

ارائه یک روش نوین به منظور پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی (SCD) با استفاده از روش

انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی‌کننده تجمیع خبرگان

الیاس ابراهیم‌زاده^۱، بابک نجار اعرابی^۲

۱- دانشجوی دکتری تخصصی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران - تهران - ایران

e_brahimzadeh@ut.ac.ir

۲- استاد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تهران - تهران - ایران

araabi@ut.ac.ir

چکیده: مرگ ناگهانی قلبی (SCD) نتیجه تخریب شدید عملکرد قلبی است که سبب از بین رفتن سیستم قلبی در افراد می‌شود. وقتی این اتفاق رخ می‌دهد، خون دیگر نمی‌تواند برای مدتی به قسمت‌های مختلف بدن پمپ شود. این واقعه به قدری جدی است که می‌تواند در عرض چند دقیقه، بیمار را از زندگی محروم سازد. در صورت علم به وقوع این حادثه می‌توان از طریق تجهیزاتی همچون دفیبریلاتور و استفاده از دیگر راهکارهای درمانی تعداد این نوع مرگ‌ها را به شدت کاهش داد. با وجود این، همچنان راه‌های مناسبی برای پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی وجود ندارد تا پزشکان بتوانند از طریق آن، تصمیمات مناسبی برای بیماران در معرض خطر بگیرند. در این مطالعه با استفاده از بهترین روش‌های استخراج ویژگی از پردازش‌های غیرخطی، زمان - فرکانس و کلاسیک که فراهم‌آمده مطالعات قلبی و تجربیات کارهای گذشته خود ما است، از یک روش نوین جهت انتخاب فضای ویژگی بهینه به صورت محلی استفاده شده است. همچنین در ادامه با توجه به وجود ویژگی‌های متفاوت از حوزه‌های مختلف، طبقه‌بندی‌کننده تجمیع خبرگان پیشنهاد شده است. روش‌های پیشنهادی این امکان را فراهم می‌کنند که با انتخاب بهینه ویژگی‌ها در هر بازه ۱ دقیقه‌ای از سیگنال، انتخاب ویژگی‌های متفاوتی در هر دقیقه قبل از واقعه انجام شود که با هم متفاوت باشند. این موضوع نه تنها باعث افزایش چشمگیر زمان پیش‌بینی از ۴ دقیقه به ۱۲ دقیقه با صحت بالا می‌شود، بلکه امکان تفسیر علائم بالینی با توجه به تکرر وجود ویژگی‌ها در هر دقیقه را نیز فراهم می‌سازد. از طرفی وجود شبکه تجمیع خبرگان، تصمیم مناسب‌تری به عنوان خروجی در مورد پردازش حوزه‌های مختلف خواهد گرفت. نتایج مطالعه نشان‌دهنده توانمندی درخور توجه روش‌های پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌های ارائه شده در مطالعات مشابه است.

واژه‌های کلیدی: انتخاب ویژگی محلی، تغییرات نرخ ضربان قلب، تجمیع خبرگان، سیگنال الکتروکاردیوگرام، مرگ ناگهانی قلبی.

۱- مقدمه

فاصله زمانی کوتاه از شروع علائم را مرگ ناگهانی قلبی (sudden cardiac death) می‌نامند [۱-۲]. این واقعه می‌تواند در افرادی با یا بدون بیماری قلبی اتفاق بیفتد [۳-۵]؛ این حادثه به نحوی رخ می‌دهد که فرد در عرض چند دقیقه هوشیاری خود را به طور کامل از دست می‌دهد. فاصله زمانی از شروع علائم را معمولاً کمتر از ۳۰ دقیقه در نظر می‌گیرند؛ ولی برخی مراجع از جمله سازمان بهداشت جهانی این فاصله زمانی را حدود ۱ ساعت می‌داند [۶]. این واقعه به قدری جدی است که می‌تواند در عرض چند دقیقه، بیمار

وقوع پیش‌بینی نشده مرگ ناشی از علل قلبی، در یک

^۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۵/۰۳/۲۲

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۵/۰۴/۲۷

نام نویسنده مسئول : الیاس ابراهیم‌زاده

نشانی نویسنده مسئول : ایران - تهران - کارگر شمالی -

پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران - دانشکده مهندسی برق

و کامپیوتر.

دو روش زمان - فرکانس و روش کلاسیک به ترتیب صحت تفکیک‌پذیری ۱۶،۹۹٪ و ۳۶،۷۴٪ برای ۱ دقیقه سیگنال ECG قبل از واقعه از طریق طبقه‌بندی‌کننده MLP به دست آمده است [۲۷]. در ادامه، نتایج تحقیقات ما نشان می‌دهند که در سیگنال HRV مربوط به افراد ریسک‌پذیر، در نزدیکی وقوع SCD ویژگی‌هایی از حوزه غیرخطی و زمان فرکانس وجود دارد که آن‌ها را کاملاً از افراد سالم متمایز می‌کند. در این مطالعه، روش بردار ترکیبی پیشنهاد شده است که از توانایی به مراتب بیشتری برای آشکارکردن این اختلاف برخوردار است. در نهایت صحت تفکیک‌پذیری برای دقیق اول، دوم، سوم و چهارم قبل از واقعه به ترتیب ۴۳،۹۹٪، ۸۶،۹۷٪، ۴۹،۹۰٪، ۳۵،۷۳٪ است [۲۶]. در مطالعه دیگر از طریق استخراج ویژگی‌های حوزه فرکانسی و غیرخطی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های SVM و RF، دو دقیقه سیگنال HRV قبل از واقعه با میانگین به ترتیب ۵،۸۷٪ و ۸۵٪ از سیگنال فرد نرمال جدا شده است [۳۲]. در ادامه بهبود تحقیقات صورت گرفته در این زمینه، نشان داده شد بردار ویژگی ترکیبی که حاصل انتخاب ویژگی روش انتخاب پیشرو^۱ - تخمین پسرو^۲ از ویژگی‌های کلاسیک (زمان و فرکانس)، زمان-فرکانس (ویگنرویل) و غیرخطی است این واقعه را می‌تواند تا ۴ دقیقه زودتر پیش‌بینی کند. نتایج طبقه‌بندی حاصل از مطالعه صورت گرفته صحت ۷۳،۹۹٪، ۵۲،۹۶٪، ۳۶،۹۰٪ و ۹۳،۸۳٪ را به ترتیب برای چهار دقیقه اول گزارش می‌کند [۲۵]. این میزان صحت طبقه‌بندی برای ۴ دقیقه قبل از واقعه از طریق استخراج ۱۸ ویژگی غیرخطی، بدون انتخاب ویژگی به ترتیب ۱۱،۹۲٪ - ۶۸،۹۸٪ - ۴۲،۹۳٪ - ۱۱،۹۲٪ گزارش شده است [۲۹]. در کار تحقیقاتی دیگر، ۲۲ ویژگی ترکیبی حاصل از روش‌های غیرخطی، زمان - فرکانس و کلاسیک از طریق روش انتخاب ویژگی درخت تصمیم‌گیری^۳ به ۱۲ عدد کاهش یافته است و در نهایت صحت ۲۴،۸۳٪ برای یک دقیقه قبل از واقعه با طبقه‌بندی‌کننده SVM گزارش شده است [۲۴].

همان‌طور که اشاره شد، در اغلب کارهای تحقیقاتی صورت گرفته در این زمینه با اعمال طبقه‌بندی‌کننده‌ها و استخراج ویژگی از حوزه‌های پردازشی متفاوت، سعی در

را از زندگی محروم سازد [۷]. در صورتی که فاصله زمانی چند دقیقه‌ای از شروع علائم در تعریف مرگ ناگهانی قلبی در نظر گرفته شود، ۳۱٪ از موارد مرگ طبیعی به صورت مرگ ناگهانی قلبی است و چنانچه فاصله زمانی، ۱ ساعت در نظر گرفته شود، نسبت به ۸۱٪ می‌رسد [۸-۱۱]. تقریباً نیمی از موارد مرگ در افراد مبتلا به بیماری عروق کرونر به صورت مرگ ناگهانی قلبی است [۱۰-۱۱]. این رخداد، هر ساله عامل مرگ تقریباً ۲۵۰۰۰۰ تا ۳۰۰۰۰۰ انسان در آمریکاست [۱۲]. همچنین در آمریکای شمالی و اروپا این تعداد از میان هر ۱۰۰۰۰۰ نفر به ۵۰ الی ۱۰۰ نفر می‌رسد [۱۳-۱۸]. یکی از اقبال تهدیدپذیر این حادثه ورزشکاران هستند، مهم‌ترین علل مرگ ناگهانی قلبی در ورزشکاران، کاردیومیوپاتی هیپرتروفیک، آنومالی‌های عروق کرونری، کاردیومیوپاتی آریتمی زای بطن راست و میوکاردیت هستند. در بسیاری از موارد، این واقعه در ورزشکارانی که بیماری زمینه‌ای قلبی ندارند، ناشی از ضربات عادی است که به قفسه سینه وارد می‌شود [۱۹-۲۰].

با این حال، حتی با وجود سیستم‌های درمانی اولیه پیشرفته به منظور احیا خارج بیمارستان، نرخ افراد زنده‌مانده در یک گزارش تحلیلی در آمریکای شمالی، ۶،۴٪ را نشان می‌دهد [۲۱-۲۲]. تنها ۲-۱٪ از بیمارانی که دچار SCD شده‌اند می‌توانند در بیرون بیمارستان جان سالم به در ببرند [۲۳]. از این رو، پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی با توجه به زیاد شدن این واقعه در دنیا و اهمیت رویداد مذکور که می‌تواند حتی به عنوان اولین و آخرین عارضه قلبی در فرد شناسای شود، ضرورت پیدا می‌کند.

در سال‌های اخیر مطالعات و تحقیقات گسترده‌ای در زمینه تشخیص SCD از روی سیگنال الکتروکاردیوگرام یا HRV صورت گرفته است که بیشتر از طریق استخراج ویژگی در حوزه‌های مختلف پردازشی و طبقه‌بندی افراد از طریق طبقه‌بندی‌کننده‌های مطرح مبتنی بر ویژگی‌های مستخرج شده، هستند [۳۳-۲۴].

