهم‌ترین بخش این تحقیق است. زیرا در صورت عدم اطمینان از اعتبار و دقّت در ثبت داده‌ها بقیهٔ مراحل تحقیق نیز با مشکل مواجه خواهد شد. از این‌رو با توجّه به نتایج تحقیقات پیشین، سعی شده است تمامی محدودیت‌های ثبت داده رعایت شود. این محدودیت‌ها شامل ثبت صحیح سیگنال‌ها، ویژگی‌های افراد شرکت‌کننده در آزمایش و انتخاب صحیح حالت‌های عاطفی که قصد تفکیک آن‌ها را داریم، می‌باشد که در بخش‌های مختلف توضیح داده شد. همچنین نحوهٔ صحیح ایجاد حالت‌های عاطفی در شرکت‌کنندگان حائز اهمیت است. مشاهده شد برای ایجاد عواطف، داده‌های استاندارد همچون **IAPS** و **IADS** به‌علّت تفاوت‌های بومی و فرهنگی مناسب نیستند. لذا بانک دادهٔ مناسب برای این‌کار تولید شد.

با توجّه به (شکل‌های ۵ و ۶)، بعضی از ویژگی‌ها همچون افزایش نرخ ضربان قلب در جاذبهٔ مثبت (شادی و لذّت)، افزایش دامنهٔ سیگنال فعّالیت ماهیچهٔ ذوزنقه‌ای در برانگیختگی بالا (خشم و شادی) که نشان‌دهندهٔ افزایش فعّالیت ماهیچه در این وضعیت است، افزایش نرخ تنفس در حالت خشم و تغییرات سریع در رسانایی پوست در

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

برانگیختگی بالا، بدون نیاز به تحلیل کمّی نیز در تغییرات سیگنال‌ها مشاهده می‌شود. این تغییرات نشان می‌دهد سیگنال‌های فیزیولوژیک قابلیت تفکیک حالت‌های عاطفی را دارند. امّا این قابلیت با توجّه به نوع سیگنال و حالت عاطفی مورد نظر متفاوت است. این موضوع را می‌توان در (شکل ۱۰) مشاهده کرد.

مشاهده شد که علی‌رغم رعایت تمامی محدودیت‌ها، سیگنال‌های ثبت شده شامل انواع نوفه و درست‌نماها هستند. از این‌رو پیش‌پردازش مناسب سیگنال، نقش بسیار مهمّی در نتایج خواهد داشت. در این مرحله باید از روش‌هایی استفاده شود که اطّلاعات نامناسب با توجّه به حذف کمترین اطّلاعات مفید یا تغییر در سیگنال، از سیگنال‌ها حذف شود.

با توجّه به انتخاب ویژگی‌های متفاوت توسط روش‌های مختلف انتخاب ویژگی یا در شرایط متفاوت آزمایش، نمی‌توان ویژگی‌های مشخصی را به‌عنوان بهترین ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های محیطی برای بازشناسی در نظر گرفت. حداقل برای یک سیستم مستقل از فرد و حالت‌های احساسی مختلف این روش بهینه نخواهد بود. بهتر است ویژگی‌های گوناگون استخراج شود و سپس مرحله‌ای به منظور انتخاب ویژگی‌های مناسب اضافه گردد. متفاوت بودن ویژگی‌های مورد استفاده برای بازشناسی در تحقیقات پیشین نیز این نکته را تأیید می‌کند. در این تحقیق ویژگی‌های متنوع و مناسبی در حوزهٔ زمان استخراج شده است. با این وجود با توجّه به تحقیقات پیشین، استفاده از ویژگی‌های دیگری همچون ویژگی‌های حوزهٔ فرکانس و ویژگی‌های غیر خطی می‌تواند در بازشناسی نقش قابل ملاحظه‌ای داشته باشد که در تحقیقات آینده به آن پرداخته خواهد شد.

با توجّه به (جداول ۴ و ۵) گزینش روش‌های انتخاب ویژگی، استخراج ویژگی، دسته‌بندی‌کننده و نیز روش‌های ترکیبی مناسب می‌تواند باعث تغییرات قابل توجهی در صحّت نتایج بازشناسی شود. با توجّه به نتایج نشان داده شده در (جداول ۲ و ۵) مشخّص می‌شود که استفاده از روش‌های استخراج ویژگی همچون **PCA** برای این نوع بازشناسی مناسب نیست. بنابراین باید روش‌هایی برای انتخاب ویژگی‌ها، بدون ترکیب کردن آنها اتّخاذ شود. از میان روش‌های انتخاب ویژگی با توجه به روش جستجو و روش ارزیابی، روش ارزیابی رپر نتایج بهتری نسبت به روش فیلتر نشان داد. همچنین، روش‌های جستجوی جامع نتایج بهتری نسبت به روش‌های جستجوی اکتشافی دارد. از میان این روش‌های جامع، بهترین نتیجه را روش **Best First** ایجاد می‌کند. از میان روش‌های متداول جداسازی بهترین نتایج، متعلق به هشت روش جداسازی (جدول ۴) می‌باشد. مشاهده می‌شود جداسازهای **MLP**، **RBF** و **SVM**، نتایج قابل قبولی دارند. با این وجود با توجّه به نتایج بالای جداسازهای مبتنی بر روش بیز و درخت تصمیم‌گیری و همچنین ویژگی‌های مثبت این جداسازها نسبت به جداسازهای قبلی همچون سرعت یادگیری با داده‌های محدود، مقاومت در برابر نوفه و توانایی مقابله با **Over fitting**، استفاده از این جداسازها برای این بازشناسی ارجحیت خواهد داشت.

