

ارزیابی کمی کارایی سیگنال‌های فیزیولوژیک در تشخیص هوشمند حالت هیجانی به

منظور مراقبت‌های بهداشتی و درمانی

بهروز مجردشفیعی^۱، محمدرضا یزدچی^۲ و مهران عمادی اندانی^۳

۱- کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی - دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه اصفهان - اصفهان - ایران

behrooz.m.sh@eng.ui.ac.ir, behrooz.m.sh@gmail.com

۲- استادیار، گروه مهندسی پزشکی - دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه اصفهان - اصفهان - ایران

yazdchi@eng.ui.ac.ir

۳- استادیار، گروه مهندسی پزشکی - دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه اصفهان - اصفهان - ایران

emadi@eng.ui.ac.ir

چکیده: نظارت بر تغییرات حالت هیجانی می‌تواند در مراقبت‌های بهداشتی و درمانی و تحقیقات بالینی مفید واقع شود. حالت‌های هیجانی مختلف باعث ایجاد الگوهای متفاوت در سیگنال‌های فیزیولوژیک می‌شوند. در نتیجه، می‌توان از این سیگنال‌ها برای بازشناسی حالت‌های هیجانی استفاده کرد. در این تحقیق با استفاده از قطعات فیلم استاندارد، هیجان‌های شادی، خشم، ناراحتی و آرامش مطابق با چهار ربع فضای برانگیختگی و جاذبه بر روی ۲۴ داوطلب سالم ایجاد می‌شوند. به صورت همزمان، سیگنال‌های فعالیت الکتریکی قلب، فعالیت الکتریکی ماهیچه، تنفسی و رسانایی پوست، ثبت می‌شوند. پس از پیش‌پردازش‌های لازم شامل قطعه‌بندی، هموارسازی، هنجارسازی، حذف نویز و درست‌نماها و حذف رانش خط پایه، ویژگی‌های متنوع در حوزه زمان و فرکانس از سیگنال‌ها استخراج می‌شود. روش‌های مختلف استخراج و انتخاب ویژگی برای استخراج و انتخاب مجموعه مناسبی از ویژگی‌ها مقایسه شده‌اند. در ادامه از چند طبقه‌بندی کننده متفاوت برای تشخیص حالت‌های هیجانی از روی مجموعه ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. در نهایت، کارایی سیگنال‌ها در تشخیص هیجان‌ها به صورت کیفی و کمی با یکدیگر مقایسه شده است. نتایج، نشان‌دهنده کارایی متفاوت هر نوع از سیگنال‌ها در تشخیص هیجان‌های مشخص است. همچنین، نتایج نشان می‌دهند که طبقه‌بندی کننده منتخب با استفاده از مجموعه مناسبی از ویژگی‌های منتخب قادر است در بیشتر از ۷۰٪ موارد حالت هیجانی را به‌طور صحیح تشخیص دهد.

واژه‌های کلیدی: تشخیص حالت‌های هیجانی، پردازش سیگنال‌های فیزیولوژیک، تحلیل واریانس، جداکننده خطی فشر، شبکه عصبی پرسپترون، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، شبکه بیزین

۱- مقدمه

همان احساسات است. هیجان در نتیجه رویدادهای کم دوام چند ثانیه‌ای یا چند دقیقه‌ای به‌وجود می‌آید. همچون هیجان‌های خشم، ترس، شادی و ناراحتی. تظاهر خارجی و تجلی بیرونی با علائم فیزیولوژیک هیجان را عاطفه می‌نامند که به صورت عینی شناخته و ارزیابی می‌شود [۱].

فرآیند تصمیم‌گیری در مغز انسان به محاسبه و منطق که توسط قشر فوقانی انجام می‌گیرد، محدود نمی‌شود، بلکه هیجان‌ها (که منشأ آن‌ها در مغز میانی است) نیز در تصمیم‌گیری دخیل هستند. شواهد نشان داده است پیش از

منظور از هیجان‌ها^۱ در گفتمان تخصصی روان‌شناسی

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۱/۱۰/۲۰

تاریخ پذیرش مقاله: -/۱۳۹۱/

نام نویسنده مسئول: بهروز مجردشفیعی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - اصفهان - خیابان هزار جریب - دانشگاه اصفهان - دانشکده فنی و مهندسی - گروه مهندسی پزشکی

(SKT^{۱۲}) می‌توان به بازشناسی قابل‌قبولی برای الگوهای هیجانی دست یافت. در پژوهشی [۸]، آنها از روش تصور برای ایجاد هیجان‌ها استفاده کرده‌اند و از شخص بازیگری خواسته شده است هشت حالت هیجانی را به نمایش بگذارد؛ این کار را طی ۳۲ روز ادامه داده‌اند و هر بار به مدت سه دقیقه از هر حالت هیجانی ثبت گرفته شده است. بهترین نتایج روی دسته‌های مختلف سه‌تایی ۷۵-۸۷٪ گزارش شده است و به‌صورت کلی صحت ۸۱٪ برای هشت حالت هیجانی مختلف به‌دست آمده است.

در پژوهش دیگری در سال ۲۰۰۴ از روش (دیداری، شنیداری و شناختی) برای ایجاد حالات هیجانی در کودکان استفاده شده است؛ یک شخصیت اسباب‌بازی داستان‌هایی را مطابق با چهار حالت ناراحتی، استرس، خشم و تعجب تعریف می‌کند و به‌صورت همزمان موسیقی متناسبی به‌منظور کمک به قرار گرفتن کودکان در فضای احساسی داستان پخش می‌شود. سیگنال‌های مورد استفاده ECG، SCL، SKT^{۱۳} و HR^{۱۴} است. دادگان شامل دو دسته می‌شود: دسته اول مربوط به ۱۲۵ نفر کودک ۵-۸ سال برای آموزش و دسته دوم مربوط به پنجاه نفر کودک ۷-۸ سال برای آزمون است. درصد صحت طبقه‌بندی به‌دست آمده ۶۱٪ برای چهار دسته ناراحتی، استرس، خشم و تعجب و ۷۸٪ برای سه دسته ناراحتی، استرس و خشم است [۱۰].

پژوهش دیگری در سال ۲۰۰۸ انجام شده است و برای اولین بار سیگنال‌های فیزیولوژیک برای تشخیص حالت هیجانی کودکان با اختلال اوتیسم به صورت زمان‌واقعی به کار گرفته شده است. روباتی هوشمند در بازی بسکتبال با تشخیص میل کودکان، رفتار خود (سرعت و جهت سبد بسکتبال، موسیقی زمینه و هدف بازی) را مانند یک درمان‌گر^{۱۵} واقعی تغییر می‌دهد. در این تحقیق صحت ۸۱/۸٪ برای تشخیص میل (زیاد یا کم) برای شش کودک به دست آمده است [۴].

همچنین، در سال ۲۰۱۱ بازی رایانه‌ای هوشمندی طراحی شده است که می‌تواند با تشخیص حالت هیجانی اضطراب یا خستگی شخص با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیک، سطح دشواری بازی را برای سرگرم نگاه داشتن شخص تغییر دهد و صحت ۶۳٪ برای ۲۰ داوطلب

آنکه مسأله در سطح شناختی، با بازنمایی کامل محرک خارجی پردازش شود، پردازش آن در سطح ادراکی با کمک یک بازنمایی ساده‌تر از محرک خارجی توسط هیجان‌ها صورت می‌گیرد. با توجه به این پردازش، جواب موقتی، سریع و به‌نسبت خوبی تولید می‌گردد. از این‌رو، پردازش هیجانی به فرآیند تصمیم‌گیری سرعت می‌بخشد [۲،۳].

تحلیل داده‌های تجربی نشان داده است که هیجان‌ها، عواملی هستند که می‌توانند بر سرعت و کارایی درمان‌هایی که هنگام یک دوره درمانی ارابه می‌شوند، تأثیرگذار باشند. از این‌رو، ارزیابی حالت‌های هیجانی را می‌توان مانند دیگر دستگاه‌های نظارت برای کنترل علائم بهبود بیمار به‌کار برد. اگرچه، کارایی و قابلیت استفاده آن در کمک به بهبودی اختلالاتی که بر آسیب‌های اجتماعی و عاطفی دلالت دارند، قطعاً مهمتر است. این‌گونه اختلالات شامل اختلال اضطراب^{۱۶}، درخودماندگی یا اختلالات طیف اوتیسم (ASD^{۱۷})، افسردگی، اختلال بیش‌فعالی با کمبود توجه^{۱۸}، اختلال استرس، اختلالات خواب و غیره است [۴،۵].

همچنین، بررسی حالات هیجانی می‌تواند اطلاعاتی برای تعیین این‌که یک فرد ناتوان یا سالخورده چه زمانی به کمک نیاز دارد نیز فراهم آورد. از طرفی، تشخیص هیجان‌ها، شاخصی برای پیش‌بینی رفتار است. از این‌رو، می‌تواند برای جلوگیری از انجام رفتارهای خطرناک یا مضر همچون کنترل استرس هنگام رانندگی یا در مشاغل حساس استفاده شود [۶].