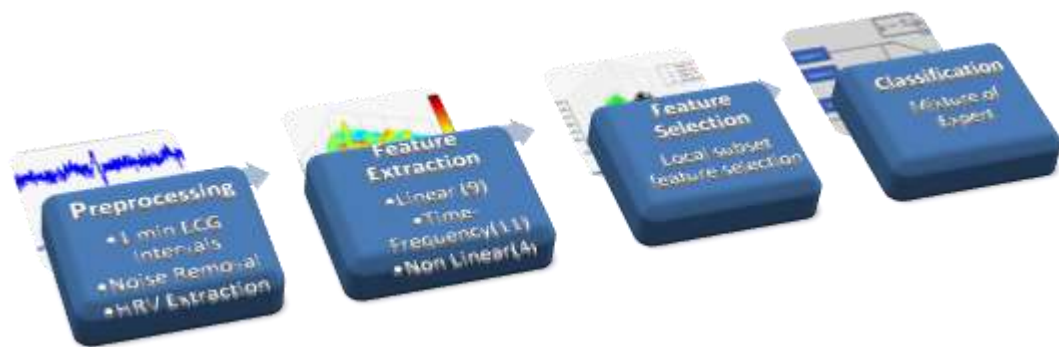
در تحقیقات اولیه ما در این زمینه، نشان داده شد که روش‌های زمان - فرکانس نسبت به روش‌های خطی کلاسیک توانمندی به مراتب بیشتری در تفکیک بین افراد سالم و ریسک‌پذیر دارند [۲۷]. در ارزیابی صورت گرفته بین

از طرفی وجود شبکه تجمیع خبرگان تصمیم مناسب‌تری به‌عنوان خروجی درمورد پردازش حوزه‌های مختلف خواهد گرفت؛ زیرا که نتیجه ارائه‌شده حاصل تصمیم‌گیری‌های متفاوت از منظرگاه‌های مختلف نسبت به این پدیده است و در نهایت نتیجه اتفاق آراء گزارش می‌شود.

در ادامه، مطابق مطالعات گذشته، پس از استخراج سیگنال HRV از سیگنال ECG و تفکیک سیگنال به بازه‌های یک دقیقه‌ای، ویژگی‌های خطی استخراج شده و سپس تبدیل ویگنرویل، اعمال شده و ویژگی در حوزه زمان - فرکانس استخراج شده و در نهایت نیز ویژگی‌های غیرخطی استخراج شده است [۲۵-۲۷]. در مرحله بعد بهترین ترکیب ویژگی‌ها براساس بیشترین ایجاد تمایز بین دو کلاس از طریق روش انتخاب ویژگی محلی برای هر بازه یک دقیقه‌ای انتخاب شده است. سپس از طریق شبکه تجمیع خبرگان، افراد سالم و افراد دچار SCD دسته‌بندی شده‌اند و در نهایت ویژگی‌های بااهمیت در هر بازه زمانی تفسیر شده است و اهمیت هر نوع پردازش در زمان‌های قبل از واقعه نشان داده شده است. شکل (۱) خلاصه الگوریتم پیشنهادی در این مطالعه را نشان می‌دهد.

افزایش میزان پیش‌بینی و بهبود در کیفیت عملکرد مذکور شده است که این نوع پیش‌بینی‌ها اغلب عاری از تفاسیر علایم بالینی بوده است و بیشترین زمان ارائه‌شده با صحت پذیرفتنی نهایتاً به چهار دقیقه قبل از واقعه می‌رسد [۱۸،۲۵،۲۶،۲۹،۳۳،۳۴] که زمانی پذیرفتنی برای به‌کارگرفتن راهکارهای درمانی برای افراد دچار حمله در خارج از بیمارستان نیست.

در این مطالعه با استفاده از بهترین روش‌های استخراج ویژگی که فراهم‌آمده مطالعات قبلی و تجربیات کارهای گذشته ما هستند، از یک روش نوین جهت انتخاب فضای ویژگی بهینه به‌صورت محلی استفاده شده است. همچنین در ادامه با توجه به وجود ویژگی‌های متفاوت از حوزه‌های مختلف، طبقه‌بندی‌کننده تجمیع خبرگان پیشنهاد شده است. روش‌های پیشنهادی، این امکان را فراهم می‌کنند که با انتخاب بهینه ویژگی‌ها در هر بازه ۱ دقیقه‌ای از سیگنال به‌عنوان یک اپیزود، انتخاب ویژگی‌های متفاوتی در هر دقیقه قبل از واقعه انجام شود که باهم متفاوت باشند. این موضوع نه تنها باعث افزایش چشمگیر زمان پیش‌بینی می‌شود، بلکه امکان تفسیر علایم بالینی با توجه به تکرر وجود ویژگی‌ها در هر دقیقه را نیز فراهم خواهد کرد.



شکل (۱): فلوچارت کلی الگوریتم ارائه شده.

گرفته شده است. مجموعه دادگان متشکل از ۳۵ نفر از افرادی که دچار مرگ ناگهانی قلبی شده‌اند (شامل ۱۹ مرد و ۱۶ زن و ECG با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶ نمونه در ثانیه) و ۳۵ فرد سالم بدون سابقه قلبی (شامل ۱۷ زن و ۱۸ مرد و ECG با فرکانس نمونه‌برداری ۲۸ نمونه در ثانیه)، ارزیابی شده است.

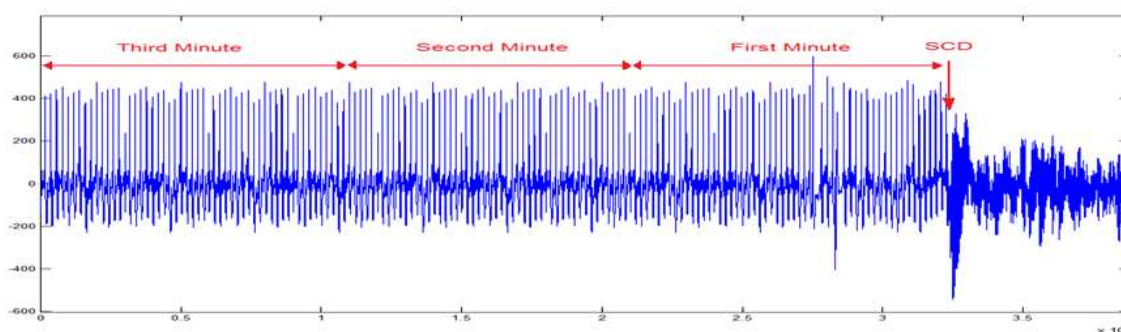
۲- روش‌ها و ابزارها

روش پیشنهادی بر روی داده‌ها از پایگاه داده MIT-Sudden Cardiac Death Holter database ، BIH Normal Sinus Rhythm database به دست آمده است [۳۶،۳۵]. در مواردی که از هر بیمار دو کانال در دسترس بوده است، هر کانال به‌عنوان یک مشاهده (بیمار) در نظر

۲-۱- پیش‌پردازش سیگنال ECG

از افرادی که خطر بالای مرگ ناگهانی قلبی داشته‌اند، به مدت طولانی سیگنال ECG ثبت شده است. این افراد غالباً کسانی بوده‌اند که یا تجربه سکته قلبی را داشته‌اند و یا به علت یک تاکی آریتمی شدید در سیستم قلبی - عروقی مستعد برای SCD بوده‌اند، که درنهایت نیز به این حادثه

دچار شده‌اند. از سیگنال ECG این افراد دقیقاً پیش از رخ دادن واقعه، بازه‌های زمانی ۱ دقیقه‌ای جدا شده است. در شکل (۲)، سیگنال الکتروکاردیوگرام یک مرد ۳۴ ساله که در معرض مرگ ناگهانی قلبی است، از ۳ دقیقه قبل تا لحظاتی پس از وقوع مرگ قلبی، نشان داده شده است.



شکل (۲): سیگنال ECG فرد در آستانه مرگ ناگهانی قلبی از ۳ دقیقه قبل از واقعه تا لحظاتی بعد از واقعه

بردار ویژگی ترکیبی بهترین نتیجه را از این میان نشان داده است [۲۴-۲۷]. بنابراین در این مطالعه، مطابق تحقیقات اولیه صورت گرفته، ویژگی‌های مذکور به کیفیت اشاره شده در مراجع [۲۵-۲۷]، استخراج می‌شوند.

ویژگی‌های حوزه زمان

ویژگی‌های حوزه زمان در بردارنده مجموعه‌ای از ویژگی‌های آماری است که عبارتند از: MNN (میانگین فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV) - SDNN (انحراف معیار فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV) - RMSSD (جذر میانگین مربعات اختلاف فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV) - SDSD (انحراف معیار اختلاف بین فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV) - PNN50 (درصد تعداد فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV که اختلافشان بیشتر از ۵۰ میلی ثانیه است) [۳۸-۴۲].

ویژگی‌های حوزه فرکانس

در این مرحله، طیف توان سیگنال (PSD) با استفاده از روش پارامتریک Burg محاسبه شده است و انرژی سیگنال

در این مرحله از ECG افرادی که دچار مرگ ناگهانی قلبی شده‌اند، ابتدا بازه‌های یک دقیقه‌ای از سیگنال ECG قبل از واقعه و از افراد سالم نیز به مدت ۱ دقیقه سیگنال ECG به صورت تصادفی از کل سیگنال، استخراج می‌شود. سپس از طریق فیلتر ناچ^۱ اغتشاش حاصل از برق شهر و از طریق فیلتر میانگین متحرک^۲ اغتشاشات فرکانس پایین حاصل از تنفس حذف می‌شوند [۲۵-۲۷، ۳۷]. سپس به آشکارسازی موج R و درنهایت استخراج HRV پرداخته شده است. مطالعات گذشته نشان داده‌اند سیگنال ECG افراد سالم و ریسک‌پذیر تفاوت چندانی با یکدیگر ندارند؛ این در صورتی است که سیگنال‌های HRV این دو گروه با هم تفاوت دارند [۲۵-۲۷].

۲-۲- استخراج ویژگی‌های کلاسیک

تحقیقات گذشته نشان داده‌اند، ویژگی‌های کلاسیک که در بردارنده ویژگی‌های زمان و فرکانس و ویژگی‌های حوزه زمان فرکانس مستخرج از روش ویگنرویل و روش‌های غیرخطی در طبقه‌بندی افراد سالم و ریسک‌پذیر بسیار بااهمیت هستند [۲۴-۲۷]. این تحقیقات نشان داده‌اند، سهم هر یک از حوزه‌های پردازشی در طبقه‌بندی متفاوت است و

مطابق مطالعات اولیه، روش توزیع ویگنرویل (SPWVD) برای تحلیل HRV انتخاب شده است. این روش تفکیک پذیری زمان - فرکانس بهتری نسبت به روش های غیر پارامتریک ارائه می دهد و دارای کنترل های مستقلی برای زمان و فرکانس است و همچنین هنگام وقوع تغییرات سریع، تخمین توان با واریانس کمتری نسبت به روش های پارامتریک ارائه می شود [۵۱].

توزیع ویگنرویل از سیگنال گسسته $x[n]$ این گونه تعریف می شود:

$$X(n, m) = 2 \sum_{k=-N+1}^{N-1} |h(k)|^2 \sum_{p=-M+1}^{M-1} g(p) r_x(n + p, k) e^{-\frac{j2\pi nkm}{N}} \quad (1)$$

که m, n به ترتیب شاخص های زمان و فرکانس گسسته هستند. $h(k)$ پنجره متحرک فرکانسی به طول $2N-1$ و $g(p)$ پنجره متحرک زمانی به طول $2M-1$ و $r_x(n, k)$ تابع همبستگی لحظه ای است که به فرم زیر تعریف می شود:

$$r_x(n, k) = x(n+k).x^*(n - k) \quad (2)$$

در شکل (۳) سیگنال HRV فرد در آستانه SCD پس از اعمال تبدیل ویگنرویل نمایش داده شده است.

