

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

مریم سعیدی^۱، امین محمدیان^۲، مرضیه دانش کهن^۳ و زهره سیدصالحی^۴

^{۱, ۲ و ۳} پژوهشگاه توسعه فناوری‌های پیشرفته خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

^۴ دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران



چکیده

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

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

Maryam Saidi¹, Amin Mohammadian², Marzieh Daneshkohan³ & Zohre Seyyedsalehi⁴.

^{1, 2, 3, 4} Research Center on Developing Advanced Technologies, Tehran, Iran

⁴Computer 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

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

سال ۱۳۹۵ شماره ۳ پیاپی ۲۹

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.

دستگاه پلی گرافی به طور معمول چهار سیگنال را شامل این موارد ثبت می کند: ۱) حجم فعالیت قلبی-عروقی^۹ در بازو (BP^{۱۰}) ۲) تنفس در ناحیه سینه‌ای و شکمی (AR^{۱۱}, TR^{۱۲}) ۳) هدایت الکتریکی پوست (SC) ۴) پالس قلبی از طریق حجم سنجی نوری (PPG). [17].

پس از ثبت داده لازم است، سیگنال‌های ثبت شده از فرد، تفسیر و نمره‌دهی شوند. روش‌های تفسیر ثبت‌های فیزیولوژیکی از آزمون‌های پلی گرافی با سؤالات مقایسه‌ای به طور وسیع به روش‌های کلی^{۱۳}، عددی^{۱۴} و روش‌های رایانه‌ای^{۱۵} تقسیم‌بندی می‌شوند [11].

آزمون‌گرهای پلی گرافی که از روش‌های کلی استفاده می‌کنند، در واقع یک درک کلی از قدرت و پایداری واکنش‌های فیزیولوژیکی آزمایش‌شونده به سؤالات کنترل و مربوط به دست می‌آورند. به منظور ارزیابی افراد، آزمون‌گر اطلاعات به دست آمده از چارت‌های پلی گرافی را با ارزیابی واقعیت‌ها، بیانات شخص و وضعیت او در طول آزمون پلی گراف ترکیب می‌کند [11].

آزمون‌گر پلی گراف 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 پایه‌ریزی شده استفاده می‌کنند. این قوانین نمره‌دهی عددی، پنجره‌های نمره‌دهی، معیارهای استثنا و تنوع تغییرات فیزیولوژیکی را که به عنوان واکنش توصیف می‌شود مشخص می‌سازند. علاوه بر این، ثبت‌های فیزیولوژیکی تنها منبع اطلاعاتی هستند که به صورت رسمی برای رسیدن به تصمیم‌گیری استفاده می‌شوند [11].

با توجه به اینکه در سامانه‌های پلی گرافی کلاسیک، تجزیه و تحلیل سیگنال‌های ثبت شده اغلب وابسته به تجربه

⁹ Cardiovascular

¹⁰ Blood Pressure

¹¹ Abdomen Respiration

¹² Thorax Respiration

¹³ Overall methods

¹⁴ Numerical methods

¹⁵ Computerised methods

۱- مقدمه

تشخیص استرس با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیک، مبحثی است که هم‌اکنون به طور وسیعی در زمینه‌های مختلف از آن استفاده می‌شود. سیگنال‌های فیزیولوژیکی که بیشتر در این زمینه مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل، هدایت الکتریکی پوست^۱ (SC)، تنفس، فعالیت قلبی-عروقی (ECG^۲-PPG^۳)، فشارخون لحظه‌ای و دمای پوست هستند [9], [14]-[21]. برای مثال شی^۴ 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^۵ است. در مقاله دیگر اوساگا^۶ و همکارانش [14] به بررسی سیگنال‌های فیزیولوژیک تحت استرس کاری پرداخته‌اند. این سیگنال‌های فیزیولوژیک شامل، دمای پوست، اندازه‌گیری‌های تنفسی، نرخ ضربان قلب^۷، فشار خون و تغییرات آنها است. استورم^۸ [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 حالاتی استرسی که مانع از رشد نوزادان می‌شود، بررسی کرده‌اند.

تشخیص استرس در شرایط مختلف ذکر شده 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 پلی گرافی به آن پرداخته می‌شود. در این آزمون از دستگاه پلی گرافی 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

