

پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی (SCD) با استفاده از تحلیل های زمان - فرکانس سیگنال

الکتروکاردیوگرام

الیاس ابراهیم زاده^۱ و محمد پویان^۲

۱- کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی پزشکی - دانشگاه شاهد- تهران- ایران

Elias.Ebrahimzadeh@yahoo.com

۲- دانشیار، دانشکده مهندسی پزشکی - دانشگاه شاهد- تهران- ایران

Pooyan@shahed.ac.ir

چکیده: مرگ ناگهانی قلبی (SCD) همه ساله جان میلیون‌ها انسان را می‌گیرد. با استفاده از تجهیزات پزشکی از قبیل دیفیبریلاتور می‌توان تعداد این نوع مرگ‌ها را کاهش داد، با وجود این راه‌های مناسبی برای پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی که پزشکان بتوانند از طریق آن تصمیمات مناسبی را برای بیماران در معرض خطر بگیرند، وجود ندارد. در این مقاله با استفاده از پردازش سیگنال الکتروکاردیوگرام مرگ ناگهانی قلبی پیش بینی شده است. برای این کار پس از استخراج سیگنال HRV از سیگنال ECG به استخراج ویژگی‌های خطی، زمان - فرکانس و غیر خطی پرداخته شده است. در مرحله بعد، بهترین ویژگی‌های ترکیبی متوجه برای ایجاد بیشترین تمایز بین دو کلاس را انتخاب کرده، سپس با اعمال PCA به بردار ویژگی ترکیبی، ابعاد ویژگی کاهش یافته و در نهایت، از طریق شبکه عصبی MLP افراد سالم و افراد ریسک پذیر، دسته بندی می‌شوند. به منظور ارزیابی توانمندی هر یک از روش‌های تحلیلی در تفکیک افراد، آنها را به صورت مجزا و ترکیبی با هم مقایسه کرده ایم. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که در سیگنال HRV مربوط به افراد ریسک پذیر، در نزدیکی وقوع SCD ویژگی‌هایی وجود دارد که آنها را کاملاً از افراد سالم متمایز می‌کند. روش بردار ترکیبی از توانایی بمراتب بیشتری برای آشکار کردن این اختلاف برخوردار است. در نهایت صحت تفکیک پذیری برای دقایق اول، دوم، سوم و چهارم قبل از واقعه به ترتیب ۹۹٫۴۳٪؛ ۹۷٫۸۶٪؛ ۹۰٫۴۹٪؛ ۷۳٫۳۵٪ است که نسبت به کارهای قبلی انجام شده از صحت بمراتب بالاتری برخوردار است. از طرفی، نشان داده ایم که از ۴ دقیقه قبل از رخ دادن مرگ قلبی، این افزایش احتمال خطر کاملاً مشهود است؛ به طوری که هرچه به وقوع حادثه نزدیکتر می‌شویم، احتمال وقوع نیز افزایش می‌یابد و این زمان برای اتخاذ راهکارهایی برای جلوگیری از این واقعه کافی است.

واژه‌های کلیدی: مرگ ناگهانی قلبی؛ سیگنال الکتروکاردیوگرام، تغییرات نرخ ضربان قلب؛ روش زمان-فرکانس.

۱- مقدمه

افراد می‌شود. وقتی این اتفاق رخ می‌دهد، خون دیگر نمی‌تواند برای مدتی به قسمت‌های مختلف بدن پمپ شود [۱] این رخداد، هر ساله، عامل مرگ تقریباً ۲۵۰۰۰۰ تا ۳۰۰۰۰۰ انسان در آمریکاست [۲]. همچنین در آمریکای شمالی و اروپا این تعداد از میان هر ۱۰۰۰۰۰ نفر به ۵۰ الی ۱۰۰ نفر می‌رسد [۳-۸]. با استفاده از تجهیزات پزشکی، از قبیل دیفیبریلاتور تعداد این نوع مرگ‌ها می‌تواند کاهش یابد. با وجود این، راه‌های مناسبی برای پیش بینی مرگ

مرگ ناگهانی قلبی (SCD) نتیجه تخریب شدید عملکرد قلبی است که سبب از بین رفتن سیستم قلبی در

^۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۱/۰۴/۰۸

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۱/۱۲/۲۶

نام نویسنده مسئول : الیاس ابراهیم زاده

نشانی نویسنده مسئول : ایران - تهران - اتوبان خلیج فارس -

دانشگاه شاهد - دانشکده مهندسی پزشکی

پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی (SCD) با استفاده از تحلیل های زمان - فرکانس سیگنال الکتروکاردیوگرام

(تحلیل های حوزه زمان و حوزه فرکانس) فراهم کنند و مکمل خوبی برای آنها باشند. تحلیل غیر خطی سیگنال HRV به دو دلیل عمده بسیار مورد توجه قرار گرفته است: دلیل اول ذات غیر خطی سیگنال مشاهده شده از قلب است که به صورت یک نوسانگر دینامیک غیر خطی عمل می کند و دلیل دوم، لزوم به دست آوردن دانش کافی درباره این پدیده واقعی است. از این رو، به تحلیل های غیر خطی نیز پرداخته شده است.

هدف ما در این مقاله، انجام تحلیل های خطی کلاسیک، زمان-فرکانس و غیر خطی روی سیگنال HRV به دست آمده از افراد سالم و افراد در معرض مرگ ناگهانی قلبی است تا بتوانیم با استفاده از یک بردار ویژگی ترکیبی، دو گروه افراد سالم و افراد در آستانه مرگ قلبی را با استفاده از طبقه بندی کننده شبکه عصبی با دقت خوبی از یکدیگر تفکیک کرده، از طریق آشکار کردن افزایش احتمال خطر، به پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی پردازیم.

تحقیقات انجام شده در این زمینه نشان داده اند که روش های خطی زمان و فرکانس در جهت پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی، فاقد توانمندی لازم هستند [۱۳، ۱۴].

در تحقیقات اولیه در این زمینه، ما نشان دادیم که روش های زمان-فرکانس نسبت به روش های خطی کلاسیک توانمندی بمراتب بیشتری در تفکیک بین افراد سالم و ریسک پذیر دارند [۱۳].

در ارزیابی صورت گرفته بین دو روش زمان-فرکانس و روش کلاسیک به ترتیب صحت تفکیک پذیری ۹۹،۱۶٪ و ۷۴،۳۶٪ برای ۱ دقیقه سیگنال ECG قبل از واقعه از طریق طبقه بندی کننده MLP به دست آمده است [۱۳].