در باند فرکانسی خیلی پائین (۰.۰۴-۰.۰۳ هرتز) و باند فرکانسی پایین (۰.۱۵-۰.۰۴ هرتز) و باند فرکانسی بالا (۰.۴-۰.۱۵ هرتز) استخراج شده است [۳۹]. مطالعات قبلی نشان داده است که فرکانس های بالا در طیف توان سیگنال HRV نشان دهنده فعالیت بخش پاراسمپاتیک سیستم عصبی، و فرکانس های پایین نشان دهنده فعالیت بخش سمپاتیک سیستم عصبی خودکار کنترل کننده نرخ ضربان قلب است [۳۸-۴۱]. از این رو، نسبت انرژی سیگنال در باند فرکانسی پایین (LF) به انرژی سیگنال در باند فرکانسی بالا (HF) می تواند به عنوان یک ویژگی ای استفاده شود که تعادل سمپاتیک و پاراسمپاتیک را ارزیابی می کند. [۳۸-۴۱].

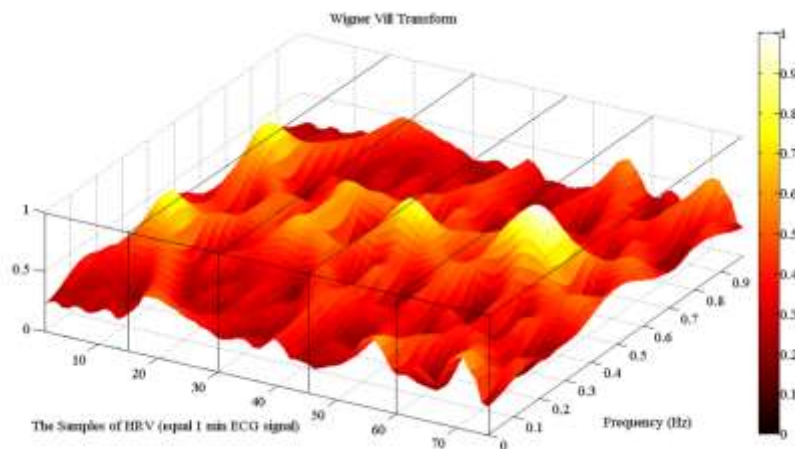
۲-۳- آنالیز زمان - فرکانس

برای بررسی رفتار ریسک پذیری سیگنال ECG نیاز به دسترسی هم زمان اطلاعات زمان و فرکانسی است. تبدیل های زمان فرکانس به سه دسته مهم طبقه بندی می شوند:

۱- روش های زمان - فرکانس غیر پارامتری، در بردارنده تبدیل فوریه زمان کوتاه [۴۳-۴۴] و ویولت [۴۵-۴۷].

۲- نمایندگان زمان - فرکانس درجه دوم غیر پارامتری، در بردارنده توزیع ویگنرویل [۴۸-۵۱].

۳- روش های تغییر زمان پارامتری بر اساس مدل های AR با ضرایب تغییر. [۵۲-۵۴]



شکل (۳): نمایش HRV استخراج شده یک فرد SCD، در حوزه زمان - فرکانس

استخراج ویژگی‌های TF

انتگرال (سیگما) گرفته می‌شود:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (RR(i) - RR_{ave}) \quad (۳)$$

که در آن $y(k)$ ، k امین مقدار سری‌های سیگما گرفته شده است، $RR(i)$ ، i امین فاصله RR است و RR_{avg} میانگین فواصل RR روی کل سری است. سپس سری زمانی سیگما گرفته شده به پنجره‌های با طول مساوی n تقسیم می‌شود. در هر پنجره با طول n ، یک خط با معیار حداقل مربع خطا روی دیتای RR منطبق می‌شود که ترند را در آن پنجره نشان می‌دهد. اگر این تکه خط‌های راست با $y_n(k)$ نشان داده شود، طبق رابطه (۴) با کم کردن آن از سری زمانی سیگما گرفته شده در هر پنجره، یک سری زمانی ترند شده به دست می‌آید:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (۴)$$

این محاسبه روی طول‌های مختلف پنجره تکرار می‌شود تا ارتباط بین $F(n)$ و طول پنجره یعنی n به دست آید. شیب خط مربوط به $\log(F(n))$ نسبت به $\log(n)$ با عنوان فاکتور خودهمانندی به‌عنوان یک ویژگی در طبقه‌بندی استفاده می‌شود.

۲-۵- انتخاب ویژگی

اغلب مطالعات صورت گرفته در گذشته به انتخاب ویژگی به صورت سراسری^۸ عمل می‌کند که این استراتژی بهینه نیست؛ به این معنی که لزوماً ویژگی‌های انتخاب شده در یک دقیقه قبل از واقعه، ویژگی‌های مناسبی برای ۱ ساعت قبل از واقعه و ایجاد تمایز بین گروه‌ها نیستند. بنابراین در این مطالعه با هدف محلی ساختن روش انتخاب ویژگی، برای هر یک از بازه‌های زمانی یک دقیقه‌ای مجموعه‌ای از ویژگی‌های منتخب در آن بازه زمانی ارائه شده است که نه تنها باعث افزایش زمان پیش‌بینی و بهبود صحت طبقه‌بندی می‌شود، بلکه جنس ویژگی‌های غالب در هر بازه زمانی را نشان می‌دهد. به این منظور با هدف ارائه

در ادامه ویژگی‌های مؤثر در طبقه‌بندی، مطابق مطالعات گذشته استخراج شده است. این ویژگی‌ها دربردارنده ۱۱ ویژگی، Min_w ، Max_w و F_{HF} هستند. هر پنجره حاصل میانگین انرژی در یک پنجم سیگنال در محور زمان است، مطابق شکل ۳ [۲۴-۲۷].

۲-۴- استخراج ویژگی‌های غیرخطی

از آنجاکه سیستم قلبی عروقی خیلی پیچیده‌تر از یک سیستم خطی عمل کرده است، رفتار غیر ایستا از خود نشان می‌دهد. علاوه بر ویژگی‌های زمان - فرکانس، دو تحلیل غیرخطی که نشان‌دهنده خصوصیات دینامیکی آشوبناک در سیگنال HRV هستند، برای طبقه‌بندی بین افراد سالم و افراد در معرض مرگ قلبی به منظور پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی استفاده شده‌اند. این دو تحلیل عبارتند: از معیار پوانکاره که سه ویژگی $SD1$ ، $SD2$ ، $SD1/SD2$ از آن استخراج شده است و تحلیل نوسان دترند شده (DFA) که ویژگی α از آن استخراج شده است.

معیار پوانکاره

نمودار پوانکاره به صورت کمی با محاسبه انحراف معیار فواصل $RR(i)$ با خطوط $y=x$ و $y=-x+2RR_m$ تحلیل می‌شود که RR_m متوسط $RR(i)$ ها است. انحراف معیارها $SD1$ و $SD2$ نامیده می‌شوند که $SD1$ مربوط به تغییرات سریع ضربان به ضربان در دادگان است که عمدتاً به RSA مربوط می‌شود؛ درحالی‌که $SD2$ تغییرات بلند مدت $RR(i)$ ها را توصیف می‌کند. نسبت $SD1/SD2$ را نیز می‌توان برای توصیف ارتباط بین این مؤلفه‌ها محاسبه کرد [۴۴، ۵۵].

تحلیل نوسان دترند شده (DFA)

از تحلیل DFA برای کمی کردن خصوصیات فرکتال سیگنال فواصل RR کوتاه مدت استفاده می‌شود [۵۶-۵۸]. در ابتدا، از سری‌های زمانی RR با استفاده از رابطه (۳)

$$BER = 1 - \int \max_y f(x,y) dx \quad (5)$$

که y برچسب و x بردار ورودی با ویژگی‌های متنظر هستند. f تابع چگالی احتمال است.

معیار دوم اطلاعات متقابل^۴ است و مطابق فرمول (۶) محاسبه می‌شود.

$$I(i) = \iint f(x,y) \log \frac{f(x,y)}{f(x)f(y)} dx dy \quad (6)$$

بنابراین سومین پیشنهاد در قسمت انتخاب ویژگی، استفاده از نرخ خطای بیزی به‌عنوان تابع هدف برای بهینه‌سازی است

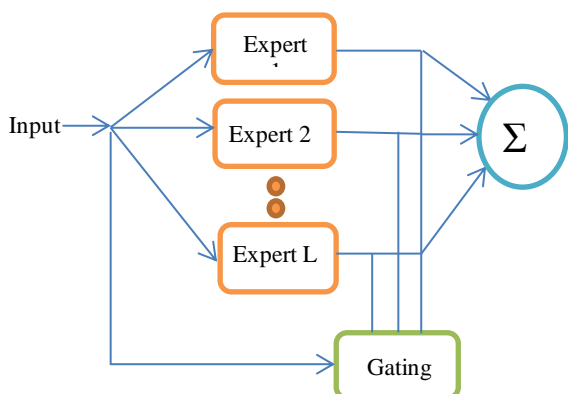
بنابراین براساس نرخ خطای بیزین، بهترین ویژگی انتخاب می‌شود. سپس ترکیب بهترین ویژگی که براساس کمترین خطا انتخاب شده است را با دیگر ویژگی‌ها برای دستیابی به کمترین خطای دوتایی بررسی می‌شود. به همین ترتیب این فرایند تا جایی ادامه پیدا می‌کند که اضافه کردن یک ویژگی، خطای بیزین را نسبت به حالت قبلی بالاتر برود. در واقع در این روش، هدف به‌دست آوردن کمترین تعداد ویژگی با کمترین خطا است.

انتخاب محلی، ویژگی ریسک فرابرازش^{۱۵} را بالا می‌برد. برای حل این مشکل نیز پنجره‌های دو دقیقه‌ای که از هر طرف ۳۰ ثانیه با ایزود قبلی و بعدی هم‌پوشانی دارد انتخاب می‌شود. تنها برای پنجره اول از سر واقعه VT تا ۳۰ ثانیه از ایزود قبلی در نظر گرفته شده است، در واقع، پنجره اول فقط با سگمنت قبلی هم‌پوشانی دارد؛ ولی برای دقایق بعدی هر پنجره با دو سگمنت قبلی و بعدی هم‌پوشانی دارد؛ بنابراین نواحی مرزی برای هر ایزود قبلی و بعدی در نظر گرفته می‌شود و بدین‌وسیله تغییرات ویژگی‌های منتخب به نرمی صورت می‌گیرد. برای این منظور محاسبه خطای بیزی در هر بازه یک دقیقه‌ای، به‌عنوان معیار در نظر گرفته شده است. به عبارت دیگر، ویژگی‌های منتخب بهینه‌ای که در کل خطای بیزی کمتری داشته باشد، منتخب مناسب‌تری خواهند بود.

یک روش بهینه کاهش بعد برای ساختار محلی، روش‌های مختلف ارزیابی شده است.

