

Early Detection of Sudden Cardiac Death in Electrocardiogram Signals Using Extended Kalman Filter

F. Kahroba¹, M. Mohebbi^{2*}, and H. Danandeh Hesar³

¹ Msc Student, Department of Biomedical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

² Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

³ Phd Student, Department of Biomedical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

Receipt in the Online Submission System: 6 March 2018, Accepted: 17 March 2018

Abstract

Sudden cardiac death (SCD) is one of the most significant and common causes of heart related deaths around the world. It is believed that SCD can be predicted using signatures and features extracted from ECG signal. These signatures may be seen as arrhythmia or abnormalities in the ECG signal. In this paper, a monitoring index is introduced for early detection of SCD. This index is acquired by filtering the ECG signal using a nonlinear ECG dynamical model and extended Kalman filter (EKF). The nonlinear dynamical model was a modified version of polar ECG dynamical model proposed by Mc. Sharry et.al. In our algorithm, first the ECG dynamical model is extracted. Then an EKF is applied on the signal. Using the fidelity index extracted from the innovation signal yielded by EKF, a novel algorithm detects the SCD related arrhythmias and abnormalities. The proposed method was evaluated on Physionet Sudden Cardiac Death Holter database. Twenty records corresponding to patients having SCD and eighteen records corresponding to healthy patients were extracted from this database. The evaluation results showed that our proposed monitoring index correctly detected 17 SCDs out of 20 (85% accuracy).

Keywords: *Electrocardiogram (ECG), Extended Kalman Filter, Fidelity Signal, Sudden Cardiac Death Detection*

*Corresponding Author

Address: Faculty of Electrical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, P. O. Box: 163151355, Tehran, Iran

Tel: +98-21-84062240

Fax: +98-21-88462066

E-mail: m.mohebbi@kntu.ac.ir

تشخیص زودهنگام مرگ ناگهانی قلبی با استفاده از پردازش سیگنال قلبی و فیلتر کالمن تعمیم یافته

فرین کهربا^۱، مریم محبی^{۲*}، حامد داننده حصار^۳

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران
^۲استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران
^۳دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۱۲/۱۵، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۱۲/۲۶

چکیده

مرگ ناگهانی قلبی یکی از مهم‌ترین عوامل مرگ و میر در جهان به شمار رفته، و در بین مرگ‌های ناشی از بیماری‌های قلبی سهم عمده‌ای را به خود اختصاص می‌دهد. یکی از راه‌های کاهش آمار مرگ ناشی از این دسته از بیماری‌ها، تشخیص به موقع وقوع ناهنجاری‌های خطرناک قلبی است. اساس این تحقیق بر این باور استوار است که ناهنجاری‌های مخاطره‌آمیز قلبی به صورت ناگهانی رخ نمی‌دهند، بلکه دقایقی قبل از وقوعشان، علائم و یا اختلالات پیش‌زمینه‌ای به وجود می‌آید که حاکی از وقوع آن‌ها است. هدف این مقاله، بررسی و مدل‌سازی سیگنال‌های قلبی با استفاده از فیلتر کالمن تعمیم‌یافته، بر اساس مدل دینامیکی غیرخطی برای آشکارسازی ناهنجاری‌های پیش‌زمینه‌ای و معرفی یک اندیس برای تشخیص زودهنگام مرگ ناگهانی قلبی می‌باشد. در رویکرد ارائه شده، از نسخه‌ی قطبی مدل دینامیکی غیرخطی سیگنال قلب مک‌شری استفاده می‌شود. در این مدل غیرخطی، هر ضربان از سیگنال الکتروکاردیوگرام به صورت مجموعه‌ای از موجک‌های گوسی بیان می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، ابتدا مدل دینامیکی قلب با افزودن معادلات خودبازگشتی مربوط به پارامترهای مدل، اصلاح شده و سپس یک فیلتر کالمن تعمیم‌یافته، از آن مدل برای پردازش سیگنال قلبی استفاده می‌کند. در گام بعد، یک الگوریتم ابتکاری بر اساس ساختار پیشنهادی و با استفاده از نظارت بر سیگنال وفاداری (که تابعی از سیگنال نوآوری فیلتر کالمن است)، به تشخیص ناهنجاری‌های موجود قبل از وقوع مرگ ناگهانی قلبی می‌پردازد. روش ارائه شده، روی سیگنال‌های قلبی گرفته شده از ۲۰ فرد مبتلا به مرگ ناگهانی قلبی (گروه تست) و هم‌چنین ۱۸ فرد نرمال (گروه کنترل) موجود در پایگاه‌های داده‌ی فیزیونت ارزیابی شده است. نتایج به دست آمده حاکی از تغییر رفتار سیگنال وفاداری قبل از وقوع مرگ ناگهانی قلبی است. نتایج اعمال این الگوریتم روی ۲۰ فرد بیمار موجود در پایگاه داده‌ی "مرگ ناگهانی قلبی هولتر" فیزیونت نشان داده است که شاخص استخراج شده قادر است ۱۷ مورد از ۲۰ حمله را قبل از وقوع تشخیص دهد و دقتی در حدود ۸۵٪ داشته باشد.