در ادامه، پس از استخراج سیگنال HRV از سیگنال ECG ویژگی های خطی استخراج شده و سپس تبدیل و یکنویلی اعمال کرده و به استخراج ویژگی در حوزه زمان - فرکانس پرداخته شده و در نهایت نیز ویژگی های غیر خطی استخراج شده است. در مرحله بعد بهترین ترکیب ویژگی ها بر اساس بیشترین ایجاد تمایز بین دو کلاس

ناگهانی قلبی که پزشکان بتوانند از طریق آن تصمیمات مناسبی را برای بیماران در معرض خطر بگیرند، وجود ندارد. تنها ۱-۲٪ از بیمارانی که دچار SCD شده اند می توانند در بیرون بیمارستان جان سالم به در ببرند [۹]. این اتفاق، غالباً با یک تاکی آریتمی شدید، از قبیل: تاکیکاردی بطنی (VT)، لرزش بطنی (VFL) و یا فیبریلاسیون بطنی، شروع می شود. در موارد نادر نیز بر اثر برادری آریتمی است [۱۰، ۱۱]. مطالعات و تحقیقاتی که در زمینه تشخیص SCD با الکتروکاردیوگرام صورت گرفته، به تعداد اندکی محدود می شود که غالباً از طریق استخراج ویژگی های کلاسیک که تمایز درخور توجهی نیز ایجاد نمی کنند، به بررسی این موضوع پرداخته اند [۱۱، ۱۲]. آنها شواهدی دارند که نشان می دهد HRV در افرادی که تجربه SCD دارند، کم و در افراد جوان سالم زیاد است [۱۱، ۱۲]. در تحقیق دیگری نشان داده شده است که بیک های تنفسی در تغییرات ضربان قلبی (HRV) در بیماران SCD، در یک هفته قبل از مرگشان ناپدید شده اند [۱۲]. اگر مرگ ناگهانی قلبی، قبل از رخداد تشخیص داده شود، می تواند به نجات جان بیمار قلبی بینجامد.

منظور از HRV تغییرات در فواصل زمانی بین ضربان های متوالی قلب است. به عبارت دیگر، زمان بین دو موج R در دو سیکل متوالی قلبی در سیگنال الکتروکاردیوگرام را بازه زمانی RR گوئیم. تغییرات در این سری زمانی (HRV) می تواند به عنوان یک علامت خطر برای مرگ و میر پس از سکت قلبی در نظر گرفته شود [۱]. در این مقاله از سیگنال تغییرات ضربان قلبی (HRV) به منظور تشخیص SCD استفاده شده است. در این تحقیق به منظور پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی به استخراج ویژگی های معمول خطی و همچنین، حوزه زمان فرکانس پرداخته شده است. از طرفی، با توجه به اینکه تاکنون روش های خطی مختلفی برای تحلیل سیگنال HRV به کار گرفته شده است، اخیراً اثبات شده که روش های پردازش غیر خطی می توانند اطلاعات بیشتری نسبت به روش های خطی معمول

۲- روش‌ها و ابزارها

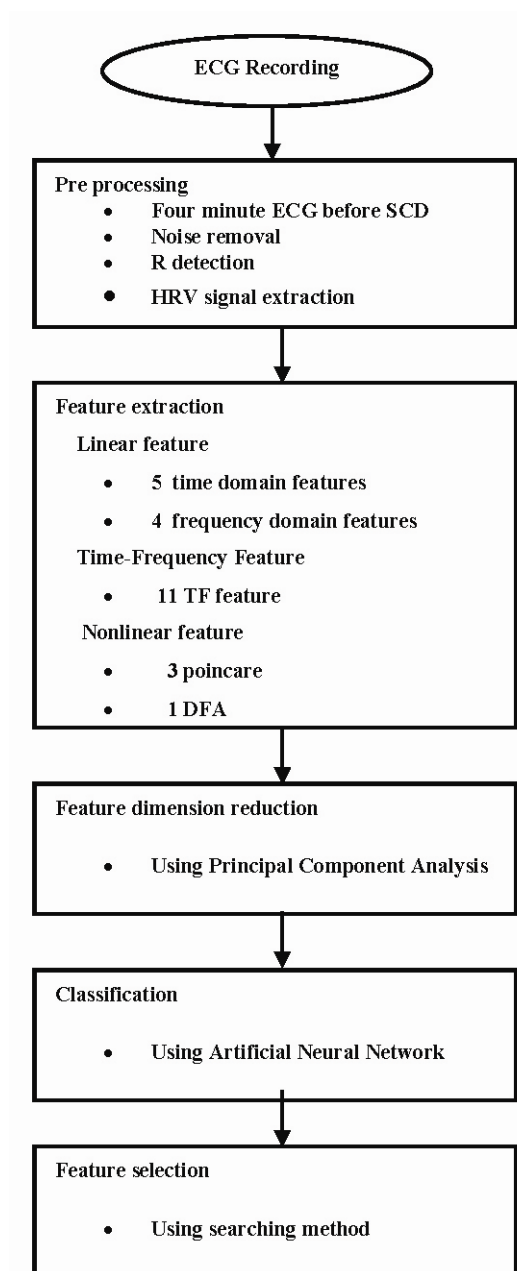
الگوریتم ارائه شده بر روی مجموعه دادهایی متشکل از ۳۵ نفر از افرادی که دچار مرگ ناگهانی قلبی شده‌اند (شامل ۱۹ مرد و ۱۶ زن و ECG با فرکانس نمونه برداری ۲۵۶ نمونه در ثانیه) و ۳۵ فرد سالم بدون سابقه قلبی (شامل ۱۷ زن و ۱۸ مرد و ECG با فرکانس نمونه برداری ۱۲۸ نمونه در ثانیه)، ارزیابی

شده است. این داده‌ها از پایگاه داده MIT-BIH Sudden Cardiac Death Holter database, Normal Sinus Rhythm database به دست آمده است [۱۴،۱۵]. در مواردی که از هر بیمار دو کانال در دسترس بوده است، هر کانال به عنوان یک مشاهده (بیمار) در نظر گرفته شده است.

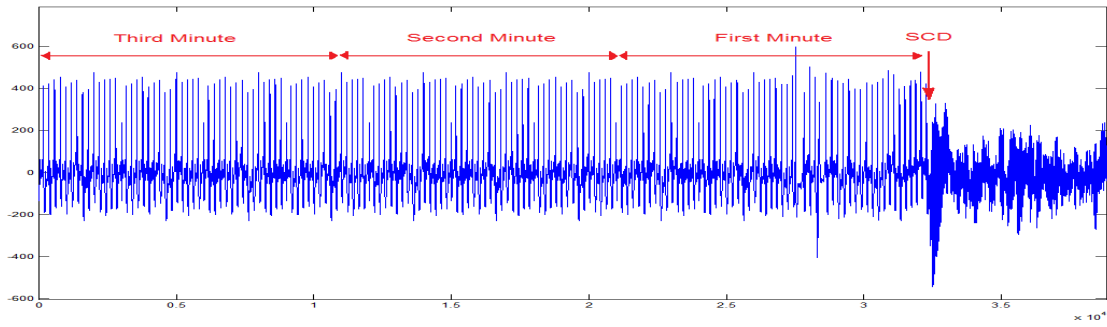
۲-۱- پیش پردازش سیگنال ECG

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 در نهایت نیز به این حادثه دچار شده‌اند. از سیگنال ECG این افراد دقیقاً پیش از رخ دادن واقعه بازه‌های زمانی ۱ دقیقه‌ای جدا کرده و به ترتیب به نام دقیقه اول، دقیقه دوم و دقیقه سوم و دقیقه چهارم نام‌گذاری شده‌اند. 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، ملاحظه می‌کنید.

