غربال‌گری خودکار افراد خطاکار با تحلیل تفکیک‌پذیری مشخصات سیگنال‌های هدایت الکتریکی پوست و حجم‌سنجی نوری

مریم سعیدی[۱]، امین محمدیان[۲]، مرضیه دانش کهن[۳]و زهره سیدصالحی[۴]
[۱و ۲و ۳و ۴] پژوهشگاه توسعه فناوری‌های پیشرفته خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران
[۴] دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

چکیده

غربال‌گری افراد خطاکار به‌کمک سامانه‌ای کم‌حجم و حصول نتیجه در کم‌ترین زمان ممکن یکی از نیازمندی‌های اساسی در زمینهٔ کنترل مبادی ورود و خروج، در مناطق حساس به‌شمار می‌رود. در راستای این مهم، هدف از انجام این پژوهش، بررسی امکان تشخیص خودکار استرس در فرد خطاکار به‌کمک دو سیگنال هدایت الکتریکی پوست و حجم‌سنجی نوری است که حس‌گرهای آنها کمترین مزاحمت را برای افراد ایجاد می‌کنند. مجموعه دادگانی در قالب یک مصاحبه حاوی سؤالات کنترل و مربوط و با ثبت سیگنال هدایت الکتریکی پوست و حجم‌سنجی نوری از چهل نفر در قالب سناریوی دزدیدن جواهرات تهیه شده است. جهت تحلیل خودکار این سیگنال‌ها پس از هنجارسازی آنها به استخراج ۲۸ ویژگی زمانی-فرکانسی از دو سیگنال ذکرشده پرداخته شده است. عملکرد روش‌های کاهش بعد، تحلیل مولفه‌های مستقل، تحلیل مؤلفه‌های مستقل هسته‌محور، تحلیل تفکیک‌پذیر خطی، تحلیل تفکیک‌پذیر خطی مبتنی بر خوشه جهت استخراج ویژگی‌های بهینه ارزیابی شده است. طبقه‌بندهای مورد بررسی ماشین بردار پشتیبان، بیزین و AdaBoost هستند. ارزیابی روش‌ها براساس روش LOO در میان دادگان بوده است. بیشترین درصد صحت (۸۱/۰۸درصد) با روش کاهش بعد تحلیل مؤلفه‌های مستقل و تحلیل تفکیک‌پذیر خطی و طبقه‌بند بیزین حاصل شده است.

واژگان کلیدی: تشخیص استرس، غربال‌گری، سیگنال هدایت الکتریکی پوست، حجم‌سنجی نوری

Automatic credibility assessment screening using discriminate analysis of skin conductance response and photoplethysmograph signals

Maryam Saidi[1], Amin Mohammadian[2], Marzieh Daneshikohan[3] & Zohre Seyyedsalehi[4].

[1, 2, 3, 4] Research Center on Developing Advanced Technologies, Tehran, Iran
[4]Computer Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Abstract

Credibility assessment screening by a small system and receiving optimum result in minimum time is a basic need in critical gates. Therefore the aim of this research is automatic detection of stress in guilty persons through skin conductance response and photoplethysmograph signals which are convenient and ease-of-use sensors .In this paper, a set of database with interview protocol (including control and relevant questions) in mock crime (Stealing jewels) is provided. 40 subjects participated in the experiments. 28 time-frequency features are extracted from two mentioned signals. The function of dimension reduction algorithms including principal component analysis, Kernel based PCA, linear discriminant analysis, cluster based LDA

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

is evaluated to select optimum features. Support Vector Machine, Bayesian and AdaBoost are used as classifiers. The evaluation of algorithms on database is based on LOO method. Maximum accuracy (81.08%) is obtained through principal components analysis as feature selection method and Bayesian as classifier.

Key words: **Stress detection, Screening, Skin conductance signal, Photoplethysmography.**

۱- مقدمه

تشخیص استرس با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیک، مبحثی است که هم‌اکنون به‌طور وسیعی در زمینه‌های مختلف از آن استفاده می‌شود. سیگنال‌های فیزیولوژیکی که بیش‌تر در این زمینه مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل، هدایت الکتریکی پوست[1] (SC)، تنفس، فعالیت قلبی-عروقی (PPG[2]- ECG[3])، فشارخون لحظه‌ای و دمای پوست هستند [9]، [14]، [21]-[20]. برای مثال شی[4] و همکارانش [20] از سیگنال‌های ECG، SC، تنفس و دما برای تشخیص استرس در شرایط استرسی سخنرانی در بین جمع و استرس ذهنی استفاده کرده‌اند. مدل تشخیص استرس آنها بر پایه‌ی SVM[5] است. در مقاله دیگر اوساگا[6] و همکارانش[14] به بررسی سیگنال‌های فیزیولوژیک تحت استرس کاری پرداخته‌اند. این سیگنال‌های فیزیولوژیک شامل، دمای پوست، اندازه‌گیری‌های تنفسی، نرخ ضربان قلب[7]، فشار خون و تغییرات آنها است. استورم[8] [21] نیز در تحقیقی، تغییرات هدایت پوست (تعداد و دامنه شکل موج و همچنین میانگین سطح هدایت پوست) را در نوزادان ۲۹ هفته‌ای جهت وجود دردهای طاقت‌فرسا و حالت‌های استرسی که مانع از رشد نوزادان می‌شود، بررسی کرده‌اند.

تشخیص استرس در شرایط مختلف ذکرشده نیازمند شناخت کامل از محرک استرس‌زا و پیش‌بینی میزان استرس و مدت زمان دوام آن در فرد است. در این میان تشخیص استرس در فرد گناهکار مبحثی است که اغلب در آزمون‌های پلی‌گرافی به آن پرداخته می‌شود. در این آزمون از دستگاه پلی‌گرافی برای ثبت سیگنال‌های فیزیولوژیکی فرد و ذخیره و پردازش آن استفاده می‌شود تا صحت راست یا دروغ‌بودن اظهارات سوژه در پاسخ به سؤالات مشخص شود [13]. یک دستگاه پلی‌گرافی به‌طورمعمول چهار سیگنال را شامل این موارد ثبت می‌کند: ۱) حجم فعالیت قلبی-عروقی[9] در بازو (BP[10]) ۲) تنفس در ناحیه سینه‌ای و شکمی (AR[11], TR[12]) ۳) هدایت الکتریکی پوست (SC) ۴) پالس قلبی از طریق حجم‌سنجی نوری (PPG)[17].

پس از ثبت داده لازم است، سیگنال‌های ثبت‌شده از فرد، تفسیر و نمره‌دهی شوند. روش‌های تفسیر ثبت‌های فیزیولوژیکی از آزمون‌های پلی‌گرافی با سؤالات مقایسه‌ای به‌طور وسیع به روش‌های کلی[13]، عددی[14] و روش‌های رایانه‌ای[15] تقسیم‌بندی می‌شوند [11].

آزمون‌گرهای پلی‌گرافی که از روش‌های کلی استفاده می‌کنند، درواقع یک درک کلی از قدرت و پایداری واکنش‌های فیزیولوژیکی آزمایش‌شونده به سؤالات کنترل و مربوط به‌دست می‌آورند. به‌منظور ارزیابی افراد، آزمون‌گر اطلاعات به‌دست آمده از چارت‌های پلی‌گرافی را با ارزیابی واقعیت‌ها، بیانات شخص و وضعیت او در طول آزمون پلی‌گراف ترکیب می‌کند[11].

آزمون‌گر پلی‌گراف که از روش‌های عددی استفاده می‌کند نیز قدرت نسبی واکنش‌های فیزیولوژیکی به سؤالات مربوط و کنترل را ارزیابی می‌کند؛ اما آنها از یک روش نظام‌مند طبق یک سری قوانین پایه‌ریزی‌شده استفاده می‌کنند. این قوانین نمره‌دهی عددی، پنجره‌های نمره‌دهی، معیارهای استثنا و تنوع تغییرات فیزیولوژیکی را که به‌عنوان واکنش توصیف می‌شود مشخص می‌سازند. علاوه‌براین، ثبت‌های فیزیولوژیکی تنها منبع اطلاعاتی هستند که به‌صورت رسمی برای رسیدن به تصمیم‌گیری استفاده می‌شوند [11].

با توجه به اینکه در سامانه‌های پلی‌گرافی کلاسیک، تجزیه و تحلیل سیگنال‌های ثبت‌شده اغلب وابسته به تجربه

[1] Skin Conductance
[2] Photopheltismoghraph
[3] Electro Cardio Graph
[4] Shi
[5] Support Vector Machine
[6] Ohsuga
[7] Heart rate
[8] Storm
[9] Cardiovascular
[10] Blood Pressure
[11] Abdomen Respiration
[12] Thorax Respiration
[13] Overall methods
[14] Numerical methods
[15] Computerised methods

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

و مهارت کارشناس فیزیولوژی روانی دارد، نیاز به برنامه‌ای که بتواند به‌صورت خودکار به تجزیه و تحلیل داده‌ها بپردازد، همواره احساس می‌شود. در یک برنامهٔ خودکار نمره‌دهی علاوه‌بر کاهش خطاهای انسانی، سرعت تحلیل و نتیجه‌گیری نیز افزایش می‌یابد. این افزایش سرعت به‌خصوص در زمینه‌های غربال‌گری اهمیت بیشتری می‌یابد. البته در این راستا الگوریتم‌هایی طراحی شده است. برای مثال، در نرم‌افزار شرکت stolting که یک سامانه پلی‌گراف کامپیوتری شده (CPS[1]) است، برنامه‌ی نمره‌دهی خودکار دادگان تعبیه شده است. این برنامه بر اساس مطالعات انجام شده در دانشگاه Utah طراحی شده است [15]،[10]،[3]. نمونه دیگر برنامهٔ نمره‌دهی Polyscore است که در دانشگاه جان‌هاپکینز[2] توسعه پیدا کرده است. برنامهٔ OSS نیز نمونه دیگری از الگوریتم‌های نمره‌دهی خودکار در دستگاه‌های پلی‌گرافی است[3]. اما آنچه که در این مقاله دنبال می‌شود، ارائه یک الگوریتم نمره‌گذاری خودکار دوکاناله است که بتواند بر اساس تنها دو سیگنال SC و PPG در مورد اغفال‌گر بودن یا راست‌گو بودن سوژه تصمیم‌گیری نماید. این حس‌گرها کم‌ترین مزاحمت را برای فرد ایجاد می‌کنند به گونه‌ای که تنها بر روی یک دست فرد نصب می‌شوند.