کلیدواژه‌ها: الکتروکاردیوگرام، تشخیص زودهنگام مرگ ناگهانی قلبی، سیگنال وفاداری، فیلتر کالمن تعمیم‌یافته

*نویسنده مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران، کد پستی: ۱۶۳۱۵۱۳۵۵

تلفن: +۹۸ (۲۱) ۸۴۰۶۲۲۴۰

دورنگار: +۹۸ (۲۱) ۸۸۴۶۲۰۶۶

پست الکترونیکی: m.mohebbi@kntu.ac.ir

۱- مقدمه

مرگ ناگهانی قلبی^۱ یکی از مهم‌ترین عوامل مرگ و میر به شمار می‌رود، و در بین مرگ‌های ناشی از بیماری‌های قلبی سهم عمده‌ای را به خود اختصاص می‌دهد. مرگ ناگهانی قلبی به مرگ طبیعی در بازه‌ی زمانی کم‌تر از یک ساعت از شروع علائم و در اثر ناهنجاری‌های قلبی، گفته می‌شود. چنین مرگ سریعی اغلب به آریتمی‌های قلبی نسبت داده می‌شود. در بین آریتمی‌های قلبی، آریتمی‌های بطنی مانند فیبریلاسیون بطنی (VF)^۲ و تاکی‌کاردی بطنی^۳ (VT) از خطرناک‌ترین موارد می‌باشند، که می‌توانند منجر به مرگ ناگهانی قلبی شوند. در اغلب موارد، مکانیزم شروع مرگ قلبی، تاکی‌کاردی بطنی است که به سرعت به سمت فیبریلاسیون بطنی پیشرفت می‌کند [۱]. تقریباً یک‌سوم از این بیماران می‌توانند با به کارگیری به موقع دفیبریلاتور زنده بمانند. بنابراین تشخیص زودهنگام VF می‌تواند بسیار کارآمد باشد. یک سوال بی‌پاسخ مهم درباره‌ی مرگ ناگهانی قلبی این است که چه وقایع ناگهانی در یک زمان مشخص اتفاق می‌افتد که سبب مرگ ناگهانی بیماری که تا قبل از آن بدنش در حالت پایدار بوده است، می‌شود؟ پی بردن به تغییرات بسیار کوچک سیگنال الکتروکاردیوگرام^۴ (ECG) قبل از SCD، مهم‌ترین هدف تحقیقات در این زمینه می‌باشد. به‌خصوص تحقیقات در زمینه‌ی رپلاریزاسیون قلب، می‌تواند در ارتباط با خطر آریتمی بطنی باشد و محققان بر این باور هستند که تغییرات در رپلاریزاسیون، کلید پیش‌بینی زمان کوتاه آریتمی است [۲] و [۳]. یکی از راه‌های تشخیص و پیش‌بینی بیماری‌ها و ناهنجاری‌های قلبی، پردازش سیگنال‌های قلبی از جمله سیگنال الکتروکاردیوگرام می‌باشد. سیگنال ECG به عنوان یک ابزار غیرقابل جای‌گزین، غیرتهاجمی، ایمن و سریع برای درک فعالیت الکتریکی قلبی به کار می‌رود. سیگنال ECG دارای خاصیت شبه‌تناوبی در زمان می‌باشد و به صورت توالی امواج مشخص P,Q,R,S,T تعریف می‌شود. هر ضربان قلب شامل تعدادی مراحل می‌باشد، که سبب می‌شود ویژگی‌های برجسته و مشخصی در سیگنال ECG مشاهده شود. این ویژگی‌ها نشان‌گر دپلاریزاسیون یا رپلاریزاسیون سلول‌های نواحی مختلف ماهیچه‌ی قلب می‌باشند. تعداد مطالعات و تحقیقاتی که در زمینه‌ی تشخیص زودهنگام SCD با استفاده از سیگنال ECG صورت گرفته، بسیار اندک

است. در یکی از این مطالعات، شن و هم‌کاران، میانگین ضربان را برای هر شخص با انتخاب ۲۰ ضربان متوالی نرمال به دست آورده، و به عنوان ضربان الگو در نظر گرفتند. سپس الگو را با هر ضربان ورودی تطابق داده و ضریب همبستگی بین الگو و ضربان نرمال را برای هر شخص نزدیک به ۱ به دست آوردند. زمانی که SCD رخ می‌دهد، ضریب همبستگی به‌طور معناداری افت پیدا می‌کند. آستانه‌ی ۰/۷ را برای رخداد SCD مورد شک، در نظر گرفتند. بعد از افت ضریب همبستگی به زیر مقدار آستانه، یک فیلتر IIR با فرکانس مرکزی ۵ هرتز، و روش عبور از صفر برای تایید رخداد SCD اعمال شده است. اگر این وضعیت برای ۸ ثانیه طول بکشد، سیستم هشدار، SCD را اعلام می‌کند. آن‌ها برای تست عمل‌کرد روش پیشنهادی‌شان، از ثبت منجر به SCD ۲۰ بیمار که در پایگاه داده‌ی فیزیوتانت موجود بود، استفاده کردند، و به صحت ۹۵٪ رسیدند [۴]. هم‌چنین شن و هم‌کاران در سال ۲۰۰۷ با استفاده از پایگاه داده‌ی MIT-BIH SCD، سیگنال تغییرات نرخ ضربان قلب^۵ را به مدت ۲ دقیقه قبل از وقوع SCD، به دست آوردند، و چهار ویژگی از آن (میانگین، LF/HF، VLF و انحراف معیار (SD)) را استخراج کردند. سپس برای آنالیز، از ۳ شبکه‌ی مصنوعی حداقل میانگین مربعات (LMS)، تصمیم‌گیری براساس شبکه‌ی عصبی (DBNN) و شبکه‌ی عصبی پس‌انتشار (BP) استفاده کرده، و توانستند به ترتیب به صحت ۶۷/۴۴٪، ۵۸/۱۴٪ و ۵۸/۸۱٪ دست یابند [۵]. هویو و فنگ‌پای‌هو در سال ۲۰۱۱، تغییرات موج T را با استفاده از الگوریتم میانگین متحرک اصلاح‌شده استخراج کردند، و با استفاده از نرخ خطر توانستند در ۲۲۷ بیمار با سکته‌ی قلبی (MI)، و با تغییرات موج T (TWA) بزرگ‌تر از 47 μ V، مرگ ناگهانی قلب را با حساسیت ۸۰٪ پیش‌بینی کنند [۶]. در تحقیقات ارائه شده در سال ۲۰۱۶ توسط فوجاتی و هم‌کارانش، با آنالیز ۴ دقیقه از سیگنال HRV (به طور جداگانه برای هر بازه‌ی یک دقیقه‌ای) توسط ویژگی‌های غیرخطی مانند آنتروپی رنی (RE)، آنتروپی فازی (FE)، پارامترهای هجورث (فعالیت، تحرک و پیچیدگی)، آنتروپی TEnt و انرژی ویژگی‌های ضرایب تبدیل ویولت گسسته و با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌ی KNN و درخت تصمیم‌گیری (DT) و بردار ماشین پشتیبان، به پیش‌بینی SCD پرداختند. صحت پیش‌بینی SCD، ۴ دقیقه قبل از وقوع آن، ۹۴،۷٪ به دست آمده است [۷].