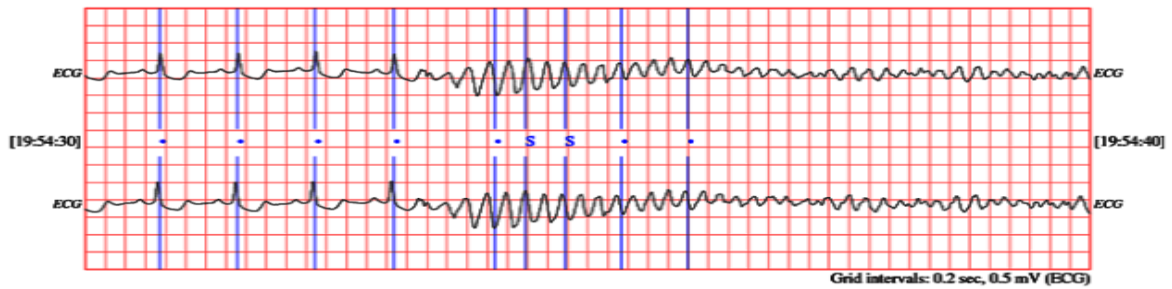
انتخاب شده، سپس با اعمال PCA به بردار ویژگی ترکیبی، ابعاد ویژگی کاهش یافته و در نهایت، از طریق شبکه عصبی MLP افراد سالم و افرادی که دچار SCD شده‌اند، دسته بندی می‌شوند. این دسته بندی در چهار مرحله، برای دقایق اول و دوم و سوم و چهارم پیش از SCD صورت گرفته است. در شکل (۱) خلاصه مراحل الگوریتم نشان داده شده است.



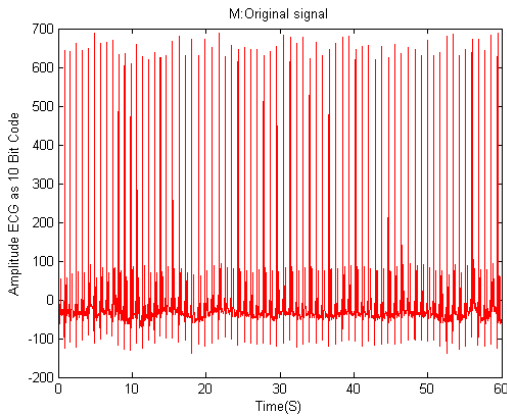
شکل (۱): فلوچارت کلی الگوریتم ارائه شده.



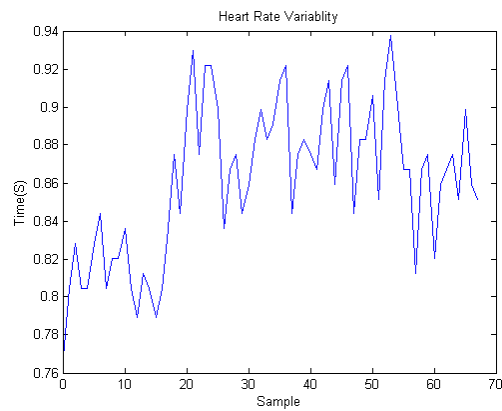
شکل (۲) : سیگنال ECG فرد در آستانه مرگ ناگهانی قلبی از ۳ دقیقه قبل از واقعه تا لحظاتی بعد از واقعه .



شکل (۳) : سیگنال ECG بیمار در لحظه مرگ ناگهانی قلبی [۱۵]



(الف)



(ب)

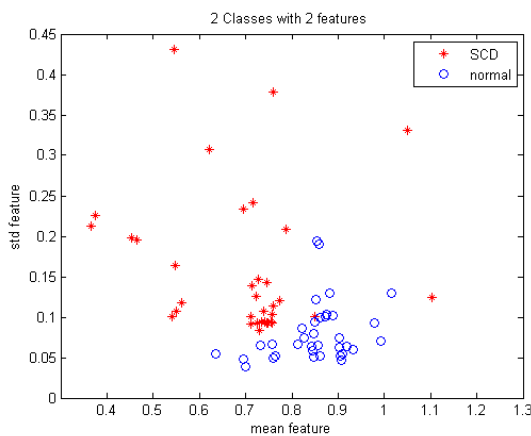
شکل (۴) : (الف) یک دقیقه سیگنال ECG فرد سالم (ب)

سیگنال HRV استخراج شده از شکل الف .

شکل ظاهری سیگنال برای فردی که دچار SCD شده (قبل از حادثه) تفاوت چندانی با سیگنال فرد سالم ندارد. در شکل (۳) یک سیگنال ECG فردی را که دچار SCD شده است، از چند ثانیه قبل تا هنگام وقوع حادثه ملاحظه می کنید [۱۵].

در این مرحله از ECG افرادی که دچار مرگ ناگهانی قلبی شده اند، دقیقاً دقیقه قبل از رخ دادن حادثه، و همچنین افراد سالم، به مدت ۱ دقیقه سیگنال ECG اخذ می شود. سپس به آشکارسازی موج R و در نهایت استخراج HRV پرداخته شده است. در این مرحله با استفاده از الگوریتم Pan-Tampkins [16] موج R را به دست آورده و سپس از کنار هم قرار دادن فواصل RR متوالی، سیگنال HRV را تشکیل می دهیم. به این ترتیب، سیگنال های HRV پیش پردازش شده برای استخراج ویژگی آماده می شوند. در شکل های (۴) و (۵) سیگنال ECG و HRV فرد سالم و SCD نشان داده شده است. چنانچه قبلاً اشاره شد و در شکل (۴) و (۵) مشخص است سیگنال ECG فرد سالم و ریسک پذیر تفاوت چندانی با یکدیگر ندارند .

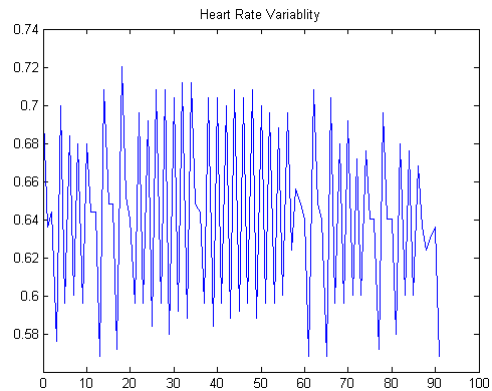
قطعه از سیگنال HRV) - SDDS (انحراف معیار اختلاف بین فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV) - PNN50 (درصد تعداد فواصل RR موجود در هر قطعه از سیگنال HRV که اختلافشان بیشتر از ۵۰ میلی ثانیه است). توزیع فضای برخی از این ویژگی‌ها در شکل (۶) نشان داده شده است. به طوری که در این شکل دیده می‌شود، این ویژگی‌ها می‌توانند تفکیک پذیری مناسبی بین دو گروه سالم و SCD ایجاد کنند.