راهبردهای مختلفی برای جست‌وجوی در فضای بزرگ زیرمجموعه‌های ممکن از ویژگی‌ها ارائه شده است. جست‌وجوی کامل [۵۹-۶۰] معمولاً عملی نیست؛ زیرا تعداد زیرمجموعه‌های ویژگی‌ها به‌صورت نمایی با افزایش تعداد ویژگی‌ها رشد می‌کند. از طرف دیگر، جست‌وجوی حریصانه^۹ مانند انتخاب پیشرو^{۱۰} یا حذف پسرو^{۱۱} با محدود کردن فضای جست‌وجو، پاسخی تقریبی در زمانی کم پیدا می‌کنند؛ ولی مشکل این روش‌ها گرفتارشدن در اکثر ممحلی است. در این میان، روش‌های جست‌وجوی تصادفی جایی بین دو انتهای طیف (جست‌وجوی کامل و جست‌وجوی حریصانه) قرار می‌گیرند و مصالحه‌ای بین دو روش مذکور برقرار می‌کند. در این پژوهش بعد از پیشنهاد روش محلی، جست‌وجوی تصادفی حاصل از پیشرو و پسرو برای انتخاب ویژگی استفاده شده است. از طرفی برای جست‌وجو در میان زیرمجموعه‌های مختلف از ویژگی‌ها، نیاز به تعریف تابع هدف برای بهینه‌سازی است. معیار اصلی برای انتخاب ویژگی، کاهش خطای طبقه‌بندی است. در بسیاری از روش‌ها از خودطبقه‌بندی‌کننده برای ارزیابی ویژگی‌ها استفاده می‌شود [۳۱-۲۴] در بعضی از روش‌ها، معیار نسبت تفکیک فیشر^{۱۲} میزان جدایی‌پذیری را براساس گشتاورهای اول و دوم توزیع دسته‌ها محاسبه می‌کند [۶۱-۶۲] ولی این روش‌ها از پیچیدگی و صرف زمان زیاد برخوردارند؛ خصوصاً برای ایده‌های انتخاب ویژگی محلی که این مشکل چندین برابر می‌شود. دو معیار ارزیابی وجود دارد که به لحاظ نظریه، بهینه هستند. به عبارت دیگر، زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها که این معیارها را بهینه کند، خطای طبقه‌بندی یک طبقه‌بندی‌کننده ایدئال را کمینه کرده است. معیار اول نرخ خطای بیزی^{۱۳} است که مستقیماً خطای طبقه‌بندی با طبقه‌بندی‌کننده ایدئال و مطابق فرمول (۵) محاسبه می‌شود.

با این وجود می‌توان از آن به‌عنوان «خطی تعمیم‌یافته» یاد کرد. شبکه خبره i ام که خروجی $O_i(x)$ خودش را به‌صورت یک تابع خطی تعمیم‌یافته از ورودی x تولید می‌کند به این صورت تعریف می‌شود:



شکل (۴): ساختار شبکه تجمیع خبرگان (ME)

شبکه ورودی نیز یک تابع تعمیم‌یافته خطی است و خروجی i ام آن، $(g(x, v_i))$ ، یک چند جمله‌ای logit یا تابع soft max از متغیرهای میانی z_i است.

$$g(x, v_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^N e^{z_k}} \quad (7)$$

که در آن $z_i = v_i^T x$ و v_i ها بردارهای وزن هستند.

خروجی کلی ساختار ME به شکل زیر است:

$$O(x) = \sum_{k=1}^N g(x, v_k) o_k \quad (8)$$

ساختار تجمیع خبرگان (ME) می‌تواند یک تفسیر احتمالاتی داشته باشد. برای جفت ورودی خروجی (x, y) مقادیر $g(x, v_i)$ را می‌توان به‌عنوان یک احتمال چند جمله‌ای فرض کرد که بیانگر احتمال تصمیمی باشد که با یک پروسه برگشتی، x را به y نگاهت می‌کند. ابتدا باید تصمیم گرفته شود که موجب انتخاب پروسه برگشتی i ام می‌شود؛ سپس خروجی y از چگالی احتمال $p(y-x, W_i)$ انتخاب می‌شود. W_i همان ماتریس وزن از i امین شبکه خبره در مدل است؛ بنابراین احتمال کلی ساختن y از x ترکیبی از احتمالات ساختن y از هر جزء چگالی‌ها است:

۲-۶- بیان مدل شبکه عصبی تجمیع خبرگان ME

همان‌طور که اشاره شد، فرایند انتخاب ویژگی به روش پیشنهادی محلی در مرحله قبل برای دقایق مختلف صورت گرفت. ویژگی‌ها بر پایه بهترین تمایز ایجادکننده بین کلاس‌ها انتخاب شدند. کمترین تعداد که منجر به ترکیب بهینه ویژگی جهت تفکیک کلاس‌ها می‌شد، به‌عنوان ترکیب منتخب، برگزیده شده است. روش طبقه‌بندی به کار برده شده در این زمینه، براساس تحقیقات اولیه ما، استفاده از بردار ویژگی‌های ترکیبی مستخرج از روش‌های پردازشی متفاوت است [۲۴-۳۱] و این در حالی است که بردار ویژگی ترکیبی از هم‌خوانی دیمانسیون ویژگی‌ها در حوزه‌های مختلف رنج می‌برد. از طرفی ابعاد بردار ویژگی ترکیبی بسیار بزرگ‌تر از مؤلفه‌های ویژگی است؛ بنابراین جدا از افزایش پیچیدگی محاسباتی، مشکلات پیاده‌سازی نیز دارد، و از همه مهم‌تر تعداد مؤلفه‌های بردار ویژگی ترکیبی، باعث افزایش پارامترهای شبکه شده است که در مقابل مشاهدات محدود در این مطالعه نتایج خروجی را کم اعتبار می‌کند در اثر گمان عدم آموزش کافی شبکه؛ بنابراین در این کار تحقیقاتی، ترکیبی از چندین طبقه‌بندی‌کننده به‌عنوان تجمیع خبرگان^{۱۶} پیشنهاد می‌شود.

ساختار ME نوشته‌شده با شبکه ورودی و چندین شبکه خبره در شکل ۴ نشان داده شده است. شبکه ورودی، بردار x را به‌عنوان ورودی می‌گیرد و خروجی‌های اسکالری تولید می‌کند که هر یک کسری از واحدند.

هر یک از شبکه‌های خبره به‌ازای بردار ورودی، یک بردار خروجی تولید می‌کند. شبکه ورودی تولید ضرایب ترکیب خطی برای ترکیب خروجی‌های شبکه‌های خبره را به عهده دارد؛ بنابراین خروجی نهایی ساختار ME یک مجموع وزن‌دار همگرا از همه بردارهای خروجی تولیدشده شبکه‌های خبره است. فرض کنید تعداد N شبکه خبره در ساختار ME وجود دارد؛ شبکه‌های خبره به‌کاررفته همگی خطی هستند و تنها یک تابع غیرخطی در خروجی دارند که

می‌شود. از آنجاکه تعداد مشاهدات به ۷۰ عدد محدود می‌شود، این شبکه با توجه به روش 17 LOO در هر مرحله یکی از مشاهدات به‌عنوان داده آزمون^{۱۸} و ۶۹ داده دیگر به‌عنوان دادگان آموزش و در مرحله بعد داده دوم به‌عنوان آزمون و ۶۹ داده دیگر به‌عنوان دادگان آموزش^{۱۹} انتخاب می‌شوند. به این ترتیب، ۷۰ مرتبه شبکه آموزش می‌بیند. در هر مرحله خطای شبکه، استخراج و درنهایت میانگین آن محاسبه می‌شود. یکی از مزایای این روش این است که همه دادگان به‌طور غیرهم‌زمان هم در آموزش و هم در آزمون حضور داشته و شبکه تمام قدرت خود را نشان داده است. از آنجاکه در انتخاب مشاهدات از بعضی از افراد دو لید به‌عنوان مشاهده مستقل در نظر گرفته شده است، برای جلوگیری از همبستگی^{۲۰} بین دادگان در هر مرحله از اجرای شبکه، وقتی داده قرار گرفته در تست، یک لید از دو لید است، لید دوم کنار گذاشته می‌شود.

برای اجرای ساختار فوق ابتدا می‌باید:

برای هر جفت داده (منظور ورودی شبکه که خود دارای n بعد (تعداد ویژگی ورودی) و خروجی که ۱ تایی است) احتمال پیشین را محاسبه کرد که نیازمند پیاده‌سازی فرمول (۱۰) است:

$$g(x, v_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^N e^{z_k}} \quad (10)$$

و همچنین می‌باید احتمال شرطی $P(y|x, w_k)$ پیاده شود که به این منظور باید تابع توزیع احتمال موجود باشد؛ بنابراین احتمال چند جمله با شرایط زیر تعریف شده است. (۱) برای هر شبکه خبره، مسئله IRLS که یک بهینه‌یاب است پیاده شده است (به این ترتیب وزن‌های به‌روزرسانی^{۲۱} شده را می‌توان محاسبه کرد)، یاد آور می‌شود مسئله فوق برای هر شبکه با مشاهده x و y و وزن h باید پیاده شود.

(۲) برای شبکه ورودی^{۲۲}، مسئله IRLS با مشاهده x و h انجام شده است.

(۳) مراحل بالا تا حدی تکرار شود که به جواب مطلوب منجر شود.

درنهایت برای محاسبه خطا از حد آستانه با مقدار ۰۵

$$P(y|x, \varphi) = \sum_{k=1}^N g(x, v_k) P(y|x, W_k) \quad (9)$$

که در آن φ دسته‌ای از همه پارامترهاست که در بردارنده پارامترهای شبکه‌های خبره و شبکه ورودی است. بر پایه مدل احتمالی، آموزش در ساختار ME مثل مسئله \max likelihood رفتار می‌کند. در این مطالعه، الگوریتم ماکسیم‌کردن تابع EM برای تعیین پارامترهای ساختار پیشنهاد می‌شود. بنابراین تعدادی شبکه خبره وابسته به هم می‌تواند با هم به شبکه ورودی برای تقسیم‌کردن مسئله طبقه‌بندی کلی به زیر مسئله‌های ساده‌تر استفاده شوند.

پیاده‌سازی ساختار ME

درواقع، این ساختار مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی است که وزن‌های این شبکه‌ها با قوانین احتمالی به‌روز می‌شوند. در این ساختار دو قسمت مهم دیده می‌شود که مربوط به ۲ سری از شبکه‌ها است. یک سری از شبکه‌ها در این ساختار خبره نام‌گذاری شدند و یک شبکه به نام شبکه ورودی وجود دارد. مطلب مهم دیگری که باید به آن اشاره کرد، ورودی شبکه‌های این ساختار است که به‌صورت ویژگی‌های مرکب هستند که در هر بازه زمانی تعدادی ویژگی مستخرج از روش‌های پردازشی متفاوت به‌عنوان ورودی به شبکه ارائه می‌شود. ابتدا یک سری شبکه (خبرگان) بردار ورودی را می‌گیرند و هر کدام یک بردار خروجی تولید می‌کنند. شبکه ورودی هم بردار ورودی را می‌گیرد و یک بردار خروجی تولید می‌کند که هر کدام از اجزای بردار خروجی شبکه ورودی به یکی از شبکه‌های خبره می‌رود. به این صورت، خروجی شبکه‌های خبره وزن‌دار می‌شوند و درنهایت خروجی کلی سیستم، جمع وزن‌دار همه خروجی‌های شبکه‌های خبره است [۶۳].