^۱ Electrocardiogram^۵ Heart Rate Variability (HRV)^۱ Sudden Cardiac Death (SCD)^۲ Ventricular Fibrillation^۳ Ventricular Tachycardia

از ورودی‌های جدید و حالات محاسبه شده‌ی قلبی، به صورت بلادرنگ اجرا می‌شود.

ساختار مقاله به شرح زیر است: دادگان مورد استفاده در این تحقیق در بخش دوم آورده شده است. سپس در بخش سوم، به بیان مقدمات اولیه پرداخته، و مدل دینامیکی-قطبی قلب پیشنهادی و چگونگی استفاده از آن در یک چارچوب فیلتر کالمن تعمیم یافته را به طور مختصر توضیح می‌دهیم. در بخش چهارم، الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص SCD ارائه می‌شود. بعد از آن، نتایج به دست آمده در بخش پنجم ارائه شده، و در پایان، در بخش ششم جمع‌بندی ارائه خواهد شد.

۲- پایگاه داده‌ی مورد استفاده

پایگاه داده‌ی مورد استفاده در این تحقیق از داده‌های لید II موجود در پایگاه MBNSR^۲ فیزیوت برای اپیزودهای نرمال، و از SCDHD^۳ فیزیوت برای اپیزودهای قبل از وقوع مرگ ناگهانی قلبی و دور از وقوع آن تشکیل شده است. دیتابیس SCDHD شامل ۲۰ سیگنال از افرادی که دچار مرگ ناگهانی قلبی شده‌اند می‌باشد. این سیگنال‌ها با فرکانس ۲۵۰ هرتز نمونه‌برداری شده، و از یک فیلتر پایین‌گذر برای حذف نویز (تا حد ممکن) عبور داده شده‌اند. پایگاه داده‌ی MBNSR شامل ۱۸ ثبت طولانی مدت ECG است. این افراد هیچ‌گونه آریتمی مهمی نداشته، و شامل ۵ مرد بین سنین ۲۶ تا ۴۵ سال و ۱۳ زن بین سنین ۲۰ تا ۵۰ سال است. ثبت‌ها با فرکانس ۱۲۸ هرتز نمونه‌برداری شده‌اند.

۳- مقدمات اولیه

۳-۱- مدل دینامیکی قطبی سیگنال قلب

مک‌شری و هم‌کاران در سال ۲۰۰۳، مدلی برای تولید سیگنال‌های قلب مصنوعی که از لحاظ ظاهری مشابه سیگنال‌های قلب واقعی باشند، ارائه کردند [۸]. این مدل یک مسیر در فضای سه‌بعدی ایجاد می‌نماید که ظاهری شبه‌متناوب را دنبال می‌کند. مسیر ایجاد شده، حول یک مسیر با شعاع واحد حرکت کرده و بدین شکل خاصیت شبه‌نوسانی سیگنال قلب را منعکس می‌کند. هر بار چرخش حول این دایره، متناظر با یک ضربان قلب یا به عبارتی یک فاصله‌ی RR می‌باشد. در سال ۲۰۰۵ ثامنی و هم‌کاران، فرم قطبی و گسسته‌ی این مدل را

طی سال‌های اخیر، مک‌شری و هم‌کارانش [۸] یک مدل دینامیکی غیرخطی برای توصیف‌های رفتار قلب و ایجاد سیگنال‌های ECG مصنوعی ارائه کرده‌اند، که در آن هر کدام از شکل موج‌های سیگنال الکتروکاردیوگرام P، Q، R، S و T، به فرم موجک گوسی در فضای سه‌بعدی مدل می‌شود. پارامترهای مدل مذکور را می‌توان به گونه‌ای انتخاب نمود تا سیگنال تولید شده توسط مدل، رفتار سیگنال ECG واقعی را دنبال کند. ثامنی و هم‌کاران [۹]، این مدل دینامیکی را تغییر داده و آن را در فضای دوبعدی قطبی تعریف کردند، و سپس از آن برای حذف انواع نویزها از سیگنال ECG با استفاده از فیلتر کالمن تعمیم یافته^۱ استفاده کردند. پس از آن، صیادی و هم‌کاران، با اضافه کردن پارامترهای ساختاری به مدل دینامیکی قطبی به صورت روابط خودبازگشتی مرتبه‌ی اول، توانستند پردازش‌هایی نظیر حذف نویز [۱۰]، ناحیه‌بندی [۱۱] و تشخیص ناهنجاری [۱۲] را برای سیگنال ECG انجام دهند.