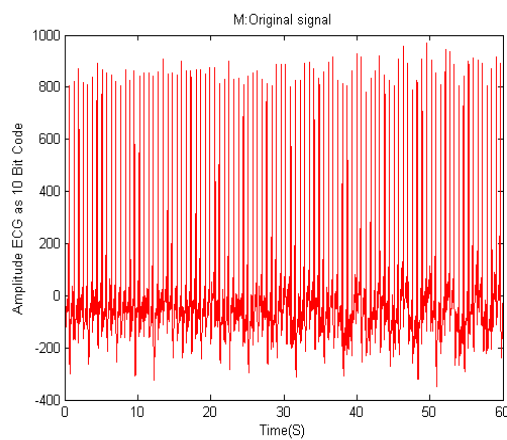
شکل (۶): توزیع فضای ویژگی میانگین (MNN) در محور افقی و انحراف معیار (Std NN) در محور عمودی نمایش داده شده است.

۲-۲-۲ ویژگی‌های حوزه فرکانس

در این مرحله با استفاده از روش تخمین طیف (PSD)، انرژی سیگنال در باند فرکانسی خیلی پایین (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 [18,22,21]. مطالعات قبلی نشان داده است که فرکانس‌های بالا در طیف توان سیگنال HRV نشان دهنده فعالیت بخش پاراسمپاتیک سیستم عصبی و همچنین، فرکانس‌های پایین نشان دهنده فعالیت بخش سمپاتیک سیستم عصبی خودکار کنترل کننده نرخ ضربان قلب است [17,20]. از این رو، نسبت انرژی سیگنال در باند فرکانسی پایین (LF) به انرژی سیگنال در باند فرکانسی بالا (HF) می‌تواند به عنوان یک ویژگی که تعادل سمپاتیک و پاراسمپاتیک را ارزیابی می‌کند، استفاده شود [17,20].



(الف)



(ب)

شکل (۵): (الف) یک دقیقه سیگنال ECG فرد در آستانه مرگ قلبی دقیقاً قبل از رخداد واقعه؛ (ب) سیگنال HRV استخراج شده از شکل الف.

۲-۲-۲ استخراج ویژگی‌های کلاسیک

در این مرحله ویژگی‌های معمول خطی در حوزه زمان و فرکانس استخراج شده‌اند. این ویژگی‌ها شامل پنج ویژگی در حوزه زمان و چهار ویژگی در حوزه فرکانس است.

۲-۲-۱-۱ ویژگی‌های حوزه زمان

ویژگی‌های حوزه زمان شامل مجموعه‌ای از ویژگی‌های آماری است [17,18,19,20]. این ویژگی‌ها 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

پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی (SCD) با استفاده از تحلیل های زمان - فرکانس سیگنال الکتروکاردیوگرام

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 [۲۹].

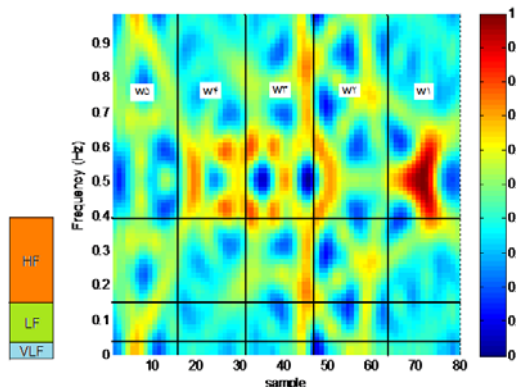
توزیع ویگنرویل از سیگنال گسسته $x[n]$ این گونه تعریف می شود :

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

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 $2M-1$ تابع $r_x(n,k)$ 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 (۸) سیگنال HRV فرد پس از اعمال تبدیل ویگنرویل نمایش داده شده است .



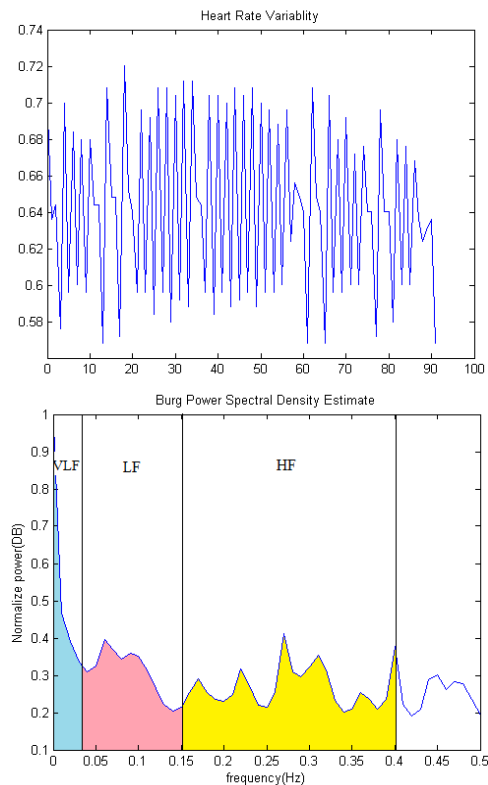
شکل (۸) : نمایش HRV استخراج شده یک فرد SCD، در حوزه زمان - فرکانس .

۲-۳-۱- استخراج ویژگی های TF

در این مرحله سیگنال HRV را که بر حسب نمونه است، به پنج بازه زمانی مساوی تقسیم می کنیم که هر پنجره بیانگر ۱۵ ثانیه در حوزه زمان است و میانگین انرژی را در هر پنجره زمانی به دست می آوریم.

Max_w : مقدار ماکزیمم انرژی بین پنجره های زمانی

طیف توان سیگنال (PSD) با استفاده از روش پارامتریک Burg محاسبه شده است. در شکل (۷) طیف توان سیگنال و نیز باندهای فرکانسی مختلف آن نشان داده شده است.



شکل (۷) : الف) سیگنال HRV استخراج شده؛ ب) سیگنال HRV در حوزه فرکانس و تفکیک انرژی در هر باند فرکانسی.

۲-۳-۲- آنالیز زمان - فرکانس

یکی از روش های تحلیل HRV استفاده از تبدیل های زمان-فرکانس است . که به سه دسته مهم طبقه بندی می شوند:

- ۱- روش های زمان -فرکانس غیر پارامتری، شامل تبدیل فوریه زمان کوتاه [۲۱،۲۲] و ویولت [۲۳،۲۴].
- ۲- نمایندگان زمان - فرکانس درجه دوم غیر پارامتری، شامل توزیع ویگنرویل [۲۵،۲۸].
- ۳- روش های تغییر زمان زمان [۲۹،۳۱]. پارامتری براساس مدل های AR با ضرایب تغییر. در این تحقیق، روش توزیع ویگنرویل (SPWVD) برای تحلیل HRV انتخاب شده است. این روش تفکیک

می‌دهد، علاوه بر ویژگی های زمان-فرکانس، دو تحلیل غیر خطی که نشان دهنده خصوصیات دینامیکی آشوبناک در سیگنال HRV هستند، برای طبقه بندی بین افراد سالم و افراد در معرض مرگ قلبی به منظور پیش بینی 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.