حالت‌های مختلف هیجانی باعث تحریک دستگاه عصبی خودمختار (ANS^{۱۹}) و به دنبال آن تغییرات فیزیولوژیک به وسیله دو بخش سمپاتیک و پاراسمپاتیک و در نهایت ایجاد الگوهای مشخص در سیگنال‌های محیطی می‌شود. در نتیجه، می‌توان با ثبت این سیگنال‌ها و استخراج ویژگی‌های مناسب از آنها به دسته‌بندی قابل‌قبولی برای حالت‌های هیجانی دست یافت [۷].

تحقیقات پیکارد و همکارانش^{۲۰} [۲،۵،۸،۹] در دانشگاه MIT^{۲۱} نشان می‌دهد که با ثبت سیگنال‌های فیزیولوژیک از قبیل سیگنال فعالیت الکتریکی قلبی (ECG^{۲۲})، سیگنال رسانایی پوست (SCL^{۲۳})، فعالیت الکتریکی ماهیچه‌ای (EMG^{۲۴})، سیگنال تنفسی (RSP^{۲۵}) و دمای پوست

همچنین، روش ایجاد حالت‌های هیجانی و اعتبارسنجی داده‌ها حائز اهمیت است. محدودیتی که از آن به عنوان نبود یک حقیقت پایه^{۱۸} در این‌گونه بازشناسی نام می‌برند؛ بدین معنا که در روش‌های شناسایی الگو، برچسب‌گذاری^{۱۹} الگوها بر اساس قضاوت بر علایم عینی^{۲۰} و مورد قبول است، اما در این‌گونه بازشناسی برچسب‌گذاری باید بر اساس یک مفهوم ذهنی^{۲۱} انجام شود. برای 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؟ [۸,۱۰,۱۱].

۳- در این نوع بازشناسی به اتصال سنسورهای حیاتی به شخص نیاز است. این سنسورها بسیار به حرکت شخص و در نتیجه ایجاد درست‌نماها^{۲۲} حساسند. به‌علاوه تغییرات فیزیولوژیک می‌تواند در فواصل زمانی متفاوتی اتفاق بیفتد و بعضی تغییرات دوام چند لحظه‌ای و بعضی دیگر دوام بیشتری داشته باشند. بنابراین، پنجره زمانی تغییرات مهم است [۶,۸,۱۲]. همچنین، سیگنال‌های هیجانی تحت تأثیر عوامل بسیاری هستند؛ بعضی از آنها، عوامل درونی و بعضی شامل طیف وسیعی از تحریکات و اختلالات خروجی است. به همین علت، به صورت ذاتی نویزگونه‌اند و این مسأله در شرایط برون آزمایشگاهی وخیم‌تر می‌شود. با توجه به این موارد انتخاب روش‌های مناسب ثبت سیگنال و پیش‌پردازش سیگنال‌ها قبل از استخراج ویژگی نقش حیاتی ایفا می‌کند [۹, ۱۴, ۱۵].

۳- روش ثبت داده‌ها

ثبت داده‌های معتبر مهمترین بخش این تحقیق است، زیرا در صورت عدم اطمینان از اعتبار و دقت در ثبت داده‌ها، بقیه مراحل تحقیق نیز با مشکل مواجه خواهد شد. در ادامه، به توضیح نحوه ثبت داده‌ها می‌پردازیم.

۳-۱- شرکت کنندگان در آزمایش

در این پژوهش از ۲۴ داوطلب مرد در رده سنی ۲۰ تا ۲۶ سال استفاده شد. این ۲۴ فرد از بین دانشجویان دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه اصفهان انتخاب شدند. داوطلبان

در سه سطح دشواری به‌دست آمده است [۱۱].

با وجود چندین پژوهش در زمینه بازشناسی حالت هیجانی با استفاده از تغییرات فیزیولوژیک در ده سال اخیر [۱۵-۶,۸-۴]، هنوز طراحی یک دستگاه دقیق تشخیصی با محدودیت‌ها و موانعی روبه‌روست. این محدودیت‌ها شامل دو قسمت موانع در ثبت داده‌های معتبر و موانع در تحلیل و پردازش داده‌ها می‌شود که در ادامه به توضیح آنها می‌پردازیم. هدف از این پژوهش، ارائه راهکارهایی برای غلبه بر قسمتی از این محدودیت‌ها برای طراحی یک سیستم هوشمند در تشخیص خودکار حالت هیجانی با دقت قابل قبول است. در ادامه، نحوه برپایی آزمایش و چگونگی ثبت داده‌ها توضیح داده می‌شود. بعد از آن پیش‌پردازش سیگنال‌ها، استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال‌ها مورد بررسی می‌شود. سپس، به مقایسه روش‌های کاهش ویژگی و دسته‌بندی و نتایج حاصل از آنها در این مطالعه پرداخته می‌شود. در پایان، نتایج حاصل از این مطالعه مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۲- محدودیت‌ها در ثبت و پردازش داده‌ها

۱- مبنای مطالعه بر این اصل استوار است که هیجان‌های مختلف باعث تحریک دستگاه عصبی خودمختار و به دنبال آن تغییرات فیزیولوژیک به وسیله دو بخش سمپاتیک^{۱۵} و پاراسمپاتیک^{۱۶} می‌شود. این در حالی است که دستگاه عصبی خودمختار یک سیستم چندمنظوره برای بسیاری از فرآیندهای غیر هیجانی نیز هست. این نکته حائز اهمیت است، زیرا بیشتر مواقع مشخص نیست که فعالیت دستگاه عصبی خودمختار منعکس‌کننده حالت هیجانی است یا به فعالیت‌های دیگر مربوط می‌شود [۷]. همچنین، یک حالت هیجانی تابع زمان، محیط، فرهنگ، شخصیت و خلق^{۱۷} فرد است. بنابراین، شرایط مکانی و زمانی و مشخصات افراد شرکت‌کننده در آزمایش مهم است؛ تفاوت‌های فردی، هیجان‌هایی با پاسخ‌های متفاوت در سیستم اعصاب خودکار ایجاد می‌کند [۲,۵,۸].

۲- انتخاب و نام‌گذاری هیجان‌هایی که قصد طبقه‌بندی آنها را داریم، اهمیت دارد و شامل مباحث مفصلی در علوم روان‌شناسی، علوم اعصاب و علوم شناختی می‌شود [۱].

۳۰ ارزیابی کمی کارایی سیگنال‌های فیزیولوژیک در تشخیص هوشمند حالت هیجانی به منظور مراقبت‌های بهداشتی و درمانی

می‌دهد فعالیت این عضله با میزان استرس فرد به صورت خطی همبستگی دارد [۷]. در شکل (۱) شرایط انجام آزمایش و چگونگی ثبت سیگنال را مشاهده می‌کنید.



شکل (۱): شرایط آزمایش و ثبت سیگنال‌های فیزیولوژیک

۳-۴- انتخاب حالت‌های هیجانی برای طبقه‌بندی

در تحقیقات گسترده روان‌شناسی، روش‌های متفاوتی برای یافتن فضایی که فاصله بین حالات مشابه هیجانی (بیان متفاوت) را به حداقل برساند، به کار رفته است [۱۷]. اکثر مطالعات، فضاهای متفاوتی به دست می‌آورند، اما امروزه در مورد فضای دوبعدی برانگیختگی^{۲۵} و جاذبه^{۲۶} توافق وجود دارد [۱۸]. محور عمودی برانگیختگی، میزان توجه شخص است. محور افقی جاذبه، سطح خوش‌آیند بودن احساس فرد را مشخص می‌کند. با عمود کردن این دو محور بر هم، فضایی دوبعدی برای توصیف، نام‌گذاری و نگاشت هیجان‌های مختلف از حالت گسسته به دست می‌آید [۱۷].

شکل (۲) این فضا را نشان می‌دهد.



شکل (۲): فضای دوبعدی برانگیختگی و جاذبه [۱۷]

دارای وضعیت بینایی و شنوایی طبیعی بوده، همگی راست‌دست هستند. همچنین، هیچ‌گونه سابقه بیماری روانی، عصبی و قلبی ندارند. علاوه بر آن، با استفاده از نسخه فارسی پرسشنامه ۲۸ سؤالی GHQ^{۳۳} [۱۶]، وضعیت سلامت عمومی افراد مشابه یکدیگر ارزیابی شد.

۳-۲- نحوه برپایی آزمایش

قبل از انجام آزمایش، نکات لازم آموزش داده شد. شرکت‌کنندگان موظفند با بیشترین توجه و حداقل حرکات اضافی بدن، به تماشای قطعات تصویری پردازند. به صورت همزمان سیگنال‌های فیزیولوژیک توسط سیستم PowerLab ساخت شرکت ADInstruments و رایانه دیگری که از دید سوژه پنهان است، ثبت گردید. همچنین محیط کاملاً آرامی در نظر گرفته شد و غیر از داوطلب و پژوهشگر که به وسیله پرده‌ای، از دید داوطلب پنهان است، شخص دیگری در محیط آزمایشگاه حاضر نبود. از نرم‌افزار LabChart نسخه ۷٫۱ به منظور ثبت و پیش‌پردازش اولیه سیگنال‌ها استفاده شد.