¹ Skin Conductance

² Photopheltismograph

³ Electro Cardio Graph

⁴ Shi

⁵ Support Vector Machine

⁶ Ohsuga

⁷ Heart rate

⁸ Storm



سامانه PCASS [8] دو سیگنال بیولوژیکی را در طی یک مصاحبه ساختارمند مشخص، اندازه‌گیری می‌کند. الگوریتم طبقه‌بندی جاسازی شده در آن، بررسی می‌کند که آیا تغییرات فیزیولوژیکی که در طی مصاحبه رخ می‌دهد با اغفال‌گر یا راست‌گوبودن سوزه 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 ذکر شده پرداخته‌اند؛ اما در پژوهش آنها قالب ثبت سیگنال به صورت پلی‌گرافی کلاسیک (ثبت سه چارت) بوده و همچنین پروتکل پرسش سوالات به صورت GKT⁴ (مجموعه‌ای از سوالات مربوط نامربوط) است. در حالی که به طور عمومی جهت انجام مصاحبه که هدف ما در این مقاله است، از پروتکلهای زیرمجموعه CQT⁵ استفاده می‌شود و GKT به کار نمی‌رود. با توجه به مستندات موجود از سامانه PCASS به نظر رسید 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 به صورت دامنه صدک⁶ زمان رسیدن به دامنه صدک، و اختلاف صدک‌ها بر روی سیگنال و یا مشتق⁷ آن توصیف می‌شود. این ویژگی‌ها، به نوعی ویژگی‌های شکلی-زمانی هستند و در این مجموعه ویژگی‌ها از ویژگی‌های فرانکنسی سیگنال استفاده نشده است؛ حال آن که در بسیاری از مقالات با هدف تشخیص استرس از سیگنال ضربان قلب، ویژگی‌های فرانکنسی، ویژگی‌های مهمی به شمار می‌روند [10]-[19]. همچنین الگوریتم به کاررفته تنها بر روی سیگنال مبتنی بر نرخ ضربان قلب تمرکز می‌کند و دامنه پالس قلبی را ارزیابی نمی‌کند؛ در حالی که در بعضی مقالات کاهش دامنه پالس قلبی تنها ویژگی زمانی استخراج شده از سیگنال PPG است [1]-[3]. در الگوریتم نمراه‌گذاری مورد استفاده در PCASS از طبقه‌بند نیوبیزین⁸ استفاده شده است.

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

و مهارت کارشناس فیزیولوژی روانی دارد، نیاز به برنامه‌ای که بتواند به صورت خودکار به تجزیه و تحلیل داده‌ها بپردازد، همواره احساس می‌شود. در یک برنامه خودکار نمراه‌گذاری علاوه‌بر کاهش خطاهای انسانی، سرعت تحلیل و نتیجه‌گیری نیز افزایش می‌یابد. این افزایش سرعت به خصوص در زمینه‌های غربال‌گری اهمیت بیشتری می‌یابد. البته در این راستا الگوریتم‌هایی طراحی شده است. برای مثال، در نرم‌افزار شرکت stolting که یک سامانه پلی‌گراف کامپیوترا شده است، برنامه نمراه‌گذاری خودکار دادگان تعییه شده است. این برنامه بر اساس مطالعات انجام شده در دانشگاه Utah طراحی شده است [15],[10],[3]. نمونه دیگر برنامه نمراه‌گذاری Polyscore است که در دانشگاه جان‌هاپکینز⁹ توسعه پیدا کرده است. برنامه OSS نیز نمونه دیگری از الگوریتم‌های نمراه‌گذاری خودکار در دستگاه‌های پلی‌گرافی است [3]. اما آنچه که در این مقاله دنبال می‌شود، ارائه یک الگوریتم نمراه‌گذاری خودکار دوکاتاله است که بتواند بر اساس تنها دو سیگنال SC و PPG در مورد اغفال‌گر بودن یا راست‌گو بودن سوزه 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 کاتال نه تنها باعث کم‌حجم شدن سامانه ثبت می‌شود؛ بلکه سرعت نصب حس‌گرها را افزایش داده و درنتیجه روند آزمون را سریع تر می‌کنند. بنابراین سامانه را جهت کاربردهای غربال‌گری مناسب می‌سازند؛ به گونه‌ای که می‌توان طی یک مصاحبه به طور 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 سوزه به دست آورد. در پلی‌گرافی کلاسیک از آنجا که داده قلبی عروقی از طریق کاف فشار جمع‌آوری می‌شود، لذا سوزه تحت فشار و لازم است بعد از هر بار پرسیدن تمام سوالات، کاف باز شود.

در این راستا آزمایشگاه فیزیک کاربردی دانشگاه جان‌هاپکینز برای ارزیابی دادگان جمع‌آوری شده توسط سامانه غربال‌گری اولیه (PCASS¹⁰) یک الگوریتم طبقه‌بندی ارائه کرده است [8]. هدف سامانه غربال‌گری، امکان انجام آزمون پلی‌گرافی سریع و به طور تقریبی مستقل از فرد آزمون‌گر است که خطای تشخیص منفی کمی داشته باشد.

⁴ Guilty Knowledge Test

⁵ Control (Concerned) Question Test

⁶ Percentile

⁷ Derivative

⁸ Naïve Bayesian

¹ Computrized polygraph system

² Johns Hopkins University Applied Physics Laboratory

³ Preliminary Credibility Assessment System

شرکت‌کنندگان دروغ‌گو (گروه آزمایشی) در یک سناریوی دزدی ساختگی شرکت داده می‌شوند؛ در حالی که به شرکت‌کنندگان راستگو (گروه کنترل) عنوان می‌شود که دزدی‌ای اتفاق افتاده، ولی آن‌ها بی‌گناه هستند و در عمل، 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 می‌شود که «آزمون گر از اجرا یا عدم اجرای جرم توسط شما اطلاعی ندارد و فقط به پاسخ‌های 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 بررسی کردن تک‌تک کشوها، صندوقچه جواهرات را بیابند؛ سپس گردنبند طلا را بدقت 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 دروغ‌گو بودن 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 به عمل می‌آید. زنجیره سؤالات به صورت 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 نامریبوط (I) سؤالات 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.