۲-۴-۱- معیار پوانکاره

نمودار پوانکاره تکنیک نسبتاً جدیدی برای تحلیل دینامیک‌های غیر خطی همچون HRV است. هر نقطه به روی این نمودار به صورت $i = 1, 2, 3, \dots, N$ ، $(RR(i), RR(i+1))$ که N طول سیگنال است. مشخص می‌شود [32]. از نظر آماری این نمودار همبستگی بین فواصل متوالی R-R را به صورت گرافیکی نمایش می‌دهد، اما مفهوم اصلی و مهم آن، این است که این نمودار یک فضای حالت دو بعدی ساخته شده از فواصل متوالی است، که بیانگر دینامیک غیر خطی آن است. این نمودار اطلاعات مفیدی هم از نوسان‌های کوتاه مدت و هم از نوسان‌های بلند مدت در اختیار ما قرار می‌دهد. 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، در حالی که $SD2$ تغییرات بلند مدت $RR(i)$ ها را توصیف می‌کند. نسبت $SD1/SD2$ را نیز می‌توان برای توصیف ارتباط بین این مؤلفه‌ها محاسبه کرد [23]. در شکل (۹) نمودار پوانکاره را برای یک فرد ریسک پذیر و یک فرد سالم مشاهده می‌کنید.

Min_w : مقدار مینیمم انرژی بین پنجره های زمانی

Dif_w : تفاوت میان بیشترین مقدار انرژی و کمترین

آنها در بین پنجره ها

Std_w : انحراف معیار بین انرژی پنجره های زمانی

به همین ترتیب سیگنال به دست آمده در حوزه TF راز

سمت محور فرکانس به ۳ بازه تقسیم می‌کنیم .

E_{vlf} : مجموع انرژی سیگنال در باند فرکانسی خیلی

پایین ($0.03-0.04$) هرتز تقسیم بر ($0.03-0.04$).

E_{lf} : مجموع انرژی سیگنال در باند فرکانسی پایین

($0.04-0.15$) هرتز تقسیم بر ($0.04-0.15$).

E_{hlf} : مجموع انرژی سیگنال در باند فرکانسی بالا ($0.15-0.4$)

(0.15) هرتز تقسیم بر ($0.15-0.4$).

F_{vlf} : میانگین انرژی سیگنال در باند فرکانسی خیلی

پایین ($0.03-0.04$ هرتز).

F_{lf} : میانگین انرژی سیگنال در باند فرکانسی پایین

($0.04-0.15$) هرتز).

F_{hlf} : میانگین انرژی سیگنال در باند فرکانسی بالا ($0.15-0.4$)

(0.15) هرتز).

همچنین، ویژگی دیگری به نام مشتق مرتبه اول تعریف

می‌کنیم که حاصل تفاضل میانگین انرژی هر پنجره با پنجره

قبلی است، که در مورد پنجره اول (۱۵ ثانیه اول) اختلافش

با آخرین پنجره در بازه دقیقه دوم سنجیده می‌شود W_{dif}

$|W_n - W_{n-1}|$ = نتایج بررسی ویژگی ها در بازه های زمانی

۱۵ ثانیه ای نشان می‌دهد که برای موارد SCD تغییرات

ویژگی ها از یک پنجره به پنجره بعدی بسیار بارزتر است.

به همین خاطر، ویژگی مشتق مرتبه اول را تعریف کرده ایم.

۲-۴-۲- استخراج ویژگی های غیر خطی

از آنجا که سیستم قلبی - عروقی خیلی پیچیده تر از

یک سیستم خطی عمل کرده، رفتار غیر ایستا از خود نشان

را در آن پنجره نشان می دهد. اگر این تکه خط های راست را با $y_n(k)$ نشان دهیم، طبق رابطه (۴) با کم کردن آن از سری زمانی سیگما گرفته شده در هر پنجره یک سری زمانی ترند شده به دست می آید :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - yn(k)]^2} \quad (4)$$

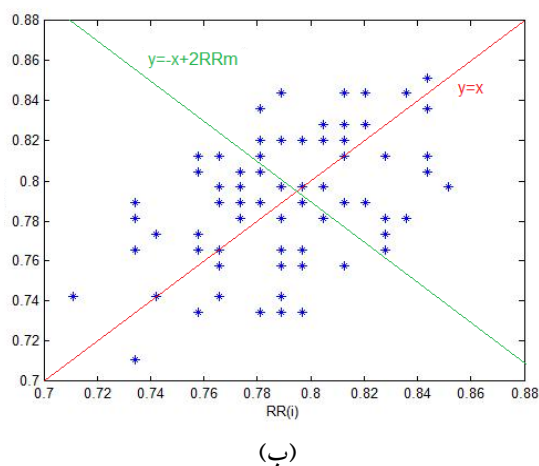
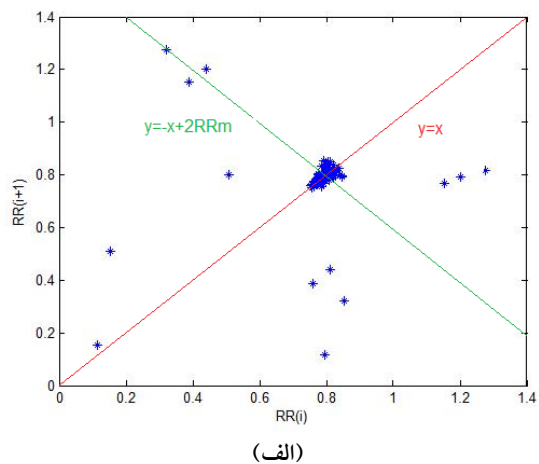
این محاسبه روی طول های مختلف پنجره تکرار می شود تا ارتباط بین $F(n)$ و طول پنجره یعنی n به دست آید. شیب خط مربوط به $\log(F(n))$ نسبت به $\log(n)$ با عنوان فاکتور خود همانندی به عنوان یک ویژگی در طبقه بندی استفاده می شود.

۲-۵- انتخاب ویژگی

در این مرحله سعی شده است بهترین ترکیب ویژگی برای ایجاد بیشترین تمایز بین کلاس ها برگزیده شود. به این ترتیب که در ابتدا با هر یک از ویژگی ها به طور جداگانه طبقه بندی انجام و براساس بیشترین میزان صحت تفکیک پذیری بهترین ویژگی انتخاب می شود. سپس این ویژگی را با تک تک ویژگی ها ترکیب کرده، بهترین ترکیب دوتایی حاصل می شود. به همین ترتیب، این فرایند ادامه پیدا می کند تا بهترین ترکیب حاصله که باعث بیشترین تمایز بین کلاس ها می شود، به دست آید. ترکیب مذکور شامل چهارده ویژگی است (سه ویژگی زمان، دو ویژگی فرکانسی، شش ویژگی زمان - فرکانس، سه ویژگی غیر خطی).