در روش پیشنهادی بعد از بررسی تعدادی از انواع ساختارهای معمول شبکه عصبی مصنوعی، بهترین شبکه متوجه انتخاب شد که یک شبکه ورودی با ساختار $n-8-1$ و شبکه‌های خبره با ساختار $n-6-1$ است. n تعداد ویژگی برای هر دقیقه است که از مرحله قبلی به دست آمده و متغیر است و به‌عنوان ورودی شبکه عصبی قرار داده

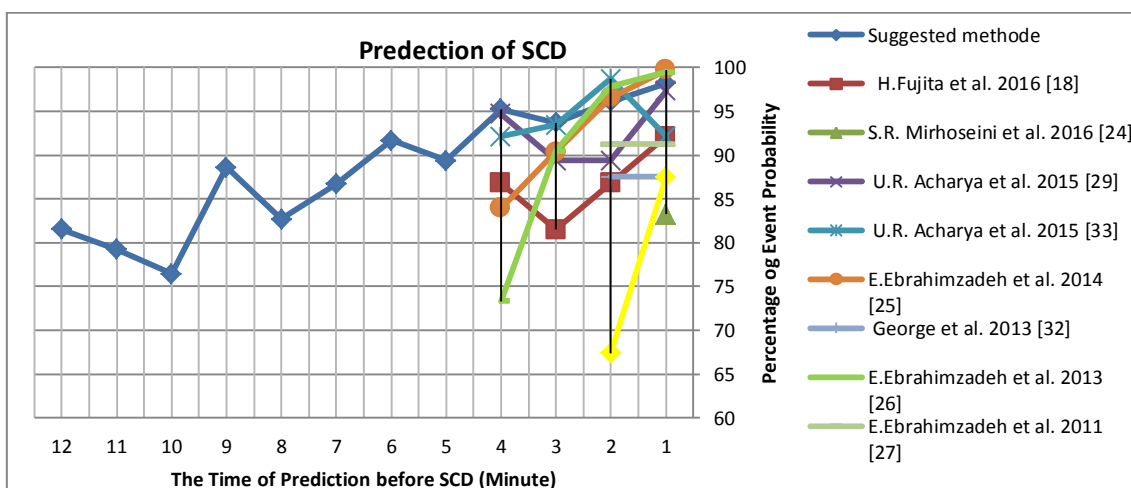
تکرارهای آموزش به ۱۰۰۰ برسد، ادامه می‌یابد. به همین ترتیب، ساختار n-6-1 برای شبکه‌های خیره انتخاب شده است که دلالت بر قدرت بیشتر شبکه ورودی (که در واقع نقش انتخاب‌گری است) دارد.

۳- نتایج

نتایج طبقه‌بندی حاصل از روش پیشنهادی تجمیع خبرگان و انتخاب ویژگی محلی نشان می‌دهد، پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی تا ۱۲ دقیقه قبل از واقعه با صحت پذیرفتنی افزایش پیدا کرده است. صحت طبقه‌بندی‌ها با توجه به روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر روش‌های ارائه‌شده تاکنون در شکل ۵ نشان داده شده است.

استفاده شده است و شرط ورود به مرحله تست به‌دست آوردن حداقل صحت ۹۵٪ است. نتایج به‌دست آمده در جدول (۱) نشان داده شده است. شبکه MLP استفاده‌شده در شبکه ورودی سه لایه پیشخور که با استفاده از الگوریتم پس انتشار، خطا با نرخ یادگیری متغیر آموزش داده می‌شود.

تعداد نورون‌های لایه اول برابر با تعداد ویژگی‌ها (برای هر دقیقه متفاوت است) در نظر گرفته شده است و لایه خروجی شامل ۱ نورون است که مقادیر ۰ و ۱ را اختیار می‌کنند. با تغییر تعداد نورون‌های لایه میانی در بهینه‌سازی معماری شبکه عصبی سعی شده است. و سرانجام، یک شبکه عصبی سه لایه دارای ۶ نورون در لایه پنهان با تابع فعالیت سیگموئید استاندارد، انتخاب شده است. آموزش شبکه تا زمانی که مربع خطا کمتر از ۰,۰۱ شود یا تعداد



شکل (۵) : مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های ارائه‌شده در دیگر مقالات بر اساس درصد صحت پیش‌بینی SCD و زمان (دقیقه)

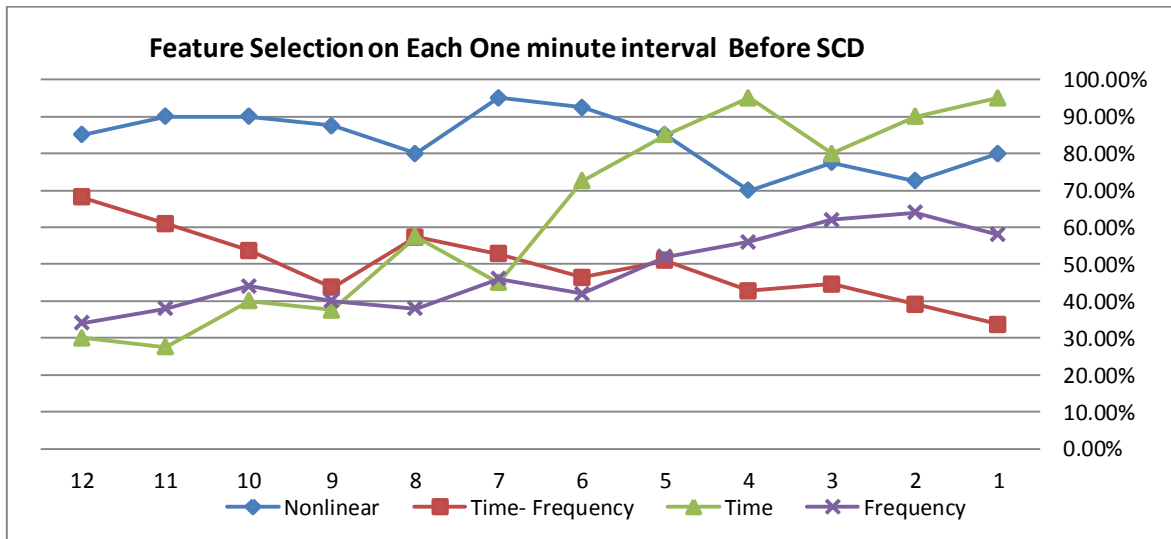
پیش‌بینی

جدول (۱) : میانگین تعداد حضور ویژگی‌های هر حوزه در ویژگی‌های منتخب حاصل از روش انتخاب محلی

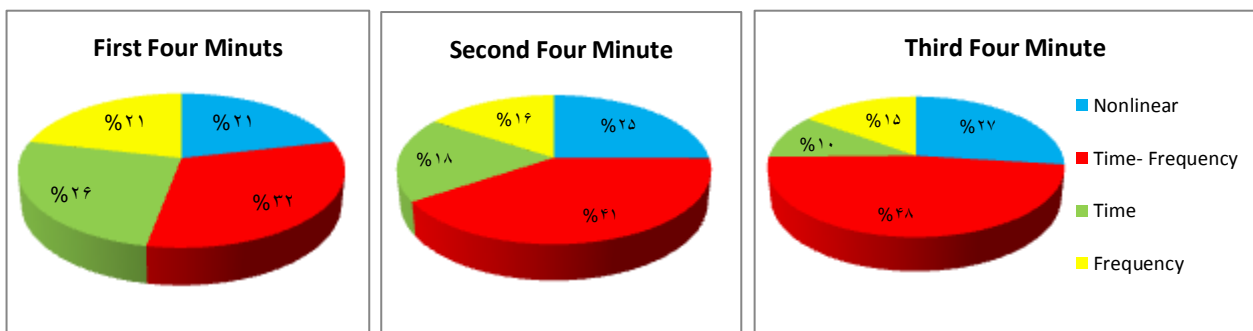
تعداد ویژگی	۱ دقیقه													
	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم	نهم	دهم	یازدهم	دوازدهم		
۴	غیرخطی	آشوب	۳,۲	۲,۹	۳,۱	۲,۸	۳,۴	۳,۷	۳,۸	۳,۲	۳,۵	۳,۶	۳,۶	
۱۱	زمان-فرکانس	ویگنرویل	۳,۸	۴,۳	۴,۹	۴,۷	۵,۶	۵,۱	۵,۸	۶,۳	۴,۸	۵,۹	۶,۷	۷,۵
۴	خطی	زمان	۳,۸	۳,۶	۳,۲	۳,۸	۳,۴	۲,۹	۱,۸	۲,۳	۱,۵	۱,۶	۱,۱	۱,۲
۵		فرکانس	۲,۹	۳,۲	۳,۱	۲,۸	۲,۶	۲,۱	۲,۳	۱,۹	۲,۰	۲,۲	۱,۹	۱,۷

بازه‌های ۲ دقیقه‌ای که ۳۰ ثانیه از هر سگمنت با سگمنت کناری پوشش^{۳۳} دارد، ۱۵ مرتبه تکرار شده است. میانگین تعداد هر ویژگی از هر حوزه در جدول (۱) آورده شده است. سهم تعداد ویژگی انتخاب شده در هر دقیقه نسبت به کل ویژگی‌های استخراج شده در آن حوزه به صورت درصد محاسبه شده و نهایتاً در شکل (۶) روند رشد و کاهش تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در هر حوزه با یکدیگر مقایسه شده است. در این شکل، میزان سهم هر یک از ویژگی‌ها از حوزه‌های مختلف پردازشی نسبت به تعداد اولیه استخراج شده در هر دقیقه نشان داده شده است.

پیش‌بینی وقوع حادثه با توجه به صحت طبقه‌بندی گروه‌های ریسک‌پذیر و نرمال نشان می‌دهد، روش‌های پیشنهادی این توانمندی را از چهار دقیقه به حداقل ۱۲ دقیقه با صحت بالا گسترش داده‌اند. این اختلاف چشمگیر نه تنها به علت استفاده از شبکه تجمیع خبرگان است، بلکه روش انتخاب ویژگی محلی کمک به استخراج مجموعه ویژگی با کارایی بیشتر در هر زمان شده است و در نهایت زمان پیش‌بینی با صحت بالا را افزایش می‌دهد. نکته مهم دیگر در این مطالعه ارائه تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در هر دقیقه و سهم هر یک از کل است. فرایند انتخاب ویژگی محلی آن‌چنان که ارائه شده است در



شکل (۶): میزان سهم هر یک از گروه‌های ویژگی در ویژگی‌های انتخاب شده برای هر دقیقه نسبت به تعداد ویژگی استخراج شده در آن حوزه



شکل (۷): نسبت درصد هر یک از حوزه‌های پردازشی در میانگین ۴ دقیقه‌ای

به خود اختصاص می‌دهند. این روند کاهش ویژگی‌های زمانی در تشخیص و پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی می‌تواند به معنی اختلاف‌ناداشتن در سیگنال افراد ریسک‌پذیر و

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، ویژگی‌های زمانی استخراج شده با فاصله گرفتن از واقعه به شدت کاهش می‌یابند و در واقع سهم ضعیفی در بردار ویژگی ترکیبی دقیق‌تر

می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ویژگی مشتق مرتبه اول که دربردارنده تغییرات اطلاعات زمان - فرکانس است، در هر ۱۲ مرتبه انتخاب ویژگی به‌عنوان ویژگی منتخب برگزیده شده است. همین تیم تحقیقاتی در مطالعات گذشته برای اولین بار، اهمیت این ویژگی را تعریف کرده‌اند و اهمیت آن نه تنها بخاطر اطلاعات هم‌زمان، زمانی و فرکانسی است، بلکه روند تغییرات این اطلاعات نیز مانیتور می‌شود که در کاربرد پیش‌بینی بسیار بااهمیت است.