داده و یافتن الگوریتم بهینه، به بررسی و مقایسه چندین طبقه‌بند شامل چندین تحلیل خطی و غیرخطی و همچنین روش‌های کاهش بعد (PCA^۱ 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 مختصی در مورد دادگان مورد استفاده ارائه می‌کند. بخش سوم، الگوریتم پردازش و تحلیل داده‌ها را توضیح می‌دهد. بخش چهارم نتایج را بازاری روش‌های مختلف تحلیلی گزارش و بخش پنجم، بر روی نتایج به‌دست‌آمده، بحث می‌کند و جمع‌بندی از کل کار ارائه می‌نماید.

۲- مجموعه دادگان

۲-۱- افراد شرکت‌کننده

تعداد چهل نفر (۱۸ نفر آقا و ۲۲ نفر خانم) در محدوده 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]. در ضمن، از طریق پرسش‌نامه‌هایی، سلامتی افراد از لحاظ بیماری‌های قلبی و تنفسی بررسی شده است.

۲- سامانه ثبت

جهت ثبت سیگنال‌ها از دستگاه روان‌کاو ساخت پژوهشگاه خواجه نصیرالدین طوسی^۲ استفاده شده است. سیگنال هدایت الکتریکی پوست (SC) از دو انگشت اشاره و سبابه و سیگنال PPG از انگشت میانه ثبت می‌شود.

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 مصاحبه 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 تنهایست 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.

فصل نهم

¹ Principal Component Analysis

² www.rcdat.ir



³ Smoothing⁴ Heart rate⁵ Elliptic

۲-۱-۲- استانداردسازی سیگنال‌ها

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

۳-۱-۳- هموارسازی^۳ سیگنال هدایت الکتریکی پوست

سیگنال SC همراه با صعودهای سریع و گاهی عکس‌عمل‌های چندقله‌ای است که به آن عکس‌عمل پیچیده گفته می‌شود. استخراج ویژگی از این پاسخ پیچیده با مشکلاتی همراه است. به عنوان مثال این ابهام وجود دارد که آیا قله بزرگ را می‌توان به عنوان معیار برای پاسخ در نظر گرفت؟ لذا در این بخش با استفاده از یک پنجره هموارساز، پاسخ پیچیده به یک سیگنال ساده‌تر تبدیل می‌شود. شکل (۲) تأثیر این پنجره 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.

۴-۱-۲- تفکیک سیگنال قلبی عروقی

سیگنال قلبی عروقی که توسط PPG ثبت می‌شود، ترکیب دو پدیده متمایز است: یکی تغییرات حجم کلی خون و دیگری نرخ ضربان قلب.^۴ 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^۵ استفاده شده است. با اعمال این فیلتر بخش فرکانس بالای آن به عنوان سیگنال نرخ قلبی برداشته می‌شود. شکل (۳) سیگنال قلبی عروقی، تغییرات حجم خون و پالس‌های قلبی استخراج شده را نشان می‌دهد.

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

(شکل-۱): توالی سوالات 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 سوزه از ساختمان، از وی خواسته می‌شود که پرسشنامه بعد از آزمون را تکمیل کند. در این پرسشنامه، از سوزه 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 واقعی ترکردن شرایط، پرسیده می‌شود. در انتهای فرم از وی درخواست می‌شود تا حداقل پنج ماه پس از تاریخ اجرای آزمون، از مطرح کردن اطلاعات این پژوهش با سایرین، به جد خودداری کند.

۳- الگوریتم پردازش و تحلیل سیگنال‌ها

در این قسمت الگوریتم به کاررفته 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 استخراج شده از سیگنال‌ها عنوان می‌شود و در انتها روش‌های طبقه‌بندی مختلف مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۱-۳- پیش‌پردازش داده‌ها

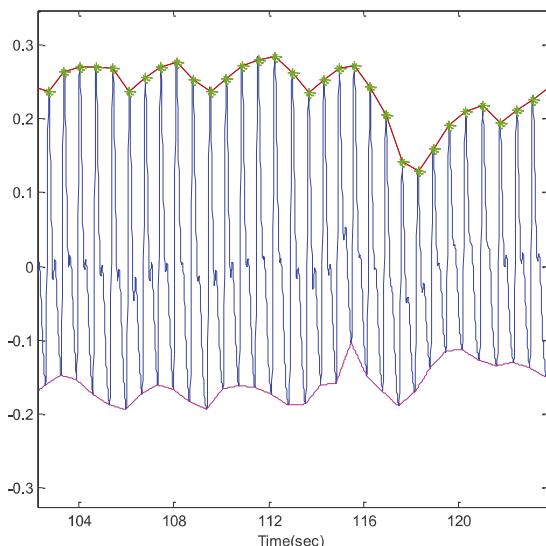
ابتدا لازم است پیش‌پردازش‌هایی بر روی هریک از سیگنال‌ها انجام شود.