۲-۶- کاهش ابعاد ویژگی

در ادامه به منظور بهتر شدن کارایی دسته بندی کننده و کاهش زمان یادگیری از آنالیز مؤلفه اساسی (PCA) استفاده شده است. آنالیز مؤلفه اساسی (PCA) یک روش کاهش بعد با سرپرستی است. هدف از اعمال PCA پیدا کردن یک ماتریس تبدیل است که بردارهای داده، را که متعلق به کلاس های مختلف هستند، به یک فضای با بعد کمتر چنان تصویر کند که نسبت پراکندگی بین کلاسی به پراکندگی داخل کلاسی ماکزیمم باشد [۳۶]. با اعمال PCA، بردار



شکل (۹): (الف) نمودار پوانکاره مربوط به فرد SCD؛ (ب) نمودار پوانکاره مربوط به فرد سالم.

۲-۴-۲- تحلیل نوسان دترند شده (DFA)

از تحلیل DFA برای کمی کردن خصوصیات فرکتال سیگنال فواصل RR کوتاه مدت استفاده می شود [18,34,35]. در ابتدا، از سری های زمانی RR با استفاده از رابطه (۳) انتگرال (سیگما) گرفته می شود :

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (RR(i) - RR_{ave}) \quad (3)$$

که در آن $y(k)$ ، k امین مقدار سری های 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 پنجره های با طول مساوی n تقسیم می شود. در هر پنجره با طول n ، یک خط با معیار حداقل مربع خطا روی دیتای RR منطبق می شود که ترند

به طور غیر همزمان هم در train وهم در test حضور داشته و شبکه تمام قدرت خود را نشان داده است .

در این مرحله ابتدا ویژگی‌های استخراج شده به منظور ارزیابی میزان تفکیک پذیری، هم به صورت جداگانه (ویژگی‌های خطی و غیر خطی و زمان-فرکانس) و هم ترکیبی با یکدیگر مقایسه شده‌اند. جدول (۱) میزان صحت تفکیک پذیری با توجه به ویژگی‌های خطی، زمان-فرکانس، غیر خطی و همچنین ترکیبی را در ۳ دقیقه (۱۸۰ ثانیه) قبل از وقوع SCD نمایش داده است .

جدول (۱) : میزان صحت تفکیک پذیری افراد سالم و ریسک پذیر با توجه به روش‌های تحلیلی مختلف به صورت مجزا و

ترکیبی

میانگین صحت تفکیک پذیری		
MLP	خطی	۶۷٪
	زمان - فرکانس	۷۶٪
	غیر خطی	۸۳٪
	ترکیبی	۹۵٪

همان طور که مشاهده می شود، ویژگی‌های ترکیبی توانمندی بیشتری در تفکیک افراد دارند. از این رو، با توجه به بردار ویژگی مذکور از طریق بررسی صحت تفکیک پذیری در بازه‌های یک دقیقه‌ای (دقیقه اول، دوم، سوم، چهارم) قبل از وقوع حادثه، سعی در پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی شده است. نتایج نشان می دهند در بررسی یک دقیقه قبل از وقوع حادثه، روش پیشنهادی بردار ترکیبی، توانسته است افراد سالم و افراد در معرض خطر را با صحت ۹۹،۳۷٪ دسته بندی کند. این نتیجه برای دقیقه دوم برابر ۹۷،۸۶٪ است که در جدول (۲) قابل مشاهده است. این صحت حاکی از بروز علائم شدید مرگ ناگهانی قلبی در افراد ریسک پذیر در ۲ دقیقه قبل از وقوع حادثه است.

ویژگی ترکیبی منتجه از مرحله استخراج ویژگی با چهارده ویژگی به یازده ویژگی ترکیبی کاهش یافته با حفظ ۹۹٪ انرژی و برای دسته بندی استفاده می شوند.

۲-۷- شبکه عصبی

در این مرحله برای نشان دادن اختلاف بین سیگنال ECG فرد سالم و فردی که دچار مرگ ناگهانی قلبی شده، از طبقه بندی کننده MLP استفاده شده است. به این ترتیب که سیگنال ECG مربوط به ۱ دقیقه قبل از وقوع حادثه، با یک دقیقه سیگنال ECG فرد سالم بر اساس ویژگی‌های استخراج شده مقایسه شده است. شبکه MLP استفاده شده دارای دو لایه پیشخور است که با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا با نرخ یادگیری متغییر آموزش داده می شود. تعداد نورون‌های لایه اول برابر با تعداد ویژگی‌ها (۱۱ نورون) در نظر گرفته شده و لایه خروجی شامل ۱ نورون است. که مقادیری بین ۰ و ۱ اختیار می کنند. همچنین، تابع فعالیت نورون‌ها از نوع تانژانت سیگموئید انتخاب و با تغییر تعداد نورون‌های لایه میانی سعی در بهینه سازی معماری شبکه عصبی می گردد. تعدادی از انواع ساختارهای معمول شبکه عصبی مصنوعی بررسی و بهترین شبکه منتجه، یک شبکه عصبی دو لایه دارای ۵ نورون در لایه پنهان با تابع فعالیت سیگموئید استاندارد، است. آموزش شبکه تا زمانی که مربع خطا کمتر از ۰،۰۱ شود یا تعداد تکرارهای آموزش به ۱۰۰۰ برسد، ادامه می یابد. از آنجا که تعداد مشاهدات به ۷۰ عدد محدود می شود، این شبکه با توجه به روش Leave One Out در هر مرحله یکی از مشاهدات به عنوان داده test و ۶۹ داده دیگر به عنوان دادگان train و در مرحله بعد داده دوم به عنوان test و ۶۹ داده دیگر به عنوان دادگان train انتخاب می شوند. به این ترتیب ۷۰ مرتبه شبکه آموزش می بیند [۳۷]. در هر مرحله خطای شبکه استخراج شده و در نهایت میانگین آن محاسبه می شود. یکی از مزایای این روش این است که همه دادگان

شدید بروز این اتفاق را در سیگنال HRV خود به همراه دارد. روش پیشنهادی بردار ترکیبی توانایی لازم را برای آشکار کردن این علائم دارد. این در حالی است که سیگنال ECG فرد ریسک پذیر تفاوت چندانی با فرد سالم نمی کند و پزشک قادر به تشخیص علائم بروز مرگ با توجه به مشاهده سیگنال ECG نیست. از دیگر توانایی های روش پیشنهادی، آشکار کردن روند رو به رشد علائم خطر است، به طوری که هرچه به لحظه SCD نزدیکتر می شود، این علائم افزایش می یابد.