در این مقاله، هدف اصلی به کارگیری مدل دینامیک مک‌شری برای توصیف سیگنال قلب و ایجاد یک چارچوب کلی است که بتوان از آن، یک اندیس برای تشخیص زودهنگام SCD استخراج کرد. ابزار ریاضی اصلی که امکان ایجاد این بستر از روی مدل دینامیکی را می‌دهد، فیلتر کالمن تعمیم یافته است. فیلتر کالمن یک تخمین‌گر بهینه‌ی حالت برای سیستم‌های دینامیکی، که دینامیک درونی‌شان توسط یک سری از معادلات دیفرانسیلی خطی یا غیرخطی توصیف شده و این دینامیک درونی توسط تعدادی مشاهده قابل رؤیت است، می‌باشد. در طبیعت، بسیاری از سیستم‌های مورد مطالعه دارای دینامیک غیرخطی می‌باشند، و به عبارتی دیگر، رابطه‌ی بین مشاهدات و متغیرهای حالت سیستم، رابطه‌ای غیرخطی می‌باشد. برای این منظور ایده‌ی فیلتر کالمن تعمیم یافته ارائه می‌شود، که با انجام تغییراتی در معادلات فیلتر کالمن، این فیلتر را به سیستم‌های غیرخطی تعمیم داده‌اند. الگوریتم فیلتر کالمن در دو مرحله اجرا می‌شود: در مرحله‌ی پیش‌بینی، فیلتر کالمن، تخمینی از وضعیت فعلی متغیرها را در شرایط عدم قطعیت ارائه می‌کند. زمانی که مشاهده‌ی بعدی به دست آید، تخمین قبلی با میانگین وزن دار به‌روز رسانی می‌شود. به این ترتیب که وزن اطلاعاتی که دارای قطعیت بیش‌تری هستند، بیش‌تر خواهد بود. این الگوریتم بازگشتی می‌باشد و با استفاده

^۲ Sudden Cardiac Death Holter Database

^۱ Extended Kalman Filter (EKF)

^۳ MIT-BIH Normal Sinus Rhythm

با معیار حداقل متوسط مربعات خطا می‌باشیم. در این فیلتر، به $\bar{\mathbf{x}}_k = \hat{E}\{\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{k-1}, \mathbf{y}_{k-2}, \dots, \mathbf{y}_1\}$ ، $\mathbf{x}_k^+ = \hat{E}\{\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_k, \mathbf{y}_{k-1}, \dots, \mathbf{y}_1\}$ به ترتیب به عنوان تخمین بردار حالت سیستم، قبل و بعد از استفاده از مشاهده k ام (\mathbf{y}_k) تعریف می‌شوند. P_k^+ و P_k^- به ترتیب ماتریس کوواریانس خطای تخمین بردار حالت \mathbf{x}_k ، قبل و بعد از استفاده از مشاهده k ام در نظر گرفته می‌شوند. در فیلتر کالمن تعمیم‌یافته، فرض می‌شود که سیستم‌های غیرخطی حول نقطه‌ی مرجع مطلوب $(\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{w}}_k, \bar{\mathbf{v}}_k)$ ، تقریباً خطی هستند. بر این اساس، معادله‌ی (۲) به صورت معادله‌ی زیر تقریب زده می‌شود:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k \approx f(\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{w}}_k, k) + A_k(\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_{k-1}) + B_k(\bar{\mathbf{w}}_k - \bar{\mathbf{w}}_k) \\ \mathbf{y}_k \approx g(\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{v}}_k, k) + C_k(\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_{k-1}) + D_k(\bar{\mathbf{v}}_k - \bar{\mathbf{v}}_k) \end{cases} \quad (۴)$$

که در آن:

$$\begin{aligned} A_k &= \left. \frac{\partial f(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{w}}, k)}{\partial \bar{\mathbf{x}}} \right|_{\bar{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}}_{k-1}} & B_k &= \left. \frac{\partial f(\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{w}}, k)}{\partial \bar{\mathbf{w}}} \right|_{\bar{\mathbf{w}} = \bar{\mathbf{w}}_k} \\ C_k &= \left. \frac{\partial g(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{v}}, k)}{\partial \bar{\mathbf{x}}} \right|_{\bar{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}}_{k-1}} & D_k &= \left. \frac{\partial g(\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{v}}, k)}{\partial \bar{\mathbf{v}}} \right|_{\bar{\mathbf{v}} = \bar{\mathbf{v}}_k} \end{aligned} \quad (۵)$$

با فرضیات بالا، معادلات انتشار زمانی برای فیلتر کالمن تعمیم‌یافته به شرح زیر می‌باشند:

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_0 = \bar{\mathbf{x}}_0, P_0^- = P_0 \\ \bar{\mathbf{x}}_k^+ = f(\bar{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \bar{\mathbf{w}}, k) \Big|_{\bar{\mathbf{w}} = \bar{\mathbf{w}}_k} \\ P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + Q_k \end{cases} \quad (۶)$$

و معادلات انتشار اندازه‌گیری به صورت زیر می‌باشد:

$$\begin{cases} \mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k - g(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{v}}_k, k) \Big|_{\bar{\mathbf{v}}_k = \bar{\mathbf{v}}_k} \\ \bar{\mathbf{x}}_k^+ = \bar{\mathbf{x}}_k + K_k \mathbf{r}_k \\ K_k = P_k^- C_k^T [C_k P_k^- C_k^T + R_k]^{-1} \\ P_k^+ = P_k^- - K_k C_k P_k^- \end{cases} \quad (۷)$$

که در آن، K_k بهره‌ی فیلتر کالمن و بردار \mathbf{r}_k را در اصطلاح سیگنال ابداع یا نوآوری می‌نامند. این کمیت نماد اختلاف بین مقدار اندازه‌گیری شده و مقدار تخمین زده شده است و حاوی اطلاعاتی راجع به متغیرهای حالت سیستم است. یکی از راه‌هایی که می‌توان فیلتر کالمن را از نظر صحت کارکرد ارزیابی کرد، بررسی کمیت نوآوری است.