۱-۱-۳- حذف روال^۱ سیگنال‌ها

منظور از حذف روال سیگنال، حذف تغییرات بلندمدت سیگنال است، که به نوع سوال‌ها ربطی ندارد. روش‌های مختلفی برای پیاده‌سازی حذف روال وجود دارند. در اینجا از مقدار میانه^۲ سیگنال بهجای میانگین سیگنال برای حذف روال استفاده شده است؛ چون میانگین سیگنال نسبت به اعوجاج‌ها و عکس‌عمل‌های خیلی بزرگ در سیگنال، حساس است. برای این منظور میانه کل سیگنال محاسبه می‌شود و از تمام نمونه‌های سیگنال کم می‌شود.

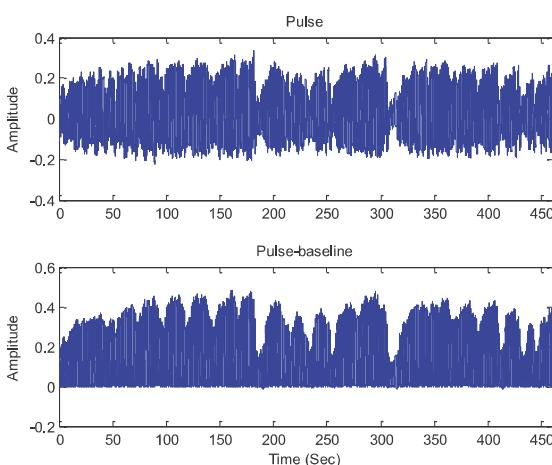
¹ Trend² Median

این است که $1/d$ یک مدل با تعمیمدهی ضعیف را به دنبال دارد که علت آن می‌تواند به دلیل تغییرپذیری افزایش یافته بهازای مقادیر کوچک d باشد. به هر حال $d \rightarrow$ اطلاعاتی مانند $1/d$ را به دنبال دارد. نرخ ضربان سریع‌تر، مقادیر بالاتر و نرخ ضربان کندتر، مقادیر کوچک‌تری را به دنبال دارد.

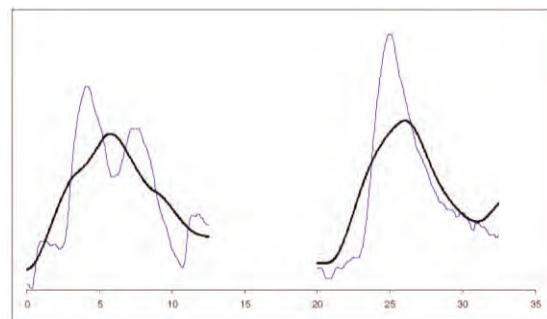


(شکل-۴): قله‌ها و قعرهای سیگنال پالس قلبی
(Figure 4): peaks and valleys of cardiac pulse signal

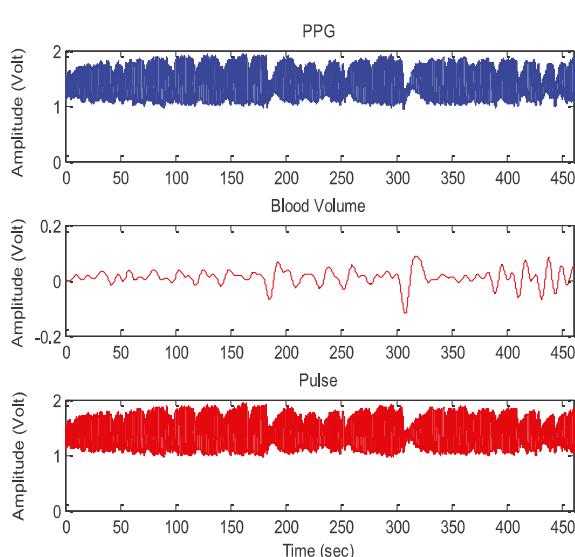
۳-۶-۱-۳- حذف خط پایه سیگنال پالس قلبی
برای حذف خط پایه سیگنال پالس قلبی، کمینه‌های محلی که در شکل (۴) نشان داده شده‌اند را به هم متصل کرده و خطوط شیب‌داری که حاصل می‌شوند، به عنوان خط پایه در نظر گرفته می‌شوند. برای حذف خط پایه از تمام نمونه‌های سیگنال مقدار متناظر آن در خط پایه کسر می‌شود. شکل (۵) سیگنال پالس قلبی و انتقال یافته آن به خط پایه صفر را نشان می‌دهد.



