

Identification of Imagery Based Affective States using Decision Level Fusion of Multimodal Physiological Signals

M. Khezri¹, S. M. P. Firoozabadi^{2*}, A. R. Sharafat³

¹Ph.D Student, Biomedical Engineering Department, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

²Professor, Medical Physics Department, Faculty of Medical Sciences, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

³Professor, Electrical Engineering Department, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system 20 June 2015, received in revised form 29 July 2015, accepted 30 August 2015

Abstract

In this study, we propose decision level fusion of multimodal physiological signals to design an affect identification system using the MIT database. Four types of physiological signals, including blood volume pressure (BVP), respiration rate (RSP), skin conductance and facial muscles activities (fEMG) were utilized as affective modalities. To collect the above-mentioned database, researchers used personalized imagery to elicit the desired affective states from a single subject and recorded the corresponding physiological signals simultaneously. In this study, the best subset of features for each signal was determined using previously calculated time and frequency domain features. To this end, sequential floating forward selection (SFFS) and RELIEF feature selection algorithms were evaluated. A new feature set, formed by concatenating the selected features, was partitioned into three subsets. Each subset was then fed into a classifier to identify the desired affective states. The majority voting method was applied to fuse the results obtained by the subsystems. Three types of classification methods, namely SVM, LDA and KNN were evaluated to design an affect identification system. The results showed remarkable performance from the system in identifying the desired scenarios with an acceptable accuracy and speed of response. Using the RELIEF feature selection method, along with SVM as a classifier, an overall recognition accuracy of 93.8% was obtained, which is better than the results reported with the use of the above-mentioned database so far.

Keywords: *affective states, personalized imagery, physiological signals, feature selection, decision level fusion*

*Corresponding author

Address: Faculty of Medical Sciences, Tarbiat Modares University, P.O.Box: 14395-587, Tehran, Iran

Tel: +98-21-82883821

Fax: +98-21-88013030

E-mail: pourmir@modares.ac.ir

شناسایی حالت‌های عاطفی تصوّر شده‌ی ذهنی با استفاده از هم‌جوشی نتایج سیگنال‌های فیزیولوژیکی چندگانه

مهدی خضری^۱، سیدمحمد فیروزآبادی^{۲*}، سیداحمدرضا شرافت^۳

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

آستاذ، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

آستاذ، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۴/۳/۳۰، نسخه اصلاح شده: ۱۳۹۴/۵/۷، پذیرش قطعی: ۱۳۹۴/۶/۸

چکیده

در این پژوهش هم‌جوشی نتایج سیگنال‌های فیزیولوژیکی چندگانه برای طراحی یک سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی با استفاده از مجموعه‌ی داده MIT پیشنهاد شد. چهار نوع از سیگنال‌های فیزیولوژیکی، شامل فشار حجم خون (BVP)، نرخ تنفس (RSP)، هدایت پوست (SC) و سیگنال فعالیت عضلات صورت (fEMG) به عنوان سیگنال‌های عاطفی مورد استفاده قرار گرفتند. برای جمع‌آوری مجموعه‌ی داده بیان شده، محققان از روش تصوّر ذهنی برای ایجاد حالت‌های عاطفی مورد نظر از یک نفر استفاده و به طور هم‌زمان سیگنال‌های فیزیولوژیکی متناظر را ثبت کرده‌اند. در این مطالعه، بهترین ویژگی‌های هر یک از سیگنال‌ها از بین ویژگی‌های زمانی و فرکانسی محاسبه شده، تعیین شد. بدین منظور، روش‌های انتخاب ویژگی ترتیبی شناور رو به جلو (SFFS) و RELIEF مورد ارزیابی قرار گرفتند. مجموعه‌ی ویژگی جدید تشکیل شده با ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده، سپس به سه زیرمجموعه تفکیک شد. هر زیر مجموعه برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر به یک واحد طبقه‌بندی اعمال شد. نتایج به دست آمده از زیر سیستم‌ها با اعمال روش بیش‌ترین آرا ترکیب شد. سه روش طبقه‌بندی شامل SVM، LDA و KNN برای طراحی سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی ارزیابی شدند. نتایج به دست آمده حاکی از عملکرد قابل ملاحظه سیستم در شناسایی حالت‌های مورد نظر با دقت و سرعت پاسخ‌دهی قابل قبول است. با روش انتخاب ویژگی RELIEF به همراه طبقه‌بندی کننده SVM، دقت کلی شناسایی ۹۳/۸٪ به دست آمد که بهتر از نتایج گزارش شده با پایگاه داده بیان شده تاکنون است.

کلیدواژه‌ها: حالت‌های عاطفی، تصوّر شخصی، سیگنال‌های فیزیولوژیکی، انتخاب ویژگی‌ها، هم‌جوشی مرحله‌ی نتایج

*نویسنده مسؤول

نشانی: دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، صندوق پستی ۵۸۷-۱۴۳۹۵

تلفن: ۸۲۸۸۳۸۲۱ (۲۱) ۰۹۸+

دورنگار: ۸۸۰۱۳۰۳۰ (۲۱) ۰۹۸+

پست الکترونیکی: pourmir@modares.ac.ir

۱- مقدمه

نقش احساسات و عواطف در زندگی روزمره انکار نشدنی است. انسان می‌تواند احساسات مختلف را تجربه و ابراز کند. بدین ترتیب، می‌تواند عملکرد خود را در ادراک و یادگیری، تصمیم‌گیری‌ها، مواجهه با موقعیت‌های مختلف و ارتباط با سایر انسان‌ها تحت تأثیر قرار دهد [۱]. برای واژه‌ی احساس^۱ تعاریف متعددی ارائه شده‌است [۲]. برای مثال، احساس یک فرایند روانی/فیزیولوژیکی است که با درک آگاهانه یا ناآگاهانه از یک شیء یا موقعیت شروع می‌شود و اغلب به مود، طبع، شخصیت، خلق‌وخو و انگیزه‌ی فرد مربوط می‌شود [۳]. با این حال، بسیاری از محققان هنوز بر این عقیده هستند که تعریف دقیق و واحدی برای آن وجود ندارد [۴]. در کنار واژه‌ی احساس، عاطفه^۲، شامل احساسات، مود، خلق‌وخو و همه‌ی جنبه‌های احساسی و رفتاری فرد است و به طور جایگزین و معادل با احساس به کار می‌رود.

امروزه ارتباط انسان با کامپیوترها به طور گسترده‌ای افزایش یافته‌است، به گونه‌ای که زمان زیادی را هر روزه با کامپیوترها سپری می‌کند. حتا در مواردی ارتباط انسان‌ها با هم از طریق آن به انجام می‌رسد. برای انسان کار کردن با موجود بی‌احساسی که همواره به طور ثابت و با یک شیوه‌ی رفتاری عمل می‌کند چندان رضایت بخش نیست. برای مثال، فرد انتظار دارد که در حالت بی‌حوصلگی پاسخ ارائه شده به وسیله‌ی کامپیوتر سریع‌تر و دقیق‌تر باشد. یا موقعی که در حالت خوشحالی در حال یادگیری یا کارکردن با نرم افزار خاصی است، کامپیوتر به طور هوشمند موارد پیچیده‌تری را به کاربر ارائه کند که اکنون توانایی رویارویی و درک آن‌ها را دارد. بنابراین، دادن هوش عاطفی به کامپیوترها می‌تواند نحوه‌ی ارتباط انسان را با آن‌ها بهبود بخشد. از آنجا که این ارتباط تا حد زیادی اجتناب ناپذیر شده‌است، هرچه قدر مشابه ارتباط انسان و رفتار آن‌ها در قبال هم باشد، سودمندتر است و برای کاربران انسانی مطلوب‌تر خواهد بود. اعطای مهارت‌های عاطفی به کامپیوترها و ماشین‌ها، به آن‌ها قابلیت درک و تشخیص حالت‌های عاطفی انسان‌ها و ارائه پاسخ

مناسب را می‌دهد [۵]. برای مثال، در ارتباط متقابل بین انسان و ربات، در صورتی که پس از مدتی انسان دچار خستگی شود، قابلیت تشخیص این حالت برای ربات می‌تواند فعالیت وی را در برابر طرف انسانی خود اصلاح کند. یا برای دانش آموزی در یک محیط یادگیری از راه دور، در صورتی که کامپیوتر قادر به شناسایی حالت‌های عاطفی وی باشد، فرایند یادگیری بهبود خواهد یافت [۶]. هم‌چنین برای راننده‌ای که ناچاراست در حالت استرس و ناراحتی رانندگی کند، کنترل هوشمند سرعت ماشین و ارائه بازخوردهایی برای راننده می‌تواند حالت نامطلوب احساسی او را کنترل و رانندگی ایمن‌تری را برای وی فراهم کند. کاربردهای گوناگونی برای سیستم‌ها و کامپیوترهایی که قادر به تشخیص حالت‌های عاطفی مختلف هستند ارائه شده‌است. از آن جمله، می‌توان به ارتباط‌های شبه انسانی، محیط‌های یادگیری، سرگرمی و بازی، ایجاد کمک، توانبخشی یا بازخورد برای افراد، سیستم‌های واسط انسان و کامپیوتر، پزشکی و سلامت روانی اشاره کرد [۱، ۵، ۷].

با توجه به اهمیت و نقش احساس در زندگی انسان‌ها، زمینه‌ی تحقیقاتی جدیدی تحت عنوان محاسبات عاطفی، اولین بار توسط خانم رزالیند پیکارد معرفی شد. با تعریف ایشان، محاسباتی که به احساسات مربوط شود، از احساسات ناشی شود و یا احساسات را تحت تأثیر قرار دهد به عنوان محاسبات عاطفی خواهد بود [۵].

برای مطالعه و ارزیابی پدیده‌های عاطفی، نظریه‌های متنوعی ارائه شده‌است [۸-۱۱]. دو نظریه‌ی مدل گسسته و ابعادی احساسات بیش‌ترین کاربرد را دارند که به ترتیب توسط ایکمن و لائز معرفی شدند [۸، ۹]. در مدل گسسته، حالت‌های عاطفی به صورت مجزا در نظر گرفته می‌شوند، به گونه‌ای که هیچ وجه اشتراکی با هم ندارند. شش احساس پایه معرفی شده توسط ایکمن شامل حس خوشحالی، غم، خشم، ترس، تنفر و تعجب هستند. این حالت‌ها توسط بیش‌تر محققان به دلیل عمومیت آن‌ها و اینکه بیان چهره‌ای ویژه دارند به عنوان حالت‌های پایه پذیرفته شده‌اند. در مدل ابعادی یا پیوسته، عواطف براساس مشخصه‌های مشترک و قابل

¹ Emotion² Affect

معیارهای فیزیولوژیکی پرکاربرد در مطالعات عاطفی می‌توان به تغییرات ضربان قلب^۵، نرخ تنفس^۶، برون ده قلبی^۷، فاصله‌ی زمانی ضربان‌ها^۸، فشار حجم خون^۹، هدایت پوست^{۱۰}، دمای پوست^{۱۱}، نرخ و حجم تنفس، فعالیت عضلانی بدن^{۱۲}، به ویژه عضلات صورت، بررسی فعالیت مغز با استفاده از سیگنال EEG^{۱۳}، به کارگیری روش‌های تصویرگری مغز، سیگنال حرکت‌های چشم EOG^{۱۴} و قطر مردمک چشم^{۱۵} اشاره کرد. هم‌چنین مشابه با عملکرد انسان، می‌توان سیستم تشخیص حالت‌های عاطفی را برای کسب نتایج دقیق‌تر براساس معیارهای چندگانه طراحی کرد [۳، ۱۲، ۱۳، ۲۰-۱۸].