جدول (۲): ترتیب تکرار هر یک از ویژگی‌ها در ویژگی‌های

منتخب برای ۱۲ دقیقه

نام ویژگی	تکرار در ۱۲ دقیقه
W dif	۱۲
DFA	۱۰
SD1	۱۰
HF	۹
SD2	۸
DIF w	۸
LF	۸

جدول (۳)، روش‌های ارائه‌شده مشابه را به منظور پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی بر روی همین مجموعه دادگان نشان می‌دهد. مقایسه روش‌های ارائه‌شده در مطالعات گذشته، در مقابل این مقاله نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، توانمندی لازم جهت پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی از روی سیگنال HRV را با افزایش چشمگیر زمان و صحت تفکیک‌پذیری دارد. نکته مهم در مقایسه این روش‌ها این است که تمامی روش‌های انتخاب ویژگی به کار برده شده فقط برای یک یا دو دقیقه اول طراحی شده است و این مجموعه بهینه برای جداسازی کلاس‌ها در دقایق دیگر استفاده شده است؛ این در صورتی است که لزوماً ویژگی‌های منتخب برای دقایق اول، شاخصه‌های مناسبی برای دقایق دورتر نیستند؛ همچنان‌که نتایج ارائه‌شده صحت این فرضیه را تأیید می‌کند.

نرمال در حوزه زمان در دقایق دورتر باشد. به همین ترتیب، سهم هر یک از ویژگی‌های زمان - فرکانس و آشوبی در ویژگی‌های انتخاب‌شده به‌منظور طبقه‌بندی، نشان‌دهنده نقش مؤثر ویژگی‌های مذکور، در دقایق عقب‌تر از واقعه است که در تأیید نتایج مرجع [۳۲] است. به این معنی که شاید در ابتدا و حدوداً یک ساعت قبل از واقعه، ویژگی‌های آشوبی و در مرحله دوم، ویژگی‌های زمان - فرکانس نقش بسزایی در تفکیک دو گروه داشته باشند و کم‌کم با نزدیک شدن به واقعه، این ویژگی‌ها جای خود را به ویژگی‌های آماری خطی بدهند. نکته درخور توجه اینکه از نقش ویژگی‌های خطی کلاسیک سیگنال HRV در لحظاتی قبل از واقعه نمی‌توان گذشت که تقریباً سهمی بیش از ۹۰٪ را به خود اختصاص داده‌اند. همان‌طور که از شکل ۶ دریافت می‌شود، تقریباً ویژگی‌های زمان فرکانس در زمان‌های مختلف، هرگز نوسانات شدیدی نداشته است و همیشه سهم چشمگیری از ویژگی‌ها را به خود اختصاص داده‌اند و این شاید به علت وجود اطلاعات هم‌زمان، زمانی و فرکانسی است که بسیار پراهمیت است. شکل (۷)، سهم هر یک از روش‌های پردازشی را به‌طور میانگین در هر ۴ دقیقه قبل از واقعه نسبت به روش‌های پردازشی دیگر نشان می‌دهد.

شکل (۷) نشان می‌دهد، بیشترین سهم ویژگی‌ها، در ویژگی‌های انتخاب‌شده را حوزه زمان - فرکانس به خود اختصاص داده است که هرچه از واقعه دورتر می‌شویم، مقدار این درصد افزایش می‌یابد. از طرفی کمترین ویژگی‌ها متعلق به حوزه خطی بوده است که هرچه از زمان واقعه دورتر می‌شویم سهم آن‌ها کمتر می‌شود و این موضوع در تصدیق مطالعات اولیه ما درخصوص نبود توانمندی لازم ویژگی‌های کلاسیک در تشخیص SCD است [۲۵-۲۷]. به این معنی که ویژگی‌های کلاسیک، توانمندی کمتری در دقایق دورتر در تفکیک دو کلاس دارند. در واقع، این نشان می‌دهد که تغییرات زمانی و فرکانسی در سیگنال ضربان قلبی در ساعتی قبل از واقعه تفاوت چندانی بین فرد SCD و فرد نرمال ایجاد نمی‌کند.

در ادامه تحقیقات سعی شده است بیشترین ویژگی‌هایی منتخب در دقایق مختلف مشخص شود. جدول (۲) تعداد ویژگی منتخب در ۱۲ مرتبه انتخاب ویژگی را نمایش

جدول (۳) : مقایسه روش‌های ارائه شده در دیگر مقالات و روش پیشنهادی به منظور پیش‌بینی مرگ ناگهانی قلبی

نویسنده (سال)	دادگان و تعداد افراد شرکت داده شده	روش‌های استخراج ویژگی کلی	روش‌های کاهش بعد و انتخاب ویژگی	طبقه بند	صحت
T.W. Shen et al., 2007 [34]	۲۰ نرمال - SCD۲۳ دو دقیقه سیگنال VT قبل HRV	تعداد ویژگی: ۴ Mean- pLVF- SD- Ratio LF/HF	استفاده نشده	MLP	دقیقه اول: ۸۷٫۵٪ دقیقه دوم: ۷۷٫۴۴٪
E.Ebrahimzadeh et al., 2011 [27]	۳۵ نرمال - SCD۳۵ دو دقیقه سیگنال VT قبل HRV	تعداد ویژگی: ۲۰ کلاسیک (۹) - حوزه زمان - فرکانس (۱۱)	روش کاهش بعد: PCA کلاسیک (۷) - حوزه زمان - فرکانس (۸)	MLP KNN	برای دودقیقه MLP= ۹۱٫۲۳٪ KNN= ۸۹٫۲۷٪
E.Ebrahimzadeh et al., 2013 [26]	۳۵ نرمال - SCD۳۵ ۴ دقیقه سیگنال VT قبل ECG	تعداد ویژگی: ۲۳ خطی (روش‌های آماری) (۱۱) - حوزه فرکانس و غیرخطی (۱۴)	روش کاهش بعد: روش ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو و PCA که به ترتیب ۱۴ ویژگی انتخاب و نهایتاً ۱۱ ویژگی ساخته می‌شود	MLP	دقیقه اول: ۹۹٫۴۳٪ دقیقه دوم: ۹۷٫۸۶٪ دقیقه سوم: ۹۰٫۴۹٪ دقیقه چهارم: ۷۳٫۳۵٪
George et al. 2013 [32]	۴۰ بیمار با عارضه ایسکمی قلبی، ۲ دقیقه سیگنال VT قبل از HRV	تعداد ویژگی: ۲۳ خطی (روش‌های آماری) (۱۱) - حوزه فرکانس و غیرخطی (۱۴)	استفاده نشده	SVM, Random forest (RF)	SVM = ۸۷٫۵٪, RF = ۸۵٪
M. Loganathan et al. 2014 [28]	۱۸ نرمال - SCD ۲۳ ۵ دقیقه قبل از واقعه از روی سیگنال HRV	تعداد ویژگی: ۳۴ زمان (۱۵) - فرکانس (۱۳) و غیرخطی (۶)	روش انتخاب ویژگی: SFS تعداد ویژگی بهینه: ۷ Outlier, sdHR, aTotal , pVLF, pLF, SD1, alpha1	SVM, PNN	SVM = ۹۶٫۳۶٪ PNN = ۹۳٫۶۴٪
E.Ebrahimzadeh et al., 2014 [25]	۳۵ نرمال - SCD۳۵ دو دقیقه سیگنال VT قبل HRV	تعداد ویژگی: ۲۳ خطی (روش‌های آماری) (۱۱) - حوزه فرکانس و غیرخطی (۱۴)	روش کاهش بعد: انتخاب ویژگی به روش تصادفی پیشرو پسرو	MLP KNN	دقیقه اول: ۹۹٫۷۳٪ دقیقه دوم: ۹۶٫۵۲٪ دقیقه سوم: ۹۰٫۳۷٪ دقیقه چهارم: ۸۳٫۹۶٪
U.R. Acharya et al. 2015a [29]	۱۸ نرمال - SCD۲۰ ۵ دقیقه سیگنال VT قبل از ECG	تعداد ویژگی: ۱۸ روش‌های غیرخطی و ویولت	تعداد ویژگی: ۶ (FD), (H), (DFA), (CD), (ApproxEnt), (SampEnt)	DT, KNN, SVM	دقیقه اول: ۹۲٫۱۱٪ دقیقه دوم: ۹۸٫۶۸٪ دقیقه سوم: ۹۳٫۴۲٪ دقیقه چهارم: ۹۲٫۱۱٪
U.R. Acharya et al. 2015b [33]	۱۸ نرمال - SCD۲۰ ۴ دقیقه سیگنال VT قبل از HRV	تعداد ویژگی: ۱۰ روش‌های غیرخطی: RQA و آنتروپی و کولوموگراو	تعداد ویژگی: ۱۰ RR, DET, meanLen, Ent, LAM, vmax, lmax, T1, T2, RTE,	DT, KNN, PNN, SVM	صحت SVM & PNN دقیقه اول: ۹۲٫۱۱٪ دقیقه دوم: ۸۶٫۸٪ دقیقه سوم: ۸۱٫۵٪ دقیقه چهارم: ۸۶٫۸٪
S.R. Mirhoseini et al. 2016 [24]	۱۸ نرمال - SCD۱۹ ۱ دقیقه سیگنال VT قبل از HRV	تعداد ویژگی: ۲۲ زمان (۵) - فرکانس (۴) - ویگنرویل (۱۰) و غیرخطی (۳)	روش: Tree Bagger تعداد ویژگی: ۱۲	SVM	SVM = ۸۳٫۲۴٪
H.Fujita et al. 2016 [18]	۱۸ نرمال - SCD۲۰ ۴ دقیقه سیگنال VT قبل از HRV	تعداد ویژگی: ۹ روش‌های غیرخطی	تعداد ویژگی: ۹ FE, Tsallis , Tent, REnt, و انرژی ویژگی‌های ویولت	KNN, DT, SVM	صحت برای SVM دقیقه اول: ۹۷٫۳٪ دقیقه دوم: ۸۹٫۴٪

					دقیقه سوم : ۸۹,۴٪ دقیقه چهارم : ۹۴,۷٪
Suggested Method	۳۵ نرمال - SCD ^{۳۵} ۱۲ دقیقه سیگنال HRV قبل VT	تعداد ویژگی: ۲۳ خطی (روش‌های آماری) (۱۱) - حوزه فرکانس و غیرخطی (۱۴)	انتخاب ویژگی محلی برای زمان‌های مختلف تعداد ویژگی‌های مختلف انتخاب می‌شود	ME	برای میانگین ۱۲ دقیقه صحت : ۸۸,۲۹٪

۴- بحث

ویژگی‌های فرکانسی در سیگنال HRV به‌عنوان ویژگی‌های مؤثر خودنمایی می‌کنند. از لحاظ بالینی، این به این معنی است که تغییرات نرخ ضربان قلبی هرچه به حادثه نزدیک می‌شویم، بیشتر تغییر می‌کند. تحقیقات گذشته ما نشان می‌دهد، میانگین دامنه سیگنال HRV افراد در معرض حادثه در لحظاتی قبل از حمله بالاتر از افراد سالم است. این موضوع افزایش ضربان قلبی، تاکی‌کاردی و نهایتاً وجود فیبریلاسیون بطنی را گوشزد می‌کند.