تمامی روش‌های جداسازی در تفکیک حالت لذّت ضعیف می‌باشند. درصورتی‌که به‌طور تقریبی تمامی روش‌ها حالت خشم را با دقّت بالایی تفکیک می‌کنند. برای تفکیک دو حالت شادی و حزن توانایی جداسازهای مختلف متفاوت است. به‌صورت کلّی مشخّص می‌گردد که فرآیند تفکیک در راستای محور برانگیختگی آسان‌تر از محور جاذبه است و نیز توانایی سیگنال‌های **SC** و **EMG** برای تفکیک در این مورد بیشتر است.

علی رغم نتایج قابل قبول به‌دست آمده در این پژوهش، میدان زیادی برای توسعهٔ این بررسی‌ها وجود دارد. از جمله‌ی این موارد می‌توان به استفاده از دیگر کانال‌های ورودی برای بازشناسی همچون بررسی تغییرات در سیگنال مغزی یا روش‌های دیداری-شنیداری همچون بازشناسی حالت چهره، حرکات شخص و بازشناسی حالت سخن‌گفتن شخص و ترکیب ویژگی‌های آن‌ها با ویژگی‌های به‌دست آمده از سیگنال‌های محیطی اشاره نمود. تمامی این توصیفات بررسی‌های جدید و کاملی طلب می‌کنند که جزء فعّالیت‌های آتی حاصل از این پژوهش برشمرده می‌شود.

تشکّر و قدردانی

از مسؤولان محترم آزمایشگاه ابزار دقیق و مهندسی پزشکی دانشگاه اصفهان برای همکاری ایشان تشکّر می‌نماییم. همچنین، از کلیهٔ داوطلبان شرکت‌کننده در مراحل مختلف پژوهش، صمیمانه سپاس‌گزاریم.

۸- منابع

Bouckaert, R.R., Frank, E., July, 2010. WEKA manual for version 3.6.3.

Bradley, M., Lang, P.J., Emotion, U.o.F.C.f.t.S.o., Attention, Health, N.I.o.M., 1999. The International affective digitized sounds (IADS)[: stimuli,

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND APPLICATIONS 160, 3.

Kreibig, S.D., 2010. Autonomic nervous system activity in emotion: A review. Biological psychology 84, 394-421.

Lang, P., Bradley, M., Cuthbert, B., 1999. International affective picture system (IAPS): Instruction manual and affective ratings. University of Florida. The Center for Research in Psychophysiology.

Larsen, J.T., Berntson, G.G., Poehlmann, K.M., Ito, T.A., Cacioppo, J.T., 2008. The psychophysiology of emotion. Handbook of emotions, 180-195.

Lazarus, R.S., 1991. Emotion and adaptation. Oxford University Press, USA.

Leon, E., Clarke, G., Callaghan, V., Sepulveda, F., 2007. A user-independent real-time emotion recognition system for software agents in domestic environments. Engineering applications of artificial intelligence 20, 337-345.

Lisetti, C.L., Nasoz, F., 2004. Using noninvasive wearable computers to recognize human emotions from physiological signals. EURASIP Journal on Applied Signal Processing 2004, 1672-1687.

Mehrabian, A., 1996. Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in temperament. Current Psychology 14, 261-292.

Morris, J.D., 1995. Observations: SAM: The Self-Assessment Manikin An Efficient Cross-Cultural Measurement Of Emotional Response 1. Journal of Advertising Research 35, 1-6.

Pan, J., Tompkins, W.J., 1985. A real-time QRS detection algorithm. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 230-236.

Picard, R.W., 2003. Affective computing: challenges. International Journal of Human-Computer Studies 59, 55-64.

Picard, R.W., Vyzas, E., Healey, J., 2001. Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 23, 1175-1191.

Rani, P., Liu, C., Sarkar, N., Vanman, E., 2006. An empirical study of machine learning techniques for affect recognition in human–robot interaction. Pattern Analysis & Applications 9, 58-69.

Saeys, Y., Inza, I., Larrañaga, P., 2007. A review of feature selection techniques in bioinformatics. Bioinformatics 23, 2507-2517.

instruction manual and affective ratings. NIMH Center for the Study of Emotion and Attention.

Chanel, G., Kierkels, J.J.M., Soleymani, M., Pun, T., 2009. Short-term emotion assessment in a recall paradigm. International Journal of Human-Computer Studies 67, 607-627.