(شکل-۵): انتقال سیگنال پالس قلبی به خط پایه صفر
(Figure-5): shifting cardiac pulse signal to zero baseline



(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 قلبی عروقی، تغییرات حجم خون و پالس‌های قلبی استخراج شده
(Figure-3): Cardiovascular signal, Changes in blood volume and extracted cardiac pulses

۳-۶-۵- تعیین سیگنال سرعت قلبی^۱
برای استخراج هرگونه اطلاعات از ضربان قلب، ابتدا باید بتوان ضربان قلب افراد را تشخیص داد. بدین منظور از سیگنال پالس قلبی استفاده می‌شود. ابتدا قله‌های محلی سیگنال با استفاده از یک برنامه تشخیص پیک تعیین می‌شوند؛ سپس کمینه‌های محلی آن با پیدا کردن کمینه‌ترین نقطه بین دو قله استخراج می‌شوند. این کمینه‌ها در واقع همان قعرهای دیاستولی هستند. نمودارهای شکل (۴) این قله‌ها و قعرهای را نشان می‌دهند. فاصله بین دو قعر دیاستول طول زمانی هر ضربان قلب (d) را نشان می‌دهد. معیار ضربان قلب، به صورت 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 $1/d$

^۱ Cardi tach

فرض $\{p \in \{1, 2, \dots, 99\}, \text{صدک } p \text{ که آن را با } Hp \text{ نشان می‌دهیم عددی مانند } x \text{ است که } p \text{ در صد نمونه‌های داده از آن کوچک‌تر باشند. به منظور به دست آوردن مقدار صدک ابتدا نمونه‌های سیگنال در بازه موردنظر را به ترتیب به صورت صعودی مرتب می‌کنیم. اگر تعداد نمونه‌ها n باشد، صدک برابر خواهد بود.$

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

(جدول-۱): مجموعه ویژگی‌های شکلی- زمانی
(Table-1): Temporal-spatial feature set

سیگنال	پردازش	بازه زمانی	ویژگی	توضیح
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DA _{85th}	دامنه صدک ۱۸۵ام
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DA _{90th}	دامنه صدک ۱۹۰ام
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DA _{95th}	دامنه صدک ۱۹۵ام
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DT _{45th}	زمان رسیدن به صدک ۱۴۵ام
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DAM	بیشینه‌ی دامنه
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DT _M	زمان رسیدن به دامنه بیشینه
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DA _{45-55th}	تفاوت دامنه صدک ۱۴۵ام و ۱۴۵ام
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DA _{90-85th}	تفاوت دامنه صدک ۱۸۵ام و ۱۹۰ام
سرعت قلبی	مشتق	1.5 - 9.5	DT _{50-25th}	زمان بین رسیدن به صدک ۱۵۰ام و ۱۲۵ام
سرعت قلبی		1.5 - 9.5	A _{65th}	دامنه صدک ۱۶۵ام
سرعت قلبی		1.5 - 9.5	A _{70th}	دامنه صدک ۱۷۰ام
سرعت قلبی		1.5 - 9.5	A _{75th}	دامنه صدک ۱۷۵ام
سرعت قلبی		1.5 - 9.5	T _{80-75th}	زمان بین رسیدن به صدک ۱۸۰۰ام و ۱۷۵ام
سرعت قلبی		1.5 - 9.5	A _{80th}	دامنه صدک ۱۸۰ام
سرعت قلبی		1.5 - 9.5	T _{50th}	زمان رسیدن به صدک ۱۵۰ام

۷-۱-۳- سیگنال مشتق سرعت قلبی

علاوه بر سیگنال سرعت قلبی، 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.

۸-۱-۳- بازه‌های زمانی برای پاسخ‌ها

ویژگی‌ها باید در محدوده زمانی‌ای که عکس العمل 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 بالا فاصله بعد از تحریک ایجاد شود و همواره با مقداری تأخیر روبرو است؛ البته این مقدار تأخیر نیز نباید بیش از حد معمول باشد؛ چون در این صورت نمی‌توان گفت واکنش ایجادشده تحت تأثیر محرك اعمالی بوده است. از این‌رو برای هر یک از ویژگی‌های استخراج شده باید زمان خاصی در نظر گرفته شود. به مقدار این زمان‌ها در قسمت استخراج ویژگی اشاره شده است.

۲-۳- 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.