کاهش سیگنال‌های اندازه‌گیری به دو کانال نه تنها باعث کم‌حجم‌شدن سامانه ثبت می‌شود؛ بلکه سرعت نصب حس‌گرها را افزایش داده و درنتیجه روند آزمون را سریع‌تر می‌کنند. بنابراین سامانه را جهت کاربردهای غربال‌گری مناسب می‌سازند؛ به‌گونه‌ای که می‌توان طی یک مصاحبه به‌طور پیوسته و بدون نیاز به تفکیک مصاحبه به چندین چارت با بازه‌های استراحت (کاری که در ثبت‌های پلی‌گرافی کلاسیک انجام می‌شود)، ارزیابی‌ای از میزان اغفال‌گربودن سوژه به‌دست آورد. در پلی‌گرافی کلاسیک از آنجا که داده قلبی عروقی از طریق کاف فشار جمع‌آوری می‌شود، لذا سوژه تحت فشار و لازم است بعد از هر بار پرسیدن تمام سؤالات، کاف باز شود.

در این راستا آزمایشگاه فیزیک کاربردی دانشگاه جان‌هاپکینز برای ارزیابی دادگان جمع‌آوری‌شده توسط سامانه غربال‌گری اولیه (PCASS[3]) یک الگوریتم طبقه‌بندی ارائه کرده است [8]. هدف سامانه غربال‌گری، امکان انجام آزمون پلی‌گرافی سریع و به‌طورتقریبی مستقل از فرد آزمون‌گر است که خطای تشخیص منفی کمی داشته باشد.

[1] Computrized polygraph system
[2] Johns Hopkins University Applied Physics Laboratory
[3] Preliminary Credibility Assessment System

سامانه PCASS [8] دو سیگنال بیولوژیکی را در طی یک مصاحبه ساختارمند مشخص، اندازه‌گیری می‌کند. الگوریتم طبقه‌بندی جاسازی‌شده در آن، بررسی می‌کند که آیا تغییرات فیزیولوژیکی که در طی مصاحبه رخ می‌دهد با اغفال‌گر یا راست‌گوبودن سوژه متناسب است یا خیر. نتایج این بررسی در قالب سه رنگ قرمز برای اغفال‌گر، سبز برای راست‌گو و زرد برای عدم تشخیص در خروجی نمایش داده می‌شود.

هروی [1] و همکارانش نیز به بررسی تشخیص دروغ با استفاده از دو سیگنال ذکرشده پرداخته‌اند؛ اما در پژوهش آنها قالب ثبت سیگنال به‌صورت پلی‌گرافی کلاسیک (ثبت سه چارت) بوده و همچنین پروتکل پرسش سؤالات به‌صورت GKT[4] (مجموعه ای از سؤالات مربوط نامربوط) است. درحالی‌که به‌طورعمومی جهت انجام مصاحبه که هدف ما در این مقاله است، از پروتکل‌های زیرمجموعهٔ CQT[5] استفاده می‌شود و GKT به کار نمی‌رود. با توجه به مستندات موجود از سامانه PCASS به نظر می‌رسد تمرکز اصلی آن برای تعریف ویژگی، براساس زمان واکنش (یعنی جایی که پاسخ شروع می‌شود، پیک می‌زند و پایان می‌یابد.) و اندازه پاسخ (یعنی دامنه) است که به‌صورت دامنهٔ صدک[6]، زمان رسیدن به دامنهٔ صدک، و اختلاف صدک‌ها بر روی سیگنال و یا مشتق[7] آن توصیف می‌شود. این ویژگی‌ها، به‌نوعی ویژگی‌های شکلی-زمانی هستند و در این مجموعه ویژگی‌ها از ویژگی‌های فرکانسی سیگنال استفاده نشده است؛ حال آن‌که در بسیاری از مقالات با هدف تشخیص استرس از سیگنال ضربان قلب، ویژگی‌های فرکانسی، ویژگی‌های مهمی به شمار می‌روند [10]،[20]-[19]. همچنین الگوریتم به‌کاررفته تنها بر روی سیگنال مبتنی بر نرخ ضربان قلب تمرکز می‌کند و دامنه پالس قلبی را ارزیابی نمی‌کند؛ درحالی‌که در بعضی مقالات کاهش دامنه پالس قلبی تنها ویژگی زمانی استخراج‌شده از سیگنال PPG است [1]،[3]،[15]. در الگوریتم نمره‌دهی مورد استفاده در PCASS از طبقه‌بند نیوبیزین[8] استفاده شده است.

هدف این مقاله پیاده‌سازی و بهبود الگوریتم به‌کاررفته در سامانهٔ PCASS از نظر ویژگی‌ها و همچنین طبقه‌بندی با مجموعه دادگان بومی است. جهت تحلیل‌ها

[4] Guilty Knowledge Test
[5] Control (Concerned) Question Test
[6] Percentile
[7] Derivative
[8] Naïve Baysian

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

داده و یافتن الگوریتم بهینه، به بررسی و مقایسهٔ چندین طبقه‌بند شامل چندین تحلیل خطی و غیرخطی و همچنین روش‌های کاهش بعد (PCA[1] و..) پرداخته شده است. برای ارزیابی این الگوریتم، یک مجموعه دادگان با سناریوی ساختگی دزدیدن جواهرات استفاده شده است. این دادگان در قالب یک مصاحبه حاوی سؤالات کنترل و مربوط ثبت شده‌اند. ساختار مقاله عبارت است از: بخش دوم، توضیح مختصری در مورد دادگان مورد استفاده ارائه می‌کند. بخش سوم، الگوریتم پردازش و تحلیل داده‌ها را توضیح می‌دهد. بخش چهارم نتایج را به‌ازای روش‌های مختلف تحلیلی گزارش و بخش پنجم، بر روی نتایج به‌دست‌آمده، بحث می‌کند و جمع بندی از کل کار ارائه می‌نماید.

۲- مجموعه دادگان

۲-۱- افراد شرکت‌کننده

تعداد چهل نفر (۱۸ نفر آقا و ۲۲ نفر خانم) در محدودهٔ سنی ۲۲ تا ۴۵ سال، در آزمون‌ها شرکت کردند. تلاش بر این بود اشخاص آزمون‌دهنده از افرادی انتخاب شوند که اطلاعاتی درخصوص پلی‌گرافی نداشته باشند [12]،[4]. درضمن، از طریق پرسش‌نامه‌هایی، سلامتی افراد از لحاظ بیماری‌های قلبی و تنفسی بررسی شده است.

۲-۲-سامانهٔ ثبت

جهت ثبت سیگنال‌ها از دستگاه روان‌کاو ساخت پژوهشگاه خواجه نصیرالدین طوسی[2] استفاده شده است. سیگنال هدایت الکتریکی پوست (SC) از دو انگشت اشاره و سبابه و سیگنال PPG از انگشت میانه ثبت می‌شود.

۲-۳- روند اجرای آزمون

به‌طور کلی محیط ثبت شامل سه اتاق مجزای مصاحبه، سناریو و ثبت است. افراد شرکت‌کننده ابتدا در اتاق مصاحبه، تحت یک مصاحبهٔ پیش‌آزمون قرار می‌گیرند. به آنها در مورد هدف آزمون و اقداماتی که باید انجام دهند توضیحات کلی داده می‌شود؛ سپس به اتاق سناریو هدایت می‌شوند. در این اتاق سوژه تنهاست و فرم‌هایی وجود دارد که برای او مشخص می‌کند در دسته افراد دروغ‌گو یا راست‌گو است و متناظر با آن اقدامات لازمه را توضیح می‌دهد.

شرکت‌کنندگان دروغ‌گو (گروه آزمایشی) در یک سناریوی دزدی ساختگی شرکت داده می‌شوند؛ درحالی‌که به شرکت‌کنندگان راستگو (گروه کنترل) عنوان می‌شود که دزدی‌ای اتفاق افتاده، ولی آن‌ها بی‌گناه هستند و درعمل، کاری انجام نمی‌دهند.

سناریو به‌گونه‌ای طراحی شده است که سرقت یک شئ ارزشمند (گردنبند طلا) را شبیه‌سازی کند. به هر دو گروه به‌خصوص گروه آزمایشی، تذکر داده می شود که «آزمون‌گر از اجرا یا عدم اجرای جرم توسط شما اطلاعی ندارد و فقط به پاسخ های شما درخصوص ارتکاب جرم اعتماد می‌کند، پس شما بایستی خود را بی‌گناه جلوه دهید و لذا توانایی شما در کتمان جرم امتیاز محسوب شده و هدیه ویژه‌ای به شما تعلق می‌گیرد» در گروه کنترل به افراد عنوان می‌شود که برای ارزیابی میزان اعتبار فرآیند تشخیصی آزمون باید همکاری کنند و به‌طور کامل حقیقت‌گو باشند. در گروه آزمایشی به سوژه‌ها حداکثر پانزده دقیقه برای انجام جرم، زمان داده می‌شود، به آن‌ها گفته می‌شود، دسته کلیدی را که متعلق به شش کشو است و در جای مشخصی قرار دارد برداشته و با بررسی‌کردن تک‌تک کشوها، صندوقچه جواهرات را بیابند؛ سپس گردنبند طلا را به‌دقت مشاهده کرده و پس از شمردن تعداد نگین‌های ستون وسط عمودی آن را داخل کیف گذاشته و با خود از اتاق خارج کنند.