رزولوشن پیش‌بینی در این مطالعه، بازه‌های یک دقیقه‌ای در نظر گرفته شده است. روشن است با افزایش این بازه زمانی (مثلاً بازه‌های دو دقیقه‌ای یا بالاتر)، ویژگی‌های معتبرتر و با دقت بیشتری، با توجه به تعداد سмпل بیشتر، استخراج می‌شود؛ ولی به همین تناسب، رزولوشن پیش‌بینی از دست خواهد رفت. در واقع، زمان‌های دو دقیقه‌ای، معیاری برای تعیین زمان افزایش خطر هستند. از طرفی انتخاب بازه‌های زمانی کوچک‌تر در عین افزایش میزان رزولوشن، اعتبار ویژگی‌های مستخرج‌شده را از دست می‌دهد؛ بنابراین در عین حفظ مصالحه‌ای بین موارد مذکور، بازه‌های یک دقیقه‌ای برای پردازش انتخاب شده است.

نکته شایان توجه این است که ممکن است ویژگی‌های متفاوت دیگری در هر یک از روش‌های پردازشی اشاره‌شده وجود داشته باشد که بتوانند ترکیب بهینه مناسبی را در کنار دیگر ویژگی‌های مستخرج در این مقاله به وجود آورند. از این رو، به نظر می‌رسد ویژگی‌های آشوبی مستخرج از خود سیگنال ECG بتواند اطلاعات جدیدی را از واقعه در اختیار ما قرار دهد. از طرفی نتایج این مطالعه نشان می‌دهد، ویژگی‌های آشوبی و غیرخطی هرچه از لحظه واقعه دور می‌شوند، حرف بیشتری برای گفتن دارند و در واقع بسیار تأثیرگذار در جمع ویژگی‌های منتخب نقش بازی می‌کنند؛ بنابراین، پرداختن به ویژگی‌های بیشتر در این حوزه می‌تواند

تحقیقات گذشته ما نشان می‌دهد، یکی از روش‌های بهینه در کاهش بعد، روش‌های ساخت ویژگی هستند [۲۵-۲۷] که اهمیت ویژه‌ای در پیش‌بینی، طبقه‌بندی و بازنمایی داده دارد. به عبارت دیگر، این روش‌ها با گرفتن ویژگی‌های خام، تعدادی ویژگی جدید به‌عنوان خروجی می‌سازند. در واقع، این روش‌ها تبدیلی از فضای ویژگی‌های خام به فضای ویژگی‌های خروجی پیدا می‌کند که بازنمایی مناسبی از داده ارائه می‌دهد. از مشهورترین این روش‌ها PCA^{۲۱} و LDA^{۲۲} است که با اعمال تبدیل خطی باعث کاهش بعد می‌شوند. یکی از مشکلات این روش دسترس‌نداشتن به اطلاعات کافی از روی ویژگی‌های ساخته‌شده برای تفسیر علایم بیماری است؛ زیرا که ویژگی‌های جدید ترکیب خطی‌ای از ویژگی‌های اصلی هستند که دیگر تفسیرپذیر نیستند؛ بنابراین، در این مطالعه با هدف بررسی ویژگی‌های تأثیرگذار در هر حوزه پردازشی و تفسیر ویژگی‌های موجود، روش انتخاب ویژگی برای قرارگرفتن در چاقوب محلی، پیشنهاد شده است.

نتایج به‌دست‌آمده نشان‌دهنده تأثیرات اولیه ویژگی‌های آشوبی و زمان - فرکانسی در سیگنال HRV فرد در معرض خطر است. به عبارتی، هرچه از واقعه دور می‌شویم، نتایج نشان می‌دهد ویژگی‌های آشوبی بیشتر باعث ایجاد تمایز می‌شود. شاید این موضوع به این معنی باشد که ابتدا قبل از وقوع حادثه، علائم به شکل ویژگی‌های آشوبی (آنتروپی، معیار پوانکاره و دترند) نشان داده می‌شود. به این معنی که اطلاعات مفیدی هم از نوسان‌های کوتاه مدت و هم از نوسان‌های بلند مدت از RR وجود دارد که در دقایق عقب‌تر از واقعه خود را نشان می‌دهد. همچنین خصوصیات متمایزکننده‌ای از فرکانس سیگنال فواصل RR کوتاه مدت نیز در سیگنال اولیه افراد در معرض خطر وجود دارد. سپس

- definition of sudden coronary death: witnessed death within 1 hour of the onset of acute symptoms", *American heart journal*, Vol. 103, No. 1, January 1982.
- [11] R. D. Winslow, D. Mehta and V. Fuster, "Sudden cardiac death: mechanisms, therapies and challenges", *Nature Clinical Practice Cardiovascular Medicine*, Vol. 2, No. 7, July 2005.
- [12] G. I. Fishman, S. S. Chugh, J. P. DiMarco, C. M. Albert, M. E. Anderson, R. O. Bonow, A. E. Buxton, P.-S. Chen, M. Estes and X. Jouven, "Sudden cardiac death prediction and prevention", *Circulation*, Vol. 122, No. 22, November 2010.
- [13] R. Byrne, O. Constant, Y. Smyth, G. Callagy, P. Nash, K. Daly and J. Crowley, "Multiple source surveillance incidence and aetiology of out-of-hospital sudden cardiac death in a rural population in the West of Ireland", *European heart journal*, Vol. 29, No. 11, April 2008.
- [14] dS. S. Chugh, J. Jui, K. Gunson, E. C. Stecker, B. T. John, B. Thompson, N. Ilias, C. Vickers, V. Dogra and M. Daya, "Current burden of sudden cardiac death: multiple source surveillance versus retrospective death certificate-based review in a large US community", *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 44, No. 6, September 2004.
- [15] J. J. de Vreede-Swagemakers, A. P. Gorgels, W. I. Dubois-Arbouw, J. W. Van Ree, M. J. Daemen, L. G. Houben and H. J. Wellens, "Out-of-hospital cardiac arrest in the 1990s: a population-based study in the Maastricht area on incidence, characteristics and survival", *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 30, No. 6, November 1997.
- [16] C. Vaillancourt, I. G. Stiell, "Cardiac arrest care and emergency medical services in Canada", *The Canadian journal of cardiology*, Vol. 20, No. 11, September 2004.
- [17] R. J. Myerburg and M. J. Junttila, "Sudden cardiac death caused by coronary heart disease", *Circulation*, Vol. 125, No. 8, February 2012.
- [18] H. Fujita, U. R. Acharya, V. K. Sudarshan, D. N. Ghista, S. V. Sree, L. W. J. Eugene and J. E. Koh, "Sudden cardiac death (SCD) prediction based on nonlinear heart rate variability features and SCD index", *Applied Soft Computing*, Vol. 43, June 2016.
- [19] M. C. Koester, "A review of sudden cardiac death in young athletes and strategies for preparticipation cardiovascular screening", *Journal of athletic training*, Vol. 36, No. 2, April 2001.
- [20] B. J. Maron, "Sudden death in young athletes", *New England Journal of Medicine*, Vol. 349, No. 11, September 2003.
- [21] G. Nichol, E. Thomas, C. W. Callaway, J. Hedges, J. L. Powell, T. P. Aufderheide, T. Rea, R. Lowe, T. Brown and J. Dreyer, "Regional variation in out-of-hospital cardiac arrest incidence and outcome", *Jama*, Vol. 300, No. 12, September 2008.
- [22] G. I. Fishman, S. S. Chugh, J. P. DiMarco, C. M. Albert, M. E. Anderson, R. O. Bonow, A. E. برای افزایش زمان پیش‌بینی نیز مفید باشد. فرآیند انتخاب ویژگی از طریق یادگیری تقویتی محلی می‌تواند به صورت خودکار و با صرفه‌جویی در زمان و افزایش دقت در انتخاب ویژگی، روش بهینه‌ای باشد. در نتیجه، در آینده تلاش می‌شود موضوعات پیشنهادی اشاره‌شده، در ادامه کار تحقیقاتی مطرح و بررسی شود.
- ### مراجع
- [1] D. P. Zipes, A. J. Camm, M. Borggrefe, A. E. Buxton, B. Chaitman, M. Fromer, G. Gregoratos, G. Klein, R. J. Myerburg and M. A. Quinones, "ACC/AHA/ESC 2006 guidelines for management of patients with ventricular arrhythmias and the prevention of sudden cardiac death: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force and the European Society of Cardiology Committee for Practice Guidelines (Writing Committee to Develop Guidelines for Management of Patients With Ventricular Arrhythmias and the Prevention of Sudden Cardiac Death)", *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 48, No. 5, September 2006.
- [2] T. D. Rea, R. L. Page, "Community approaches to improve resuscitation after out-of-hospital sudden cardiac arrest", *Circulation*, Vol. 121, No. 9, March 2010.
- [3] R. Deo, C. M. Albert, "Epidemiology and genetics of sudden cardiac death", *Circulation*, Vol. 125, No. 4, January 2012.
- [4] J. C. Lopshire and D. P. Zipes, "Sudden cardiac death", September 2006.
- [5] G. I. Fishman, S. S. Chugh, J. P. DiMarco, C. M. Albert, M. E. Anderson, R. O. Bonow, A. E. Buxton, P. S. Chen, M. Estes and X. Jouven, "Sudden cardiac death prediction and prevention", *Circulation*, Vol. 122, No. 22, November 2010.
- [6] P. Melillo, R. Izzo, A. Orrico, P. Scala, M. Attanasio, M. Mirra, N. De Luca and L. Pecchia, "Automatic prediction of cardiovascular and cerebrovascular events using heart rate variability analysis", *PLoS one*, Vol. 10, No. 3, March 2015.
- [7] B. J. Maron, W. K. Shen, M. S. Link, A. E. Epstein, A. K. Almquist, J. P. Daubert, G. H. Bardy, S. Favale, R. F. Rea and G. Boriani, "Efficacy of implantable cardioverter-defibrillators for the prevention of sudden death in patients with hypertrophic cardiomyopathy", *New England Journal of Medicine*, Vol. 342, No. 6, February 2000.
- [8] E. Ladich, R. Virmani and A. Burke, "Sudden cardiac death not related to coronary atherosclerosis", *Toxicologic pathology*, Vol. 34, No. 1, January 2006.
- [9] N. Every, A. Hallstrom, K. M. McDonald, L. Parsons, D. Thom, D. Weaver, M. A. Hlatky, "Risk of sudden versus nonsudden cardiac death in patients with coronary artery disease", *American heart journal*, Vol. 144, No. 3, September 2002.
- [10] S. Goldstein, "The necessity of a uniform