در مطالعات عاطفی اعمال تحریک به منظور ایجاد حالت عاطفی نزدیک به واقعیت انجام می‌شود. به گونه‌ای که حالت مورد نظر به طور قابل قبول و تا حد ممکن دقیق برای فرد ایجاد شود، مشابه با هنگامی که فرد واقعاً و به طور طبیعی با یک موقعیت عاطفی مواجه می‌شود. روش‌های دیداری با استفاده از مجموعه تصاویر (سیستم تصاویر عاطفی بین‌المللی IAPS^{۱۶} [۲۱، ۲۲]، روش‌های دیداری/شنیداری با استفاده از فیلم یا قطعه‌های تصویری [۳، ۱۸]، روش‌های شنیداری با استفاده از موسیقی یا قطعه‌های صوتی [۱۳، ۲۳] تصور ذهنی شخص و به یادآوری الگوها و نمونه‌های عاطفی [۱۴، ۱۵] و نیز روش‌های چندگانه [۱۲] برای برانگیختن حالت‌های عاطفی بیش‌تر مورد توجه قرار گرفته‌اند.

سیستم تشخیص حالت‌های احساسی می‌تواند به صورت وابسته به کاربر یا مستقل از آن طراحی شود [۱۲، ۱۳، ۱۵]. برای هر یک از این دو طرح، مزایا و معایبی را می‌توان برشمرد. سیستم‌های مستقل از کاربر به فرد خاصی وابسته نیستند و برای همه قابل استفاده خواهند بود. گرچه که ممکن

مقایسه‌ی آن‌ها در دو بعد یا بیش‌تر تقسیم‌بندی می‌شوند. در یک مدل ابعادی شناخته شده، عواطف براساس «میزان هیجان»^۱ و «میزان خوشایندی»^۲ در یک صفحه‌ی دو بعدی و یا با در نظر گرفتن «میزان نفوذپذیری»^۳ در یک صفحه‌ی سه بعدی قرار می‌گیرند [۹].

یک سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی، همان طور که پیکارد بیان کرد باید قابلیت تشخیص احساسات مورد نظر و ارائه عکس‌العمل و پاسخ مناسب را داشته باشد [۵]. ساختار سیستم عاطفی مشابه با مسایل تشخیص الگوی متداول است. این سیستم می‌تواند از روش‌های استفاده شده توسط انسان در مراوده‌های روزمره برای شناسایی حالت‌های احساسی بهره گیرد. برای مثال، استفاده از صوت و تغییر لحن صحبت، تغییر حالت‌های چهره و حرکت‌های بدنی مختلف می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. اگرچه استفاده از این روش‌ها بیش‌تر مورد توجه است، اما مشکلاتی مثل وجود نویزهای صوتی، شرایط نوری نامناسب، جعلی بودن، در کنار گوناگونی عکس‌العمل‌ها در بین مردم با زبان‌ها، فرهنگ‌ها و حتا سن و جنس مختلف نیز وجود دارد. بنابراین، این روش‌ها قابلیت و عمومیت خود را برای کاربردهای مورد نظر از دست خواهند داد [۱۲، ۱۳].

مشخص شده که استفاده از روش‌های فیزیولوژیکی و سیگنال‌های تولید شده توسط سیستم عصبی خودمختار ANS^۴ با مشکلات بیان شده روبه‌رو نخواهد بود. با به کار بردن روش‌های پردازشی مؤثر، حالت‌های احساسی را می‌توان به طور مطلوب با آن‌ها شناسایی نمود [۱۹-۱۲]. (ANS) شامل دو سیستم عصبی سمپاتیک و پاراسمپاتیک است که به طور عمده در تقابل با هم کار می‌کنند. به نظر می‌رسد نقش سیستم سمپاتیک آماده‌کردن بدن برای فعالیت‌های پرنرژی باشد، درحالی که سیستم پاراسمپاتیک، بدن را از حالت فوریتی که اعصاب سمپاتیک در آن قرار داده‌اند خارج می‌کند. فعالیت این بخش‌ها منجر به تغییراتی در ضربان قلب، گشادگی و تنگی عروق، گشادگی مردمک چشم، میزان جریان هوا به داخل شش‌ها و فعالیت غدد تعریق می‌شود. از

⁵ Heart rate variability

⁶ Respiration Rate

⁷ Cardiac Output

⁸ Inter Beat Interval

⁹ Blood Volume Pressure

¹⁰ Skin Conductance

¹¹ Skin Temperature

¹² Electromyogram

¹³ Electroencephalogram

¹⁴ Electrooculogram

¹⁵ Pupil size

¹⁶ International Affective Picture System

¹ Arousal

² Valence

³ Dominance

⁴ Autonomic Nervous System

چندگانه‌ی عاطفی را به طور مطلوب با ایده‌ی هم‌جوشی طراحی نمود.

هدف اصلی این مطالعه، معرفی روشی برای بهبود عملکرد سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی است. روش استفاده شده بر مبنای هم‌جوشی نزدیک به تطبیقی برای ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های چندگانه و هم-جوشی واحدهای طبقه‌بندی کننده است، تا علاوه بر ایجاد اطلاعات کافی برای آموزش سیستم، باعث پیچیدگی و کندی آن نشود. سیگنال‌های مورد استفاده، سیگنال‌های فیزیولوژیکی ثبت شده در دانشگاه MIT^۱ هستند [۱۵، ۳۱]. در ادامه، پس از بررسی ساختار سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی، مروری بر مطالعات قبلی انجام شده است. سپس، روش مورد نظر برای طراحی سیستم معرفی و نتایج کسب شده ارائه شده است.

۲- سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی

برای طراحی یک سیستم واسط انسان و کامپیوتر HCI^۲ که مجهز به هوش عاطفی است، ماشین باید قابلیت شناسایی و ارائه پاسخ مناسب به طرف انسانی خود را داشته باشد. در این حالت، ارتباطی که ایجاد می‌شود مشابه با ارتباط افراد با هم خواهد بود و می‌تواند بسیار مطلوب و مفید باشد. با توجه به عملکرد بخش‌های مختلف بدن در مواجهه با یک حالت عاطفی، می‌توان گفت که احساس فراتر از عکس‌العمل‌های فیزیکی است؛ بلکه شامل حس‌های درونی، افکار و تغییرات دیگری است که ممکن است فرد از آن‌ها آگاه نباشد. شناسایی حالت‌های احساسی بر اساس معیارهای صوت و گفتار، حالت‌های چهره‌ای و حرکت‌های بدنی به مراتب ساده‌تر از معیارهای فیزیولوژیکی است؛ چراکه این سیگنال‌ها ماهیتی حقیقی و آشکارتر دارند. در صورتی که استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی، با توجه به ایجاد الگوهای تصادفی، در طراحی سیستم عاطفی بسیار دشوار خواهد بود. با این حال، به نظر می‌رسد از آنجایی که این سیگنال‌ها نتیجه فعالیت سیستم عصبی خودمختار هستند و کم‌تر قابل جعل و وانمود کردن

است برای بعضی از افراد به دلیل ویژگی‌های شخصیتی و رفتاری خاص آن‌ها، عملکرد مطلوبی نداشته باشد. در سیستم‌های وابسته به کاربر تنها سیگنال‌های یک فرد برای آموزش سیستم استفاده می‌شوند. بنابراین، بدیهی است که بدین صورت، دقت سیستم در مقایسه با سیستم مستقل از کاربر بالاتر خواهد بود. در این مطالعه، سیستم عاطفی به صورت وابسته به کاربر طراحی می‌شود.

با توجه به اینکه در یک حالت عاطفی مشخص ممکن است ترکیبی از روش‌های ارادی بروز احساسات و تغییرات غیرارادی فیزیولوژیکی با هم فعال شوند، سیستم تشخیص حالت‌های عاطفی چندگانه، مورد توجه محققان قرار گرفته است [۲۷-۲۴]. نشان داده شده که ایده این سیستم چندگانه می‌تواند به بهبود عملکرد سیستم در شناسایی حالت‌ها بسیار کمک کند. سیستم عاطفی در اولین گام بایست قادر به تشخیص حالت‌های احساسی با دقت قابل قبول باشد. از طرفی، سیستم طراحی شده باید تا حد ممکن به طور ساده قابل پیاده سازی باشد تا برای کاربردهای عملی مناسب باشد. در سیستم‌های عاطفی چندگانه مهم‌ترین مسأله، چگونگی ترکیب یا به اصطلاح ایجاد هم‌جوشی بین اطلاعات هریک از سیگنال‌های استفاده شده است. روش‌های هم‌جوشی می‌توانند در سه سطح برای سیگنال‌های ورودی، ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها و طبقه‌بندی کننده‌ها به کار روند [۲۸-۳۰]. هم‌جوشی سیگنال‌های ورودی به دلیل یکسان نبودن تفکیک زمانی آن‌ها معمولاً در نظر گرفته نمی‌شود، چراکه ممکن است سیگنال‌های ورودی ماهیتی متفاوت داشته باشند، مانند سیگنال گفتار و سیگنال‌های فیزیولوژیکی که در کاربرد محاسبات عاطفی به کار برده می‌شوند. بنابراین، معمولاً هم‌جوشی ویژگی‌ها و واحدهای طبقه‌بندی بیش‌تر مورد توجه هستند. هم‌جوشی ویژگی‌ها برای مجموعه ویژگی‌های با ابعاد بالا، باعث پیچیده شدن و کند شدن فرایند آموزش سیستم می‌شود. از طرف دیگر، استفاده از هم‌جوشی طبقه‌بندی کننده‌ها نیاز به حداقل دو واحد طبقه‌بندی دارد. بنابراین، پیچیدگی سیستم و زمان مورد نیاز برای آموزش واحدها افزایش خواهد یافت. به هر حال، با در نظر گرفتن تمهیداتی می‌توان سیستم

¹ Massachusetts Institute of Technology

² Human Computer Interaction

کیم و هم‌کارانش سیگنال‌های فیزیولوژیکی مورد استفاده را به بخش‌های ۱۶۰ ثانیه‌ای تقسیم‌بندی کردند. سپس، بخش میانی سیگنال را با جداکردن از بخش‌های ابتدایی و انتهایی که بیش‌تر در معرض آرتیفکت‌های حرکتی هستند، مورد استفاده قرار دادند [۱۲].

سیگنال‌های آماده شده وارد مرحله دیگری می‌شوند، تا ویژگی‌های مناسب آن‌ها برای تعیین محتوای عاطفی سیگنال-ها استخراج شوند. در مطالعات انجام شده، ویژگی‌های مختلف زمانی و فرکانسی در نظر گرفته شده‌اند [۲۲، ۳۴]. کیم از ویژگی‌های آماری سیگنال‌ها، خصوصیات فرکانسی، انرژی و توان، آنتروپی و غیره استفاده نمود [۱۲]. پیکارد و وایزاس از ویژگی‌های آماری زمانی و ویژگی‌های فرکانسی سیگنال‌های فیزیولوژیکی برای تشخیص عاطفی استفاده کردند [۱۵]. روش‌های دیگری نیز برای اخذ ویژگی‌های سیگنال‌ها، مانند تبدیل فوریه، تبدیل ویولت [۲۰، ۳۵]، تجزیه مد تجربی EMD^۱ و تبدیل هیلبرت [۳۶] توسط محققان مورد استفاده قرار گرفته‌اند. پترانتوناکیس [۳۷] از روش HOC^۲ برای تعیین ویژگی‌های سیگنال‌ها استفاده نمود.

به منظور تعیین ویژگی‌های مؤثرتر سیگنال‌ها و حذف ویژگی‌های کم اهمیت‌تر و در نتیجه جلوگیری از بالارفتن حجم محاسباتی سیستم و پیچیدگی آن، روش‌های انتخاب ویژگی یا کاهش ابعاد ویژگی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای انتخاب ویژگی‌های مناسب برای طبقه‌بندی مؤثر حالت‌های عاطفی، روش‌های مختلفی از جمله انتخاب ترتیبی رو به جلو SFS^۳، انتخاب ترتیبی رو به عقب SBS^۴، جست و جوی ترتیبی شناور رو به جلو SFFS^۵ و روش نگاشت فشر می-توانند به کار روند [۱، ۱۲، ۱۵].