هر دو گروه پس از انجام روند سناریو به اتاق ثبت رفته و توسط آزمون‌گری که از راست‌گو و دروغ‌گوبودن آنها اطلاعی ندارد، مورد سؤال قرار می‌گیرند. قابل ذکر است که به هر دو گروه گفته می‌شود که همراه داشتن این کیف دلیل انجام‌دادن جرم نیست؛ چون هر دو گروه این کیف را به همراه خود می‌آورند؛ سپس در اتاق مخصوص ثبت پس از اتصال الکترودها به فرد، یک مصاحبه ۲۲ سؤالی در قالب یک چارت از وی به‌عمل می‌آید. زنجیرهٔ سؤالات به‌صورت شکل(۱) است. سؤالات با برچسب R، سؤالات مربوط به جرم هستند و سؤالات کنترلی (با برچسب C) تا حدودی مربوط به پیشینه فرد است که به‌طور غیر مستقیم به جرم اشاره دارد. سؤالات نامربوط (I) سوالات نامرتبط با جرم هستند. متن سؤالات در پیوست آورده شده است. فردی که دزدی را مرتکب شده باشد، انجام این کار را (در طول پرسیدن سؤالات تحت آزمون با دستگاه) انکار می‌کند؛ اما شرکت‌کنندگان گروه راست‌گو که مرتکب جرمی نشده‌اند، در پاسخ به سؤالات پرسیده شده، صداقت کامل دارند.

[1] Principal Component Analysis
[2] www.rcdat.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

I1	SR	C1	R1	C2	R2	I2
		C3	R1	C1	R2	I1
		C2	R1	C3	R2	I2
		C1	R1	C2	R2	C3

(شکل-۱): توالی سؤالات در یک مصاحبه در دادگان آزمون
(Figure-1): The sequence of questions in the interview of experiment data

بعد از پایان آزمون و قبل از خروج سوژه از ساختمان، از وی خواسته می‌شود که پرسش‌نامهٔ بعد از آزمون را تکمیل کند. در این پرسش‌نامه، از سوژه درخصوص نوع دیدگاهش در مورد میزان هیجان آزمون، میزان تاثیر مبلغ هدیه در تلاش وی برای راست‌گو جلوه‌دادن خود و نیز پیشنهادهای وی درخصوص نحوه واقعی‌ترکردن شرایط، پرسیده می‌شود. در انتهای فرم از وی درخواست می‌شود تا حداقل پنج ماه پس از تاریخ اجرای آزمون، از مطرح‌کردن اطلاعات این پژوهش با سایرین، به‌جد خودداری کند.

۳- الگوریتم پردازش و تحلیل سیگنال‌ها

در این قسمت الگوریتم به‌کاررفته جهت پردازش و تحلیل سیگنال‌های هدایت الکتریکی پوست و PPG توضیح داده می‌شود. در ابتدا به پیش‌پردازش‌های انجام‌شده بر روی سیگنال‌ها اشاره می‌شود؛ سپس ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال‌ها عنوان می‌شود و در انتها روش‌های طبقه‌بندی مختلف مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۳-۱- پیش‌پردازش داده‌ها

ابتدا لازم است پیش‌پردازش‌هایی بر روی هریک از سیگنال‌ها انجام شود.

۳-۱-۱- حذف روال[1] سیگنال‌ها

منظور از حذف روال سیگنال، حذف تغییرات بلندمدت سیگنال است، که به نوع سؤال‌ها ربطی ندارد. روش‌های مختلفی برای پیاده‌سازی حذف روال وجود دارند. در اینجا از مقدار میانه[2] سیگنال به‌جای میانگین برای حذف روال استفاده شده است؛ چون میانگین سیگنال نسبت به اعوجاج‌ها و عکس‌العمل‌های خیلی بزرگ در سیگنال، حساس است. برای این منظور میانه کل سیگنال محاسبه می‌شود و از تمام نمونه‌های سیگنال کم می‌شود.

[1] Trend
[2] Median

۳-۱-۲- استانداردسازی سیگنال‌ها

این روش به‌منظور حذف مشخصات خاص مربوط به دامنه هر سیگنال به‌کار گرفته می‌شود که با استفاده از بازهٔ یک چهارم سیگنال انجام می‌شود. یعنی به‌جای استفاده از کمینه و بیشینه سیگنال جهت استانداردسازی، از صدک ۲۵درصد و ۷۵درصد استفاده می‌شود. به این ترتیب سیگنال‌ها در بازهٔ دامنه‌ای قرار می‌گیرند که ۲۵درصد تا ۷۵درصد دامنه‌ها را تشکیل می‌دهد.

۳-۱-۳- هموارسازی[3] سیگنال هدایت الکتریکی پوست

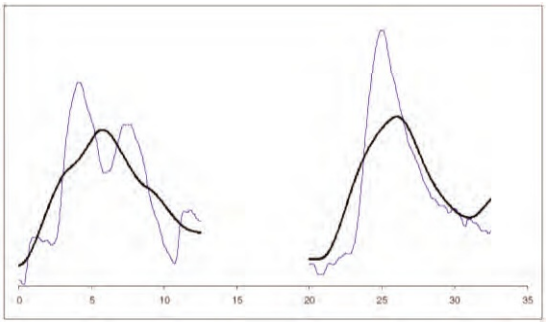
سیگنال SC همراه با صعودهای سریع و گاهی عکس‌العمل‌های چندقله‌ای است که به آن عکس‌العمل پیچیده گفته می‌شود. استخراج ویژگی از این پاسخ پیچیده با مشکلاتی همراه است. به‌عنوان مثال این ابهام وجود دارد که آیا قله بزرگ را می‌توان به‌عنوان معیار برای پاسخ در نظر گرفت؟ لذا در این بخش با استفاده از یک پنجرهٔ هموارساز، پاسخ پیچیده به یک سیگنال ساده‌تر تبدیل می‌شود. شکل(۲) تأثیر این پنجرهٔ هموارساز را نشان می‌دهد. در نمودار سمت چپ دو قله سیگنال به یک قله نرم تبدیل شده و در نمودار تک‌قله‌ای سمت راست، صعود سریع سیگنال، نرم شده است.

۳-۱-۴- تفکیک سیگنال قلبی عروقی

سیگنال قلبی عروقی که توسط PPG ثبت می‌شود، ترکیب دو پدیدهٔ متمایز است: یکی تغییرات حجم کلی خون و دیگری نرخ ضربان قلب[4]. این دو پدیده در فضای فرکانسی با هم متفاوتند. تفکیک این دو پدیده برای تحلیل بسیار مفید است. برای تفکیک سیگنال قلبی عروقی و استخراج دو سیگنال تغییرات حجم کلی خون و نرخ قلب از یک فیلتر الیپتیک[5] استفاده شده است. با اعمال این فیلتر بخش فرکانس پایین سیگنال به‌عنوان سیگنال حجم خون و بخش فرکانس بالای آن به‌عنوان سیگنال نرخ قلبی برداشته می‌شود. شکل (۳) سیگنال قلبی عروقی، تغییرات حجم خون و پالس‌های قلبی استخراج شده را نشان می‌دهد.

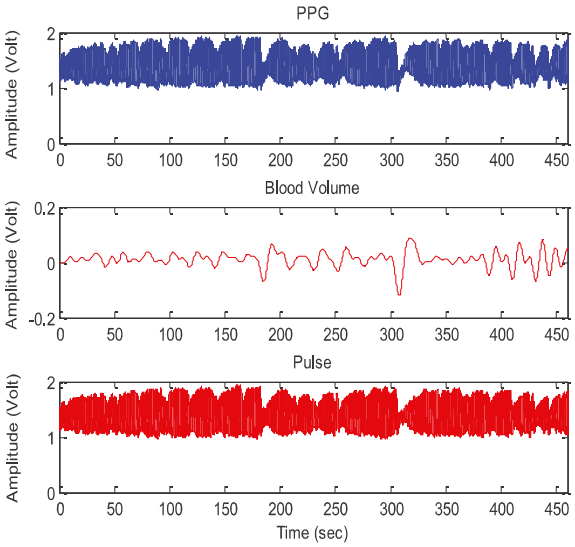
[3] Smoothing
[4] Heart rate
[5] Elliptic

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]



(شکل-۲): نمایش سیگنال SC قبل از هموارسازی (آبی) و بعد از هموارسازی (سیاه)

(Figure 2): SC signal before smoothing (blue) and after smoothing (black)



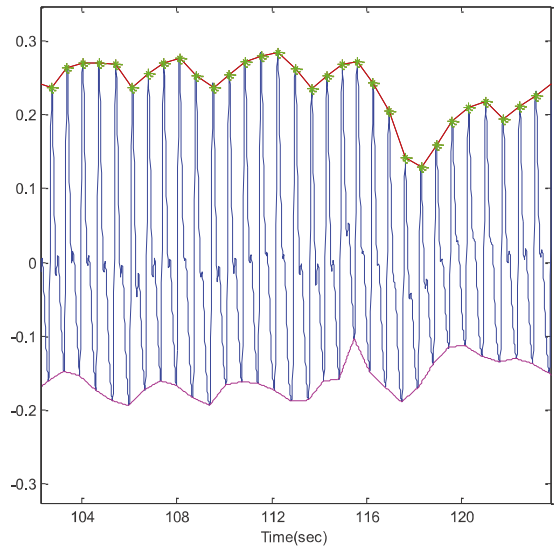
(شکل-۳): سیگنال قلبی‌عروقی، تغییرات حجم خون و پالس‌های قلبی استخراج شده