۳- نتیجه گیری

نتایج نشان می دهند در سیگنال HRV افرادی که در آستانه مرگ ناگهانی (SCD) قلبی قرار دارند، ویژگی هایی وجود دارد که با افراد سالم تفاوت های بارزی دارد و روش ترکیبی توانایی درخور توجهی در آشکار کردن این اختلاف دارد. نتایج نشان می دهد از ۴ دقیقه قبل از وقوع واقعه آشکار سازی احتمال خطر وجود دارد؛ به طوری که هرچه به محل وقوع حادثه نزدیک می شویم، احتمال آشکار سازی افزایش می یابد، به این ترتیب که ۲ دقیقه سیگنال ECG قبل از SCD فرد در معرض مرگ قلبی با فرد سالم کاملاً متمایز است. در بررسی دقیقه سوم قبل از رخ دادن واقعه، مشاهده می شود که خطر بالای مرگ ناگهانی قلبی همچنان وجود داشته و قابل آشکار کردن است. از طرفی مشاهده می شود که این روند احتمال خطر هرچه به واقعه نزدیکتر می شویم، بیشتر می شود. در بررسی دقیقه چهارم، همچنان خطر احساس می شود؛ به طوری که تقریباً بعد از ۲۰ ثانیه اول می توان این اختلاف را مشاهده کرد. همچنین، روند روبه رشد احتمال خطر نیز، خود را نمایان کرده است. نکته دیگری که در بررسی های انجام شده در این تحقیق قابل ذکر است، این است که فرد سالم و فرد ریسک پذیر به علت وجود تاکی آریتمی های موجود و یا تجربه سخته قلبی، قابل تفکیک هستند، ولی نکته مهم این است که درصد تفکیک پذیری از تقریباً چهار دقیقه قبل به طرز فزاینده ای رشد می کند و روش پیشنهادی توانایی لازم برای آشکار کردن این تغییرات را داراست. پیش بینی مرگ ناگهانی قلبی تا ۴ دقیقه زودتر، این امکان را به پزشک و

جدول (۲): تفکیک پذیری دو دقیقه اول قبل از SCD

	دقیقه اول	
	دقیقه دوم	
	۶۰ ثانیه	۶۰ ثانیه
MLP	۹۷/۸۶	۹۹/۳۷

در بررسی دقیقه سوم، سیگنال HRV استخراج شده به سه بازه زمانی مساوی تقسیم شده است که هر کدام معرف ۲۰ ثانیه هستند. سپس مطابق قبل از هر پنجره ۲۰ ثانیه ای استخراج ویژگی و انتخاب بهترین ترکیب ویژگی صورت گرفته و از طریق PCA، کاهش بعد یافته اند. در نهایت، از طریق شبکه MLP به دسته بندی بین افراد ریسک پذیر و سالم در هر بازه زمانی ۲۰ ثانیه ای پرداخته شده است. نتایج این دسته بندی در جدول (۳) مشاهده می شود.

جدول (۳): تفکیک پذیری دقیقه سوم قبل از SCD با بازه های ۲۰ ثانیه ای.

	دقیقه سوم		
	۲۰ ثانیه اول	۲۰ ثانیه دوم	۲۰ ثانیه سوم
MLP	۹۴/۲۴	۹۱/۱۳	۸۶/۱۲

برای دقیقه چهارم نیز به همین ترتیب HRV استخراج شده به سه بازه مساوی تقسیم شده که هر بازه معرف ۲۰ ثانیه است. سپس مطابق قبل، پس از انتخاب بهترین ترکیب ویژگی و اعمال PCA به دسته بندی پرداخته شده است. نتایج این دسته بندی در جدول شماره (۴) مشاهده می شود.

جدول (۴): تفکیک پذیری دقیقه چهارم قبل از SCD با بازه های ۲۰ ثانیه ای

	دقیقه چهارم		
	۲۰ ثانیه اول	۲۰ ثانیه دوم	۲۰ ثانیه سوم
MLP	۸۱/۷۴	۷۵/۰۲	۶۳/۵۶

همچنانکه مشاهده می شود؛ شخص در معرض مرگ ناگهانی قلبی تقریباً از ۴ دقیقه قبل از وقوع حادثه، علائم

مراکز درمانی می‌دهد که برای جلوگیری از این واقعه راهکارهایی اتخاذ نمایند که به نجات جان بیمار منجر می‌شود. در جدول (۵) میزان تفکیک پذیری را از ۴ دقیقه

جدول (۵): میانگین درصد تفکیک پذیری بین افراد سالم و در آستانه مرگ ناگهانی از ۴ دقیقه قبل از وقوع حادثه با استفاده از روش

پیشنهادی بردار ترکیبی

میانگین درصد تفکیک پذیری با بردار ویژگی ترکیبی								
	دقیقه چهارم			دقیقه سوم			دقیقه دوم	دقیقه اول
	۲۰ ثانیه سوم	۲۰ ثانیه دوم	۲۰ ثانیه اول	۲۰ ثانیه سوم	۲۰ ثانیه دوم	۲۰ ثانیه اول	۶۰ ثانیه	۶۰ ثانیه
MLP	۶۳/۵۶	۷۵/۰۲	۸۱/۷۴	۸۶/۱۲	۹۱/۱۳	۹۴/۲۴	۹۷/۸۶	۹۹/۳۷