۲-۱-۳- ویژگی‌های شکلی- زمانی (ریخت‌شناسی)

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

مطابق جدول (۱) بسیاری از ویژگی‌ها بر اساس صدک‌ها تعریف شده‌اند (این ویژگی‌ها مربوط به سامانه PCASS [11] هستند) جهت به دست آوردن مقدار صدک با

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 بازه (۰.۱-۰.۱۵Hz)	LFE	۰.۵ - ۲۰	FFT	سیگنال قلبی (PPG) عروقی
انرژی سیگنال در باند فرکانسی بالا (۰.۱۵-۰.۳Hz)	HFE	۰.۵ - ۲۰	FFT	سیگنال قلبی (PPG) عروقی

انرژی سیگنال در باند فرکانسی f_1 تا f_2 از رابطه (۲) بدست می‌آید.

$$E = \sum_{f_1}^{f_2} |FFT(x)|^2 \quad (2)$$

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.

$$R_i = \frac{R_i - \bar{m}_c}{S_{CR}} \quad (3)$$

در رابطه (۳) و R_i ، به ترتیب i امین ویژگی سؤال مرتبط و i امین ویژگی سؤال مرتبط استاندارد شده هستند. همچنین \bar{m}_c میانگین ویژگی‌های سؤالات کنترل است (در صورتی که پروتکل آزمون به گونه‌ای 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.

$$S_{CR}^2 = \frac{\sum (R_i - \bar{m}_R)^2 + \sum (C_i - \bar{m}_C)^2}{(\text{number of questions} - 2)} \quad (4)$$

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

زمان بین رسیدن به صدک ۹۵ام و ۵۰ام.	T _{95-50th}	1.5 - 9.5	سرعت قلبی	
مینیمم دامنه	A _m	1.5 - 9.5	سرعت قلبی	
تفاوت دامنه صدک ۷۵ام و ۸۵ام	A _{85-75th}	1.5 - 9.5	سرعت قلبی	
دامنه صدک ۸۵ام	A _{85th}	1.5 - 9.5	سرعت قلبی	
تفاوت دامنه صدک ۱۱۵ام و ۶۵ام	GA _{65-15th}	1.5 - 20	هدایت پوستی (SC)	
زمان بین رسیدن به ۷۵ام و ۵۰ام.	GT _{65-15th}	1.5 - 20	هدایت پوستی	
زمان رسیدن به ۱۳ام صدک	DGT _{13t} _h	3 - 10	هدایت پوستی مشتق	
زمان رسیدن به ۵۰ام صدک	DGT _{50t} _h	3 - 10	هدایت پوستی مشتق	
زمان رسیدن به ۷۵ام و ۵۰ام.	DGT _{50t} _h	3 - 10	هدایت پوستی مشتق	
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 (PPG) عروقی	

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

جهت محاسبه ویژگی GAm در جدول (۱) (بزرگ‌ترین فاصله بین بیشینه‌های محلی با تمام کمینه‌های قبل از آنها)، ابتدا تمام بیشینه‌ها و کمینه‌های محلی در بازه مورد نظر استخراج می‌شود؛ سپس اختلاف بین هریک از بیشینه‌ها با تمام کمینه‌های قبل از آن محاسبه و سپس بین تمام آنها بزرگ‌ترین اختلاف به عنوان ویژگی استخراج می‌شود.

۳-۲-۲- ویژگی‌های حوزه فرکانس

ویژگی‌های حوزه فرکانس سیگنال PPG از جمله ویژگی‌هایی است که در مطالعات مختلف [۱][۲][۳][۹][۲۰]-[۱۹]، جهت تشخیص استرس مورد استفاده قرار گرفته است. از بین ویژگی‌های فرکانسی مختلفی که می‌توان برای دو سیگنال



سو می‌دهد. در حالی که در بعضی از داده‌ها به سختی می‌توان یک گوسی به داده هر طبقه تطبیق داد. در روش مبتنی بر خوشبندی به جای تک‌گوسی فرض کردن 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 خوشة 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 خوشة 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 [۵].

$$S_B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{C-1} \sum_{l=i+1}^C \sum_{j=1}^{C_i} \sum_{h=1}^{C_l} N_{ij} N_{lh} (\mu_{ij} - \mu_{lh}) (\mu_{ij} - \mu_{lh})^T \quad (7)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^{C-1} \sum_{j=1}^{C_i} (x_s - \mu_{ij}) (x_s - \mu_{ij})^T \quad (8)$$

آنچاه که μ_{ij} میانگین زامین خوشه در طبقه i تعداد نمونه زامین خوشه در طبقه i ، C_i تعداد خوشه‌ها در طبقه i و N تعداد نمونه‌ها برای آموزش است. براساس مقدار 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 [۱۱]. یک spot تمام تکرارهای یک سوال مربوط در یک ثبت است. برای مثال سؤال با برچسب R1 در پروتکل شکل (۱) چهاربار تکرار شده است. ترکیب این چهار

۴-۳- کاهش بعد ویژگی‌ها

در این مقاله جهت بررسی اثر بهبود کاهش بعد ویژگی‌ها، علاوه‌بر رویکردی که در آن تمام ویژگی‌های تعریف شده 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.

۴-۴-۱- تحلیل مؤلفه 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 به دست می‌آید که ورودی‌های اصلی قبل از تحلیل مؤلفه اصلی به فضایی با بعد بالاتر F نگاشت شده‌اند.