(Figure-3): Cardiovascular signal, Changes in blood volume and extracted cardiac pulses

۳-۱-۵- تعیین سیگنال سرعت قلبی[1]

برای استخراج هرگونه اطلاعات از ضربان قلب، ابتدا باید بتوان ضربان قلب افراد را تشخیص داد. بدین‌منظور از سیگنال پالس قلبی استفاده می‌شود. ابتدا قله‌های محلی سیگنال با استفاده از یک برنامه تشخیص پیک تعیین می‌شوند؛ سپس کمینه‌های محلی آن با پیداکردن کمینه‌ترین نقطه بین دو قله استخراج می‌شوند. این کمینه‌ها درواقع همان قعرهای دیاستولی هستند. نمودارهای شکل(۴) این قله‌ها و قعرها را نشان می‌دهند. فاصله بین دو قعر دیاستول طول زمانی هر ضربان قلب (d) را نشان می‌دهد. معیار ضربان قلب، به‌صورت منفی این فاصله در نظر گرفته می‌شود. اگرچه 1/d معیار واقعی برای فرکانس است دلیل استفاده از d- (که همیشه مقداری منفی است) به جای 1/d این است که 1/d یک مدل با تعمیم‌دهی ضعیف را به‌دنبال دارد که علت آن می‌تواند به‌دلیل تغییرپذیری افزایش یافته به‌ازای مقادیر کوچک d باشد. به هر حال d-، اطلاعاتی مانند 1/d را به دنبال دارد. نرخ ضربان سریع‌تر، مقادیر بالاتر و نرخ ضربان کندتر، مقادیر کوچک‌تری را به دنبال دارد.

[1] Cardi tach

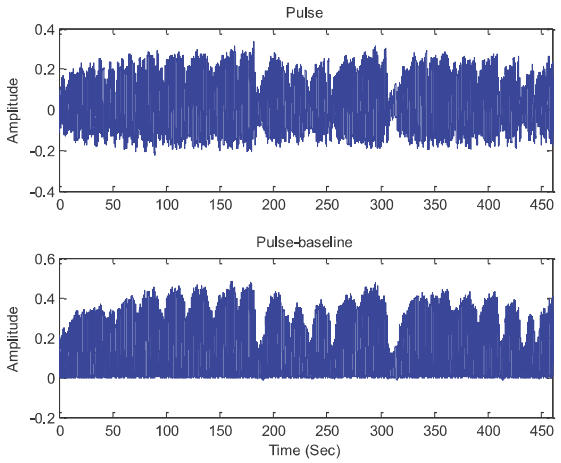


(شکل-۴): قله‌ها و قعرهای سیگنال پالس قلبی

(Figure 4): peaks and valleys of cardiac pulse signal

۳-۱-۶- حذف خط پایه سیگنال پالس قلبی

برای حذف خط پایه سیگنال پالس قلبی، کمینه‌های محلی که در شکل (۴) نشان داده شده‌اند را به هم متصل کرده و خطوط شیب‌داری که حاصل می‌شوند، به‌عنوان خط پایه در نظر گرفته می‌شوند. برای حذف خط پایه از تمام نمونه‌های سیگنال مقدار متناظر آن در خط پایه کسر می‌شود. شکل(۵) سیگنال پالس قلبی و انتقال‌یافته آن به خط پایهٔ صفر را نشان می‌دهد.



(شکل-۵): انتقال سیگنال پالس قلبی به خط پایه صفر

(Figure-5): shifting cardiac pulse signal to zero baseline

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

۳-۱-۷- سیگنال مشتق سرعت قلبی

علاوه‌بر سیگنال سرعت قبلی، سیگنال مشتق آن نیز سیگنال حاوی اطلاعات است. سیگنال مشتق سرعت قلبی از روی سیگنال سرعت قلبی هموارشده با فیلتری مشابه فیلتر تفکیک‌کننده برای سیگنال قلبی عروقی، تعیین می‌شود.

۳-۱-۸- بازه‌های زمانی برای پاسخ‌ها

ویژگی‌ها باید در محدودهٔ زمانی‌ای که عکس‌العمل نسبت به سوال رخ می‌دهد، از سیگنال‌ها استخراج شوند. هریک از سیگنال‌ها زمان واکنش مربوط به خود را دارد. برای مثال واکنش در سیگنال هدایت پوستی که با نمایش قله‌ای در سیگنال همراه است، نمی‌تواند بلافاصله بعد از تحریک ایجاد شود و همواره با مقداری تأخیر روبه‌رو است؛ البته این مقدار تأخیر نیز نباید بیش از حد معمول باشد؛ چون در این صورت نمی‌توان گفت واکنش ایجادشده تحت تأثیر محرک اعمالی بوده است. از این‌رو برای هر یک از ویژگی‌های استخراج‌شده باید زمان خاصی در نظر گرفته شود. به مقدار این زمان‌ها در قسمت استخراج ویژگی اشاره شده است.

۳-۲- استخراج ویژگی

در این مقاله با تکیه بر مطالعات قبلی [1]،[7]،[11]-[10]،[21]-[14]،[24]، دو دسته ویژگی شامل ویژگی‌های شکلی-زمانی و ویژگی‌های حوزه فرکانس جهت نمره‌دهی خودکار پیشنهاد شده است که در ادامه به این دو دسته ویژگی اشاره می‌شود. از آنجا که هدف ما در این مقاله پیاده‌سازی و بهبود الگوریتم به کار رفته در سامانه PCASS است، از تمام ویژگی‌های این سامانه استفاده شده و علاوه‌بر آن چند ویژگی دیگر با توجه به سایر مراجع به آنها افزوده شده است.

۳-۲-۱- ویژگی‌های شکلی- زمانی (ریخت شناسی)

واکنش در سیگنال‌های SC و PPG اغلب با تغییر دامنه و تأخیرهای زمانی همراه است. ازاین‌رو ویژگی‌های شکلی-زمانی، اولین دسته ویژگی، جهت استخراج اطلاعات از این سیگنال‌هاست. این ویژگی‌ها به‌صورت جدول (۱) تعریف می‌شود.

مطابق جدول (۱) بسیاری از ویژگی‌ها بر اساس صدک‌ها تعریف شده‌اند (این ویژگی‌ها مربوط به سامانه PCASS [11] هستند) جهت به‌دست‌آوردن مقدار صدک با فرض $p \in \{1,2,\dots,99\}$، صدک pام که آن را با Hp نشان می‌دهیم عددی مانند x است که p درصد نمونه‌های داده از آن کوچک‌تر باشند. به‌منظور به‌دست‌آوردن مقدار صدک ابتدا نمونه‌های سیگنال در بازه موردنظر را به‌ترتیب به‌صورت صعودی مرتب می‌کنیم. اگر تعداد نمونه‌ها n باشد، صدک برابر خواهد بود.

$$Hp = x_i \quad ,i = \frac{p}{100}(n+1) \qquad (۱)$$

(جدول_۱): مجموعه ویژگی‌های شکلی- زمانی
(Table -1): TemPoral- sPatial feature set

توضیح	ویژگی	بازه زمانی	پردازش	سیگنال
دامنه صدک ۸۵ام	DA_{85th}	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
دامنه صدک ۹۰ام	DA_{90th}	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
دامنه صدک ۹۵ام	DA_{95th}	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
زمان رسیدن به صدک ۴۵ام	DT_{45th}	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
بیشینه‌ی دامنه	DA_M	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
زمان رسیدن به دامنه‌ی بیشینه	DT_M	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
تفاوت دامنه صدک ۵۵ام و ۴۵ام	$DA_{45-55th}$	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
تفاوت دامنه صدک ۹۰ام و ۸۵ام	$DA_{90-85th}$	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
زمان بین رسیدن به صدک ۵۰ام و ۲۵ام	$DT_{50-25th}$	1.5 - 9.5	مشتق	سرعت قلبی
دامنه صدک ۶۵ام	A_{65th}	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
دامنه صدک ۷۰ام	A_{70th}	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
دامنه صدک ۷۵ام	A_{75th}	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
زمان بین رسیدن به صدک ۸۰۰ام و ۷۵ام	$T_{80-75th}$	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
دامنه صدک ۸۰ام	A_{80th}	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
زمان رسیدن به صدک ۵۰ام	T_{50th}	1.5 - 9.5		سرعت قلبی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

زمان بین رسیدن به صدک ۹۵ام و ۵۰ام	$T_{95\text{-}50th}$	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
مینیمم دامنه	A_m	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
تفاوت دامنه صدک ۸۵ام و ۷۵ام	$A_{85\text{-}75th}$	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
دامنه صدک ۸۵ام	A_{85th}	1.5 - 9.5		سرعت قلبی
تفاوت دامنه صدک ۶۵ام و ۱۵ام	$GA_{65\text{-}15th}$	1.5 – 20		هدایت پوستی (SC)
زمان بین رسیدن به صدک ۷۵ام و ۵۰ام	$GT_{65\text{-}15th}$	1.5 – 20		هدایت پوستی
زمان رسیدن به صدک ۱۳ام	DGT_{13th}	3 – 10	مشتق	هدایت پوستی
زمان رسیدن به صدک ۵۰ام	DGT_{50th}	3 – 10	مشتق	هدایت پوستی
زمان بین رسیدن به صدک ۷۵ام و ۵۰ام	DGT_{50th}	3 – 10	مشتق	هدایت پوستی
بزرگ‌ترین فاصله بین بیشینه‌های محلی با تمام کمینه‌های قبل از آنها	GA_M	0.5 – 20		هدایت پوستی
طول خط سیگنال	PLL	0.5 – 20		سیگنال قلبی عروقی (PPG)

تمام ویژگی‌های موجود در جدول (۱) به جز دو ویژگی آخر یعنی GAm و PLL مربوط به سامانهٔ PCASS هستند. طول خط سیگنال (PLL) به معنی مجموع تمام نمونه‌های سیگنال در بازه‌ی مورد نظر می‌باشد.