با انتخاب ویژگی‌های مناسب، این ویژگی‌ها برای آموزش یک واحد طبقه‌بندی‌کننده به منظور شناسایی حالت‌های عاطفی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

هستند، قابل اعتمادتر می‌باشند. کسب اطلاعات فیزیولوژیکی اغلب دشوار است؛ چراکه نیاز به اتصال مستقیم حس‌گرها با پوست فرد دارد. با ایجاد الکترودهای سبک و کارآمدی که قابل شست‌وشو و پوشیدن روی بدن هستند و می‌توانند به لباس یا لوازم فرد وصل شوند یا حتا در مواردی نیاز به تماس ندارند، فرایند اخذ سیگنال‌ها بهبود می‌یابد. در بسیاری از موارد استفاده از حس‌گرهای فیزیولوژیکی نسبت به سایر تجهیزات، به منظور کسب اطلاعات عاطفی برای فرد مطلوب‌تر است؛ برای مثال، سیگنال‌های ویدیویی به طور تقریبی همیشه هویت، ظاهر و رفتار فرد را در کنار اطلاعات احساسی او منتقل می‌کنند که ممکن است برای کاربر آن قابل قبول نباشد. با توجه به موارد بیان شده، در این مطالعه از سیگنال‌های فیزیولوژیکی برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر استفاده شد.

ساختار پیشنهادی پایه برای سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی همان طور که در شکل (۱) نشان داده شده است مشابه با مسایل تشخیص الگوی متداول است. با این تفاوت که در اینجا اطلاعات عاطفی به دست آمده در ورودی ممکن است از سیگنال‌هایی با نوع و جنس متفاوت باشند. هم‌چنین در خروجی سیستم بعد از شناسایی، می‌توان مشابه با عمل خود انسان حالت مورد نظر را به شیوه‌ی معینی بروز داد. بدیهی است که در مورد خروجی معیارهایی مثل حالت‌های چهره‌ای، صوت، گفتار و حرکت‌های بدنی می‌توانند مدنظر قرار گیرند. ربات طراحی شده در MIT که کیزمت نامیده شده است، بعضی از این معیارها را برای نشان دادن حالت‌های عاطفی خود به کار می‌برد [۳۲].

بعد از اعمال تحریک عاطفی، سیگنال‌های فیزیولوژیکی ثبت شده در اولین گام باید تا حد ممکن دقیق باشند [۱۲]؛ چراکه عملکرد سایر اجزا و در نتیجه کل سیستم عاطفی به کیفیت سیگنال‌های اخذ شده وابسته است. سیگنال‌های فیزیولوژیکی خام معمولاً به نویزها و اثرهای تداخلی آغشته هستند. با استفاده از روش‌های فیلتر کردن، تقویت، به‌هنجار سازی و دیگر روش‌ها می‌توان کیفیت سیگنال مورد نظر را بهبود بخشید [۲۱، ۳۳].

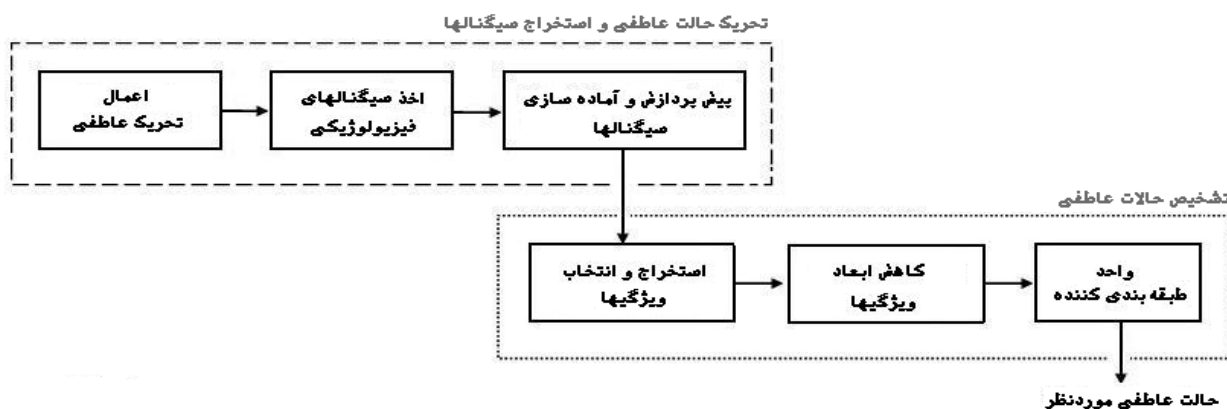
¹ Empirical mode decomposition

² Higher order crossing

³ Sequential Forward Selection

⁴ Sequential Backward Selection

⁵ Sequential Floating Forward Selection



شکل (۱) - ساختار سیستم شناسایی حالات‌های عاطفی

عمل مشخصی $^{\vee}$ AU تعریف نمودند و براساس ترکیبی از آن‌ها احساس مورد نظر را شناسایی کردند. موور از ویژگی‌های انیمیشنی چهره $^{\wedge}$ FAPs که بیان‌گر فاصله بین مختصات فضایی اجزای مختلف صورت بود برای شناسایی حالات‌های عاطفی خشم، شادی، غم و حالت خنثا استفاده نمود [۴۰]. سیستم وی با روش طبقه‌بندی SVM، دقت ۷۳٪ را در شناسایی چهار حالت بیان شده به دست آورد. در کنار استفاده از تصاویر ثابت، تصاویر متحرک ویدیویی نیز در این کاربرد استفاده شده‌اند. برای مثال، آریو شناسایی حالات‌های عاطفی دانش-آموزان در هنگام ارتباط با یک سیستم آموزشی را با تصاویر متحرک چهره‌ای انجام داد [۴۱].

صوت و گفتار، معیارهای دیگر برای تشخیص حالات‌های عاطفی انسان هستند. برای کسب اطلاعات عاطفی با سیگنال گفتار جنبه‌ی زبانی و گفتاری و نیز آوایی آن مد نظر قرار می‌گیرد. آهنگ صدا به بعد برانگیختگی یا هیجان عاطفی مربوط می‌شود. اودیر با یک مجموعه داده بزرگ به دقت تشخیص بالای ۹۰٪ برای چهار گروه احساس خوشحالی، غم، خشم و حالت خنثا دست یافت [۴۲]. چون‌هوسین‌وو نیز از ویژگی‌های گفتار برای شناسایی چهار حالت خشم، شادی، غم و حالت خنثا بهره گرفت. دقت سیستم وی با استفاده از هم‌جوشی طبقه‌بندی کننده‌ها برابر ۸۰٪ به دست آمد [۴۳]. سیگنال گفتار علاوه‌بر ورودی به عنوان خروجی هم در سیستم عاطفی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

روش K نزدیک‌ترین همسایه $^{\wedge}$ KNN [۱۸، ۲۱]، درخت بازگشتی، روش شبکه‌های بیز، روش SVM [۳۸]، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی $^{\wedge}$ ANN [۳۵]، تفکیک کننده خطی LDA [۱۳]، تحلیل هم‌بستگی استاندارد CCA $^{\circ}$ و منطق فازی [۳۳] برای تشخیص حالات‌های عاطفی به عنوان واحد طبقه‌بندی کننده، بیش‌تر مورد توجه بوده‌اند. تعیین اینکه کدام‌یک از روش‌های بیان شده می‌تواند عملکرد بهتری در شناسایی حالات‌های احساسی داشته باشد، به سادگی امکان پذیر نیست و کاملاً به نوع، کیفیت سیگنال‌های مورد استفاده و ویژگی‌های استخراج شده از آن‌ها وابسته است.

۱-۲- مطالعه‌های قبلی انجام شده

در سال‌های اخیر تحقیقات گسترده‌ای در زمینه شناسایی حالات‌های عاطفی انسان انجام شده‌است. همه تلاش‌ها برای رسیدن به دو هدف اصلی یعنی ایجاد حالت مورد نظر به طور نزدیک به واقعیت برای فرد و هم‌چنین شناسایی حالت عاطفی به طور دقیق و بلادرنگ بوده‌است. مطالعات اولیه در این زمینه براساس تشخیص حالات‌های چهره‌ای انجام شده است. ایکمن و فریزن سیستم رمزگذاری حالات‌های چهره‌ای FACS $^{\wedge}$ را برای شش احساس پایه معرفی کردند [۳۹]. آن‌ها برای هر یک از تغییر حالات‌های اجزای صورت، واحدهای

¹ K-Nearest Neighborhood

² Support Vector Machine

³ Artificial Neural Network

⁴ Linear Discriminant Analysis

⁵ Canonical Correlation Analysis

⁶ Facial Action Coding System

⁷ Action Unit

⁸ Facial Animation Parameters

معیارهایی با جنس متفاوت استفاده می‌شود بیش‌تر بروز می‌کند. به عنوان مثال از این سیستم‌ها، کاستلنو امکان تشخیص هشت احساس را با اعمال ویژگی‌های چهره، گفتار و حرکت‌های بدنی بررسی نمود. در حالت ترکیبی دقت به دست آمده ۷۳٪ بوده که نسبت به بهترین سیستم تک ورودی ۱۷٪ بهبود را نشان داد [۲۶]. آروبو ترکیبی از ویژگی‌های چهره‌ای، فشار نشستن، هدایت پوست و فشار اعمال شده به موس را برای تشخیص میزان اطمینان، ناامیدی، هیجان و علاقه‌ی دانش آموزان در مدرسه مورد استفاده قرار داد [۴۱].

در جدول (۱) بعضی از مطالعات انجام شده با سیگنال‌های فیزیولوژیکی ارائه شده‌است.

۳- طراحی سیستم تشخیص حالت‌های عاطفی با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی

استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی در کاربرد محاسبات عاطفی با توجه به مزیت‌هایی که بیان شد، بسیار مورد توجه قرار گرفته‌است. با توجه به نتایج به دست آمده با سیگنال‌های فیزیولوژیکی، می‌توان این استنباط را داشت که امکان افزایش دقت سیستم با روش‌های پردازشی مناسب وجود دارد. هم‌چنین لازم است در مرحله‌ی اعمال تحریک عاطفی و اخذ سیگنال‌های فیزیولوژیکی دقت کافی را انجام داد، تا احساس مورد نظر به طور قابل قبول ایجاد شده و سیگنال‌ها نیز قابل اعتماد و حاوی اطلاعات صحیح و مطلوب باشند.

در این پژوهش، از سیگنال‌های فیزیولوژیکی برای ارائه یک سیستم تشخیص دهنده حالت‌های احساسی استفاده شد. سیستم به گونه‌ای طراحی شده تا به صورت نزدیک به تطبیقی ویژگی‌های مهم و حاوی اطلاعات با اهمیت را برای سیگنال‌ها به کار برد.

حرکت‌ها و اشاره‌های بدنی، روش دیگری برای نمایش و ابراز حالت‌های مختلف احساسی هستند. حرکت‌های بدنی با توجه به درجات آزادی بالا می‌توانند شامل حالت‌های متعددی باشند [۴۴]. موتا و پیکارد [۴۵] و هم‌چنین دیمللو و گراسر [۴۶] از تحلیل حرکت‌های بدنی با سیستم اندازه‌گیری فشار بدن BPMS^۱ میزان علاقه‌مندی کودکان را در یک محیط آموزشی و کار با کامپیوتر ارزیابی کردند. دونالد گلوینسکی، اطلاعات عاطفی را با توجه به حرکت‌های بدنی، دست‌ها و سر از دو نمای روبه‌رو و جانبی استخراج و تعداد ۱۲ حالت را که توسط تعدادی بازیگر اجرا شده بودند شناسایی نمود [۴۷].

استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی، روش دیگری برای شناسایی و ارزیابی حالت‌های عاطفی است. در هنگام ایجاد حالت‌های احساسی مختلف نشان داده شده که تغییرات فیزیولوژیکی مشخصی برای فرد ایجاد می‌شوند [۴۸]. ایکنن و لونسون برای اولین بار ایجاد تغییرات قابل ملاحظه در سیستم عصبی خودمختار مطابق با حالت‌های عاطفی را بیان کردند [۴۹]. الیاس و ایزاس و هم‌کارانش، در یکی از اولین مطالعات عاطفی با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی، حالت‌های عاطفی را با اعمال معیارهای فیزیولوژیکی شامل نرخ ضربان قلب، هدایت پوست، دمای پوست، نرخ تنفس و فعالیت عضلات شناسایی کردند [۱۵]. آن‌ها توانستند هشت حالت احساسی را با دقت متوسط ۸۱٪ تشخیص دهند. سیگنال‌های فیزیولوژیکی از آنجا که در نتیجه‌ی فعالیت سیستم عصبی خودمختار ANS ایجاد می‌شوند، به طور آگاهانه و از روی عمد کم‌تر قابل کنترل و تغییر هستند. این مزیت باعث می‌شود که اطلاعات عاطفی به دست آمده از این سیگنال‌ها قابل اعتمادتر باشند.

در سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی که نیاز به کسب اطلاعات مناسب و دقیق برای هریک از احساسات وجود دارد، استفاده از سیگنال‌های چندگانه می‌تواند عملکرد بهتری در پی داشته باشد؛ اگرچه این امر منجر به افزایش پیچیدگی سیستم و کاهش سرعت آن خواهد شد. این مشکل وقتی از

^۱ Body Pressure Measurement System

جدول (۱) - بعضی از مطالعات انجام شده در شناسایی حالت‌های احساسی با سیگنال‌های فیزیولوژیکی

شماره مرجع	سیگنال‌های استفاده شده	نوع تحریک اعمال شده	توصیف سیستم	دقت به دست آمده
[12]	ECG, EDA, ST	چندگانه	ویژگی‌های آماری، توان‌های فرکانسی بالا و پایین، طبقه بندی SVM، ۱۲۵ نفر مورد آزمایش، ۴ حالت احساسی	۷۸٪ وابسته به کاربر و ۶۱/۹٪ مستقل از کاربر
[13]	EMG, ECG, SC, RSP و (MIT database)	موسیقی	ویژگی‌های آماری و انرژی سیگنال، اطلاعات طیف-های زیر باند و آنتروپی، SBS روش انتخاب ویژگی و طبقه بندی LDA، ۴ حالت احساسی، ۳ نفر مورد آزمایش به همراه داده‌های MIT	۹۵٪ وابسته به کاربر و ۷۰٪ مستقل از کاربر
[15]	EMG, BVP, SC, RSP	تصور شخصی	ویژگی‌های آماری، SFFS و نگاشت فیشر برای انتخاب ویژگی‌ها، طبقه بندی کننده LDA و KNN هیبرید، یک نفر مورد آزمایش در طی چند روز، ۸ حالت احساسی	۸۱٪ وابسته به کاربر
[18]	GSR, HR	فیلم	شدت هریک از سیگنال‌ها به عنوان ویژگی، سه نوع طبقه بندی KNN، DFA ^۱ و MBP ^۲ ؛ ۱۶ نفر مورد آزمایش، ۶ حالت احساسی	وابسته به کاربر، برای طبقه بندی کننده‌های DFA، KNN، MBP به ترتیب ۷۱، ۷۴، ۸۳٪
[19]	سه کانال EEG و ECG	موسیقی	انرژی، فرکانس میانگین، HOC به عنوان ویژگی-های سیگنال پیشانی و تعدادی ویژگی زمانی برای ECG، مدل فازی برای ارزیابی ویژگی‌ها و SFFS برای انتخاب ویژگی‌ها، SVM به عنوان طبقه بندی کننده	به صورت مستقل از کاربر، دقت متوسط ۹۴/۹۱٪ برای میزان خوشایندی و ۹۳/۶۳٪ برای تشخیص هیجان احساسی
[38]	EEG	تصاویر IAPS	ویژگی‌های زمانی و تبدیل ویولت به همراه SVM و MD ^۳ به عنوان طبقه بندی کننده؛ ۲۸ نفر مورد آزمایش، ۴ حالت احساسی	بهترین دقت برای SVM با مقدار ۸۱/۳
[3]	EEG, EMG, BVP, ST, RESP	قطعه‌های موسیقی تصویر	طبقه بندی کننده گوسی بیز به همراه هم‌جوشی طبقه بندی کننده‌ها، ۲ حالت هیجان و خوشایندی به همراه میزان تمایل، ۳۲ نفر مورد آزمایش.	برای هیجانی (۶۵/۱٪)، خوشایندی ۶۲/۷٪ و میزان تمایل ۶۷/۷٪
[23]	EEG	موسیقی	ویژگی‌های زمان فرکانس با تبدیل STFT ^۴ ، MLP و SVM به عنوان طبقه بندی کننده؛ ۲۶ نفر مورد آزمایش، ۴ حالت احساسی	بهترین دقت با SVM به مقدار ۸۲/۲۹٪

¹ Discriminant Function Analysis

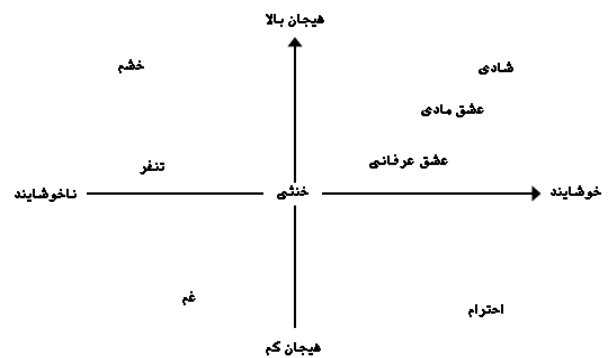
² Marquardt Back Propagation

³ Mahalanobis Distance

⁴ Short Time Fourier Transform

۳-۱- توصیف مجموعه‌ی داده استفاده شده

معیارهای عاطفی مورد استفاده در این تحقیق، سیگنال‌های فیزیولوژیکی اخذ شده در دانشگاه MIT است [۱۵]. این سیگنال‌ها شامل الکترومایوگرام صورت، فشار خون، هدایت پوست و نرخ تنفس هستند که از یک نفر و در روزهای متعدد ثبت شده‌اند. هشت حالت احساسی شامل خشم، غم، تنفر، خوشحالی، تکریم^۱، عشق عرفانی^۲، عشق رمانتیک^۳ و حالت خنثایی بدون احساس در نظر گرفته شده‌اند. همه‌ی سیگنال‌ها از یک نفر زن که حالت‌های احساسی را به صورت عمدی و با تصور ذهنی به وجود آورده، ثبت شدند. بنابراین، فرایند اخذ سیگنال وابسته به کاربر است. سیگنال‌ها طی چند هفته جمع‌آوری شده و سیگنال‌های انتخاب شده از ۲۰ روز مورد استفاده قرار گرفتند. شکل (۲) مدل دوبعدی میزان خوشایندی و هیجان حالت‌های مورد نظر را نشان می‌دهد.



شکل (۲) - نمودار دو بعدی حالت‌های عاطفی مورد نظر با توجه به میزان خوشایندی و هیجان

۳-۲- مشخصات سیستم طراحی شده

الف) استخراج ویژگی‌ها: انتخاب ویژگی‌های مناسب و مؤثر برای سیگنال‌های مورد استفاده از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ چراکه در واقع اطلاعات مورد نیاز برای هریک از حالت‌های عاطفی توسط ویژگی‌های انتخاب شده فراهم می‌شود. اگر داده‌های بیان‌کننده احساسات مورد نظر دقیق باشند، طبقه‌بندی و شناسایی آن‌ها ساده‌تر خواهد بود. در این

مطالعه، ترکیبی از ویژگی‌های زمانی و فرکانسی سیگنال‌ها که در جدول (۲) به آن‌ها اشاره شده، مورد استفاده قرار گرفت. یکی از با اهمیت‌ترین ملاحظات برای ویژگی‌های اعمال شده، سادگی و سرعت محاسباتی قابل قبول آن‌هاست که سیستم طراحی شده را برای کاربردهای بلادرنگ مطلوب می‌سازد. بدین منظور، تا حد امکان از ویژگی‌های ساده بدون نیاز به محاسبات و تبدیلات پیچیده استفاده شد. تعداد ۶۳ ویژگی از چهار سیگنال مورد نظر تعیین و محاسبه گردید که برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر در طراحی سیستم از آن‌ها بهره گرفته شد.

ب) انتخاب ویژگی‌ها: به منظور استفاده از ویژگی‌های با اهمیت‌تر و حذف موارد کم اهمیت و در نتیجه سرعت بخشیدن به فرایند آموزش سیستم، بهترین ویژگی‌های هریک از سیگنال‌ها از بین ویژگی‌های محاسبه شده تعیین شدند. دو روش انتخاب ویژگی شناخته شده تحت عنوان روش ترتیبی شناور رو به جلو SFFS و روش RELIEF به این منظور مورد بررسی قرار گرفتند. روش SFFS نسخه ساده شده روش ترتیبی رو به جلو SFS است [۵۰].

در روش SFFS، در ابتدا زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌ها انتخاب می‌شود. سپس، ویژگی‌های دیگر به مجموعه اضافه یا از آن حذف می‌شود تا بهترین مجموعه ویژگی‌ها برای سیگنال مورد نظر به دست آید. این فرایند می‌تواند قبل از بررسی تمام ویژگی‌ها خاتمه پذیرد [۵۱].

در روش RELIEF، انتخاب ویژگی‌ها بر مبنای تخمین اثر هریک از آن‌هاست. این روش وزنی که بیان‌گر میزان شایستگی هریک از ویژگی‌هاست به آن‌ها نسبت می‌دهد. ویژگی‌هایی که وزنی بیشتر از یک مقدار از پیش تعیین شده دریافت کنند، به عنوان ویژگی‌های مؤثرتر انتخاب می‌شوند [۵۲]. این روش به طور تصادفی نمونه‌هایی از داده‌های آموزشی برداشته و برای هر نمونه نزدیک‌ترین نمونه مطلوب NH^۴ و نزدیک‌ترین نمونه نامطلوب NM^۵ را بر مبنای معیار فاصله اقلیدسی تعیین می‌کند.

⁴ Nearest Hit
⁵ Nearest Miss

¹ Reverence
² Platonic Love
³ Romantic Love

جدول (۲) - ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی

سیگنال‌های فیزیولوژیکی				ویژگی‌های محاسبه شده
EMG	SC	BVP	RSP	
√	√	√	√	میانگین دامنه سیگنال
√	√	√	√	میانگین قدرمطلق دامنه MAV
√	√	√	√	میانگین قدرمطلق تغییرات شیب MAVSLP
√	√	√	√	انحراف استاندارد SD
√	√	√	√	انرژی سیگنال
√	×	×	×	تعداد عبور از صفر ZC
√	√	√	√	میانگین قدر مطلق دامنه تفاضل اول برای سیگنال خام و نرمالیزه شده
√	√	√	√	میانگین قدرمطلق دامنه تفاضل دوم برای سیگنال خام و نرمالیزه شده
√	√	√	√	تغییرات علامت شیب SSC
√	√	√	√	انرژی فرکانسی سیگنال
√	√	√	√	تعداد عبور از صفر فرکانسی
×	0-0.08 0-0.2 0-2.4	0.1-0.2 0.2-0.3 0.3-0.4	0.05-0.25 0.25-5	مجموع تابع طیف توان در باند فرکانسی (هرتز)
×	0-0.08 0-0.2	×	0-2.4	میانگین تابع طیف توان در باند فرکانسی (هرتز)
×	×	0.04 -0.15 and 0.15-0.5	×	نسبت مجموع طیف توان در باندهای فرکانسی (هرتز)
×	×	0.08-0.15 0.15-0.5	×	مولفه‌های فرکانس میانه و فرکانس بالای تابع طیف توان در باندهای فرکانسی (هرتز)

ج) واحد طبقه‌بندی: بعد از آماده‌سازی مجموعه‌ی ویژگی مطلوب، آموزش طبقه‌بندی کننده به منظور شناسایی حالت‌های عاطفی انجام می‌شود.