فرض کنید ورودی ای $x_1, \dots, x_N \in R^D$ و ویژگی‌های $\varphi(x_1), \dots, \varphi(x_N) \in F$ محاسبه شده توسط نگاشت $\varphi: R^D \rightarrow F$ 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 به صورت ضمنی توسط مشخص کردن یک ضرب برداری خطی در فضای ویژگی تعریف می‌شود، که تابع هسته است.

$$k(x, y) = \varphi(x) \cdot \varphi(y) \quad (5)$$

در روش PCA هسته‌محور، به جای بردارهای ویژه ماتریس کواریانس، بردارهای ویژه ماتریس هسته محاسبه می‌شود. این ماتریس از ضرب داخلی نقاط نگاشت شده توسط تابع هسته به دست می‌آید.

$$k_{ij} = k(xi, x_j) = \varphi(xi) \cdot \varphi(xj) \quad (6)$$

این نحوه به کارگیری، باعث ایجاد نوعی کاهش بعد غیرخطی می‌شود. اگر در تابع k از هسته خطی استفاده شود، مانند PCA معمولی عمل می‌کند [۱۸].

۴-۴-۲- تحلیل جداساز خطی مبتنی بر خوشبندی (CLDA^۱)

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

^۱ Cluster based discriminant analysis

افزایش و وزن نمونه‌های درست طبقه‌بندی شده کاهش داده می‌شود. بنابراین طبقه‌بند جدید بر نمونه‌هایی که سخت‌تر یادگرفته می‌شوند، تمرکز خواهد 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 دروغ‌سنجدی هستند و ممکن است، بعضی از سوژه‌ها در هنگام ثبت از اقدامات مقابله‌ای استفاده کرده باشند که سبب می‌شود در میان آنها داده‌های وجود داشته باشند که بسختی بتوان آنها را جزء طبقه مورد نظر طبقه‌بندی کرد، استفاده از این روش و مقایسه با سایر طبقه‌بندها ضروری به نظر می‌رسد.

۳-۵-۳-تابع تمایز خطی^۲

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

۳-۵-۴-تابع تمایز غیر خطی رباعی-قطري^۳

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

۶-۳-نحوه ارزیابی روش‌ها

هر یک از داده‌ها قبل از اعمال به الگوريتم 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 بازه آن سؤال است حذف می‌شود؛ اما اگر این خرابی در تعداد سؤالات زیادی اتفاق افتاده بود،

² Linear Discriminated Analysis

³ Diagquadratic discriminant analysis

مربوط، ویژگی‌های استخراج شده 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 spot (Biesineh و spot کلی) ارزیابی شوند. برای این کار از طبقه‌بندهای مختلف استفاده شده است و بعد از گذاشتن آستانه بر روی خروجی طبقه‌بند بهزای دو ذکر شده برچسب سوژه مشخص می‌شود. در ادامه طبقه‌بندهای مورد استفاده به اختصار شرح داده شده‌اند.

۳-۵-۱-طبقه‌بند ماشین بردارهای پشتیبان

این طبقه‌بند بر مبنای حداقل‌سازی خطای ساختاری^۱ (SRM) است و می‌کوشد تا فاصله بین دو طبقه به بیشینه 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 مواجهه شدن با خطای محاسبه ماتریس کواریانس 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 الگوريتم یادگیری ماشین است [6]. درواقع آدابوست یک متأ الگوريتم است که جهت ارتقای عملکرد، همراه دیگر الگوريتم‌های یادگیری استفاده می‌شود. در این الگوريتم، طبقه‌بند هر مرحله جدید به نفع نمونه‌های غلط طبقه‌بندی شده در مراحل قبل تنظیم می‌شود. آدابوست نسبت به داده‌های نویه‌ای و پرت حساس است؛ ولی در زمینه بیش‌بازش، از بیشتر الگوريتم‌های یادگیری برتری دارد. طبقه‌بند پایه که در اینجا استفاده می‌شود، فقط کافیست از طبقه‌بند تصادفی (50 درصد) بهتر باشد و به این ترتیب بهبود عملکرد الگوريتم با تکرارهای بیشتر بهبود می‌یابد. حتی طبقه‌بندهای با خطای بالاتر از تصادفی با گرفتن ضریب منفی عملکرد کلی را بهبود می‌بخشند. در الگوريتم آدابوستر هر دور یک طبقه‌بند ضعیف اضافه می‌شود. در هر فراخوانی بر اساس اهمیت نمونه‌ها، وزن‌ها به روز می‌شود. در هر دور وزن نمونه‌های غلط طبقه‌بندی شده

¹ Structural



قرار گرفتند. جدول (۴) نتایج را به ازای روش‌های مختلف پس از اتخاذ آستانه بهینه برای هریک از آنها با اعمال روال LOO بروی دادگان (۳۷ نفر) نشان می‌دهد.