جهت محاسبه ویژگی GA_M در جدول (۱) (بزرگترین فاصلهٔ بین بیشینه‌های محلی با تمام کمینه‌های قبل از آنها)، ابتدا تمام بیشینه‌ها و کمینه‌های محلی در بازهٔ مورد نظر استخراج می‌شود؛ سپس اختلاف بین هریک از بیشینه‌ها با تمام کمینه‌های قبل از آن محاسبه و سپس بین تمام آنها بزرگ‌ترین اختلاف به‌عنوان ویژگی استخراج می‌شود.

۳-۲-۲-ویژگی‌های حوزه فرکانس

ویژگی‌های حوزهٔ فرکانس سیگنال PPG از جمله ویژگی‌هایی است که در مطالعات مختلف [1]،[9]،[20]-[19]، جهت تشخیص استرس مورد استفاده قرار گرفته است. از بین ویژگی‌های فرکانسی مختلفی که می‌توان برای دو سیگنال GSR و PPG استفاده کرد، دو ویژگی مهم فرکانسی که معنی‌داری آنها در کارهای گذشته تایید شده است در الگوریتم این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است. این ویژگی‌ها در جدول (۲) آمده است.

(جدول-۲): مجموعه ویژگی‌های حوزه فرکانس

(Table-2): Feature set in frequency domain

توضیح	ویژگی	بازه زمانی	پردازش	سیگنال
انرژی سیگنال در باند فرکانسی پایین (0.1-0.15Hz)	LFE	0.5 – 20	FFT	سیگنال قلبی عروقی (PPG)
انرژی سیگنال در باند فرکانسی بالا (0.15-0.3Hz)	HFE	0.5 – 20	FFT	سیگنال قلبی عروقی (PPG)

انرژی سیگنال در باند فرکانسی $f1$ تا $f2$ از رابطه (۲) بدست می‌آید.

$$E = \sum_{f1}^{f2} \left| FFT\ (x) \right|^2 \qquad (۲)$$

۳-۳- استانداردسازی ویژگی‌ها

قبل از ارزیابی ویژگی‌ها، لازم است ویژگی‌ها استاندارد شوند. بدین‌منظور ویژگی‌های سؤالات مرتبط با استفاده از ویژگی‌های سؤالات کنترل بر اساس روابطی که در ادامه آورده شده است، استاندارد می‌شوند.

$$R_i^{'} = \frac{R_i - \bar{m}_c}{S_{CR}} \qquad (۳)$$

در رابطهٔ (۳) R_i و $R_i^{'}$، به‌ترتیب iامین ویژگی سؤال مرتبط و iامین ویژگی سؤال مرتبط استانداردشده هستند. همچنین $\bar{m}_c$ میانگین ویژگی‌های سؤالات کنترل است (درصورتی‌که پروتکل آزمون به‌گونه‌ای که تنها از سؤالات مربوط و نامربوط استفاده کرده باشد به جای هنجارسازی به سؤالات کنترل، به سؤالات نامربوط هنجار می‌شود). S_{CR} نیز از روی رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$S_{CR}^2 = \frac{\sum \left(R_i - \bar{m}_R\right)^2 + \sum \left(C_i - \bar{m}_C\right)^2}{\left(number\ of\ \ questions - 2\right)} \qquad (۴)$$

در رابطه (۴) C_i، iامین ویژگی سؤال نامربوط یا کنترل است. همچنین $\bar{m}_R$ میانگین ویژگی‌های سؤالات مربوط می‌باشد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

۳-۴-کاهش بعد ویژگی‌ها

در این مقاله جهت بررسی اثر بهبود کاهش بعد ویژگی‌ها، علاوه‌بر رویکردی که در آن تمام ویژگی‌های تعریف‌شده را جهت اعمال به طبقه‌بند در نظر می‌گیرد، از رویکردی‌های دیگر با روش‌های کاهش بعد مختلف جهت حذف اثر ویژگی‌هایی با همبستگی زیاد استفاده شده است. در این مقاله از روش خطی PCA و روش‌های غیرخطی Kernel PCA و CLDA جهت کاهش بعد ویژگی‌ها استفاده شده است.

۳-۴-۱- تحلیل مولفه اصلی هسته‌محور (PCA Kernel)

این روش، تعمیمی بر روش سنتی تحلیل مؤلفه‌های اصلی است و برای فضاهایی که براساس توابع هسته‌ای ساخته شده‌اند، ارائه شده است. تعمیم، این‌گونه به‌دست می‌آید که ورودی‌های اصلی قبل از تحلیل مؤلفه اصلی به فضایی با بعد بالاتر F نگاشت شده‌اند.

فرض کنید ورودی ای $x_1,\ldots,x_N \in R^D$ و ویژگی‌های $\varphi(x_1),\ldots,\varphi(x_N)\in F$ محاسبه‌شده توسط نگاشت $\varphi:\mathrm{R}^D \to F$ موجود است. این روش بر اساس این بینش بنا شده که تحلیل مؤلفه‌های اساسی در فضای F می‌تواند برای نگاشت $\varphi(x_1)$ محاسبه شود که به‌صورت ضمنی توسط مشخص‌کردن یک ضرب برداری خطی در فضای ویژگی تعریف می‌شود، که تابع هسته است.

$$k(x,y)=\varphi(x).\varphi(y) \qquad (۵)$$

در روش PCA هسته‌محور، به‌جای بردارهای ویژه ماتریس کواریانس، بردارهای ویژه ماتریس هسته محاسبه می‌شود. این ماتریس از ضرب داخلی نقاط نگاشت‌شده توسط تابع هسته به‌دست می‌آید.

$$k_ij= k(xi,x_j)= \varphi(xi).\varphi(xj) \qquad (۶)$$

این نحوهٔ به‌کارگیری، باعث ایجاد نوعی کاهش بعد غیرخطی می‌شود. اگر در تابع k از هسته خطی استفاده شود، مانند PCA معمولی عمل می‌کند [18].

۳-۴-۲- تحلیل جداساز خطی مبتنی بر خوشه‌بندی (CLDA[1])

یکی از مشکلات روش‌های PCA (خطی و غیرخطی) این است که توزیع هر طبقه را تک‌تابعی برای مثال تک‌گوسی فرض می‌کنند. این فرض تعریف ماتریس‌های آن را سمت و سو می‌دهد. د+رحالی‌که در بعضی از داده‌ها به‌سختی می‌توان یک گوسی به داده هر طبقه تطبیق داد.

در روش مبتنی بر خوشه‌بندی به جای تک‌گوسی فرض‌کردن توزیع داده، در درون هر طبقه چند خوشه در نظر می‌گیرد و به این ترتیب در هر طبقه به جای تک‌گوسی، چندگوسی خواهیم داشت. از آنجا که ممکن است داده‌های این مقاله به نوعی باشند که نسبت‌دادن یک گوسی به داده هر طبقه سخت باشد، از این روش جهت کاهش بعد ویژگی‌ها استفاده شده است. جهت تعیین تعداد خوشه‌های مناسب، روش‌های مختلفی وجود دارد. روشی که در این مقاله به کار رفته مبتنی بر متغیر Silhouette است. به این ترتیب که تعداد خوشه‌هایی که مقدار بیشینه Silhouette را داشته باشند، تعیین‌کننده تعداد خوشه‌ها هستند؛ سپس براساس این تعداد خوشهٔ بهینه، به روش TKmeans خوشه‌ها تعیین می‌شود. با فرض این‌که بیش از یک خوشه در هر طبقه قرار دارد و ما تعلق هر نمونه به خوشهٔ مربوطه‌اش را می‌دانیم، این روش قابل استفاده است؛ سپس برای این خوشه‌ها دو ماتریس درون‌طبقه‌ای و بین‌طبقه‌ای طبق رابطه‌های (۷) و (۸) تعریف می‌شود که قادر است، روابط بین خوشه‌های مختلف و طبقات مختلف را به کار بگیرد که رویکرد خوشه‌محور در نظر گرفته می‌شود [5].

$$S_B=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{C-1}\sum_{l=i+1}^{C}\sum_{j=1}^{C_i}\sum_{h=1}^{C_l}N_{ij}\,N_{lh}\left(\mu_{ij}-\mu_{lh}\right)\left(\mu_{ij}-\mu_{lh}\right)^T \qquad (۷)$$

$$S_W=\sum_{i=1}^{C-1}\sum_{j=1}^{C_i}\sum_{s}\left(x_s-\mu_{ij}\right)\left(x_s-\mu_{ij}\right)^T \qquad (۸)$$

آنجاکه μ_{ij} میانگین زامین خوشه در طبقه i، N_{ij} تعداد نمونه زامین خوشه در طبقه i، C_i تعداد خوشه‌ها در طبقه i و N تعداد نمونه‌ها برای آموزش است. براساس مقادیر ویژه بزرگ‌تر دو ماتریس S_W و S_B. می‌توان ویژگی‌ها را به ابعاد کوچک‌تر نگاشت کرد.

۳-۵- طبقه‌بندی و تعیین برچسب سوژه

در این مرحله لازم است برای هر مصاحبه، spot کلی و بیشینه تعیین شود [11]. یک spot تمام تکرارهای یک سؤال مربوط در یک ثبت است. برای مثال سؤال با برچسب R1 در پروتکل شکل (۱) چهاربار تکرار شده است. ترکیب این چهار

[1] Cluster based discriminant analysis

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

مربوط، ویژگی‌های استخراج‌شده در تکرارهای یک سؤال میانگین گرفته می‌شوند. در ادامه از این میانگین‌ها برای تعیین spot بیشینه استفاده خواهد شد. برای spot کلی نیز از تمام ویژگی‌ها روی تمام سؤالات مربوط میانگین گرفته می‌شود.