ارائه نمودند [۱۳ و ۹]. فرم گسسته‌ی معادلات مدل در فضای قطبی چنین است:

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = (\theta_k + \omega \delta) \bmod(2\pi) \\ z_{k+1} = - \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} \omega \delta \frac{a_i \Delta \theta_i}{b_i^2} \exp(-\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}) + z_k + \eta_k \end{cases} \quad (۱)$$

که در آن $\Delta \theta_i = (\theta - \theta_i) \bmod(2\pi)$ ، با شرط $-\pi \leq \theta \leq \pi$ ، و η_k ، نویز سفید گوسی جمع‌شونده، برای مدل کردن انحرافات خط مبنا مورد استفاده قرار گرفته است. هم‌چنین $\omega = \frac{2\pi}{T}$ سرعت زاویه‌ای مسیر (T فاصله‌ی دو پیک R متوالی از هم‌دیگر برحسب ثانیه)، به هنگام پیمودن دایره‌ی واحد است. هم‌چنین $\delta = 1/f_s$ که همان فرکانس نمونه‌برداری سیگنال می‌باشد. در معادله‌ی بالا، z_k ، نماد سیگنال ECG می‌باشد که از مجموع چندین موجک گوسی (موج‌های P, Q, R, S, T) تشکیل شده است. هر کدام از این موجک‌ها دارای پارامترهایی هستند که به ترتیب، اندازه (a_i)، میزان گسترش موجک (b_i) و محل وقوع ماکزیمم موجک گوسی (θ_i) را مشخص می‌کنند. در معادله‌ی دینامیکی (۱) بردار نویز حالت، $\mathbf{w}_k = [a_j, b_j, \theta_j, \omega, \eta_k]$ می‌باشد.

۳-۲- فیلتر کالمن تعمیم‌یافته

فیلتر کالمن تعمیم‌یافته، تعمیمی از فیلتر کالمن استاندارد برای سیستم‌های غیرخطی است [۱۴]. فرض کنیم مدل دینامیکی زیر برای سیستم غیرخطی زمان گسسته تعریف شود:

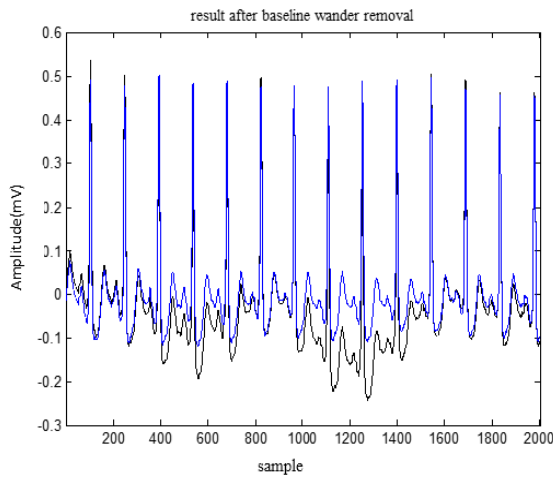
$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_k, k) \\ \mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k, k) \end{cases} \quad (۲)$$

که در این رابطه، \mathbf{x}_k و \mathbf{y}_k به ترتیب بردار حالت و بردار مشاهدات سیستم در زمان لحظه‌ای k می‌باشند. \mathbf{w}_k و \mathbf{v}_k نیز به ترتیب بردارهای نویز فرآیند و مشاهدات هستند، که با ماتریس‌های کوواریانس زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{cases} Q_k = E\{\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T\} \\ R_k = E\{\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T\} \end{cases} \quad (۳)$$

برای سادگی، نویز مشاهدات به صورت جمع‌شونده لحاظ شده است. هم‌چنین بردار حالت اولیه $\mathbf{x}_0 \sim N(\mathbf{x}_0, P_0)$ ، بردار نویز فرآیند $\mathbf{w}_k \sim N(0, Q_k)$ و بردار نویز مشاهدات $\mathbf{v}_k \sim N(0, R_k)$ ، گوسی و مستقل از یک‌دیگر می‌باشند. در فیلتر کالمن به دنبال بهترین تخمین خطی از بردار حالت \mathbf{x}_k برحسب مشاهدات \mathbf{y}_k

پن- تامپکینز است [۱۴]، که بر مبنای اطلاعات شیب، دامنه و پهنای موجک‌های QRS، به صورت تطبیقی آشکارسازی پیک R را انجام می دهد.