۳-۳- ثبت سیگنال‌های فیزیولوژیک

در این آزمایش از لیدهای اندامی برای ثبت سیگنال ECG استفاده می‌شود و اشتقاق I اندازه‌گیری می‌شود. بدین منظور، دو الکتروود به دست راست و چپ و یک الکتروود به عنوان درایو پای راست استفاده می‌شود. برای ثبت سیگنال RSP، کمربندی به دور شکم بسته شده است که از روی میزان کشیدگی آن هنگام تنفس می‌توان نرخ و عمق تنفس را اندازه‌گیری کرد.

از آنجایی که مشخص شده است فعالیت غده عرق‌ریز توسط سیستم عصبی سمپاتیک کنترل می‌شود، SCL منبع متداول اطلاعات برای تشخیص حالات هیجانی است [۷]. در ثبت سیگنال SCL، دو الکتروود بر انگشت اشاره و انگشت وسط دست چپ (با توجه به راست‌دست بودن تمام داوطلبان) قرار داده شده است. برای ثبت سیگنال EMG از الکتروودهای دوقطبی سطحی بر روی عضله دوزنقه‌ای بالایی^{۲۴} نزدیک به گردن برای اندازه‌گیری میزان استرس فرد استفاده شد. شواهدی وجود دارد که نشان

نشان دهنده وجود هیجان‌های مورد نظر بود، انتخاب شد. در نهایت، برای هر شرکت کننده چهار مشاهده در حالت-های هیجانی متفاوت انتخاب گردید.

۴- پردازش سیگنال‌ها و استخراج ویژگی

سیگنال‌های ثبت شده شامل انواع نویز و درست‌نماها هستند. در این مرحله باید از روش‌هایی استفاده شود که اطلاعات نامناسب با توجه به حذف کمترین اطلاعات مفید یا تغییر در سیگنال، از سیگنال‌ها حذف شود. از نرم‌افزار LabChart نسخه ۷/۱ به منظور پیش‌پردازش اولیه سیگنال‌ها همچون حذف نویز برق شهر از سیگنال ECG و استفاده از فیلتر پایین‌گذر و بالا‌گذر مناسب برای هر نوع از سیگنال‌ها برای حذف نویز استفاده می‌گردد. همچنین، در ابتدا با توجه به وجود درست‌نماهای حرکتی در ابتدا و انتهای هر سیگنال، ۱۰۰ ثانیه از میانه هر سیگنال به عنوان سیگنال نهایی برای پردازش انتخاب می‌شود.

با توجه به متفاوت بودن ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها در تحقیقات پیشین [۱۲-۱۵، ۶، ۸، ۴]، نمی‌توان ویژگی‌های مشخصی را به عنوان بهترین ویژگی‌ها برای این بازنمایی در نظر گرفت. در این تحقیق سعی بر آن است ویژگی‌های متنوع و در عین حال بدون پیچیدگی محاسباتی معرفی و محاسبه شوند.

۴-۱- استخراج ویژگی‌ها سیگنال فعالیت

الکتریکی قلب

در [۷، ۲۰] مروری بر استخراج انواع ویژگی‌های سیگنال‌های فیزیولوژیک شده است. در این آزمایش با استفاده از الگوریتم تجزیه موجک^{۳۰} پیشنهاد شده در [۲۱]، ابتدا مکان موج‌های R مشخص می‌شود و بعد از آن مکان موج‌های P و T و قله‌های Q و S در طول سیگنال مشخص می‌گردد. شکل (۳) نتایج را برای قطعه‌ای از سیگنال نشان می‌دهد. در ادامه فواصل قطعات PQ، QT و ST و همچنین فاصله نقاط P، R و S از مقدار متوسط هر سیکل محاسبه می‌گردد. نرخ ضربان قلب (HR^{31}) و نرخ تغییرات ضربان قلب (HRV^{32}) با توجه به فاصله بین دو نقطه متوالی R و

در این پژوهش، از قطعات فیلم مختلفی مطابق با چهار ربع فضای دوبعدی برانگیختگی و جاذبه، برای ایجاد هر یک از وضعیت‌های شادی (برانگیختگی بالا و خوشایند)، خشم (برانگیختگی بالا و ناخوشایند)، ناراحتی (برانگیختگی پایین و ناخوشایند) و آرامش (برانگیختگی پایین و خوشایند)، استفاده شد که نحوه انتخاب و نمایش این قطعات فیلم را در قسمت بعد توضیح می‌دهیم.

۳-۵- ایجاد حالت‌های هیجانی^{۲۷} و اعتبار سنجی

اعتبار روش انتخابی برای تحریک و ایجاد هیجان‌ها حائز اهمیت است. روش‌های مختلفی برای این کار استفاده شده است: تصور و تخیل، استفاده از بازیگران [۸]، سیستم تصاویر استاندارد عاطفی ($IAPS^{28}$) [۱۴، ۱۸]، استفاده از قطعات فیلم [۱۲]، استفاده از بازی‌های رایانه‌ای [۱۱، ۱۳] و بالاخره آزمایش در دنیای واقعی [۹، ۱۵].

در این آزمایش از قطعات فیلم سه تا پنج دقیقه‌ای انتخاب شده از فیلم‌های سینمایی برای ایجاد حالت هیجانی استفاده شد. برای اعتبار سنجی روش تحریک و رفع مشکل حقیقت پایه، از ۳۰ نفر از افراد غیر شرکت‌کننده در آزمایش خواسته شد میزان برانگیختگی و جاذبه قطعات فیلم را با استفاده از شکل استاندارد اندازه‌گیری (SAM^{29}) [۱۹] با مقیاس نه واحد گزارش دهند. قطعاتی انتخاب شد که اختلاف بین میانگین مقادیر برانگیختگی گزارش شده توسط افراد و مقادیر معلوم هیجان‌های مورد نظر در محور برانگیختگی از یک واحد کمتر باشد. همچنین، اختلاف بین میانگین مقادیر جاذبه گزارش شده توسط افراد و مقادیر معلوم هیجان‌های مورد نظر در محور جاذبه از یک واحد کمتر باشد.

تعداد کل قطعات فیلم ۲۰ عدد (چهار قطعه فیلم منتخب برای هر یک از حالت‌های هیجانی مورد نظر) در نظر گرفته شد. ترتیب نمایش قطعات فیلم به صورت تصادفی در نظر گرفته شد و از داوطلبان نیز خواسته شد به روش قبل میزان برانگیختگی و جاذبه قطعات فیلم را پس از مشاهده هر قطعه گزارش دهند. همچنین، از چهره آنها به صورت مخفیانه هنگام انجام آزمایش فیلمبرداری شد. قطعاتی از مشاهدات که هم پرسشنامه و هم چهره داوطلبان

۳۲ ارزیابی کمی کارایی سیگنال‌های فیزیولوژیک در تشخیص هوشمند حالت هیجانی به منظور مراقبت‌های بهداشتی و درمانی

همچنین نسبت توان LF/HF، که نشان‌دهنده تعادل سیستم سمپاتیک به پاراسمپاتیک است طبق روابط ۱ تا ۳ به عنوان ویژگی‌های جدیدی استخراج می‌شود.

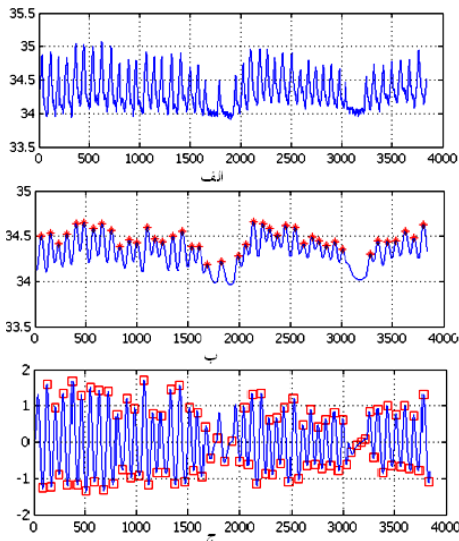
$$LF\% = \left(\frac{power_{LF}}{power_{Total}} \right) \times 100\% \quad (1)$$

$$HF\% = \left(\frac{power_{HF}}{power_{Total}} \right) \times 100\% \quad (2)$$

$$LF/HF = \left(\frac{power_{LF}}{power_{HF}} \right) \times 100\% \quad (3)$$

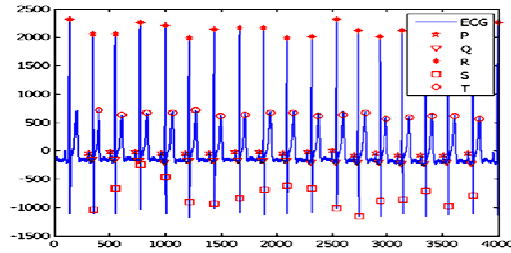
۴-۲- پردازش سیگنال تنفسی

در ابتدا سیگنال تنفسی به منظور هموارسازی، از فیلتر پایین‌گذر عبور داده می‌شود. سپس مکان نقاط بیشینه سیگنال که نمایانگر قله سیگنال در هر سیکل تنفسی است شناسایی می‌گردد. با توجه به فاصله هر دو قله متوالی، نرخ تنفس^{۳۷} تخمین زده می‌شود (تعداد تنفس در دقیقه). در ادامه، با تقریب مشتق اول سیگنال، بیشینه و کمینه سیگنال در هر عبور از صفر مشخص می‌گردد و با توجه به اختلاف مقادیر بیشینه و کمینه متوالی، عمق تنفس^{۳۸} تخمین زده می‌شود. شکل (۵) این مراحل را نشان می‌دهد.