برای تعیین برچسب سوژه لازم است spotها (spot بیشینه و spot کلی) ارزیابی شوند. برای این کار از طبقه‌بندهای مختلف استفاده شده است و بعد از گذاشتن آستانه بر روی خروجی طبقه‌بند به‌ازای دو spot ذکرشده برچسب سوژه مشخص می‌شود. در ادامه طبقه‌بندهای مورد استفاده به‌اختصار شرح داده شده‌اند.

۳-۵-۱- طبقه‌بند ماشین بردارهای پشتیبان

این طبقه‌بند بر مبنای حداقل‌سازی خطای ساختاری[1] (SRM) است و می‌کوشد تا فاصله بین دو طبقه به بیشینهٔ خود برسد. این طبقه‌بند را می‌توان به دو دسته خطی و غیرخطی تقسیم‌بندی کرد [2]. از آنجا که طبقه‌بندهای ساده‌ای همچون تابع تمایز خطی ممکن است عملکرد ضعیفی در تعداد داده‌های آموزش کم به‌دلیل مواجه‌شدن با خطای محاسبه ماتریس کوواریانس داشته باشند در این مقاله از طبقه‌بند SVM نیز استفاده شده تا عملکرد آن با تابع تمایز خطی مقایسه شود.

۳-۵-۲- AdaBoost

آدابوست (AdaBoost) مخفف Adapting boosting بوده و یک الگوریتم یادگیری ماشین است [6]. درواقع آدابوست یک متا الگوریتم است که جهت ارتقای عملکرد، همراه دیگر الگوریتم‌های یادگیری استفاده می‌شود. در این الگوریتم، طبقه‌بند هر مرحله جدید به نفع نمونه‌های غلط طبقه‌بندی‌شده در مراحل قبل تنظیم می‌شود. آدابوست نسبت به داده‌های نوفه‌ای و پرت حساس است؛ ولی در زمینهٔ بیش‌برازش، از بیشتر الگوریتم‌های یادگیری برتری دارد. طبقه‌بند پایه که در اینجا استفاده می‌شود، فقط کافیست از طبقه‌بند تصادفی(۵۰درصد) بهتر باشد و به این ترتیب بهبود عملکرد الگوریتم با تکرارهای بیشتر بهبود می‌یابد. حتی طبقه‌بندهای با خطای بالاتر از تصادفی با گرفتن ضریب منفی عملکرد کلی را بهبود می‌بخشند. در الگوریتم آدابوستر هر دور یک طبقه‌بند ضعیف اضافه می‌شود. در هر فراخوانی بر اساس اهمیت نمونه‌ها، وزن‌ها به‌روز می‌شود. در هر دور وزن نمونه‌های غلط طبقه‌بندی‌شده افزایش و وزن نمونه‌های درست طبقه‌بندی‌شده کاهش داده می‌شود. بنابراین طبقه‌بند جدید بر نمونه‌هایی که سخت‌تر یادگرفته می‌شوند، تمرکز خواهند داشت [6]. در این کار جهت پیاده‌سازی این طبقه‌بند از جعبه‌ابزار GML AdaBoost استفاده شده است [16].

از آنجا که داده‌های این مقاله مربوط به دروغ‌سنجی هستند و ممکن است، بعضی از سوژه‌ها در هنگام ثبت از اقدامات مقابله‌ای استفاده کرده باشند که سبب می‌شود در میان آنها داده‌هایی وجود داشته باشند که به‌سختی بتوان آنها را جزء طبقهٔ مورد نظر طبقه‌بندی کرد، استفاده از این روش و مقایسه با سایر طبقه‌بندها ضروری به نظر می‌رسد.

۳-۵-۳- تابع تمایز خطی[2]

این طبقه‌بند یک تابع چگالی نرمال چندمتغیره را به هر گروه برازش می‌کند. برای این کار از تخمین ماتریس کوواریانس استفاده می‌کند. درواقع این طبقه‌بند روش تفکیک‌پذیر خطی را به‌کار می‌گیرد. این طبقه‌بند را از جمله طبقه‌بندهای بیزین می‌توان دسته‌بندی کرد [12].

۳-۵-۴- تابع تمایز غیر خطی ربعی- قطری[3]

این طبقه‌بند مشابه طبقه‌بند قبل، یک تابع چگالی نرمال چندمتغیره را به هر گروه برازش می‌کند؛ اما در این طبقه‌بند ماتریس کوواریانس قطری است و همچنین در آن از روش تفکیک‌پذیر غیر خطی ربعی استفاده شده است. این طبقه‌بند که می‌توان آن را از جمله طبقه‌بندهای نیوبیزین (به‌دلیل فرض قطری‌بودن ماتریس کوواریانس) دسته‌بندی کرد [12]، مشابه طبقه‌بندی است که در الگوریتم PCASS [8] از آن استفاده شده است و استفاده از آن جهت مقایسه با الگوریتم PCASS ضروری به‌نظر می‌رسد.

۳-۶- نحوهٔ ارزیابی روش‌ها

هر یک از داده‌ها قبل از اعمال به الگوریتم از نظر اعتبار دو سیگنال SC و PPG بررسی شدند. در برخی از سوژه‌ها سیگنال SC اشباع شده و یا سیگنال PPG به‌دلیل حرکت‌های زیاد فرد دارای پرش‌های زیادی بود که سیگنال‌ها را بی‌اعتبار می‌ساخت. جهت اعتبارسنجی سیگنال‌ها، در هر سؤال که این اختلالات مشاهده می‌شود، قسمتی از سیگنال که در بازهٔ آن سؤال است حذف می‌شود؛ اما اگر این خرابی در تعداد سؤالات زیادی اتفاق افتاده بود،

[1] Structual

[2] Linear Discriminated Analysis

[3] Diagquadratic discriminant analysis

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

کل دادهٔ سوژهٔ مورد نظر از روند تحلیل حذف می‌شود. بعد از حذف این سوژه‌ها، تعداد ۳۷ نفر باقی ماند.

جهت بررسی طبقه‌بندهای مختلف از روال LOO[1] استفاده می‌شود؛ به این ترتیب که در هر بار تکرار حلقه تمام داده‌ها به جز یکی از آنها به‌عنوان دادهٔ آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد و آن یک داده، درواقع همان دادهٔ آزمون را تشکیل می‌دهد. در این صورت می‌توان از داده‌ها بیشینهٔ استفاده را کرد. تحلیل خروجی طبقه‌بند با بررسی درصد صحت طبقه‌بند حاصل شده است که به‌صورت نسبت تعداد تشخیص‌های صحیح به تعداد کل است:

$$AC = 100 \times \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \qquad (۹)$$

(TP:TruePositive) : تعداد افراد دروغ‌گویی است که به‌طور صحیح دروغ‌گو تشخیص داده شده‌اند، (FN:FalseNegative): تعداد افراد دروغ‌گویی است که به طور اشتباه راست‌گو تشخیص داده شده‌اند، (TN): تعداد افراد راستگویی است که به طور صحیح راست‌گو تشخیص داده شده‌اند و (FP): تعداد افراد راست‌گویی است که به طور اشتباه دروغ‌گو تشخیص داده شده‌اند.

از آنجا که در ارزیابی‌های این مقاله، دو پارامتر، spot بیشینه و spot کلی برای هر فرد وجود دارد لازم است آستانه‌ها بر روی هر دو متغیر تنظیم شود. به این ترتیب آستانه‌های مختلفی قابل تعریف است که در جدول (۳) آمده است.

(جدول-۳): آستانه‌های مختلف جهت بررسی درصد صحت
(Table-3): different thresholds to evaluating accuracy

شماره	نوع آستانه	پارامتر
۱	آستانه ثابت (مقدار میانه طبقه‌بند)	max_spot
۲	آستانه ثابت (مقدار میانه طبقه‌بند)	overall_spot
۳	آستانه متغیر برحسب میانگین داده‌های آموزش در آن پارامتر	max_spot
۴	آستانه متغیر برحسب میانگین داده‌های آموزش در آن پارامتر	overall_spot
۵	اعمال طبقه‌بند خطی بر روی دو پارامتر به کمک داده‌های[2] آموزش و آستانه ۰٫۵ بر روی خروجی این طبقه‌بند	max_spot و overall_spot

۴- نتایج

طبقه‌بندها و روش‌های کاهش بعد مختلف جهت استخراج روش بهینه در تشخیص استرس فرد خطاکار مورد ارزیابی قرار گرفتند. جدول (۴) نتایج را به ازای روش‌های مختلف پس از اتخاذ آستانه بهینه برای هریک از آنها با اعمال روال LOO بر روی دادگان (۳۷ نفر) نشان می‌دهد.

در روش کاهش بعد PCA از تعیین آستانه 0.01 بر روی ضریب لامبدا استفاده شده است. تعداد بعد کاهش یافته در تمام تکرارهای LOO برابر ۲۳ (از ۲۸ ویژگی) بود. تعداد بعد کاهش یافته در روش kernel PCA از ۱۸ الی ۲۵ بعد در تکرارهای مختلف متغیر بود.

در روش CLDA تعداد خوشه‌ها در تکرارهای مختلف بین ۱ تا ۶ خوشه بود که بهترین نتیجه به ازای تعداد خوشه ۲ حاصل شد. همین موضوع نشان می‌دهد که گروه بندی افراد به دسته راستگو و دروغ‌گو، براساس ویژگی‌های تعریف شده، از سایر گروه بندی هایی که می‌توان در دادگان در نظر گرفته غالب‌تر است.

استفاده از الگوریتم کاهش بعد همواره باعث افزایش صحت نسبت به حالتی که از هیچ روش کاهش بعدی استفاده نشده است، شده است. در این میان PCA بهتر از سایر الگوریتم‌ها بوده است.