شکل (۲) - شکل موج مشکی رنگ، بخشی از سیگنال ECG (ثابت 30 m) را قبل از حذف انحراف خط زمینه؛ و شکل موج آبی رنگ، همان سیگنال را بعد از حذف انحراف خط زمینه نشان می دهد

۴-۲- مدل دینامیکی و مدل مشاهدات پیشنهادی

در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، معادله‌ی دینامیکی (۱) برای نظارت بهتر بر موجک‌های T تغییر داده شده است. ابتدا متغیر حالت z_k به دو متغیر PC_k و T_k شکسته می شود، که PC_k متغیر حالت مربوط به سیگنال حاصل از مجموع موجک‌های گوسی P, Q, R, S، و T_k متغیر حالت مربوط به موجک T است. همچنین پارامترهای سازنده‌ی موجک T (a_T, b_T, θ_T) به عنوان متغیر حالت فرض می شوند، و از آن جایی که تغییرات آن‌ها در هر ضربان بسیار ناچیز است، معادله‌ی حالت آن‌ها به صورت خودبازگشتی مرتبه‌ی اول تعریف می شوند. بدین ترتیب معادله‌ی دینامیکی پیشنهادی مقاله به صورت زیر تعریف می شود:

$$\begin{cases} PC_{k+1} = - \sum_{j \in \{P, Q, R, S\}} \omega \delta \frac{a_{j,k} \Delta \theta_{j,k}}{b_{j,k}^2} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{j,k}^2}{2b_{j,k}^2}\right) + PC_k + \eta_{PC,k} \\ T_{k+1} = -\omega \delta \frac{a_{T,k} \Delta \theta_{T,k}}{b_{T,k}^2} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2}\right) + T_k + \eta_{T,k} \\ \theta_{k+1} = (\theta_k + \omega \delta) \bmod(2\pi) \\ a_{T,k+1} = a_{T,k} + u_{1,k} \\ b_{T,k+1} = b_{T,k} + u_{2,k} \\ \theta_{T,k+1} = \theta_{T,k} + u_{3,k} \end{cases} \quad (8)$$

که در آن، بردار حالت سیستم $\mathbf{x}_k = [PC_k, T_k, \theta_k, a_{T,k}, b_{T,k}, \theta_{T,k}]$ بوده و بردار نویز فرآیند به صورت زیر است:

$$\mathbf{w}_k = [\eta_{PC,k}, \eta_{T,k}, \omega, a_{p, \dots}, a_{s, \dots}, b_{p, \dots}, b_{s, \dots}, \theta_{s, \dots}, u_{1,k}, u_{2,k}, u_{3,k}]$$

۴- الگوریتم پیشنهادی

بلوک دیاگرام الگوریتم ارائه شده برای تشخیص SCD در شکل (۱) نشان داده شده است. در الگوریتم پیشنهادی، سیگنال ECG پس از پیش پردازش، توسط فیلتر کالمن تعمیم یافته پردازش می شود. با نظارت کردن سیگنال وفاداری تخمین موجک T این فیلتر، یک اندیس برای تشخیص زود هنگام SCD ارائه می شود.



شکل (۱) - بلوک دیاگرام الگوریتم ارائه شده برای تشخیص SCD

۴-۱- پیش پردازش و استخراج موج R

سیگنال ECG خام معمولاً شامل نویز است، که روی توانایی سیستم‌های تشخیص ECG برای تشخیص الگوهای سیگنال ECG تاثیر می گذارد. نویزهای ECG شامل نویز ماهیچه، اغتشاش ناشی از حرکت الکترودها، تداخل برق شهر و انحراف خط زمینه و ... می باشند. برخی از این نویزها منشأ زیستی (مانند نویز ماهیچه، انحراف از خط مرجع) و برخی منشأ غیرزیستی (مانند نویز برق شهری) دارند. برای کاهش تاثیر این تداخلات، به فیلتر کردن ECG قبل از پردازش آن نیاز داریم. همان طور که در شکل (۲) مشاهده می شود، فرایند فیلتر کردن به این صورت عمل می کند که برای از بین بردن انحراف خط زمینه، با استفاده از یک فیلتر پایین گذر مرتبه‌ی ۲ فاز صفر با فرکانس قطع ۰/۷ هرتز، قسمت‌های فرکانس پایین سیگنال ECG جدا شده، و بنابراین با کم کردن خروجی فیلتر از سیگنال اصلی، انحراف خط زمینه حذف می شود. برای حذف تداخل فرکانس برق شهر دستگاه نیز، از یک فیلتر ناچ با فرکانس ۵۰ هرتز استفاده می کنیم.

فیلتر کالمن تعمیم یافته‌ی مورد استفاده در این مقاله، از مدلی در فضای قطبی استفاده می کند (معادله‌ی (۱)) که با فرض قرار گرفتن پیک‌های R در فاز $\theta = 0$ ، ضربان‌های قلب را به صورت تناوبی روی دایره‌ی واحد قرار می دهد. بنابراین، اولین قدم در استفاده از فیلتر کالمن، استخراج پارامترهای سازنده‌ی مدل دینامیکی قطبی سیگنال، و اولین قدم در استخراج مدل دینامیکی، تشخیص پیک‌های R است. یکی از مهم ترین و قابل اعتمادترین آشکارسازهای پیک R، الگوریتم