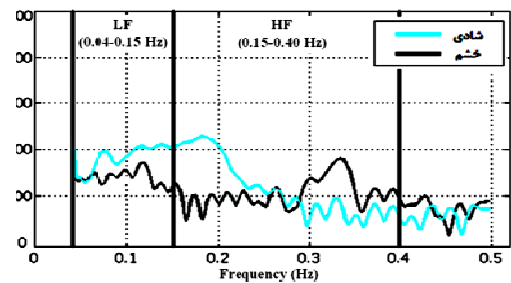
شکل (۵): محاسبه نرخ تنفس و عمق تنفس. (الف) سیگنال RSP؛ (ب) تشخیص نقاط بیشینه پس از هموارسازی سیگنال؛ (ج) تقریب مشتق اول سیگنال و تشخیص نقاط بیشینه و کمینه سیگنال در هر عبور از صفر

تغییرات آن، تخمین زده می‌شود. در نهایت، مشخصه‌های آماری همچون مقدار متوسط، میانه، انحراف معیار، بیشترین و کمترین مقدار برای تمامی مقادیر ذکر شده و مشتق اول مقادیر استخراج می‌گردد.



شکل (۳): تشخیص مکان موج‌های P, R, T و قله‌های Q و S در طول سیگنال ECG

روش تحلیل طیفی مرسوم‌ترین روش تحلیل HRV است. مؤلفه‌های فرکانس پایین (LF^{۳۹}) طیف (۰/۱۵Hz) - (۰/۰۴) انعکاسی از فعالیت سیستم سمپاتیک در آن نمایان است. مؤلفه‌های فرکانس بالای (HF^{۴۰}) طیف (۰/۴Hz) - (۰/۱۵) به سیستم عصبی پاراسمپاتیک مربوط هستند [۲۲]. در این آزمایش با استفاده از الگوریتم ولج^{۴۱}، طیف توان (PSD^{۴۲})، سری زمانی HR تخمین زده می‌شود. شکل (۴) تغییرات طیف توان تخمین زده شده در دو باند LF و HF برای یک داوطلب در دو حالت هیجانی با برانگیختگی بالا یعنی شادی و خشم را نشان می‌دهد.

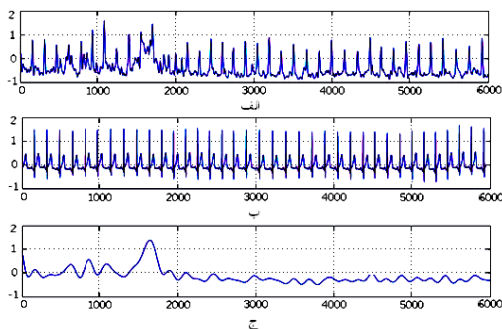


شکل (۴): تغییرات طیف توان تخمین زده شده HR در دو باند LF و HF برای دو حالت هیجانی شادی و خشم

توان هر یک از دو باند با انتگرال‌گیری از PSD هر باند محاسبه می‌گردد. درصد توان LF و HF در کل طیف که نشان‌دهنده فعالیت سیستم‌های سمپاتیک و پاراسمپاتیک،

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 و الگوریتم پیشنهاد شده در [۲۳] درست‌نمای ضربان قلب حذف می‌گردد. شکل (۷) نتایج را نشان می‌دهد.

برای تحلیل سیگنال‌های غیرمتناوب SCL و EMG، تمرکز بر روی تغییرات دامنه سیگنال و چگونگی تغییرات سریع سیگنال است در نتیجه مشخصه‌های آماری همچون نسبت تعداد نقاط بیشینه و کمینه به کل نقاط در طول سیگنال، مقدار متوسط، میانه، انحراف معیار، بیشترین و کمترین برای این دو سیگنال و همچنین برای مشتق اول این دو سیگنال محاسبه گردیده است.



شکل (۷): الف) سیگنال EMG هموار شده با درست‌نمای ECG ب) سیگنال ECG ثبت شده همزمان با سیگنال EMG ج) حذف ب از الف با فیلتر تطبیقی

۴-۵- مقایسه روش‌های کاهش ویژگی

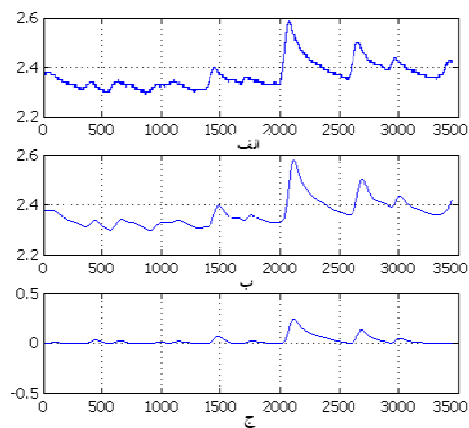
علت کاهش ویژگی را می‌توان افزایش میزان طبقه‌بندی بر اساس حذف ویژگی‌های غیرمرتبط^{۴۱}، حذف اطلاعات زائد^{۴۲} که باعث بالا رفتن حجم محاسبات می‌شود و یا تلاشی برای کشف ساختار اساسی، به‌دست آوردن نمایش ترسیمی از داده‌ها و راحت‌تر شدن تحلیل‌های بعدی دانست. کاهش ویژگی را می‌توان از دو دیدگاه مختلف بررسی کرد [۲۴].

دیدگاه اول یافتن تبدیلی است که ویژگی‌ها زیاد با یکدیگر ادغام شده و ویژگی‌های جدیدی با ابعاد کمتر به دست آید. دو نمونه از این تبدیل که در این تحقیق استفاده می‌شود، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA^{۴۳}) و جداکننده خطی فیشر (FLDA^{۴۴}) است. در روش PCA، محورهای

در نهایت، مشخصات آماری شامل نسبت تعداد نقاط بیشینه به کل نقاط در طول سیگنال، مقدار متوسط، میانه، انحراف معیار، بیشترین و کمترین مقدار برای سیگنال RSP هنجار شده^{۳۹} و برای مقادیر نرخ تنفس، عمق تنفس و مشتق اول آنها محاسبه شده است. همچنین، برای استخراج ویژگی در حوزه فرکانس، FFT^{۴۰} سیگنال محاسبه شده است. سپس توان سیگنال در چهار باند متوالی بین (۰-۲Hz) محاسبه گردیده است.

۴-۳- پردازش سیگنال رسانایی پوست

رسانایی پوست تابعی از فعالیت غدد عرق است و دو گونه تغییرات ملایم و سریع در آن مشاهده می‌شود. تغییرات ملایم مربوط به عملکرد طبیعی غدد عرق به واسطه گرما و یا عوامل دیگر است و تغییرات سریع، تحت تأثیر هیجان‌ها و سطح برانگیختگی است. تغییرات ملایم باعث ایجاد انحراف خط پایه در سیگنال SCL می‌شود که باید قبل از پردازش حذف شود [۷]. برای این منظور پس از عبور سیگنال از فیلتر پایین‌گذر، انحراف خط پایه سیگنال با توجه به میانگین مقدار هر دو نقطه کمینه متوالی در طول سیگنال تقریب زده می‌شود. سپس این مقادیر از سیگنال اصلی کم می‌شود. شکل (۶) این مراحل را نشان می‌دهد.



شکل (۶): الف) سیگنال SCL ب) سیگنال پس از عبور از فیلتر پایین‌گذر ج) حذف انحراف خط پایه

۴-۴- پردازش سیگنال فعالیت الکتریکی ماهیچه

با توجه به قرارگیری سنسورهای ثبت سیگنال EMG بر روی ماهیچه دوزنقه‌ای، این سیگنال حاوی درست‌نمایی

سیناپس‌ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که با ورودی‌های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند. در این تحقیق از یک شبکه عصبی پرسپترون ($MLP^{۵۲}$) با ساختار پس‌انتشار خطا استفاده شده است [۲۸].

روش SVM ابرصفحه‌هایی با حداکثر حاشیه^{۵۳} را به دست می‌آورد که دسته‌ها را جدا کنند. در مسایلی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند، داده‌ها به فضایی با ابعاد بیشتر نگاشت پیدا می‌کنند تا بتوان آنها را در این فضای جدید، به صورت خطی جدا نمود. در این تحقیق برای پیاده‌سازی SVM با هدف بیشینه‌سازی فاصله بین طبقه‌ها از نسخه^{۵۴} SMO استفاده شده است. ایده کلی این است که پس از هنجارسازی داده‌ها، دسته‌ها دو به دو با روشی مشابه SVM جدا می‌شوند [۲۶].