(جدول-۴): درصد صحت تشخیص گناهکار/بی‌گناه با روش‌های مختلف طبقه‌بندی (N=37)
(Table-4): accuracy of guilty/innocent detection by different classifying methods

روش کاهش بعد ویژگی‌ها	روش طبقه‌بند	آستانه بهینه	درصد صحت تشخیص
-	تابع تمایز خطی	۳ ،۱	٪۷۵٫۶۸
PCA	تابع تمایز خطی	۳ ،۱	٪۸۱٫۰۸
Kernel PCA	تابع تمایز خطی	۱	٪۷۸٫۳۸
CLDA	تابع تمایز خطی	۳ ،۱	٪۶۲٫۵۰- ٪۷۵٫۶۸
-	SVM	۲	٪۷۰٫۲۷
PCA	SVM	۲	٪۷۲٫۹۷
-	AdaBoost	۳	٪۷۲٫۹۷
PCA	AdaBoost	۳	٪۷۸٫۳۸
-	تابع تمایز غیرخطی	۲	٪۶۴٫۸۶
PCA	تابع تمایز غیرخطی	۲	٪۶۷٫۵۷

همانطور که جدول (۴) نشان می‌دهد روش بهینه جهت طبقه‌بندی و تعیین بر چسب سوژه با روش کاهش بعد PCA، طبقه‌بند تابع تمایز خطی و آستانه ثابت ۰/۵ و یا

[1] Leave One Out

[2] توجه شود که در این حالت طبقه‌بند بر روی دو پارامتر اعمال می‌شود و هر دویِ این پارامترها، خروجی طبقه‌بند اصلی هستند که بر روی ویژگی‌ها اعمال شده‌اند.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

آستانه متغیر برحسب میانگین داده های آموزش در پارامتر spot بیشینه حاصل شده است.

صحت بالاتر بدست آمده در روش بهینه نسبت به طبقه‌بند غیرخطی در نظر گرفته شده (مطابق با طبقه‌بند الگوریتم PCASS) بهبودی که هدف این مقاله بود است را نشان می‌دهد. با این حال جهت مقایسه کامل‌تر و مشاهده بهبود الگوریتم پیاده سازی شده، نسبت به الگوریتم PCASS نتایج پیاده‌سازی این الگوریتم که با ویژگی‌های کمتر (همان‌طور که در قسمت استخراج ویژگی ذکر شد) و تابع تمایز غیرخطی همراه است با الگوریتم پیشنهاد شده مقایسه شده است. جدول (۵) این مقایسه را نشان می‌دهد. در نتایج این جدول از هیچ روش کاهش بعدی استفاده نشده است.

همانطور که جدول (۵) نشان می‌دهد مجموعه ویژگی‌های پیشنهاد شده عملکرد بسیار بهتری نسبت به مجموعه ویژگی‌های PCASS داشته است.

در جدول (۴)، اگرچه آستانه‌ی روش بهینه، مبتنی بر پارامتر spot بیشنه است با این حال منتخب شدن آستانه‌ی مبتنی بر spot کلی در سایر روش‌ها، نشان دهنده‌ی قدرت تفکیک مناسب این پارامتر است. بنابراین انتظار می‌رود ترکیب دو پارامتر spot بیشینه و spot نتیجه بهتری در برداشته باشد. از این رو از نمودار پراکندگی داده‌های آزمون (پس از هر بار تکرار LOO) بر اساس این دو پارامتر استفاده شد. برای مثال شکل (۶) خروجی طبقه‌بند خطی بعد از کاهش بعد PCA را نشان می‌دهد. دایره‌های آبی مربوط به سوژه‌های بی‌گناه و دایره‌های قرمز مربوط به سوژه‌های گناه‌کار است. در این ناحیه با ترکیب های مختلف مقادیر spot بیشینه و spot کلی می توان به درصد صحت ۸۳/۷۸ (نسبت به صحت ۸۱/۰۸ در جدول (۴) رسید. برای مثال در شکل (۶) در صورتی که ناحیه قرمز رنگ به عنوان، ناحیه گناهکار و ناحیه زرد و سبز به عنوان ناحیه راستگو با مرزهای نمایش داده شده در نظر گرفته شوند نتیجه آن با زمانی که مرز ناحیه قرمز عددی بین ۰/۳۸ تا ۰/۷۳ برای spot کلی و ۰/۸۱ تا ۰/۹۱ برای spot بیشینه در نظر گرفته شود برابر است.

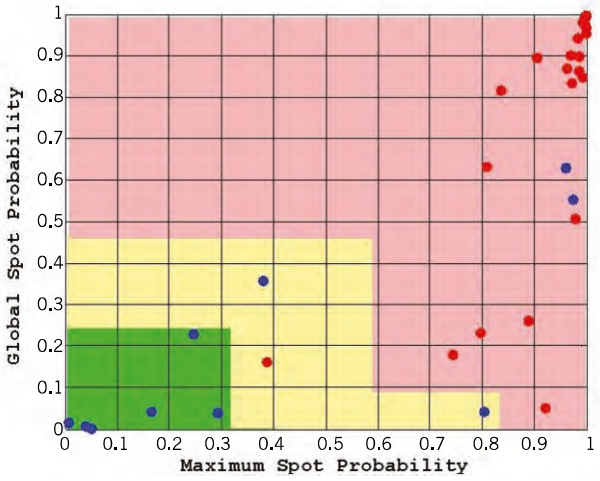
از سوی دیگر درنظرگرفتن ناحیه عدم قطعیت، در سامانه‌های تصمیم‌گیر به خصوص سامانه‌های غربال‌گری که هدف این مقاله نیز می‌باشد، از اهمیت زیادی برخوردار است. زیرا می‌توان با چند مرحله کردن روش تصمیم‌گیری، مواردی که دارای عدم قطعیت در تصمیم‌گیری هستند را در مرحله بعدی با بررسی بیشتر و دقیق‌تر تست و تحلیل کرد.

نواحی رنگی در داخل شکل (۶) یک نمونه تعیین نواحی را نشان می‌دهد که ناحیه قرمز ناحیه تشخیص گناهکار، ناحیه سبز، تشخیص بی‌گناه و ناحیه زرد، ناحیه عدم تشخیص است. بنابراین می‌توان با تعیین سه ناحیه (گناهکار- بی‌گناه- عدم تشخیص) به جای دو ناحیه و همچنین تنظیم نواحی با هدف کم کردن خطای منفی (FN) کارایی الگوریتم را در کاربردهای غربال‌گری بالا برد.

(جدول-۵): مقایسه الگوریتم PCASS با الگوریتم پیشنهاد شده

(Table-5): Comparing PCASS algorithm with proposed algorithm

مجموعه ویژگی‌ها	روش طبقه‌بند	درصد صحت تشخیص
مجموعه ویژگی‌های PCASS	تابع تمایز غیر خطی	٪۵۷,۱۴
مجموعه ویژگی‌های پیشنهاد شده	تابع تمایز غیر خطی	٪۶۴,۸۶
مجموعه ویژگی‌های پیشنهاد شده	تابع تمایز خطی	٪۷۵,۶۸



(شکل-۶): نمودار پراکندگی دو پارامتر spot بیشینه و spot کلی. ناحیه سبز: تشخیص بی‌گناه، ناحیه قرمز: تشخیص گناهکار، ناحیه زرد: عدم تشخیص. دایره های قرمز نشان دهنده سوژه‌های گناهکار و آبی بی‌گناه

(Figure-6): Scatter plot of two parameters: maximum spot and overall spot. Green region: innocent detection, red region: guilty detection, yellow region: inconclusive

۵- بحث و نتیجه گیری

سامانه‌های پلی گراف کلاسیک که معمولا سیگنال‌های؛ BP، AR, TR، SC و PPG را ثبت می‌کنند، جهت تشخیص فرد خطاکار و مباحث دروغ‌سنجی به کار می‌روند. صحت نتایج مربوط به این سامانه‌ها تا مقدار ۸۶درصد نیز گزارش شده

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

است. اما حجم بالای دستگاه و تعداد حس‌گرها، آنها را برای کاربردهای غربال‌گری محدود کرده است.

هدف این پژوهش، دستیابی به الگوریتمی خودکار جهت بازشناسی فرد خطاکار تنها با استفاده از دو سیگنال SC و PPG در فرایند یک مصاحبه پلی‌گرافی است. این دو سیگنال نسبت به سایر سیگنال‌های پلی‌گرافی روش ثبت آسانتری دارند، از این رو در کاربردهای غربال‌گری مطلوب می‌باشند. در [1] نیز از این دو سیگنال جهت تشخیص دروغ استفاده شده است و صحت ۸۷درصد با استفاده از شبکه عصبی حاصل شده است. با این وجود در این مقاله از آزمون GKT جهت ثبت داده استفاده شده است. هدف از تحلیل آزمون GKT تشخیص سؤال هدف از سایر سؤالات نامربوط است و با توجه به ساختار آن، نمی‌تواند جهت کاربردهای مصاحبه که عموما در غربال‌گری استفاده می‌شود به کار رود. الگوریتم تعبیه شده در سامانه PCASS، الگوریتمی است که با هدف غربال‌گری توسط پژوهش‌گران دانشگاه جان هاپکینز ارائه شده است. این الگوریتم مبتنی بر آزمون مصاحبه (زیر مجموعه آزمون‌های CQT) است. بنابراین هدف این مقاله پیاده‌سازی و همچنین بهبود الگوریتم PCASS بوده است. الگوریتم PCASS بر روی بیش از ۱۰۰۰ داده آموزش و تست شده است و به درصد صحت ۸۲درصد بر روی داده‌های خود رسیده است. با توجه به عدم دسترسی به این دادگان، لازم بود در این پژوهش یک مجموعه داده بومی تهیه شود. براساس این دادگان، الگوریتم PCASS پیاده‌سازی و از نظر ویژگی‌ها و طبقه‌بند مورد استفاده بهبود پیدا کرد.