که در آن R ماتریس کوواریانس نویز مشاهدات است. در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، معادله‌ی (۹) طوری تغییر داده شد که همواره بتوان یک اندازه‌گیری مستقل از موجک T داشته باشیم. برای این کار، متغیر اندازه‌گیری y_k به دو قسمت PPC_k و TT_k تقسیم می‌شود:

$$\begin{cases} PPC_k = PC_K + v_{1,k} \\ TT_k = T_k + v_{2,k} \\ \Phi_k = \varphi_K + v_{3,k} \end{cases} \quad (10)$$

$$R = E[v_k v_k^T], v_k = [v_{1,k}, v_{2,k}, v_{3,k}]^T$$

برای رسیدن به این هدف، مشابه کار انجام شده در [۱۵]، در هر ضربان از دو پنجره برای بخش‌بندی سیگنال ECG استفاده می‌شود. پنجره‌ها به صورت تفاضل دو تابع سیگموئید با لبه‌های بالا و پایین‌رونده نرم تعریف می‌شوند. شکل (۴)، این پنجره‌ها را برای موج PQRS و موج T ، برای یک نمونه سیگنال ECG نشان می‌دهد. ابتدا و انتهای این پنجره‌ها به گونه‌ای تعریف می‌شوند که موج PQRS و موج T به ترتیب متناظر با فاز ECG در محدوده‌های $[-\pi, \frac{\pi}{6}]$ و $[\frac{\pi}{6}, \pi]$ باشند. این پنجره‌ها در رابطه‌ی (۱۵) تعریف شده‌اند، و شکل آن‌ها توسط پارامتر μ (در این جا $\mu = 30$) کنترل می‌شود. مقدار μ به صورت تجربی به دست می‌آید و برای تمام ضربان‌ها یکسان است. مشاهدات PPC_k و TT_k در رابطه‌ی (۱۰) به صورت ضرب سیگنال ECG ثبت شده در پنجره‌های تعریف شده در رابطه‌ی (۱۱) به دست می‌آیند.

$$\begin{aligned} PCW &= \frac{1}{1 + e^{-\mu(\varphi_k - (-\pi))}} - \frac{1}{1 + e^{-\mu(\varphi_k - (\pi/6))}} \\ TW &= \frac{1}{1 + e^{-\mu(\varphi_k - (\pi/6))}} - \frac{1}{1 + e^{-\mu(\varphi_k - (\pi))}} \end{aligned} \quad (11)$$

در واقع، رابطه‌ی (۱۰) به صورت معادله‌ی (۱۲) می‌باشد، ولی برای سادگی در نمایش، معادله‌ی مشاهدات را به صورت (۱۰) نشان داده‌ایم.

$$\begin{cases} PPC_k = PCW \times y_k = PC_K + v_{1,k} \\ TT_k = TW \times y_k = T_k + v_{2,k} \\ \Phi_k = \varphi_K + v_{3,k} \end{cases} \quad (12)$$

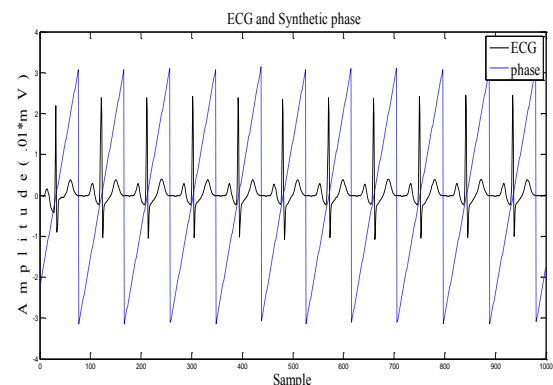
$$R = E[v_k v_k^T], v_k = [v_{1,k}, v_{2,k}, v_{3,k}]^T$$

۴-۳- ساختار فیلتر کالمن تعمیم‌یافته‌ی پیشنهادی

پس از ایجاد مدل حالت قطبی و مدل مشاهدات، اکنون می‌توان از ساختار فیلتر کالمن تعمیم‌یافته برای پردازش سیگنال ECG استفاده کرد. معادله‌ی (۸) به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

مقادیر اولیه‌ی متغیرهای حالت معادله‌ی (۸) و ماتریس کوواریانس نویز فرآیند، با استفاده از روش پیشنهادی در [۹] استخراج می‌شوند. در این روش، پس از تشخیص پیک‌های R ، به هر نمونه از هر ضربان ECG، فازی خطی در محدوده‌ی $[-\pi, \pi]$ داده می‌شود، به طوری که به پیک R هر ضربان، فاز $\theta = 0$ ، به نمونه‌های قبل از پیک R ، فازهای کوچک‌تر از صفر $[-\pi, 0)$ ، و به نمونه‌های بعد از پیک R ، فازهای بزرگ‌تر از صفر $(0, \pi]$ داده می‌شود.

در شکل (۳)، یک نمونه از فازدهی خطی به نمونه‌های سیگنال ECG نشان داده شده است. بعد از عملیات فازدهی خطی، نمونه‌های ضربان‌های مختلف که دارای فاز یکسانی هستند، در یک دایره‌ی واحد روی هم قرار داده می‌شوند. با میانگین‌گیری از نمونه‌های هم‌پوشان در هر فاز، یک ضربان میانگین به عنوان نماینده‌ی ضربان‌های سیگنال ECG استخراج می‌شود. با اعمال روش بهینه‌سازی غیرخطی پیشنهاد شده در [۹] روی این ضربان میانگین، مقادیر اولیه‌ی $(P_0, \bar{a}_{j,0}, \bar{b}_{j,0}, \bar{\theta}_{j,0})$ مورد نیاز برای شروع فیلتر کالمن تعمیم‌یافته استخراج می‌شوند.