شبکه‌های بیزین بر این اصل استوار است که برای هر کمیتی یک توزیع احتمال وجود دارد که با مشاهده یک داده جدید و استدلال در مورد توزیع احتمال آن می‌توان تصمیمات بهینه‌ای اتخاذ کرد. شبکه بیزین تمام وابستگی‌های شرطی بین ویژگی‌ها را در نظر می‌گیرد. بیز ساده^{۵۵} یک الگوریتم یادگیری ساده و کاراست که با فرض استقلال شرطی و نادیده گرفتن وابستگی بین ویژگی‌ها، باعث کاهش پیچیدگی می‌شود که در این تحقیق از روش بیز ساده استفاده می‌شود [۲۸].

ایده اصلی درخت تصمیم مبتنی بر این حقیقت است که هر ویژگی داده ورودی می‌تواند برای تصمیم‌گیری استفاده شود و داده‌ها به زیرمجموعه‌های کوچکتری تقسیم می‌شوند. این الگوریتم از بهره اطلاعات^{۵۶} نرمال (مبتنی بر تفاوت آنتروپی) استفاده نموده، ویژگی با بالاترین بهره اطلاعاتی را برای تصمیم‌گیری انتخاب می‌کند. بر اساس آن داده‌های ورودی به زیرمجموعه‌های کوچکتر تقسیم می‌شوند. در این تحقیق از نسخه J48 درخت تصمیم استفاده شده است که از شیوه‌هایی برای هرس کردن درخت همراه با بهبود خطای دسته‌بندی و اجتناب از برازش بیش از حد استفاده می‌شود [۲۶].

هر کدام از این روش‌های یادگیری نقاط قوت و وضعی دارد. برای مثال، شبکه عصبی و SVM صحت طبقه‌بندی

مختصات جدیدی برای داده‌ها تعریف می‌شود به گونه‌ای که اولین محور در جهتی قرار گیرد که واریانس داده‌ها بیشینه شود. دومین محور نیز عمود بر محور اول و در جهتی که واریانس داده‌ها بیشینه شود و به همین ترتیب محورهای بعدی ایجاد می‌شوند. در روش جداکننده خطی فیشر، برای جداسازی نمونه‌ها یا نمایش ترسیمی از ویژگی‌ها با ابعاد بالا، آن‌ها به دو بعد تصویر می‌شوند [۲۴، ۲۵، ۲۶].

در دیدگاه دوم تبدیلی بر روی ویژگی‌ها انجام نمی‌پذیرد، بلکه زیر مجموعه‌ای از آنها بدون تغییر در ماهیت، انتخاب می‌شوند. برای انتخاب زیرمجموعه ویژگی‌ها، دو نوع روش ارزیابی با نام رپر^{۵۷} و فیلتر استفاده می‌شود [۲۷].

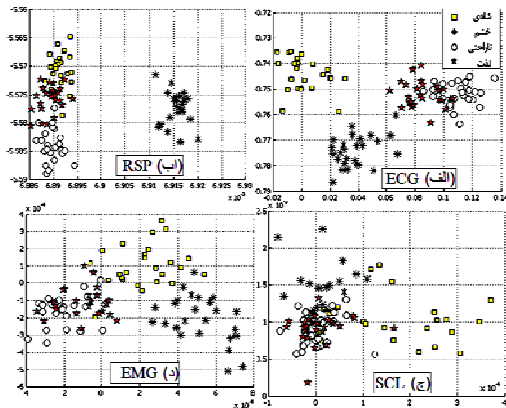
در روش فیلتر انتخابی مستقل از عملکرد طبقه‌بندی کننده‌ایی که قرار است طراحی شود، انجام می‌گیرد. در این روش همپوشانی در توزیع داده‌ها محاسبه می‌شود و مجموعه ویژگی‌هایی انتخاب می‌شوند که این همپوشانی کمینه شود. نمونه‌ای از این روش‌ها، تحلیل واریانس ($ANOVA^{۵۸}$) و انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی ($CFS^{۵۹}$) است [۲۷].

در روش رپر طبقه‌بندی کننده‌ایی در نظر گرفته می‌شود و مجموعه‌ای از ویژگی‌ها که برای آن طبقه‌بندی کننده مناسب باشد، انتخاب می‌گردد. بنابراین، بسته به انتخاب طبقه‌بندی کننده ممکن است مجموعه ویژگی‌های مختلفی انتخاب شود.

۴-۶- روش‌های دسته‌بندی

روش‌های دسته‌بندی با نظارت مختلفی وجود دارد که از جمله آنها می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی ($ANN^{۶۰}$)، ماشین بردار پشتیبان ($SVM^{۶۱}$)، درخت تصمیم^{۶۰} و شبکه بیزین ($BN^{۶۱}$) اشاره کرد [۲۶].

در ANN یک مجموعه از نورون‌های به هم متصل (الهام گرفته شده از سیستم‌های یادگیر طبیعی) در کار یادگیری دخیل هستند و توسط سیناپس‌ها، اطلاعات را منتقل می‌کنند. یادگیری در این سیستم‌ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد؛ یعنی با استفاده از نمونه‌های ورودی وزن



شکل (۸): چگونگی توزیع ویژگی‌های هر یک از چهار سیگنال (الف ECG ب RSP ج SCL د EMG) به منظور مقایسه کیفی توانایی هر یک از چهار سیگنال در طبقه‌بندی حالت‌های هیجانی

برای دسته‌بندی از نرم‌افزار WEKA^{۵۷} نسخه ۳٫۶٫۳ و الگوریتم آموزش MLP استفاده شده است. تعداد نرون‌های لایه مخفی برابر نصف مجموع تعداد ویژگی‌ها و تعداد دسته‌هاست. تعداد اپوک‌ها^{۵۸} برابر ۵۰۰، میزان خطا برای توقف آموزش برابر ۰/۰۰۱، نرخ یادگیری^{۵۹} برابر ۰/۳ و ممتنم^{۶۰} برابر ۰/۲ در نظر گرفته شده است.

برای آموزش و آزمون دسته‌بندی کننده از روش ارزیابی متقابل کتایی^{۶۱} استفاده شده است؛ به این صورت که مجموع داده‌ها به صورت 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 به دست آمده، به عنوان نتیجه ارزیابی ارائه می‌گردد [۲۶]. در این پژوهش k مقدار متداول ۱۰ در نظر گرفته شده است.

برای ارزیابی نتایج دسته‌بندی از معیارهای متعارفی چون حساسیت^{۶۲}، اختصاصی بودن^{۶۳}، دقت^{۶۴} و ناحیه زیرمنحنی ROC^{۶۵} (AUC^{۶۶}) استفاده می‌کنیم که با رابطه‌های ۴ تا ۷ مشخص می‌شوند.

حساسیت (TPR^{۶۷}):

$$TPR = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (۴)$$

نرخ طبقه‌بندی اشتباه مشاهدات (FPR^{۶۸}):

$$FPR = \frac{FP}{(FP + TN)} \quad (۵)$$

بالایی ایجاد می‌کنند و در برابر طبقه‌بندی نمونه‌هایی با وابستگی بالا مقاوم هستند. در عوض، روش‌های بی‌ز و درخت تصمیم ویژگی‌هایی، همچون سرعت یادگیری و دسته‌بندی بالا، مقاومت در برابر فقدان داده و شفافیت توصیف دانش (درک آسان عملیات انجام گرفته توسط روش یادگیری) را دارند [۲۶]. هیچ الگوریتم یادگیری خاصی نیست که در تمام موارد بهتر از سایر الگوریتم‌ها عمل کند. در نتیجه، در رویارویی با یک مسأله، ساده‌ترین راه، انتخاب تعدادی از الگوریتم‌ها بسته به نوع مسأله، تخمین کارایی آنها از جنبه‌های مختلف در حل مسأله و در نهایت انتخاب الگوریتم بهینه است [۲۶].

۵- نتایج

در ادامه، نتایج حاصل از اعمال روش‌های کاهش ویژگی و دسته‌بندی (معرفی شده در بخش قبل) بر روی داده‌ها را ارزیابی می‌کنیم.

۵-۱- نتایج طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های

استخراج شده از هر نوع از سیگنال‌ها

در ابتدا با استفاده از روش ANOVA، ویژگی‌هایی را که مقدار P-value آنها کمتر از ۰/۰۵ است، برای دسته‌بندی انتخاب می‌کنیم. در نهایت ۱۷ ویژگی از سیگنال ECG، ۱۲ ویژگی از سیگنال RSP، ۲ ویژگی از سیگنال SCL و ۵ ویژگی از سیگنال EMG انتخاب می‌گردد.