در روش کاهش بعد PCA از تعیین آستانه ۰.۰۱ 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 خوشها در تکرارهای مختلف بین ۱ تا ۶ خوش 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 بندی‌هایی 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/ابی‌گناه با روش‌های مختلف طبقه‌بندی (N=37)

(Table-4): accuracy of guilty/innocent detection by different classifying methods

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

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

سال ۱۳۹۵ شماره ۳ پیاپی ۲۹

کل داده سوزه مورد نظر از روند تحلیل حذف می‌شود. بعد از حذف این سوزه‌ها، تعداد ۳۷ نفر باقی ماند.

جهت بررسی طبقه‌بندهای مختلف از روال^۱ استفاده می‌شود؛ به این ترتیب که در هر بار تکرار حلقه تمام داده‌ها به جز یکی از آنها به عنوان داده آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد و آن یک داده، درواقع همان داده آزمون را تشکیل می‌دهد. در این صورت می‌توان از داده‌ها بیشینه استفاده را کرد. تحلیل خروجی طبقه‌بند با بررسی درصد صحت طبقه‌بند حاصل شده است که به صورت نسبت تعداد تشخیص‌های صحیح به تعداد کل است:

$$AC = 100 \times \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (9)$$

(TP:TruePositive) : تعداد افراد دروغ‌گویی است که به طور 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 اشتباه راست‌گو تشخیص 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

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

۴- نتایج

طبقه‌بندها و روش‌های کاهش بعد مختلف جهت استخراج روش بهینه در تشخیص استرس فرد خطکار مورد ارزیابی

^۱ Leave One Out

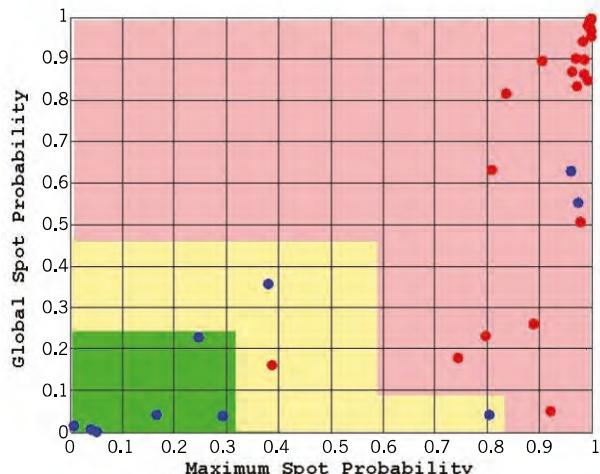
^۲ توجه شود که در این حالت طبقه‌بند بر روی دو پارامتر اعمال می‌شود و هر دوی این پارامترها، خروجی طبقه‌بند اصلی هستند که بر روی ویژگی‌ها اعمال شده‌اند.

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

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



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

آستانه متغیر بر حسب میانگین داده‌های 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 بیشینه است با این حال منتخب شدن آستانه‌ی مبتنی بر spot کلی در سایر روش‌ها، نشان دهنده 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 از PCA را نشان می‌دهد. دایره‌های آبی مربوط به سوزه‌های بی‌گناه و دایره‌های قرمز مربوط به سوزه‌های گناهکار است. در این ناحیه با ترکیب های مختلف مقادیر spot بیشینه و spot کلی می‌توان 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 در نظر گرفتن 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.

بر افزایش حساسیت مدل در جهت توسعه غربالگری از دیگر اهداف آتی پژوهش است.

6-Reference

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

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

هدف این پژوهش، دستیابی به الگوریتمی خودکار جهت بازنگاری فرد خطاكار 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 نامرتب است و با توجه به ساختار آن، نمی‌تواند جهت کاربردهای مصاحبه که عموماً 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 تمايز خطی را (با صحت ۸۱درصد) پیشنهاد نمود. این روش تفاوت صحت معنی‌داری نسبت به الگوریتم PCASS بر روی مجموعه دادگان بومی، را نشان می‌دهد. 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 تعريف شده کمک بیشتری می‌کند. برای مثال در شکل (۶) با افزایش دادگان آستانه‌های بهینه‌ی دقیق‌تر و مطمئن‌تری قابل تعريف است. استفاده از یک مجموعه ویژگی بزرگ و به کارگیری روش‌های انتخاب ویژگی مبتنی

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.

"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

پیوست: سوالات آزمون

R1: آیا شما گردنبد را دزدیده‌اید؟

R2: آیا شما در دزدیدن آن گردنبد 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 گردنبد دزدیده شده آیا قصد دارید به همه

سوالات پاسخ دهید؟



مریم سعیدی در مقطع کارشناسی
مهندسی پزشکی در سال ۱۳۸۸ 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 به عنوان پژوهشگر ارشد در حال انجام فعالیت است.
زمینه‌های کاری او: شناسایی الگو، پردازش سیگنال‌های
زیستی و علوم شناختی است.

نشانی رایانمۀ 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



فصل نهم



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 رایانمۀ ایشان عبارت است از:
mohammadian@redat.ir



مرضیه دانش کهن مدرک
کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک به ترتیب 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 رایانمۀ 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 به عنوان 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 رایانمۀ ایشان عبارت است از:

zseyyedsalehi@ce.sharif.edu