سه روش طبقه‌بندی شامل روش‌های LDA، SVM و KNN در این مطالعه مورد استفاده و ارزیابی قرار گرفتند. ۱- روش SVM: این روش سعی در ایجاد یک صفحه‌ی جداکننده دارد که فاصله‌ی بین داده‌های کلاس‌های مختلف بیشینه شود. برای مجموعه آموزشی مفروض با ترکیب زوج‌های ورودی و خروجی (x_i, y_i) که $i = 1, 2, \dots, l$ ، مسأله بهینه‌سازی زیر باید حل شود [۳۸]:

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (1)$$

$$y_i (\omega^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i$$

$$\xi_i \geq 0$$

نمونه‌های NM و NH به ترتیب نمونه‌هایی با کم‌ترین فاصله با کلاس مخالف و کلاس موافق هستند. روش RELIEF، وزن‌های ویژگی‌ها را که در ابتدا با صفر مقدار دهی شده‌اند به روز می‌کند، با این ایده که ویژگی‌ای مناسب است که بین یک نمونه و NM آن تمایز ایجاد کند. درحالی که ویژگی نامناسب باعث ایجاد تمایز بین نمونه و NH آن می‌شود [۵۳].

در جدول (۳) روش‌های SFFS و RELIEF به طور خلاصه ارائه شده‌اند. نسخه‌ی اولیه روش RELIEF تنها به مسایل دو کلاسه منطبق بود، در صورتی که تعمیم یافته‌های آن برای موارد بیش از دو کلاس نیز می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. RELIEF-F، مقدار NM را برای هرکلاس تعیین می‌کند و سپس متوسط آن‌ها را برای به روز کردن وزن ویژگی‌ها به کار می‌برد [۵۴].

جدول (۳) - روش‌های انتخاب ویژگی SFFS و RELIEF

روش انتخاب ویژگی SFFS
<p>فرض کنید N و J به ترتیب بیان‌گر تعداد ویژگی‌ها و تابع معیار انتخاب ویژگی‌ها باشند.</p> <p>۱- با زیر مجموعه از پیش انتخاب شده $Y_k = \{Y_j\}_{j=1:K \subset N}$ شروع می‌شود.</p> <p>۲- بهترین ویژگی جدید به گونه‌ای انتخاب می‌شود که $x^+ = \arg \max J(Y_k + x)$ که $x \notin Y_k$.</p> <p>۳- مجموعه ویژگی به روز می‌شود $Y_{k+1} = Y_k + x^+$.</p> <p>۴- بدترین ویژگی از مجموعه حذف می‌شود $x^- = \arg \max J(Y_{k+1} - x)$ که $x \in Y_{k+1}$.</p> <p>۵- مجموعه ویژگی به روز می‌شود $Y_k = Y_{k+1} - x^-$.</p> <p>۶- اگر تابع معیار برآورده نشود به مرحله ۲ رفته، در غیر این صورت به مرحله ۷ می‌رویم.</p> <p>۷- پایان.</p>
روش انتخاب ویژگی RELIEF
<p>فرض کنید I و J به ترتیب تعداد نمونه‌ها و ویژگی‌ها باشند و δ مقدار آستانه از پیش تعیین شده‌ای باشد.</p> <p>۱- در ابتدا همه وزن‌ها با صفر مقدار دهی می‌شود.</p> <p>۲- برای $i = 1$ تا I نمونه‌ای مثل x_i انتخاب می‌شود.</p> <p>۳- برای هر نمونه نزدیک‌ترین نمونه مطلوب، NH_i و نزدیک‌ترین نمونه نامطلوب، NM_i تعیین می‌شود.</p> <p>۴- برای $j = 1$ تا J وزن ویژگی‌ها تعیین می‌شود $w[X_j] = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i^j - NM_i^j - x_i^j - NH_i^j)$.</p> <p>اگر $w[X_j] \geq \delta$ باشد ویژگی مورد نظر را در مجموعه‌ی انتخاب شده قرار می‌دهیم.</p>

معیار فاصله اقلیدسی که با رابطه زیر تعریف می‌شود، در سیستم مورد استفاده قرار گرفت. x_i^1 و x_i^2 به ترتیب نمونه‌های ویژگی i ام از کلاس‌های اول و دوم هستند:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^1 - x_i^2)^2} \quad (2)$$

۳- روش LDA: این روش بر مبنای تابع تفکیک کننده خطی عمل می‌کند:

$$\begin{aligned} b_i &= \Sigma_i^{-1} \mu_i \\ c_i &= -\frac{1}{2} \mu_i^T \Sigma_i^{-1} \mu_i - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \ln p_i \\ d_i(x) &= b_i^T x + c_i \end{aligned} \quad (3)$$

$\Sigma_i = \Sigma$ ، $i = 1, \dots, l$ متناظر با تعداد کلاس‌ها است. ماتریس کواریانس، μ_i مقدار میانگین بردار شامل متغیرهای ویژگی‌ها و p_i احتمال پیشین کلاس i ام است.

در فرمول (۱) ξ_i مقدار خطا یا طبقه‌بندی نادرست x_i را اندازه‌گیری می‌کند. $C > 0$ پارامتر جبران کننده برای بخش خطاست و ω بردار نرمال صفحه جداکننده است. تابع ϕ بردار آموزشی x_i را به فضای با ابعاد بالاتر نگاشت می‌کند. در واقع SVM، یک صفحه جداکننده خطی با بیش‌ترین مرز را تعیین می‌کند. توابع کرنل متعددی به فرم کلی $K(x_i, x_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ وجود دارند که برای طبقه بندی به کار می‌روند [۳۸].

در این مطالعه، طبقه‌بندی کننده SVM با تابع کرنل RBF، $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$ ، پیاده‌سازی شد. همچنین روش جست‌وجوی شبکه^۲ برای تعیین و بهینه‌سازی پارامترهای C و γ به کار رفت [۵۵].

۲- روش KNN: یک داده نمونه در بین k تا از نزدیک‌ترین همسایه‌هایش به کلاسی که تعداد نمونه بیش‌تری در بین آن‌ها داشته باشد، طبقه‌بندی می‌شود [۳۷].

¹ Radial Basis Function
² Grid-search

ویژگی اعمال شود، با دو مشکل مواجه می‌شود. اول اینکه بخش مهمی از اطلاعات عاطفی برای هریک از سیگنال‌ها ممکن است در فرایند انتخاب نادیده گرفته شود. دوم اینکه مجموعه‌ی تشکیل شده با ترکیب ویژگی‌های همه سیگنال‌ها ابعاد بزرگی خواهد داشت که باعث ایجاد اختلال در فرایند آموزش سیستم و کندی آن می‌شود. بنابراین، در این صورت دیگر برای کاربردهای عملی مناسب نخواهد بود. بعد از ترکیب بهترین ویژگی‌های انتخاب شده، این مجموعه به سه بخش افراز می‌شود. هر بخش برای آموزش یک واحد طبقه بندی اعمال شده و نتایج به دست آمده با روش هم‌جوشی بیش‌ترین آرا، ترکیب و نتیجه نهایی سیستم را تعیین می‌کنند. برای پیاده‌سازی هم‌جوشی واحدهای طبقه بندی با روش بیش‌ترین آرا، تعداد فردی از زیر سیستم‌ها مورد نیاز است. در این مطالعه، به منظور جلوگیری از پیچیده شدن سیستم، کم‌ترین تعداد ممکن برای واحدهای طبقه بندی، یعنی سه واحد، در نظر گرفته شد.

با توجه به اینکه مجموعه ویژگی استفاده شده در فرایند آموزش سیستم عاطفی شامل بهترین ویژگی‌های انتخاب شده است و همه سیگنال‌ها در تشکیل آن نقش داشته‌اند، بنابراین، یک مجموعه ویژگی حاوی بهترین اطلاعات عاطفی سیگنال‌ها تشکیل می‌شود. در انتخاب ویژگی‌های سیگنال‌ها با روش SFSS به منظور جلوگیری از پیچیده شدن سیستم، سعی شد تا حد ممکن تعداد ویژگی‌های انتخاب شده برای هر سیگنال بیش‌تر از نصف ویژگی‌های آن نباشد. بدین ترتیب، در مرحله بعد برای زیر سیستم‌ها نیز اطلاعات کافی فراهم می‌شود. هم‌چنین در روش RELIEF، ویژگی‌ها برحسب عملکردشان وزن‌هایی دریافت می‌کنند و براساس آن‌ها رتبه بندی می‌شوند. سعی شد ویژگی‌های انتخاب شده با روش RELIEF از نظر تعداد با روش SFSS یکسان باشند، تا پیچیدگی سیستم‌ها یکسان بوده و بررسی عملکرد آن‌ها به لحاظ سرعت پاسخ‌دهی نیز امکان پذیر باشد. تنها مسأله‌ی موجود، امکان انتخاب ویژگی‌هایی از سیگنال‌های مختلف با اطلاعات یکسان است که می‌تواند باعث ایجاد افزونگی در مجموعه ویژگی‌ها شود. با تفکیک مجموعه ویژگی تشکیل شده به سه

روش LDA، از فرض ساده کننده یکسان بودن ماتریس-های کواریانس کلاس‌ها استفاده می‌کند. Σ و μ_i با توجه به داده‌های آموزشی ویژگی‌ها تعیین می‌شوند. داده‌های آزمایش به یکی از l کلاس مطلوب با قاعده‌ی زیر طبقه بندی می‌شوند [۵۶].

$$G(x) = \arg \max_i d_i(x) \quad (4)$$

در رابطه‌ی فوق $G(x)$ برچسب کلاس نسبت داده شده به بردار ویژگی x است.

۴- یافته‌ها و بحث

در این مطالعه، هدف طراحی سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی با در نظر گرفتن دو نیازمندی اصلی آن یعنی دقت و سرعت پاسخ‌دهی مطلوب است. این دو مورد در کاربرد واسط‌های انسان/کامپیوتر بسیار با اهمیت هستند. یک سیستم HCI قابل اعتماد، باید قادر به ایجاد تمایز مابین حالت‌های عاطفی مورد نظر به طور دقیق و بلادرنگ باشد. برای رسیدن به این منظور، ایده هم‌جوشی واحدهای طبقه بندی برای طراحی سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی مورد توجه قرار گرفت. در ابتدا روی ایجاد یک مجموعه از ویژگی‌های مؤثر سیگنال‌ها که حاوی اطلاعات عاطفی مورد نظر هستند، تمرکز شد. برای هریک از سیگنال‌ها، ویژگی‌های ساده زمانی و فرکانسی طبق جدول (۲) محاسبه شدند. تعداد ۱۳، ۱۷، ۱۸ و ۱۵ ویژگی به ترتیب برای سیگنال‌های EMG، SC، BVP و RSP تعیین شدند. سپس، از بین ویژگی‌های تعیین شده، بهترین ویژگی‌های هر سیگنال با اعمال روش‌های SFSS و RELIEF-F مشخص شدند. قابلیت هریک از روش‌های بیان شده برای ایجاد یک مجموعه ویژگی مؤثر برای سیگنال‌ها مورد بررسی قرار گرفت. مجموعه ویژگی نهایی بر مبنای ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده تشکیل می‌شود. ترکیب ویژگی‌ها در اینجا این مزیت را دارد که مجموعه‌ی ویژگی نهایی اعمال شده حاوی بهترین اطلاعات هریک از سیگنال‌ها برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر است [۵۷، ۵۸].

به عنوان یک روش جای‌گزین، اگر در ابتدا ویژگی‌های سیگنال‌ها را با هم ترکیب کرده و سپس روش‌های انتخاب

از طرفی متفاوت بودن طبقه‌بندی کننده‌ها باعث می‌شود زمان پاسخ دهی زیر سیستم‌های تشکیل شده با آن‌ها نیز متفاوت باشد. در واقع زیر سیستم‌ها ناهم‌زمان خواهند بود. سعی شد بعد از تفکیک ویژگی‌ها به سه زیر مجموعه، تعداد ویژگی‌های مورد استفاده برای هر زیر سیستم و در نتیجه پیچیدگی آن‌ها یکسان باشد. با توجه به اینکه ویژگی‌های تکراری در هیچ یک از زیر سیستم‌ها وجود ندارد، اطلاعات اضافه‌ای توسط طبقه‌بندی کننده‌ها استفاده نمی‌شود.