ارتقاء مجموعه ویژگی‌ها با افزودن چند ویژگی فرکانسی و زمانی نسبت به الگوریتم PCASS سبب افزایش خوبی در درصد صحت طبقه‌بندی شد. بررسی طبقه‌بندها و روش‌های کاهش بعد مختلف، روش کاهش بعد PCA و طبقه‌بند تابع تمایز خطی را (با صحت ۸۱درصد) پیشنهاد نمود. این روش تفاوت صحت معنی‌داری نسبت به الگوریتم PCASS بر روی مجموعه دادگان بومی، را نشان می دهد. با این وجود جهت تعمیم‌دهی بیشتر لازم است تا دادگان مورد استفاده افزایش یابد. افزایش دادگان نه تنها باعث تقویت عملکرد طبقه‌بند می‌شود، بلکه به تعیین مقدار آستانه‌های مناسب بر اساس دو spot تعریف شده کمک بیشتری می‌کند. برای مثال در شکل(۶) با افزایش دادگان آستانه‌های بهینه‌ی دقیق‌تر و مطمئن‌تری قابل تعریف است. استفاده از یک مجموعه ویژگی بزرگ و به‌کارگیری روش‌های انتخاب ویژگی مبتنی بر افزایش حساسیت مدل در جهت توسعه غربال‌گری از دیگر اهداف آتی پژوهش ااست.

۶-مراجع 6-Reference

[۱] یونسی هروی، محمد امین، خلیل زاده، محمدعلی، صرافان، رسول، آذرنوش، مهدی، "تشخیص دروغ بر مبنای سیگنال‌های فوتوپلتیسموگراف و مقاومت الکتریکی پوست با استفاده از شبکه عصبی"، دو فصل نامه علمی پژوهشی پردازش علائم و داده ها، شماره ۲، ش.ص ۴۹-۶۰، ۱۳۹۱.

[2] A. M. Andrew, "An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods by Nello Christianini and John Shawe-Taylor, Cambridge University Press, Cambridge, 2000, xiii+ 189 pp., ISBN 0-521-78019-5 (Hbk,£ 27.50)," ed: Cambridge Univ Press, 2000.

[3] N. r. Council, The polygraph and lie detection: National Academies Press, 2003.

[4] A. B. Dollins, V. L. Cestaro, and D. J. Pettit, "Efficacy of repeated psychophysiological detection of deception testing," Journal of Forensic Science, vol. 43, pp. 1016-1023, 1998.

[5] H. Dong, "Discriminant feature analysis for pattern recognition," 2010.

[6] http://en.wikipedia.org/wiki/AdaBoost#The_algorithm_for_the_binary_classification_task.

[7] M. Handler and R. Nelson, "Utah approach to comparison question polygraph testing," European Polygraph, vol. 2, 2008.

[8] J. C. Harris and A. D. McQuarrie, "The preliminary credibility assessment system embedded algorithm description and validation results," Johns Hopkins University Applied Physics Laboratory Report Number GED, 2009.

[9] P. Karthikeyan, M. Murugappan, and S. Yaacob, "A review on stress inducement stimuli for assessing human stress using physiological signals," in Signal Processing and its Applications (CSPA), 2011 IEEE 7th International Colloquium on, 2011, pp. 420-425.

[10] J. Kircher and D. Raskin, "The computerized polygraph system II (Software version 4.01)," Salt Lake City: Scientific Assessment Technologies, 2003.

[11] D. Krapohl, B. Stern, and Y. Bronkema,

"Numerical evaluation and wise decisions," Polygraph, vol. 32, pp. 1-13, 2003.

[12] I. MathWorks, "MATLAB and Statistics Toolbox Release," ed: Natick, MA: The MathWorks, 2012.

[13] J. A. Matte, Forensic psychophysiology using the polygraph: Scientific truth verification, lie detection: JAM Publications, 1996.

[14] M. Ohsuga, F. Shimono, and H. Genno, "Assessment of phasic work stress using autonomic indices," International Journal of Psychophysiology, vol. 40, pp. 211-220, 2001.

[15] D. E. Olsen, J. C. Harris, M. H. Capps, and N. Ansley, "Computerized polygraph scoring system," Journal of Forensic Science, vol. 42, pp. 61-71, 1997.

[16] P. Pandey, E. K. Lee, and D. Pompili, "A Distributed Computing Framework for Real-time Detection of Stress and of its Propagation in a Team," IEEE journal of biomedical and health informatics, vol. 20, pp. 1502-1512, 2016.

[17] B. W. Party, "A review of the current scientific status and fields of application of polygraphic deception detection," London: British Psychological Society, 2004.

[18] S. C. Pauws and M. Biehl, "Insightful stress detection from physiology modalities using learning vector quantization," Neurocomputing, vol. 151, pp. 873-882, 2015.

[19] B. P. Robertson, "The Use of an Enhanced Polygraph Scoring Technique in Homeland Security: The Empirical Scoring System-Making a Difference," DTIC Document2012.

[20] Y. Shi, M. H. Nguyen, P. Blitz, B. French, S. Fisk, F. De la Torre, et al., "Personalized stress detection from physiological measurements," in International symposium on quality of life technology, 2010, pp. 28-29.

[21] H. Storm, "Development of emotional sweating in preterms measured by skin conductance changes," Early human development, vol. 62, pp. 149-158, 2001.

[22] A. Vezhnevets and V. Vezhnevets, "GML AdaBoost Matlab Toolbox 0.3," MSU Graphics & Media Lab, Computer Vision Group, http://graphics. cs. msu. ru, 2009.

[23] K. Q. Weinberger, F. Sha, and L. K. Saul, "Learning a kernel matrix for nonlinear dimensionality reduction," in Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning, 2004, p. 106.

[24] Q. Xu, T. L. Nwe, and C. Guan, "Cluster-based analysis for personalized stress evaluation using physiological signals," IEEE journal of biomedical and health informatics, vol. 19, pp. 275-281, 2015.

پیوست: سؤالات آزمون

R1: آیا شما گردنبند را دزدیده‌اید؟

R2: آیا شما در دزدیدن آن گردنبند شرکت داشتید؟

C1: آیا در ۲۰ سال اول زندگی خود به کسی که به شما اعتماد کرده است دروغ گفته‌اید؟

C2: آیا قبل از سال ۸۸ چیزی را که متعلق به شما نبوده بدون اجازه صاحبش برداشتید؟

C3: آیا در طی دوماه گذشته برای رهایی از مشکلی دروغ گفته‌اید؟

I1: آیا شما اکنون در تهران هستید؟

I2: آیا امروز دوشنبه است؟

SR: درخصوص گردنبند دزدیده شده آیا قصد دارید به همه سؤالات پاسخ دهید؟



مریم سعیدی در مقطع کارشناسی مهندسی پزشکی در سال۱۳۸۸ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر فارغ‌التحصیل شده و کارشناسی ارشد خود را نیز در همان دانشگاه در سال ۱۳۹۰ به اتمام رساندند و در حال حاضر دانشجوی دکترای مهندسی پزشکی در دانشگاه تربیت مدرس می‌باشند. وی هم‌اکنون در پژوهشگاه توسعه فناوری‌های پیشرفته خواجه نصیرالدین طوسی به‌عنوان پژوهشگر ارشد در حال انجام فعالیت است. زمینه‌های کاری او: شناسایی الگو، پردازش سیگنال‌های زیستی و علوم شناختی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

saidi@rcdat.ir



امین محمدیان در مقطع کارشناسی مهندسی پزشکی در سال ۱۳۸۱ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر فارغ‌التحصیل شده و کارشناسی ارشد خود را در گرایش بیوالکتریک بخش مهندسی برق دانشگاه تربیت مدرس

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

تهران در سال ۱۳۸۴ و دکترای مهندسی پزشکی را در دانشگاه صنعتی امیرکبیر به اتمام رسانده است. وی هم‌اکنون در پژوهشگاه توسعه فناوری‌های پیشرفته خواجه نصیرالدین طوسی استادیار پژوهشی است. زمینه‌های کاری او: رایانش عاطفی، شناسایی الگو، پردازش سیگنال‌های زیستی و تصویر می‌باشد.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
mohammadian@rcdat.ir



مرضیه دانش کهن مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک به‌ترتیب از دانشگاه اصفهان و دانشگاه آزاد واحد علوم و تحقیقات تهران دریافت نموده است، وی هم‌اکنون دانشجوی دکترای مهندسی پزشکی می‌باشد، از ایشان چندین مقاله ISI، علمی پژوهشی و نشریات داخلی و همایش‌های داخلی و بین‌المللی به چاپ رسیده است. زمینه پژوهشی مورد علاقه ایشان، پردازش سیگنال، پردازش تصویر و داده‌کاوی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
marzieh.daneshikohan@ srbiau.ac.ir



سیده زهره سیدصالحی مدرک کارشناسی خود را در مهندسی پزشکی- بیوالکتریک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال ۱۳۸۳ و کارشناسی ارشد را در همان رشته از دانشکده فنی دانشگاه شاهد در سال ۱۳۸۶ دریافت نموده است. همچنین وی مقطع دکتری را در دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر با تمرکز در فضای یادگیری عمیق به پایان رسانید. ایشان از سال ۱۳۹۴ تا کنون به‌عنوان پژوهش‌گر پسادکتری در دانشکده کامپیوتر دانشگاه صنعتی شریف مشغول به فعالیت هستند. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی مصنوعی و بیوانفورماتیک است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
zseyyedsalehi@ce.sharif.edu

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.113] [Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]