Custódio, L., Ventura, R., Pinto-Ferreira, C., 1999. Artificial emotions and emotion-based control systems. IEEE, pp. 1415-1420 vol. 1412.

de Waele, S., de Vries, G.J., Jager, M., 2009. Experiences with adaptive statistical models for biosignals in daily life. IEEE, pp. 1-6.

Desmet, P., Overbeeke, K., Tax, S., 2001. Designing Products with Added Emotional Value: Development and Appllcation of an Approach for Research Through Design. The design journal 4, 32-47.

Goldberg, D., Williams, P., 2006. General health questionnaire. GL Assessment.

Gratch, J., Marsella, S., 2004. A domain-independent framework for modeling emotion. Cognitive Systems Research 5, 269-306.

Guyon, I., Elisseeff, A., 2003. An introduction to variable and feature selection. The Journal of Machine Learning Research 3, 1157-1182.

Jungermann, F., 2009. Information extraction with rapidminer. Proceedings of the GSCL Symposium'Sprachtechnologie und eHumanities'(W. Hoeppner, ed.), 50-61.

Katsis, C.D., Katertsidis, N., Ganiatsas, G., Fotiadis, D.I., 2008. Toward emotion recognition in car-racing drivers: A biosignal processing approach. Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on 38, 502-512.

Kim, K.H., Bang, S., Kim, S., 2004. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. Medical and biological engineering and computing 42, 419-427.

Kirkos, E., Spathis, C., Manolopoulos, Y., 2008. Support vector machines, Decision Trees and Neural Networks for auditor selection. Journal of Computational Methods in Science and Engineering 8, 213-224.

Kotsia, I., Buciu, I., Pitas, I., 2008. An analysis of facial expression recognition under partial facial image occlusion. Image and Vision Computing 26, 1052-1067.

Kotsiantis, S., Zaharakis, I., Pintelas, P., 2007. Supervised machine learning: A review of classification techniques. FRONTIERS IN

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]

Van Der Maaten, L., Postma, E., Van Den Herik, H., 2007. Dimensionality reduction: A comparative review. Published online 10, 1-35.

Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, G.I., Huang, T.S., 2009. A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 31, 39-58.

مجرّدشفیعی ب.، یزدچی م.، کمی‌سازی و بازشناسی احساسات مبتنی بر تغییرات فیزیولوژیک، مجموعه مقالات هفدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران (ICBME2010)، آبان ۱۳۸۹.

مجرّدشفیعی ب.، یزدچی م.، محمدبیگی م.، مقایسه روش‌های کاهش ویژگی و دسته بندی به منظور بازشناسی خودکار حالت عاطفی مبتنی بر تغییرات فیزیولوژیکی، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس سلامت الکترونیکی و کاربردهای ICT در پزشکی ایران (ISMI2011)، بهمن ۱۳۸۹.



بهروز مجرّدشفیعی مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی پزشکی در سال ۱۳۸۸ و کارشناسی ارشد را در مهندسی پزشکی- بیوالکتریک در سال ۱۳۹۱ از دانشگاه اصفهان دریافت نموده است.
زمینه‌های پژوهشی مورد علاقهٔ ایشان علوم اعصاب، محاسبات عاطفی، پردازش سیگنال‌های حیاتی و بازشناسی الگو می‌باشد.
نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:
behrooz.m.sh@eng.ui.ac.ir



محمدرضا یزدچی مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۷۶ در رشتهٔ مهندسی برق–الکترونیک از دانشگاه صنعتی اصفهان دریافت نمود. وی موفق به اخذ مدارک کارشناسی ارشد و دکترای تخصصی در رشتهٔ مهندسی پزشکی- بیوالکتریک در سال‌های ۱۳۷۸ و ۱۳۸۵ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران گردید. پس از اتمام تحصیلات، از سال ۱۳۸۵ به‌صورت رسمی به سمت عضو هیأت علمی گروه مهندسی پزشکی دانشکدهٔ فنی مهندسی دانشگاه اصفهان درآمد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقهٔ ایشان پردازش سیگنال‌های حیاتی، گفتار، تصویر و سیستم‌های الهام گرفته زیستی می‌باشد.
نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:
yazdchi@eng.ui.ac.ir



مهران عمادی اندانی مدرک کارشناسی خود را در مهندسی برق- الکترونیک از دانشگاه صنعتی اصفهان در سال ۱۳۷۵، کارشناسی ارشد و دکتری خود را به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۸ و ۱۳۸۷ در مهندسی برق- بیوالکتریک از دانشگاه تهران دریافت نموده است. وی در حال حاضر استادیار گروه مهندسی پزشکی دانشکدهٔ فنی مهندسی دانشگاه اصفهان می‌باشد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقهٔ ایشان علوم اعصاب محاسباتی، علوم اعصاب شناختی، دارونمای حرکتی، مدل‌سازی و شناسایی سیستم‌های زیستی و بازشناسی الگو می‌باشد.
نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:
emadi@eng.ui.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18]