هم‌چنین استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های یکسان روی مجموعه‌ی ویژگی‌های متفاوت، باعث می‌شود زمان پاسخ‌دهی آن‌ها به هم نزدیک باشد که در تولید پاسخ نهایی سیستم در زمانی قابل قبول مؤثر خواهد بود. به منظور در نظر گرفتن اثر تغییرات آماری، روش LOO^۱ به عنوان روش اعتبار سنجی مورد استفاده قرار گرفت. بنابراین، هر یک از روش‌های سیستم ۲۰ بار اجرا شد که متناظر با تعداد نمونه‌های سیگنال‌های ثبت شده برای هر حالت احساسی است.

شکل (۴) نتایج به دست آمده با روش‌های انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی کننده‌های اعمال شده را نشان می‌دهد. نتایج به دست آمده بیان‌گر قابلیت سیستم طراحی شده برای شناسایی هشت حالت عاطفی مورد نظر است.

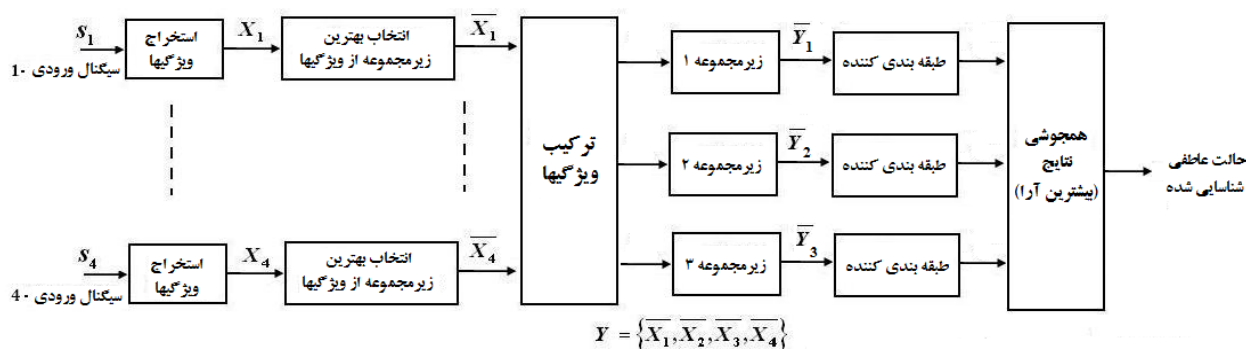
ترکیب بهترین ویژگی‌های سیگنال‌ها و هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی، عملکرد قابل ملاحظه‌ای را در شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر بدون توجه به روش طبقه‌بندی و انتخاب ویژگی استفاده شده به دست آورده است. طبقه‌بندی کننده SVM با هر دو روش انتخاب ویژگی تقریباً در شناسایی بیش‌تر حالت‌ها نسبت به دو روش طبقه‌بندی دیگر نتایج بهتری کسب کرده است، اگرچه پیچیدگی محاسباتی این روش نسبت به دو روش دیگر بیشتر است. هم‌چنین استفاده از روش RELIEF با روش‌های طبقه‌بندی SVM و KNN در شناسایی حالت‌های احساسی مورد نظر نسبت به روش SFFS بهتر و با تغییرات کم‌تر عمل کرده است. اما روش SFFS با روش LDA نتایج بهتری نسبت به دو طبقه‌بندی کننده دیگر به دست آورده است.

زیر مجموعه، این احتمال تا حد زیادی کاهش می‌یابد. تفکیک ویژگی‌ها بر اساس عملکرد آن‌ها و اینکه اطلاعات سیگنال‌ها در سه مجموعه تقریباً به طور مساوی تقسیم گردد، انجام می‌شود. ویژگی‌های سیگنال‌ها بر اساس عملکردشان رتبه‌بندی می‌شوند. در روش SFFS ویژگی‌ها بر حسب دقت به دست آمده و در روش RELIEF بر حسب وزنی که دریافت می‌کنند، رتبه‌بندی می‌شوند. سپس، زیر مجموعه‌های مورد نظر بر اساس ترکیبی از بهترین و بدترین ویژگی‌ها تشکیل می‌شوند. هم‌چنین ویژگی‌ها به گونه‌ای در زیر مجموعه‌ها تقسیم می‌شوند که تعداد ویژگی هر کدام از زیرمجموعه‌ها یکسان باشد. استفاده از روش‌های رایج برای افزایش مجموعه ویژگی‌ها به علاوه روش انتخاب ویژگی‌های مورد استفاده، باعث پیچیده‌تر شدن سیستم می‌شود که این برای کاربرد مورد نظر مطلوب نخواهد بود. با تفکیک بهترین ویژگی‌های سیگنال‌ها به سه زیر مجموعه، می‌توان انتظار داشت که سیستم عاطفی طراحی شده هم به لحاظ دقت تشخیص و هم سرعت پاسخ دهی عملکرد مطلوبی ارائه کند. ساختار سیستم توصیف شده در شکل (۳) نمایش داده شده است.

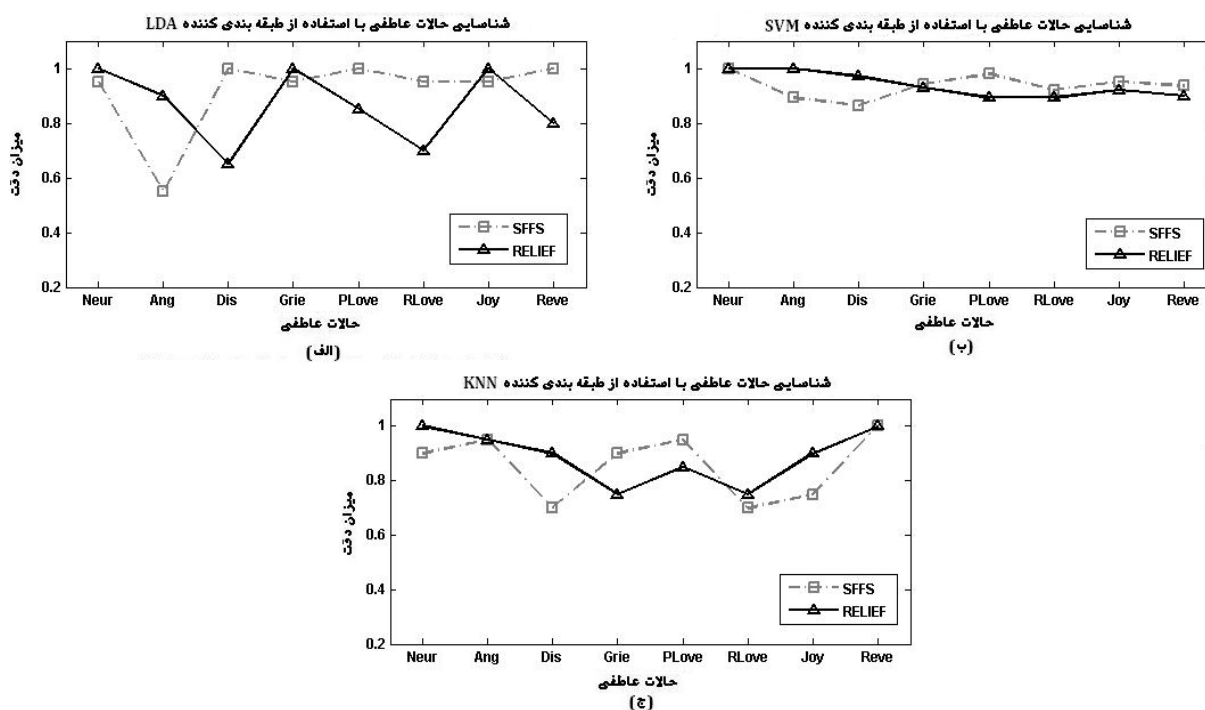
زیر مجموعه‌های تشکیل شده، سپس هر کدام به یک واحد طبقه‌بندی برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر اعمال می‌شوند. در واقع سه زیر سیستم خواهیم داشت که با پیچیدگی تقریباً یکسان، هر یک به طور مستقل حالت‌های عاطفی را شناسایی می‌کنند. نتایج به دست آمده از زیر سیستم‌ها با روش بیش‌ترین آرا با هم ترکیب شده و نتیجه نهایی سیستم در شناسایی حالت مورد نظر به دست می‌آید. در این مطالعه، سه روش طبقه‌بندی پرکاربرد شامل SVM، KNN و LDA برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد ارزیابی قرار گرفت.

زیر سیستم‌های مورد استفاده در ساختار سیستم عاطفی تنها در مجموعه‌ی ویژگی ورودی متفاوت است، اما روش طبقه‌بندی استفاده شده برای آن‌ها یکی است. استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های مختلف با توجه به شرایط پیاده‌سازی و آموزش متفاوت آن‌ها، باعث پیچیده شدن سیستم می‌شود.

^۱ Leave one out



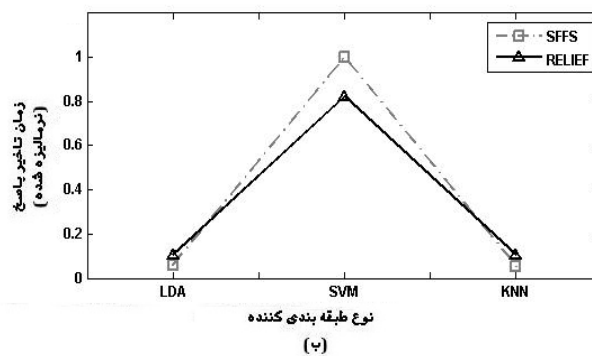
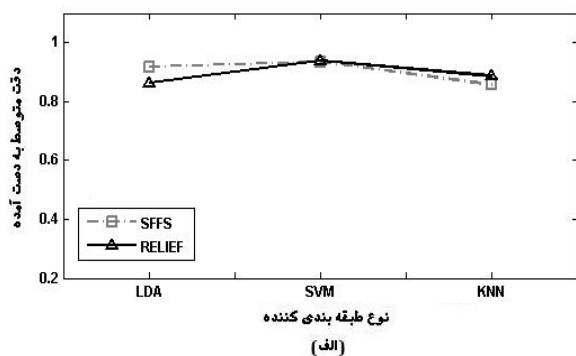
شکل (۳) - ساختار سیستم عاطفی طراحی شده بر مبنای ایده‌ی هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی



شکل (۴) - نتایج سیستم شناسایی حالات‌های عاطفی طراحی شده با اعمال روش‌های مختلف انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی کننده [حالت خنثی (Neur)، خشم (Ang)، تنفر (Dis)، غم (Grie)، عشق روحانی (PLove)، عشق مادی (RLove)، شادی (Joy) و احترام (Reve)]

در کنار دقت شناسایی سیستم، ملاحظه مهم دیگر سرعت پاسخ دهی یا زمان تأخیر پاسخ است. بدیهی است که با کم‌تر بودن زمان تأخیر پاسخ، سرعت بیشتر سیستم باعث مطلوب شدن آن برای کاربردهای عملی و بلادرنگ خواهد بود. در شکل (۵-الف) و (۵-ب) دقت متوسط به دست آمده توسط هر سیستم و زمان تأخیر در پاسخ با اعمال روش‌های مختلف طبقه‌بندی و انتخاب ویژگی‌ها نشان داده شده‌است.

با طبقه‌بندی کننده LDA همان طور که دیده می‌شود، حالت‌های خشم، تنفر و عشق مادی به خوبی شناسایی نشده‌اند. همچنین طبقه‌بندی کننده KNN در شناسایی حالت‌های تنفر و عشق مادی در مقایسه با سایر احساسات عملکرد ضعیف‌تری ارائه کرده‌است. در صورتی که روش SVM با هر دو روش انتخاب ویژگی برای همه حالت‌ها بسیار خوب عمل کرده و دقت شناسایی بالاتر از ۸۰٪ را به دست آورده‌است.