- 144, 9-12 October 2015.
- [34] T. W. Shen, H. P. Shen, C. H. Lin and Y. L. Ou, "Detection and prediction of sudden cardiac death (SCD) for personal healthcare", Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE, August 2007.
- [35] <http://www.physionet.org/PhysioBank/SignalArchives/ECG/NormalSinusRhythmdatabase>.
- [36] <http://www.physionet.org/PhysioBank/SignalArchives/ECG/SuddenCardiacDeathHolterDatabase>.
- [37] E. Ebrahimzadeh, M. Pooyan, S. Jahani, A. Bijar and S. K. Setaredan, "ECG Signals noise removal: Selection and optimization of the best adaptive filtering algorithm based on various algorithms comparison", Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications, Vol. 27, No. 04, August 2015.
- [38] I. Gritti1, S. Defendi, C. Mauri1, G. Banfi1, P. Duca, G. S. Roi, "Heart rate variability standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use in Mountain Marathon Runners during Sleep and after Acclimatization at 3480 m", Journal of Behavioral and Brain Science, Vol. 3 No. 1, 2013.
- [39] M. Obayya, F. Abou-Chadi, "Data fusion for heart diseases classification using multi-layer feed forward neural network", International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES), November 2008.
- [40] U. R. Acharya, N. Kannathal and S. Krishnan, "Comprehensive analysis of cardiac health using heart rate signals", Physiological measurement, Vol. 25, No. 5, August 2004.
- [41] T. Force, "Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology", Circulation, Vol. 93, No. 5, March 1996.
- [42] M. G. Tsipouras and D. I. Fotiadis, "Automatic arrhythmia detection based on time and time-frequency analysis of heart rate variability", Computer methods and programs in biomedicine, Vol. 74, No. 2, May 2004.
- [43] K. Martinmäki, H. Rusko, S. Saalasti and J. Kettunen, "Ability of short-time Fourier transform method to detect transient changes in vagal effects on hearts: a pharmacological blocking study", American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, Vol. 59, No. 6, June 2006.
- [44] L. Keselbrenner and S. Akselrod, "Selective discrete Fourier transform algorithm for time-frequency analysis: method and application on simulated and cardiovascular signals", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 43, No. 8, August 1996.
- [45] Y. Goren, L. R. Davrath, I. Pinhas, E. Toledo and S. Akselrod, "Individual time-dependent spectral boundaries for improved accuracy in time-frequency analysis of heart rate variability", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 53, No. 1, January 2006.
- Buxton, P. S. Chen, M. Estes and X. Jouven, "Sudden cardiac death prediction and prevention", Circulation, Vol. 122, No. 22, November 2010.
- [23] W. M. Smith, "Cardiac Defibrillation," IEEE-EMBC and CMBEC, August 1997.
- [24] S. R. Mirhoseini, M. R. JahedMotlagh, M. Pooyan, "Improve Accuracy of Early Detection Sudden Cardiac Deaths (SCD) Using Decision Forest and SVM", International Conference on Robotics and Artificial Intelligence, pp.1-4, 20-22 April 2016.
- [25] E. Ebrahimzadeh, M. Pooyan and A. Bijar, "A novel approach to predict sudden cardiac death (SCD) using nonlinear and time-frequency analyses from HRV signals", PloS one, Vol. 9, No. 2, February 2014.
- [26] E. Ebrahimzadeh and M. Pooyan, "Prediction of sudden cardiac death (SCD) using time-frequency analysis of ECG signals", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol.3, No. 4, Winter 2013.
- [27] E. Ebrahimzadeh and M. Pooyan, "Early detection of sudden cardiac death by using classical linear techniques and time-frequency methods on electrocardiogram signals", Journal of Biomedical Science and Engineering, Vol. 4, No. 11, November 2011.
- [28] L. Murukesan, M. Murugappan, M. Iqbal and K. Saravanan, "Machine learning approach for sudden cardiac arrest prediction based on optimal heart rate variability features", Journal of Medical Imaging and Health Informatics, Vol. 4, No. 4, August 2014.
- [29] U. R. Acharya, H. Fujita, V. K. Sudarshan, V. S. Sree, L. W. J. Eugene, D. N. Ghista and R. San Tan, "An integrated index for detection of sudden cardiac death using discrete wavelet transform and nonlinear features", Knowledge-Based Systems, Vol. 83, July 2015.
- [30] L. Murukesan, M. Murugappan and M. Iqbal, "Sudden cardiac death prediction using ECG signal derivative (heart rate variability): a review", IEEE 9th International Colloquium on Signal Processing and its Applications (CSPA), pp. 269-274, 8-10 Nov. 2013.
- [31] P. Siwindarto, ING. Wardana, M. R. Indra, M. A. Widodo, "Sudden Cardiac Death Prediction Using Poincaré Plot of RR Interval Differences (PORRID)", Applied Mathematical Sciences, Vol. 9, No. 51, 2015.
- [32] G. Manis, S. Nikolopoulos, P. Arsenos, K. Gatzoulis, P. Dilaveris and C. Stefanadis, "Risk stratification for arrhythmic sudden cardiac death in heart failure patients using machine learning techniques", Computing in Cardiology Conference (CinC), pp. 141-144, 22-25 September 2013.
- [33] U. R. Acharya, H. Fujita, V. K. Sudarshan, D. N. Ghista, W. J. E. Lim and J. E. Koh, "Automated prediction of sudden cardiac death risk using Kolmogorov complexity and recurrence quantification analysis features extracted from HRV signals", IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp. 141-

- [57] H. V. Huikuri, T. H. Mäkikallio, C.-K. Peng, A. L. Goldberger, U. Hintze and M. Møller, "Fractal correlation properties of RR interval dynamics and mortality in patients with depressed left ventricular function after an acute myocardial infarction", *Circulation*, Vol. 101, No. 1, January 2000.
- [58] R. G. Yeh, J. S. Shieh, Y. Y. Han, Y. J. Wang and S.-C. Tseng, "Detrended fluctuation analyses of short-term heart rate variability in surgical intensive care units", *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, Vol. 18, No. 02, April 2006.
- [59] P. M. Narendra and K. Fukunaga, "A branch and bound algorithm for feature subset selection", *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 26, No. 9, September 1977.
- [60] M. Nikravan, E. Ebrahimzadeh, M. R. Izadi and M. Mikaeili, "Toward a computer aided diagnosis system for lumbar disc herniation disease based on MR Image analysis", *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, Vol. 28, No. 06, December 2016.
- [61] K. Kira and L. A. Rendell, "A practical approach to feature selection", *Proceedings of the ninth international workshop on Machine learning*, pp. 249-256, July 1992.
- [62] Y. Sun, "Iterative RELIEF for feature weighting: algorithms, theories, and applications", *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 29, No. 6, June 2007.
- [63] S. Amoozegar, M. Pooyan and E. Ebrahimzadeh, "Classification of brain signals in normal subjects and patients with epilepsy using mixture of experts", *Computational Intelligence in Electrical Engineering*, Vol. 4, No. 1, Spring 2013.
- [46] P. Novak and V. Novak, "Time/frequency mapping of the heart rate, blood pressure and respiratory signals", *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 31, No. 2, March 1993.
- [47] E. Toledo, O. Gurevitz, H. Hod, M. Eldar and S. Akselrod, "Wavelet analysis of instantaneous heart rate: a study of autonomic control during thrombolysis", *American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, Vol. 284, No. 4, April 2003.
- [48] S. Pola, A. Macerata, M. Emdin and C. Marchesi, "Estimation of the power spectral density in nonstationary cardiovascular time series: assessing the role of the time-frequency representations (TFR)", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 43, No. 1, January 1996.
- [49] L. Mainardi, N. Montano and S. Cerutti, "Automatic decomposition of Wigner distribution and its application to heart rate variability", *Methods Archive*, Vol. 43, No. 1, 2004.
- [50] S. Jasson, C. Médigue, P. Maison-Blanche, N. Montano, L. Meyer, C. Vermeiren, P. Mansier, P. Coumel, A. Malliani and B. Swynghedauw, "Instant power spectrum analysis of heart rate variability during orthostatic tilt using a time-/frequency-domain method", *Circulation*, Vol. 96, No. 10, November 1997.
- [51] E. Ebrahimzadeh, S. M. Alavi, A. Bijar and A. Pakkhesal, "A novel approach for detection of deception using Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution (SPWVD)", *Journal of Biomedical Science and Engineering*, Vol. 6, No. 1, January 2013.
- [52] E. Ebrahimzadeh, S. Alavi, F. S. Khodadad, "Implementation and designing of lie -detection system based on electroencephalography (EEG)", *Ann Mil Health Sci Res*, Vol. 11, No.1, March 2013.
- [53] L. T. Mainardi, A. M. Bianchi, R. Furlan, S. Piazza, R. Barbieri, V. di Virgilio, A. Malliani and S. Cerutti, "Multivariate time-variant identification of cardiovascular variability signals: a beat-to-beat spectral parameter estimation in vasovagal syncope", *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 44, No. 10, October 1997.
- [54] O. Meste, B. Khaddoumi, G. Blain and S. Bermon, "Time-varying analysis methods and models for the respiratory and cardiac system coupling in graded exercise", *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 52, No. 11, November 2005.
- [55] L. Claudia, I. Oscar, P. G. Héctor and V. J. Marco, "Poincaré plot indexes of heart rate variability capture dynamic adaptations after haemodialysis in chronic renal failure patients", *Clinical physiology and functional imaging*, Vol. 23, No. 2, March 2003.
- [56] M. P. Tulppo, T. Mäkikallio, T. Takala, T. Seppanen and H. V. Huikuri, "Quantitative beat-to-beat analysis of heart rate dynamics during exercise", *American journal of physiology-heart and circulatory physiology*, Vol. 271, No. 1, July 1996.

-
- ¹ Forward Selection
 - ² Backward Elimination
 - ³ TreeBagger
 - ⁴ or Segment Interval
 - ⁵ Episode
 - ⁶ Notch Filter
 - ⁷ Moving Average
 - ⁸ Global
 - ⁹ Greedy
 - ¹⁰ Forward Selection
 - ¹¹ Backward Elimination
 - ¹² Fisher's Discriminant Ratio
 - ¹³ Bayes Error Rate
 - ¹⁴ Mutual Information
 - ¹⁵ Overfitting
 - ¹⁶ Mixture of Expert
 - ¹⁷ Leave One Out
 - ¹⁸ Test
 - ¹⁹ Train
 - ²⁰ Correlation
 - ²¹ Update
 - ²² Gating

²³ overlap

²⁴ Principal Component Analysis

²⁵ Linear Discriminant Analysis