به منظور مقایسه کیفی توانایی هر یک از چهار سیگنال در طبقه‌بندی چهار حالت هیجانی، چگونگی توزیع ویژگی‌های هر یک از چهار سیگنال را نمایش می‌دهیم. بدین منظور، از روش FLDA برای نمایش توزیع ویژگی‌ها در دو بعد استفاده شده است. شکل (۸) تصویر ویژگی‌ها در دو بعد و چگونگی توزیع ویژگی‌های هر یک از چهار سیگنال ECG، RSP، SCL و EMG را به صورت کیفی نشان می‌دهد.

اختصاصی بودن (TNR^{۶۹}):

$$TNR = \frac{TN}{(FP + TN)} = 1 - FPR \quad (۶)$$

دقت (PPV^{۷۰}):

$$PPV = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (۷)$$

ناحیه زیر منحنی ROC (AUC):

منحنی ROC یا منحنی مشخصه عملکرد سیستم تغییرات دو معیار حساسیت و اختصاصی بودن را نسبت به هم نشان می‌دهد. AUC بیانگر مساحت ناحیه زیر این منحنی است. جدول (۱) نتایج را نشان می‌دهد.

جدول (۱): نتایج حاصل از دسته‌بندی چهار حالت هیجانی شادی، خشم، ناراحتی و آرامش با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از هر یک از چهار سیگنال ECG, RSP, SCL و

EMG و

ویژگی‌های استخراج شده از هر سیگنال	دسته	TPR	TNR	PPV	AUC
ECG	شادی	۰/۸۳۳	۰/۹۰۴	۰/۷۴۱	۰/۹۳۵
	خشم	۰/۷۹۲	۰/۹۱۷	۰/۷۶	۰/۷۶۳
	ناراحتی	۰/۵	۰/۸۱۹	۰/۴۸	۰/۸۹۱
	آرامش	۰/۳۷۵	۰/۸۶۱	۰/۴۷۴	۰/۶۹۲
	متوسط	۰/۶۲۵	۰/۸۷۵	۰/۶۱۴	۰/۸۲
RSP	شادی	۰/۵۴۲	۰/۹۱۷	۰/۶۸۴	۰/۷۵۸
	خشم	۰/۹۲۶	۰/۹۳۵	۰/۷۷۶	۰/۹۴۵
	ناراحتی	۰/۸۳۳	۰/۸۴۷	۰/۶۴۵	۰/۸۸۹
	آرامش	۰/۴۵۸	۰/۸۴۷	۰/۵	۰/۶۴
	متوسط	۰/۷۰۸	۰/۹۰۳	۰/۷۰۷	۰/۸۲۲
SCL	شادی	۰/۶۲۵	۰/۸۴۷	۰/۵۷۷	۰/۷۴۴
	خشم	۰/۶۴۲	۰/۸۵۸	۰/۵۸۲	۰/۷۸۱
	ناراحتی	۰/۲۵	۰/۸۷۵	۰/۳۳۳	۰/۶۱۲
	آرامش	۰/۲۹۲	۰/۹۳۱	۰/۳۸۹	۰/۶۳۴
	متوسط	۰/۴۵۲	۰/۷۹۲	۰/۴۷	۰/۶۹۲
EMG	شادی	۰/۶۲۵	۰/۹۱۷	۰/۷۱۴	۰/۷۸۹
	خشم	۰/۷۵	۰/۸۸۹	۰/۶۹۲	۰/۸۴۸
	ناراحتی	۰/۵۴۲	۰/۸۱۹	۰/۵	۰/۶۹۲
	آرامش	۰/۴۵۸	۰/۸۳۳	۰/۴۷۸	۰/۶۷۲
	متوسط	۰/۵۹۴	۰/۸۶۵	۰/۵۹۶	۰/۷۵

با توجه به شکل (۸) و جدول (۱) مشاهده می‌شود توانایی هر یک از سیگنال‌های فیزیولوژیک در طبقه‌بندی حالات هیجانی مختلف متفاوت است و ویژگی‌های استخراج شده از هر کدام از سیگنال‌ها برای تفکیک حالات هیجانی مشخصی بهتر عمل می‌کند. ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال ECG برای تفکیک حالت‌های شادی و خشم مناسب است و برای حالت‌های ناراحتی و آرامش ضعیف عمل می‌کند. ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال RSP برای تفکیک حالت‌های خشم و ناراحتی مناسب است و برای حالت‌های شادی و آرامش ضعیف عمل می‌کند. ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EMG و SCL برای تفکیک حالت‌های شادی و خشم مناسب است و برای حالت‌های ناراحتی و آرامش ضعیف عمل می‌کند.

به طور کلی، ویژگی‌های استخراج شده از هر چهار سیگنال در تفکیک حالت آرامش ضعیف عمل می‌کنند، در صورتی که به‌طور تقریبی ویژگی‌های استخراج شده از هر چهار سیگنال حالت خشم را با حساسیت بالایی تفکیک می‌کنند. برای تفکیک دو حالت شادی و ناراحتی توانایی ویژگی‌های مختلف متفاوت است. به‌صورت کلی، مشخص می‌گردد که فرآیند تفکیک در راستای محور برانگیختگی آسانتر از محور جاذبه است.

۵-۲- نتایج طبقه‌بندی با استفاده از مجموع

ویژگی‌ها

در این مرحله چهار روش دسته‌بندی معرفی شده در بخش ۵ بار دیگر با استفاده از مجموع ویژگی‌های مناسب استخراج شده از سیگنال‌های ECG, RSP, SCL و EMG انجام شده است. تنظیم پارامترهای شبکه MLP مانند قبل در نظر گرفته شده است. همچنین، پارامترهای روش‌های دیگر برای نیل به بهترین نتیجه تنظیم شده است. در روش SMO از کرنل چند جمله‌ای^{۷۱} استفاده شده است. در روش درخت تصمیم J48، ضریب اطمینان^{۷۲} ۰/۲۵ و حداقل تعداد

بهبود می‌بخشد. با وجود این، تمامی روش‌ها در تفکیک حالت هیجانی آرامش ضعیف عمل می‌کنند. تمامی روش‌ها حالت هیجانی خشم را به خوبی تفکیک می‌کنند و برای تفکیک دو حالت خشم و ناراحتی نتایج قابل قبولی دارند. همچنین، مشاهده می‌شود طبقه‌بندی‌کننده‌های MLP و SVM، کارایی بالایی دارند. با وجود این، با توجه به نتایج قابل قبول طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر روش بیس و درخت تصمیم‌گیری و همچنین، مزیت‌های این طبقه‌بندی‌کننده‌ها نسبت به طبقه‌بندی‌کننده‌های قبلی، استفاده از این طبقه‌بندی‌کننده‌ها برای این بازشناسی اولویت خواهد داشت.

۳-۵- تأثیر روش‌های کاهش ویژگی در

تشخیص صحیح حالت‌های هیجانی

در این مرحله کارایی روش‌های کاهش ویژگی معرفی شده در بخش ۵ در بهبود نتایج ارزیابی می‌شود. پس از به‌کارگیری روش‌های مختلف کاهش ویژگی بار دیگر از چهار روش دسته‌بندی و روش آموزش و آزمون با شرایط قبل استفاده می‌کنیم. در ابتدا پس از ادغام کلیه ویژگی‌های استخراج شده از چهار نوع سیگنال (بدون انتخاب آنها) با استفاده از روش PCA ابعاد را به هشت کاهش می‌دهیم و دسته‌بندی انجام می‌شود. سپس بار دیگر پس از انتخاب ویژگی‌های مناسب از چهار نوع سیگنال با روش ANOVA از PCA برای کاهش ابعاد استفاده می‌کنیم و دسته‌بندی را بار دیگر انجام می‌دهیم. در ادامه، با استفاده از روش فیلتر CFS کاهش ابعاد را انجام می‌دهیم و دسته‌بندی بار دیگر انجام می‌گردد.

در نهایت، با استفاده از روش رپر برای انتخاب ویژگی استفاده می‌کنیم. سپس بار دیگر دسته‌بندی را انجام می‌دهیم. هر بار نوع دسته‌بندی‌کننده ارزیابی در روش رپر را همان روش دسته‌بندی مورد نظر برای تفکیک انتخاب می‌کنیم. جدول (۳) نتایج حاصل را بر اساس نرخ معیار حساسیت نشان می‌دهد.

نمونه در هر برگ دو در نظر گرفته شده است و در روش بیس ساده از تخمین‌زننده کرنل استفاده نشده است. روش آموزش و آزمون نیز به منظور قابلیت مقایسه نتایج مانند قبل در نظر گرفته شده است. جدول (۲) نتایج حاصل در تفکیک چهار حالت هیجانی را با استفاده از چهار روش دسته‌بندی نشان می‌دهد.