شکل (۵) - (الف) دقت متوسط؛ (ب) زمان تأخیر پاسخ در شناسایی تعداد هشت حالت عاطفی

با اعمال روش‌های مختلف انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی کننده

ها ساده‌تر و سریع‌تر هستند نسبت به سیستمی که مجموعه ویژگی متشکل از همه ویژگی‌های سیگنال‌های ورودی را به کار می‌برد. بدین منظور انجام مقایسه‌ای برای سیستم ارائه شده در این مطالعه و سیستم پیشنهادی پیکارد و هم‌کاران، تعداد ویژگی‌های اعمال شده یا پیچیدگی سیستم در کنار دقت به دست آمده مد نظر قرار گرفته است.

جدول (۴) مقایسه‌ی انجام شده را ارائه می‌کند. سه سطر اول جدول بهترین نتایج به دست آمده در این مطالعه هستند. هم‌چنین سطرهای دوم و چهارم مورد مشابه با سیستم طراحی شده توسط پیکارد و هم‌کاران وی را ارائه می‌کنند. اگرچه تعداد ویژگی‌های اعمال شده در این مطالعه بیشتر است، اما از آنجا که روش انتخاب ویژگی برای هر یک از سیگنال‌ها به طور مستقل به کار رفته‌است، تعداد ترکیبات ویژگی‌های استفاده شده توسط روش‌های SFFS و RELIEF به مراتب کم‌تر و در نتیجه سیستم ارائه شده سریع‌تر است.

ایده‌ی هم‌جوشی بهترین ویژگی‌ها و نتایج به دست آمده توسط زیر سیستم‌ها امکان ایجاد اطلاعات کافی برای سیستم طراحی شده را فراهم می‌کند. در صورتی که اعمال همه ویژگی‌های سیگنال‌ها به صورت یکجا و ترکیبی باعث پاسخ‌دهی نامناسب سیستم می‌شود. در این صورت به دلیل بزرگ بودن ابعاد مجموعه‌ی ویژگی، پاسخ‌دهی سیستم بسیار کند می‌شود. هم‌چنین ممکن است بعضی از ویژگی‌های مطلوب سیگنال‌ها به دلیل نیاز به تولید مجموعه‌ی ویژگی کوچک‌تر از بین بروند.

تصور کلی بر این است که روش SFFS و نسخه کامل‌تر آن SFS که اصولاً بر مبنای دقت سیستم و خطای به دست آمده عمل می‌کنند (روش‌های وراپ)، نسبت به روش‌های فیلترکننده مانند RELIEF که بر مبنای معیارهای دیگر مثل فاصله، هم‌بستگی، محتوای اطلاعات و غیره کار می‌کنند، به لحاظ سرعت، عملکرد کندتری نشان دهند. به دلیل وابسته بودن زمان پاسخ هر یک از سیستم‌ها به سخت‌افزار و سرعت پردازش‌گر کامپیوتر مورد استفاده، نتایج نسبت به بیش‌ترین زمان به دست آمده به‌هنگار شده‌اند. در بین روش‌های مختلف استفاده در طراحی سیستم، با در نظر گرفتن دو معیار اصلی دقت شناسایی و سرعت پاسخ دهی، طبقه‌بندی کننده SVM به همراه روش RELIEF و هم‌چنین LDA به همراه SFFS می‌توانند معرفی شوند. مورد اخیر نسبت به سیستم اول با توجه به شکل (۵-ب)، سرعت پاسخ دهی مطلوب‌تری نیز ارائه کرده‌است.

روش SFFS به همراه طبقه‌بندی کننده LDA و KNN ترکیباتی هستند که در مقایسه با روش‌های دیگر سرعت پاسخ دهی مطلوبی دارند. این دو مورد توسط خانم پیکارد و هم‌کاران ایشان مورد بررسی قرار گرفته‌اند [۱۵]. نتایج به دست آمده در این مطالعه با توجه به استفاده از ویژگی‌های مطلوب سیگنال‌ها و هم‌جوشی نتایج نسبت به نتایج ارائه شده توسط آن‌ها بهتر است. در ساختار پیشنهادی که در شکل (۵) نشان داده شد، برای هر زیرسیستم تنها بخشی از بهترین ویژگی‌های سیگنال‌ها استفاده می‌شود. در نتیجه، هر یک از این زیر سیستم-

جدول (۴) - مشخصات بهترین سیستم‌های طراحی شده بر مبنای سرعت و دقت پاسخ در این مطالعه و کار انجام شده توسط

خانم پیکارد و هم‌کارانش [۱۵]

مطالعه انجام شده	تعداد ویژگی‌های اولیه	تعداد ویژگی‌های زیر سیستم‌ها	روش انتخاب ویژگی‌ها	روش طبقه‌بندی	دقت به دست آمده
مطالعه حاضر-۱	۶۳	۱۰	RELIE-F	SVM	۹۳٫۸٪
مطالعه حاضر-۲	۶۳	۱۰	SFFS	LDA	۹۱٫۸٪
مطالعه حاضر-۳	۶۳	۱۰	RELIE-F	KNN	۸۸٫۷٪
مطالعه حاضر-۴	۶۳	۱۰	SFFS	KNN	۸۵٫۶٪
پیکارد و همکاران [۱۵]	۴۰	۴۰	SFFS	KNN and LDA	۸۱٪

در روش اعمال همه‌ی ویژگی‌ها به طور یک‌جا، به دلیل ایجاد یک مجموعه‌ی ویژگی بزرگ، دقت شناسایی سیستم می‌تواند قابل قبول باشد. به منظور انجام یک مقایسه، سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی با اعمال همه‌ی ویژگی‌های سیگنال‌ها طراحی شد.

روش‌های انتخاب ویژگی به همه ویژگی‌های سیگنال‌ها اعمال شدند. سپس، ویژگی‌های انتخاب شده برای آموزش یک واحد طبقه‌بندی اعمال شدند. با روش SFFS، دقت شناسایی متوسط برابر با ۸۶٫۸٪، ۸۴٫۴٪ و ۸۱٫۸٪ است که به ترتیب با روش‌های SVM، KNN و LDA به دست آمد. هم‌چنین با اعمال روش RELIEF، دقت ارائه شده در شناسایی حالت‌های احساسی مورد نظر به ترتیب با طبقه‌بندی کننده‌های مورد استفاده برابر با ۸۳٫۱٪، ۸۳٫۸٪ و ۷۹٫۳٪ حاصل شد. فرایند انتخاب ویژگی‌ها به گونه‌ای انجام شد که تعداد ویژگی‌های نهایی انتخاب شده با تعداد ویژگی‌های استفاده شده با زیر سیستم‌ها در روش هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی یکی باشد. در این روش از آنجا که جست‌وجوی ویژگی‌های مؤثر روی مجموعه‌ای با ابعاد بزرگ انجام می‌شود، تعیین ویژگی‌ها بسیار زمان‌بر خواهد بود. هم‌چنین سیستم‌های طراحی شده با این روش در مقایسه با روش هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی، دقت شناسایی پایین‌تری را کسب کرده اند. در روش هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی در صورتی که بعضی از زیر سیستم‌ها دچار مشکل شوند و یا نتیجه مطلوب

را ارائه نکنند، بقیه واحدها می‌توانند آن را جبران کرده و پاسخ مطلوب را برای سیستم تولید کنند.

نتایج ارائه شده در نمودارهای قبل نشان می‌دهد که اعمال روش هم‌جوشی پیشنهادی با بهترین ویژگی‌های سیگنال‌ها، بدون توجه به نوع روش طبقه‌بندی و انتخاب ویژگی می‌تواند عملکرد مطلوبی را در شناسایی حالت‌های احساسی به دست آورد. با توجه به اهمیت دقت تشخیص سیستم و نیز زمان تولید پاسخ، بهترین ترکیب با طبقه‌بندی کننده LDA و روش انتخاب ویژگی SFFS حاصل شد.

به منظور بررسی هرچه بیشتر عملکرد این سیستم در شناسایی هشت حالت عاطفی مورد نظر، ماتریس برهم ریختگی ایجاد شده در جدول (۵) ارائه شده است. ماتریس برهم ریختگی در واقع بیان‌گر نحوه‌ی عملکرد سیستم در تشخیص حالت‌های مطلوب است و در صورت وجود اشتباه، چه‌گونگی اشتباه کردن بعضی از حالت‌ها با یک‌دیگر را نشان می‌دهد.

برای مثال، با توجه به سطر چهارم جدول می‌توان گفت سیستم حالت غم را تنها در یک مورد اشتباه و به صورت حالت احترام و تکریم شناسایی کرده است. دو معیار معین بودن^۱ و میزان حساس بودن^۲ معمولاً برای تعیین عملکرد یک سیستم تشخیص الگو با توجه به ماتریس برهم ریختگی تعریف می‌شوند [۵۹].

1. Specificity

2. Sensitivity

جدول (۵) - ماتریس برهم ریختگی در شناسایی تعداد هشت حالت احساسی با روش انتخاب ویژگی SFFS و طبقه‌بندی کننده LDA

حالت عاطفی شناسایی شده								حالت عاطفی مورد نظر
احترام	خوشحالی	عشق رمانتیک	عشق عرفانی	غم	تندر	خشم	ختنا	
۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۹	ختنا
۴	۱	۱	۰	۰	۱	۱۳	۰	خشم
۰	۰	۰	۰	۰	۲۰	۰	۰	تندر
۱	۰	۰	۰	۱۹	۰	۰	۰	غم
۰	۰	۰	۲۰	۰	۰	۰	۰	عشق عرفانی
۰	۰	۲۰	۰	۰	۰	۰	۰	عشق رمانتیک
۱	۱۹	۰	۰	۰	۰	۰	۰	خوشحالی
۲۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	احترام

به منظور استفاده از همه‌ی اطلاعات با اهمیت سیگنال‌ها و هم‌چنین بهبود عملکرد سیستم، ترکیب زیر سیستم‌ها با انجام هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی صورت گرفت. به گونه‌ای که هریک از زیرسیستم‌ها با بهترین ویژگی‌های انتخاب شده از سیگنال‌ها طراحی شد. ویژگی‌های انتخاب شده برحسب عملکردشان رتبه‌بندی و سپس به زیر مجموعه‌هایی افزاز شدند. به گونه‌ای که اطلاعات عاطفی به طور تقریباً مساوی در زیر مجموعه‌ها تقسیم شد. روش‌های SFFS و RELIEF-F برای تعیین ویژگی‌های مؤثرتر سیگنال‌ها و روش‌های SVM، KNN و LDA به عنوان طبقه‌بندی کننده برای شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر مورد استفاده و ارزیابی قرار گرفتند.

هم‌جوشی واحدهای طبقه‌بندی که از بهترین ویژگی‌های سیگنال‌ها بهره می‌گیرند، سیستمی عاطفی با دقت و سرعت پاسخ دهی مطلوب ایجاد می‌کند. نتایج به دست آمده عملکرد مطلوب سیستم را در شناسایی حالت‌های عاطفی مورد نظر تایید می‌کند. هم‌چنین نتایج به دست آمده در این مطالعه بهتر از نتایج گزارش شده با پایگاه داده مورد استفاده تاکنون است. به دست آوردن دقت قابل قبول به همراه پیچیدگی کم سیستم می‌تواند آن را برای کاربردهای عملی و بلادرنگ واسطه‌های انسان و کامپیوتر مطلوب سازد.

حساس بودن و معین بودن به ترتیب بیان کننده توانایی سیستم در شناسایی حالت‌های مطلوب و رد حالت‌های نامطلوب هستند. از آنجا که شکل اصلی این دو معیار برای مسایل دو کلاسه تعریف شده‌است، در این مطالعه، دو معیار بیان شده برای هریک از کلاس‌ها (حالت‌های احساسی مورد نظر) تعیین شده و سپس متوسط آن‌ها به عنوان میزان حساس بودن و معین بودن سیستم در نظر گرفته شدند. جدول (۶) مقادیر دو معیار بیان شده را ارائه می‌کند. مقادیر به دست آمده برای حساس بودن و معین بودن سیستم بیان‌گر عملکرد قابل ملاحظه آن در شناسایی احساسات مورد نظر و رد کردن حالت‌های غیر دل‌خواه است. در واقع سیستم ارائه شده در شناسایی حالت‌های احساسی مورد نظر دچار سردرگمی نشده‌است.