- care and emergency medical services "in Canada. Can J Cardiol. Vol. 20, No.11, pp.1081-1090. 2004.
- [9] Smith, W. M, "Cardiac Defibrillation," IEEE-EMBC and CMBEC, pp.249-250, 1997 .
- [10] Jones, J. L., and Tovar, O. H., "The Mechanism of Defibrillation and Cardioversion," Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No. 3, pp. 392-403, 1996 .
- [11] Y. Ichimaru et al, "Circadian Changes of Heart Rate Variability", Proceedings of Computers in Cardiology, p.p 315-318 .1988.
- [12] Shen, T. W., Lin, C. C., Shen, H. P., Ou, Y. L., and Lin, C. H., "A personal Sudden Cardiac Death (SCD) detector based on ECG biometric technology". World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Vol.14, , pp 1249-1252.2007
- [13] Ebrahimzadeh, E., Pooyan, M. "Early detection of sudden cardiac death by using classical linear techniques and time-frequency methods on electrocardiogram signals". Biomedical Science and Engineering, Vol. 4, No.11, pp . 699-706. 2011.
- [14] http://www.physionet.org/PhysioBank/Signal_Archives/ECG/Normal_Sinus_Rhythm_database.
- [15] http://www.physionet.org/PhysioBank/Signal_Archives/ECG/Sudden_Cardiac_Death_Holter_Database.
- [16] Pan, J., and Tompkins, W.J., "A real time QRS detection algorithm,". IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol. 32, No.3, pp. 230-36, 1985.
- [17] E.HearJ, "Heart rate variability – standards of measurements, physiological interpretation, and clinical use," Vol. 93, No.5, pp.1043-65, 1996.
- [1] Shen, T.W., Shen, H.P., Lin, C., and Ou, Y., "Detection and Prediction of Sudden Cardiac Death (SCD) For Personal Healthcare", Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 2575-2578 , 2007.
- [2]. Fishman, G. I., et al. Sudden Cardiac Death Prediction and Prevention: Report From a National Heart, Lung, and Blood Institute and Heart Rhythm Society Workshop. Circulation, Vol.122, No. 22, pp . 2335-2348, 2010.
- [5] Byrne, R., Constant, O., Smyth, Y., Callagy, G., Nash, P., Daly, K., Crowley, J. "Multiple source surveillance incidence and aetiology of out-of-hospital sudden cardiac death in a rural population in the West of Ireland". Eur Heart J, Vol. 29, No. 11 ,pp . 1418-1423. 2008.
- [6] Chugh S. S., Jui, J., Gunson, K., Stecker, E. C., John, B. T., Thompson, B., Ilias, N., Vickers. C., Dogra, V., Daya, M., Kron, J., Zheng, Z. J., Mensah, G., McAnulty, J. Current burden of sudden cardiac death: multiple source surveillance versus retrospective death certificate-based review in a large U.S. Community. J Am Coll Cardiol. Vol. 44, No. 6, pp.1268-1275. 2004.
- [7] de Vreede-Swagemakers, J. J., Gorgels, A. P., Dubois-Arbouw, W. I., van Ree, J. W., Daemen, M. J., Houben, L. G., Wellens, H. J. Out-of-hospital cardiac arrest in the 1990s: a population-based study in the Maastricht area on incidence, characteristics and survival. J Am Coll Cardiol. Vol. 30, No. 6, pp.1500-1505.1997.
- [8] Vaillancourt, C., Stiell, I. G. "Cardiac arrest

مراجع:

- Mansier, P., Coumel, P., Malliani, A., and Swynghedauw, B. "Instant power spectrum analysis of heart rate variability during orthostatic tilt using a time-/frequency-domain method. *Circulation*", Vol. 96, No.10, pp. 3521-3526, 1997.
- [29] Bianchi, A.M., Mainardi, L.T., Meloni, C., Chierchia, S. and Cerutti, S. "Continuous monitoring of the sympathovagal balance through spectral analysis. Recursive autoregressive techniques for tracking transient events in heart rate signals". *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, Vol. 16, No.5, pp. 64-73, 1997.
- [30] Mainardi, L.T., Bianchi, A.M., Furlan, R., Piazza, S., Barbieri, R., Virgilio, V., Malliani, A., and Cerutti, S. "Multivariate time-variant identification of cardiovascular variability signals: a beat-to-beat spectral parameter estimation in vasovagal syncope. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 44, No. 10, pp. 978-989, 1997.
- [31] Meste, O., Khaddoumi, B., Blain, G., and Bermon, S. "Time-varying analysis methods and models for the respiratory and cardiac system coupling in graded exercise", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.52, No.11, pp. 1921-1930, 2005.
- [32] Lerma, C., Infante, O., Grovas, H., and Jose, M. V., "Poincaré plot indexes of heart rate variability capture dynamic adaptations after haemodialysis in chronic renal failure patients", *Clin Physiol & Func Im*, Vol. 23, No.2, pp.72-80, 2003.
- [33] Tulppo, M., Makikallio, T.H., Takala, T.E.S., and Seppanen, K.H. "Quantitative beat-to-beat analysis of heart rate dynamics during exercise," *Am.J.Physiol*, Vol.271, pp. 244-52, 1996.
- [34] Huikuri, H.V., Makikallio, T.H., Peng, C.K., Goldberger, A.L., Hintze, U. and Moller, M. "Fractal correlation properties of R-R interval dynamics and mortality in patients with depressed left ventricular function after an acute myocardial infarction," *Circulation*, Vol. 101, No.1, pp.47-53, 2000.
- [35] Yeh, R., Shieh, J., Han2, Y., Wang, Y., Tseng, S., "Detrended Fluctuation Analyses of shortterm heart rate variability in surgical intensive care units", *Biomedical Engineering Applications, Basis & Communications*, Vol. 18, No.2 April 2006.
- [36] Baudat G. and Anouar, F. "Generalized discriminant analysis using a kernel approach," *Neural Computation*, Vol. 12, No.1, pp.2385-2404, 2000.
- [37] Vapnik, V. N. *Statistical Learning Theory*. John Wiley and Sons, Inc., New York. 1998.
- [18] Obayya, M., Chadi, F. A., "Data Fusion for Heart Diseases Classification Using Multi-Layer Feed Forward Neural Network" *IEEE*. pp.67-70. 2008.
- [19] Acharya, R. U., Kannathal, N., Krishnan, S. M., "Comprehensive analysis of cardiac health using heart rate signals", *Physiol.Meas*. Vol. 25, No.5, pp. 1139-1151. 2004.
- [20] Tsipouras, M. G., Fotiadis, D. I., "Automatic arrhythmia detection based on time and time-frequency analysis of heart rate variability", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. vol. 74, No.2, pp. 95-108. 2002.
- [21] Martinmaki, K., Rusko, H., Saalasti, S., and Kettunen, J., "Ability of short-time Fourier transform method to detect transient changes in vagal effects on hearts: a pharmacological blocking study", *Am. J.Physiol. Heart Circ. Physiol.*, Vol. 290, No.6, pp. 2582-2589. 2006.
- [22] Keselbrener L., and Akselrod, S., "Selective discrete Fourier transform algorithm for time-frequency analysis: method and application on simulated and cardiovascular signals". *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.43, No. 8, pp. 789-802. 1996.
- [23] Toledo, E., Gurevitz, O., Hod, H., Eldar, M., and Akselrod, S., "Wavelet analysis of instantaneous heart rate: a study of autonomic control during thrombolysis." *Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol.*, Vol. 284, No.4, pp. 1079-1091, 2003.
- [24] Goren, Y., Davrath, L.R., Pinhas, I., Toledo, E. and Akselrod, S. "Individual time-dependent spectral boundaries for improved accuracy in time-frequency analysis of heart rate variability". *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, No. 1, pp. 35-42, 2006.
- [25] Novak, P. and Novak, V. "Time/frequency mapping of the heart rate, blood pressure and respiratory signals". *Med. Biol. Eng. Comput*, Vol.31, No.2, pp. 103-110, 1993.
- [26] Pola, S., Macerata, A., Emdin, M., and Marchesi, C. "Estimation of the power spectral density in non-stationary cardiovascular time series: assessing the role of the time-frequency representations (TFR). *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 43, No.1, pp. 46-59, 1996.
- [27] Mainardi, L.T., Montano, N., and Cerutti, S., "Automatic decomposition of Wigner distribution and its application to heart rate variability". *Methods Inf. Med.*, Vol. 43, No.1, pp. 17-21, 2004.
- [28] Jasson, S., M'edigue, C., Maison-Blanche, P., Montano, N., Meyer, L., Vermeiren, C.,