جدول (۲): نتایج حاصل در طبقه‌بندی چهار حالت هیجانی با استفاده از مجموع ویژگی‌های مناسب هر چهار نوع سیگنال به وسیله چهار روش دسته‌بندی

نوع طبقه‌بندی- کننده- روش یادگیری	دسته	TPR	TNR	PPV	AUC
ANN-MLP	شادی	۰/۹۱۷	۰/۹۴۴	۰/۸۴۶	۰/۹۷
	خشم	۱	۰/۹۸۶	۰/۹۶	۱
	ناراحتی	۰/۸۷۵	۰/۹۱۷	۰/۷۷۸	۰/۹۵۴
	آرامش	۰/۵۸۳	۰/۹۴۴	۰/۷۷۸	۰/۸۵۴
	متوسط	۰/۸۴۴	۰/۹۴۸	۰/۸۴	۰/۹۴۴
SVM-SMO	شادی	۰/۸۷۵	۰/۹۴۴	۰/۸۴	۰/۹۱۷
	خشم	۰/۹۵۸	۰/۹۸۶	۰/۹۵۸	۰/۹۹۱
	ناراحتی	۰/۸۷۵	۰/۹۰۴	۰/۷۵	۰/۹۲۸
	آرامش	۰/۶۲۵	۰/۹۴۴	۰/۷۸۹	۰/۷۸۳
	متوسط	۰/۸۳۳	۰/۹۴۴	۰/۸۳۴	۰/۹۰۵
BN-Naive Bayes classifier	شادی	۰/۷۵	۰/۹۰۳	۰/۷۲	۰/۸۷۹
	خشم	۰/۸۳۳	۰/۹۸۶	۰/۹۵۲	۰/۹۴
	ناراحتی	۰/۷۹۲	۰/۸۷۵	۰/۶۷۹	۰/۸۵۶
	آرامش	۰/۵۴۲	۰/۸۷۵	۰/۵۹۱	۰/۶۹۹
	متوسط	۰/۷۲۹	۰/۹۱	۰/۷۳۵	۰/۸۴۳
Decision tree-J48	شادی	۰/۸۷۵	۰/۹۷۲	۰/۹۱۳	۰/۹۳۶
	خشم	۱	۰/۹۸۶	۰/۹۶	۰/۹۹۳
	ناراحتی	۰/۶۲۵	۰/۸۴۷	۰/۵۷۷	۰/۸۰۲
	آرامش	۰/۵۴۲	۰/۸۷۵	۰/۵۹۱	۰/۸۵۷
	متوسط	۰/۷۶	۰/۹۲	۰/۷۶	۰/۸۹۷

مشاهده می‌شود که ترکیب ویژگی‌های استخراج شده از چهار سیگنال نتایج دسته‌بندی را به طور قابل ملاحظه‌ای

جدول (۳): مقایسه کارایی روش‌های مختلف کاهش ویژگی در

بهبود نتایج طبقه‌بندی بر اساس نرخ معیار حساسیت

SVM - SMO	Decision tree-J48	BN-Naive Bayes classifier	ANN - MLP	روش کاهش ویژگی - (روش ارزیابی و روش جستجو)
٪۸۳/۳	٪۷۶	٪۷۲/۹	٪۸۴/۴	ANOVA
٪۶۰/۲	٪۴۵/۴	٪۴۹/۸	٪۶۳/۱	PCA (Variance Threshold=0.95 8 first Vectors)
٪۸۹/۹	٪۷۷/۸	٪۷۹/۳	٪۸۷/۲	PCA after ANOVA
٪۸۹/۷	٪۷۳/۲	٪۷۷/۲	٪۸۶/۹	CFS
٪۹۲/۱	٪۸۷/۵	٪۸۸/۶	٪۹۱/۴	Wrapper

علاوه بر آن، نسبت به روش فیلتر هزینه محاسبه بالایی دارد و بسیار زمان‌بر است.

نتایج طبقه‌بندی در این آزمایش نشان دهنده کارایی قابل قبول روش‌های پیشنهاد شده به منظور تفکیک چهار حالت هیجانی شادی، خشم، ناراحتی و آرامش است. در تحقیق پیکارد و همکارانش [۸] سعی شده است تعداد حالت‌های هیجانی بیشتری (هشت حالت) برای طبقه‌بندی در نظر گرفته شود، اما آزمایش تنها بر روی یک داوطلب انجام شده است. از این رو، نمی‌توان نتایج این پژوهش را مستقل از شخص به حساب آورد. در آزمایش کیم و همکارانش [۱۰] تعداد شرکت‌کنندگان قابل توجه است، اما این شرکت‌کنندگان همگی کودکان هستند و ایجاد حالت‌های هیجانی در کودکان به راحتی و با شدت بیشتری در مقایسه با بزرگسالان صورت می‌گیرد. در آزمایش لیو [۴] شرکت‌کنندگان شش نفر کودک مبتلا به درخودماندگی هستند و تعداد هفت نوع سیگنال فیزیولوژیک متفاوت ثبت شده که باعث مشکل بودن استفاده از این روش است. علاوه بر آن، هدف آزمایش تنها برای طبقه‌بندی دو حالت میل زیاد و کم است. در تحقیق [۱۱] تعداد شرکت‌کنندگان و تعداد سیگنال‌های فیزیولوژیک ثبت شده مناسب است، اما نتایج به دست آمده پایین است. در این آزمایش تعداد شرکت‌کنندگان ۲۴ شرکت‌کننده سالم و بزرگسال است که می‌توان نتایج را مستقل از شخص دانست. همچنین، در این آزمایش مقایسه‌ای بین کارایی هر یک از سیگنال‌های فیزیولوژیک در تفکیک حالت‌های هیجانی به صورت جداگانه انجام گرفته است. ویژگی‌های استخراج شده در این تحقیق، همگی نسبت به ویژگی‌های پیشنهاد شده در بعضی از تحقیقات پیشین پیچیدگی محاسباتی کمی دارند. به علاوه سعی شده است تعداد زیادی ویژگی محاسبه شود و سپس بهترین آنها برای طبقه‌بندی انتخاب شود. علاوه بر آن، در این آزمایش مقایسه‌ای بین به‌کارگیری انواع روش‌های متداول کاهش ویژگی و دسته‌بندی برای بهبود نتایج طبقه‌بندی انجام گرفته است. همچنین، چهار حالت هیجانی مورد طبقه‌بندی در این پژوهش؛ یعنی شادی، خشم، ناراحتی و آرامش هر کدام در یکی از چهار ربع فضای برانگیختگی-جاذبه است. این فضا هم اکنون مورد توافق بسیاری از محققان علوم روان‌شناسی

روش‌های متفاوت کاهش ویژگی، ویژگی‌های متفاوتی را به عنوان ویژگی‌های مناسب برای دسته‌بندی انتخاب می‌کند؛ با این حال بعضی از ویژگی‌ها همچون ویژگی‌های مربوط به میزان ضربان قلب، مکان موج R نسبت به متوسط هر سیکل، مقدار قطعات PQ و ST، ویژگی‌های طیفی نرخ ضربان قلب، ویژگی‌های مربوط به میزان و عمق تنفس، ویژگی‌های مشتق اول سیگنال فعالیت ماهیچه‌ای مشترک هستند.

با توجه به نتایج مشخص می‌شود که استفاده از روش‌های کاهش ابعاد همچون PCA برای این نوع بازشناسی مناسب نیست. بنابراین، باید روش‌هایی برای انتخاب ویژگی‌ها، بدون ترکیب کردن آنها اتخاذ شود. با وجود این، پس از حذف ویژگی‌های غیرمربوط، می‌توان روش PCA را برای بهبود نتایج به کار برد. همچنین، روش ارزیابی رپر نتایج بهتری نسبت به روش فیلتر نشان می‌دهد. با این وصف، باید دقت شود روش رپر به علت استفاده از دسته‌بندی کننده در انتخاب ویژگی از تعمیم‌پذیری پایینی در به کارگیری نمونه‌های جدید برخوردار است [۲۷].

برای نام‌گذاری و تفکیک اغلب احساسات از یکدیگر است.

مراجع

- [1] C. D. Batson, L. L. Shaw, K. C. Oleson Differentiating affect, mood, and emotion: Toward functionally based conceptual distinctions, *Review of personality and social psychology*, Vol. 21, No. 13, pp. 294-326, 1992.
- [2] L., Custódio, R. Ventura, C. Pinto-Ferreira, Artificial emotions and emotion-based control systems, 7th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, pp. 1415 – 1420, 1999.
- [3] B. Mojarrad Shafie, M. Yazdchi, M. Emadi Andani, Automatic affective state recognition using physiological changes, *International Journal of Signal and Data Processing*, Vol. 8, No. 2, pp. 85-100, 2011.
- [4] R. W. Picard, Affective computing: challenges, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 59, No. 1, pp. 55-64, 2003.
- [5] C. Liu, K. Conn, N. Sarkar, W. Stone, Online affect detection and robot behavior adaptation for intervention of children with autism, *Robotics, IEEE Transactions on*, Vol. 24, No 4, pp. 883-896, 2008.
- [6] R. Cowie, E. Douglas-Cowie, Emotion recognition in human-computer interaction, *Signal Processing Magazine, IEEE*, Vol. 18, No. 1, pp. 32-80, 2001.
- [7] S. D. Kreibig, Autonomic nervous system activity in emotion: A review, *Biological psychology*, Vol. 84, No. 3, pp. 394-421, 2010.
- [8] R. W. Picard, E. Vyzas, J. Healey, Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 23, No. 10, pp. 1175-1191, 2001.
- [9] J. A. Healey, R. W. Picard, Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors, *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, Vol. 6, No. 2, pp. 156-166, 2005.
- [10] K. H. Kim, S. W. Bang, S. R. Kim, Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals, *Medical and biological engineering and computing*, Vol. 42, No. 3, pp. 419-427, 2004.
- [11] G. Chanel, C. Rebetez, M. Bétrancourt, Emotion assessment from physiological signals for adaptation of game difficulty, *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on*, Vol. 41, No. 6, pp. 1052-1063, 2011.
- [12] C. L. Lisetti, F. Nasoz, Using noninvasive