جدول (۶) - مشخصات آماری سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی با روش انتخاب ویژگی SFFS و طبقه‌بندی کننده LDA

سیستم تشخیص احساس مورد نظر	معین بودن	حساس بودن
SFFS+LDA	۰٫۹۹۱۱	۰٫۹۳۷۵

۵- نتیجه گیری

در این مطالعه، طراحی سیستم شناسایی حالت‌های عاطفی با هدف بهبود دقت تشخیص و تولید پاسخ‌های بلادرنگ مد نظر قرار گرفت.

- [16] R. Cowie, E. Douglas Cowie, "Emotion recognition in human-computer interaction" *IEEE Signal Process Mag*, 18 (1), 32-80, 2001.
- [17] Z. Khalili, M. H. Moradi, "Emotion recognition system using brain and peripheral signals: Using Correlation Dimension to Improve the Results of EEG" *Proc Int Joint Conf Neural Network*, Georgia, USA, 1571-1575, 2009.
- [18] F. Nasoz, K. Alvarez, "Emotion recognition from physiological signals using wireless sensors for presence technologies" *Cognit Tech Work*, 6 (1), 4-14, 2004.
- [19] M. Naji, S. M. P. Firoozabadi, P. Azadfallah, "Classification of Music-Induced Emotions Based on Information Fusion of Forehead Biosignals and Electrocardiogram" *Cogn Comput*, Springer, 6, 241-252, 2014.
- [20] Z. Long, G. Liu, X. Dai, "Extracting Emotional Features from ECG by Using Wavelet Transform" *Int Conf Biomed Eng Comput Sci (ICBECS)*, 1-4, 2010.
- [21] G. Rigas, C. D. Katsis, G. Ganiatsas, D. I. Fotiadis, "A User Independent, Biosignal Based, Emotion Recognition Method" *Proc int conf User Model Corfu*, Greece, 2007.
- [22] E. Andre, R. L. Dybkjae, W. Minker, P. Heisterkamp, A. Haag, S. Goronzy, P. Schaich, J. Williams, "Emotion Recognition Using Biosensors: First Steps towards an Automatic System" *Affect Dialog Syst*, 3068, 36-48, 2004.
- [23] Y. P. Lin, C. H. Wang, T. P. Jung, T. L. Wu, S. K. Jeng, J. R. Duann, J. H. Chen, "EEG based emotion recognition in music listening" *IEEE Trans Biomed Eng*, 57: 1798-1806, 2010.
- [24] G. Chanel, J. J. M. Kierkels, M. Soleymani, T. Pun, "Short-term emotion assessment in a recall paradigm" *Int J Hum Comput Stud*, 67, 607-627, 2009.
- [25] Z. Zeng, M. Pantic, G. I. Roisman, T. S. Huang, "A Survey of Affect Recognition Methods: Audio, Visual, and Spontaneous Expressions" *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 31 (1), 39-58, 2009.
- [26] G. Castellano, L. Kessous, G. Caridakis, "Emotion Recognition through Multiple Modalities: Face, Body Gesture, Speech" *Affect Emot Hum Comput Interact*, Springer, 92-103, 2008.
- [27] S. D'Mello, A. Graesser, "Multimodal Semi-Automated Affect Detection from Conversational Cues, Gross Body Language, and Facial Features" *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 10, 147-187, 2010.
- [28] F. Alkoot, J. Kittler, "Experimental Evaluation of Expert Fusion Strategies" *Pattern Recogn Lett*, 20, 1361-1369, 1999.
- [29] J. Kittler, M. Hatef, R. Duin, J. Matas, "On combining classifiers" *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 20 (3), 226-239, 1998.
- [30] L. I. Kuncheva, "A theoretical study on six classifier fusion strategies" *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 24 (2), 281-286, 2002.
- [31] <http://affect.media.mit.edu/share-data.php>.
- [1] W. R. Picard, "Affective computing: challenges" *Int J hum Comput Stud-Application of affective computing in human-Computer interaction* 59, 55-64, 2003.
- [2] P. R. Kleinginna, A. M. Kleinginna, "A categorized list of emotion definitions with suggestions for a consensual definition" *Motiv Emot*, 5 (4), 345-379, 1981.
- [3] C. Muhl. Koelstra, M. Soleymani, J. S. Lee, A. Yazdani, T. Ebrahimi, T. Pun, A. Nijholt, I. Patras, "DEAP: A Database for Emotion Analysis using Physiological Signals" *IEEE Trans Affect Comput* 3, 18-31, 2001.
- [4] J. A. Russell, L. F. Barrett, "Core affect, prototypical emotional episodes, and other things called emotion: Dissecting the elephant", *J Pers Soc Psychol*, 76 (5): 805-819, 1999.
- [5] R. W. Picard, "Affective Computing" *the MIT Press*, 1997.
- [6] S. D'Mello, S. Craig, B. Gholson, S. Franklin, R. Picard, A. Graesser, "Integrating Affect Sensors in an Intelligent Tutoring System" *Proc Computer in the Affective Loop Workshop Int Conf Intell User Interfac*, 7-13, 2005.
- [7] I. M. Rezazadeh, S. M. P. Firoozabadi, H. Hu, SMP. H. Golpayegani, "Co-Adaptive and Affective Human-Machine Interface for Improving Training Performances of Virtual Myoelectric Forearm Prosthesis" *IEEE Trans Affect Comput* 3, 285-297, 2012.
- [8] P. Ekman, W. V. Friesen, "Universals and Cultural Differences in the Judgments of Facial Expressions of Emotion" *J Pers Soc Psychol* 53, 712-714, 1987.
- [9] P. J. Lang, "the Emotion Probe: Studies of Motivation and Attention" *Am Psychol* 50, 372-385, 1995.
- [10] M. M. Bradley, P. J. Lang, "Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential" *J Behav Ther Exp Psychiatr* 25, 49-59, 1994.
- [11] C. E. Izard, "Basic emotions, relations among emotions and emotion-cognition relations" *Psychol Rev* 99 (3), 561-565, 1992.
- [12] K. Kim, S. Bang, S. Kim, "Emotion recognition system using short term monitoring of physiological signals" *Med Biol Eng Comput* 42, 419-427, 2004.
- [13] J. Kim, E. Andre, "Emotion Recognition Based on Physiological Changes in Music Listening" *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 30, 2067-2083, 2008.
- [14] E. Vyzas, R. W. Picard, "Affective pattern classification" *Emot Intell: The Tangled Knot of Cognition* 176-182, 1998.
- [15] R. W. Picard, E. Vyzas, J. Healey, "Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State" *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 23 (10), 1175-1191, 2001.

- [45] S. Mota, R. Picard, "Automated Posture Analysis for Detecting Learner's Interest Level" *Proc Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 5, 49, 2003.
- [46] S. D'Mello, A. Graesser, "Automatic Detection of Learner's Affect from Gross Body Language" *Appl Artif Intell*, 23: 123-150, 2009.
- [47] D. Glowinski, N. Dael, A. Camurri, G. Volpe, M. Mortillaro, K. Scherer, "Towards a Minimal Representation of Affective Gestures" *IEEE Trans Affect Comput*, 2 (2), 106-118, 2011.
- [48] W. B. Cannon, "The James-Lang Theory of Emotions: A Critical Examination and an Alternative Theory" *Am Psychologist*, 39, 106-124, 1927.
- [49] P. Ekman, R. W. Levenson, "Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions" *Science*, 221 (4616), 1208-1210, 1983.
- [50] H. Liu, H. Motoda, "Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining" *Boston: Kluwer Academic Publishers*, 1998.
- [51] P. Pudil, J. Novovicova, J. Kittler, "Floating Search Methods in Feature Selection" *Pattern Recogn Lett*, 15, 1119-1125, 1994.
- [52] K. Kira, L. A. Rendell, "A practical approach to feature selection" *Proc Int Conf Mach Learn*, 249-256, 1992.
- [53] M. Dash, H. Liu, "Feature selection for classifications" *Intell Data Anal Int J*, 1, 131-156, 1997.
- [54] I. Kononenko, "Estimating attributes: Analysis and extension of RELIEF" *Proc Euro Conf Mach Learn*, 171-182, 1994.
- [55] C. W. Hsu, C. C. Chang, C. J. Lin, "A practical guide to support vector classification" <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>, 2009.
- [56] J. Li, "Linear Discriminant Analysis; Department of Statistics" *The Pennsylvania State University*, <http://www.stat.psu.edu/~jiali>.
- [57] J. Kim, E. Andre, "Emotion-specific Dichotomous Classification and Feature-level Fusion of Multichannel Biosignals for Automatic Emotion Recognition" *Proc IEEE Int Conf Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, Korea, 20-22, 2008.
- [58] M. Paleari, C. L. Lisetti, "Toward Multimodal Fusion of Affective Cues" *Proc Workshop on Human Centered Multimedia at ACM Multimedia*, California, 99-108, 2006.
- [59] A. K. Akobeng, "Understanding diagnostic tests 1: sensitivity, specificity and predictive values" *Acta Paediatrica*, 96, 338-341, 2006.
- [32] <http://www.ai.mit.edu/projects/humanoid-robotics-group/kismet/kismet.html>.
- [33] C. D. Katsis, N. Katertsidis, G. Ganiatsas, D. I. Fotiadis, "Toward Emotion Recognition in Car-Racing Drivers: A Biosignal Processing Approach" *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst Hum*, 38, 502-512, 2008.
- [34] F. Honig, J. Wagner, A. Batliner, E. Noth, "Classification of user states with physiological signals: On-line Generic features vs. Specialized feature sets" *Euro Signal Process Conf*, 2357-2361, 2009.
- [35] B. Cheng, G. Liu, "Emotion Recognition from Surface EMG Signal Using Wavelet Transform and Neural Network" *Int Conf Bioinformatics Biomed Eng*, Shanghai, China, 1363-1366, 2008.
- [36] Z. Cong, M. Chetouani, "Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition" *Int Symp Signal Process Inf Technol (ISSPIT)*, 334-339, 2009.
- [37] P. C. Petrantonakis, L. J. Hadjileontiadis, "Emotion Recognition from EEG Using Higher Order Crossings" *IEEE Trans Inform Tech Biomed*, 14 (2), 186-197, 2010.
- [38] C. A. Frantzidis, C. Bratsas, C. L. Papadelis, E. Konstantinidis, C. Pappas, P. D. Bamidis, "Toward Emotion Aware Computing: An Integrated Approach Using Multichannel Neurophysiological Recordings and Affective Visual Stimuli", *IEEE Trans Inform Tech Biomed*, 14 (3), 589-597, 2010.
- [39] P. Ekman, W. Friesen, "Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement" *Investigator's Guide 2 Parts Consult Psychol Press*, 1978.
- [40] E. Mower, M. J. Mataric, S. Narayanan, "A Framework for Automatic Human Emotion Classification Using Emotion Profiles" *IEEE Trans Audio Speech Lang Process*, 9 (5), 1057-1070, 2011.
- [41] I. Arroyo, D. G. Cooper, W. Burleson, B. P. Woolf, K. Muldner, R. Christopherson, "Emotion Sensors Go to School" *Proc Conf Artif Intell Educ*, 17-24, 2009.
- [42] P. Y. Oudeyer, "The production and recognition of emotions in speech: features and algorithm" *Int J Hum Comput Stud*, 59 (1-2), 157-183, 2003.
- [43] C. H. Wu, W. B. Liang, "Emotion Recognition of Affective Speech Based on Multiple Classifiers Using Acoustic-Prosodic Information and Semantic Labels" *IEEE Trans Affect Comput*, 2 (1), 10-21, 2011.
- [44] M. Coulson, "Attributing Emotion to Static Body Postures: Recognition Accuracy, Confusions, and Viewpoint Dependence" *Nonverbal Behav Jour*, 28, 117-139, 2004.