۶- نتیجه‌گیری

اطمینان از ثبت داده‌های درست و معتبر مهمترین بخش این تحقیق است و به رعایت محدودیت‌های مختلفی نیاز دارد که در بخش ۲ و ۳ توضیح داده شد. سیگنال‌های ثبت شده شامل انواع نویز و درست‌نماها هستند. لذا انجام پیش‌پردازش‌های مناسب قبل از استخراج ویژگی، اهمیت دارد. می‌توان با استخراج ویژگی‌های پیشنهاد شده با پیچیدگی محاسباتی پایین به نتایج طبقه‌بندی قابل قبولی دست یافت. توانایی ویژگی‌های استخراج شده هر نوع از سیگنال‌های فیزیولوژیک برای طبقه‌بندی حالت‌های هیجانی مختلف متفاوت است. سیگنال‌های ECG, EMG و SCL برای تفکیک حالت‌های شادی و خشم و سیگنال RSP برای تفکیک حالت‌های خشم و ناراحتی مناسب است. با ادغام این ویژگی‌ها نتایج به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌یابد. حالت هیجانی خشم نسبت به بقیه حالت‌ها با حساسیت بالایی تفکیک می‌شود و تمامی روش‌های به کار گرفته شده در تفکیک حالت آرامش ضعیف عمل می‌کنند. به صورت کلی مشخص می‌گردد که فرآیند تفکیک در راستای محور برانگیختگی آسانتر از محور جاذبه است. با توجه به نتایج قابل قبول طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر روش بیزین و درخت تصمیم‌گیری و ویژگی‌های مثبت این طبقه‌بندی‌کننده‌ها نسبت به طبقه‌بندی‌کننده‌های دیگر، استفاده از این طبقه‌بندی‌کننده‌ها برای این بازشناسی اولویت خواهد داشت. استفاده از روش PCA برای کاهش بعد پس از حذف ویژگی‌های غیر مربوط نتایج را بهبود می‌بخشد. همچنین، روش ارزیابی رپر نتایج بهتری نسبت به روش فیلتر نشان می‌دهد، ولی بسیار زمان‌بر است. با توجه به نتایج، روش‌های پیشنهاد شده می‌تواند به طراحی یک سیستم بازشناسی حالت‌های هیجانی با استفاده از ثبت و پردازش سیگنال‌های فیزیولوژیک شخص منجر شود. نتایج نشان می‌دهند که انتخاب ویژگی‌ها و همچنین طبقه‌بندی کننده مناسب در بهبود نرخ تشخیص حالت‌های هیجانی تأثیر زیادی دارد.

- 19, 2009.
- [24] L. Van der Maaten, E. Postma, Dimensionality reduction: A comparative review, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 10, No. 1, pp. 1-41, 2009.
- [25] X. Wang, K. K. Paliwal, Feature extraction and dimensionality reduction algorithms and their applications in vowel recognition, *Pattern recognition*, Vol. 36, No. 10, pp. 2429-2439, 2003.
- [26] S. B. Kotsiantis, Supervised machine learning: A review of classification techniques, *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, Vol. 160, No. 1, pp. 3, 2007.
- [27] Y. Saeys, I. Inza, P. Larrañaga, A review of feature selection techniques in bioinformatics, *Bioinformatics*, Vol. 23, No. 19, pp. 2507-2517, 2007.
- [28] S. Kotsiantis, I. D. Zaharakis, P. E. Pintelas, Machine learning: a review of classification and combining techniques, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 26, No 3, pp. 159-190, 2006.
- wearable computers to recognize human emotions from physiological signals, *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Vol. 2004, No. 1, pp. 1672-1687, 2004.
- [13] P. Rani, C. Liu, N. Sarkar, An Empirical study of machine learning techniques for affect recognition in human robot Interaction, *Pattern Analysis & Applications*, Vol. 9, No. 1, pp. 58-69, 2006.
- [14] E. Leon, G. Clarke, V. Callaghan, F. Sepulveda, A user-independent real-time emotion recognition system for software agents in domestic environments, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 20, No. 3, pp. 337-345, 2007.
- [15] C. D. Katsis, N. Katertsidis, G. Ganiatsas, Toward emotion recognition in car racing drivers: a biosignal processing approach, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, vol. 38, No. 3, pp. 502-512, 2008.
- [16] D. Goldberg, P. Williams, General health questionnaire. GL Assessment, 2006.
- [17] J. A. Russell, A circumplex model of affect, *Journal of personality and social psychology*, Vol. 57, No. 5, pp. 1161, 1980.
- [18] P. J. Lang, M. M. Bradley, B. N. Cuthbert, International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual: NIMH, Center for the Study of Emotion & Attention, 2005.
- [19] J. D. Morris, SAM: The Self-Assessment Manikin, An Efficient Cross-Cultural Measurement of Emotional Response, *Journal of Advertising Research*, Vol. 35, No. 3, November 1995.
- [20] S. de Waele, G. J. de Vries, M. Jager, Experiences with adaptive statistical models for biosignals in daily life, *IEEE*, pp. 1-6, 2009.
- [21] S. Saxena, V. Kumar, S. T. Hamde, Feature extraction from ECG signals using wavelet transforms for disease diagnostics, *International Journal of Systems Science*, Vol. 33, No. 13, pp. 1073-1085, 2002.
- [22] N. Selvaraj, A. Jaryal, J. Santhosh, Assessment of heart rate variability derived from finger tip photo plethysmography as compared to electro cardiography, *Journal of medical engineering & technology*, Vol. 32, No. 6, pp. 479-484, 2008.
- [23] G. Lu, J. S. Brittain, P. Holland, J. Yianni, A. L. Green, Removing ECG noise from surface EMG signals using adaptive filtering, *Neuroscience letters*, Vol. 462, No. 1, pp. 14-

زیر نویس‌ها

-
- ¹ Emotions
² Anxiety disorder
³ Autism Spectrum Disorders (ASD)
⁴ Attention deficit hyperactivity disorder
⁵ Autonomic Nervous System (ANS)
⁶ Picard et al.
⁷ Massachusetts Institute of Technology
⁸ Electrocardiogram (ECG)
⁹ Skin conductance level (SCL)
¹⁰ Electromyogram (EMG)
¹¹ Respiration (RSP)
¹² Skin Temperature (SK)
¹³ Heart Rate (HR)
¹⁴ Therapist
¹⁵ Sympathetic
¹⁶ Parasympathetic
¹⁷ Mood
¹⁸ Ground Truth
¹⁹ Labeling
²⁰ Objective
²¹ Subjective
²² Artifacts
²³ General Health Questionnaire (GHQ)
²⁴ Upper Trapezius Muscle
²⁵ Arousal
²⁶ Valence
²⁷ Elicit Emotional States

- 28 International Affective Picture System (IAPS)
- 29 Self Assessment Manikin (SAM)
- 30 Wavelet decomposition
- 31 Heart Rate (HR)
- 32 Heart Rate Variability (HRV)
- 33 Low Frequency (LF)
- 34 High Frequency (HF)
- 35 Welch's algorithm
- 36 Power Spectrum Density (PSD)
- 37 Breathing Rate
- 38 Breathing Intensity
- 39 Normalized
- 40 Fast Fourier Transform (FFT)
- 41 Irrelevant
- 42 Redundant
- 43 Principle Component Analysis (PCA)
- 44 Fisher Linear Discriminant Analysis (FLDA)
- 45 Wrapper
- 46 Analysis of Variance (ANOVA)
- 47 Correlation-based Feature Selection (CFS)
- 48 Artificial Neural Network (ANN)
- 49 Support Vector Machine (SVM)
- 50 Decision Tree
- 51 Bayesian Network (BN)
- 52 Multi Layer Perceptron (MLP)
- 53 Maximum Margin
- 54 Sequential Minimal Optimization (SMO)
- 55 Naive Bayes Classifier
- 56 Information Gain
- 57 Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA)
- 58 Epoch
- 59 Learning Rate
- 60 Momentum
- 61 K-fold cross-validation
- 62 Sensitivity
- 63 Specificity
- 64 Precision
- 65 Receiver Operating Characteristic (ROC)
- 66 Area Under Curve (AUC)
- 67 True Positive Rate (TPR)
- 68 False Positive Rate (FPR)
- 69 True Negative Rate (TNR)
- 70 Positive Predictive Value (PPV)
- 71 Polynomial kernel
- 72 Confidence factor