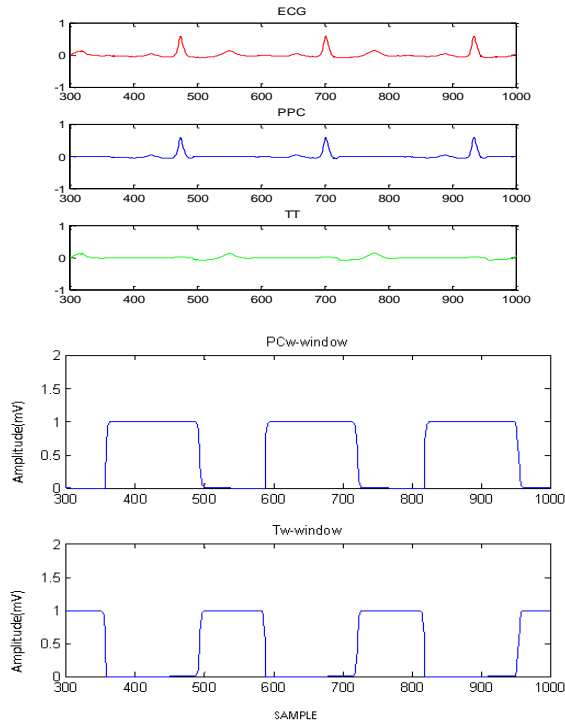
شکل (۳) - نحوه‌ی فازدهی خطی به نمونه‌های سیگنال ECG

از آن جایی که تنها داده‌ی اندازه‌گیری موجود، اندازه‌ی نمونه‌های سیگنال ECG می‌باشد، برای بهتر کردن تقریب کالمن، در [۹] پیشنهاد شد که یک اندازه‌گیری به صورت دستی و شبیه‌سازی به مدل اندازه‌گیری اضافه شود. این اندازه‌گیری، همان فاز محاسبه شده‌ی سیگنال در فرآیند فازدهی خطی بود. در حقیقت، این مشاهده، متناظر با سومین متغیر حالت سیستم، یعنی θ_k فاز می‌باشد. مدل مشاهدات در [۹] به صورت زیر بود:

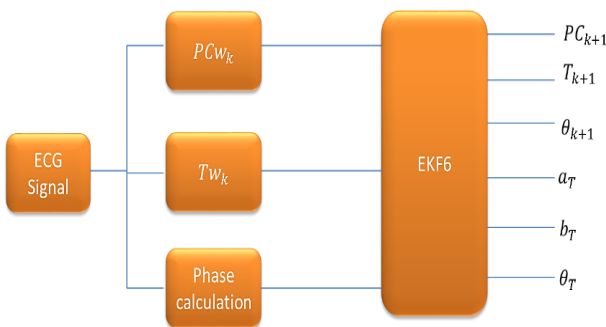
$$\begin{cases} y_k = z_k + v_{1,k} \\ \Phi_k = \theta_k + v_{2,k} \end{cases} \quad (9)$$

$$R = E[v_k v_k^T], v_k = [v_{1,k}, v_{2,k}]^T$$

از آن جایی که مدل دینامیکی فیلتر کالمن در این مقاله از ۶ متغیر حالت تشکیل شده است، آن را EKF6 نامیدیم. شکل (۵) بلوک دیاگرام EKF6 پیشنهاد شده را نشان می‌دهد. پس از پردازش ECG با استفاده از EKF6، از خروجی تخمین T_k این فیلتر برای استخراج سیگنال نوآوری استفاده می‌شود.



شکل (۴) - سیگنال ECG اولیه به همراه مشاهدات PPC_k و TT_k برای یک نمونه سیگنال ECG و پنجره‌های تعریف شده برای یافتن مشاهدات



شکل (۵) - بلوک دیاگرام EKF-6 پیشنهادی

۴-۴- نظارت کردن بر سیگنال نوآوری

اگر فرض کنیم منابع ایجاد کننده‌ی نویز در معادلات حالت (۸) گوسی هستند، فیلتر کالمن، تخمین بردار متغیرهای حالت x_i^+ را طوری محاسبه می‌کند که نسبت به مقدار واقعی‌شان دارای خطایی گوسی با ماتریس کوواریانس P_k^+ باشند. این شرایط زمانی که مورفولوژی سیگنال از مدل (۸) تبعیت نمی‌کند، صدق

$$PC_{k+1} = F_1(\theta_k, PC_k, \omega, a_i, b_i, \theta_i, \eta_{PC,k}, k) \quad i \in \{P, Q, R, S\}$$

$$T_{k+1} = F_2(\theta_k, T_k, \omega, a_T, b_T, \theta_T, \eta_{T,k}, k)$$

$$\theta_{k+1} = F_3(\theta_k, \omega, k)$$

$$a_{T,k+1} = F_4(a_{T,k}, u_{1,k}, k)$$

$$b_{T,k+1} = F_5(b_{T,k}, u_{2,k}, k)$$

$$\theta_{T,k+1} = F_6(\theta_{T,k}, u_{3,k}, k)$$

(۱۳)

در فیلتر کالمن تعمیم یافته، نسخه خطی شده‌ی مدل بر حسب متغیرهای حالت به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\frac{\partial F_3}{\partial \theta_k} = 1 \quad \frac{\partial F_1}{\partial PC_k} = 1 \quad \frac{\partial F_2}{\partial T_k} = 1$$

$$\frac{\partial F_4}{\partial a_{T,k}} = \frac{\partial F_5}{\partial b_{T,k}} = \frac{\partial F_6}{\partial \theta_{T,k}} = 1$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial \theta_k} = -\omega \frac{\delta a_{T,k}}{b_{T,k}^2} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2}\right)$$

$$\frac{\partial F_1}{\partial \theta_k} = - \sum_{i \in \{P, Q, R, S\}} \delta \frac{a_{i,k} \omega}{b_{i,k}^2} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2}\right) \quad (۱۴)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial a_{T,k}} = -\omega \frac{\delta}{b_{T,k}^2} \Delta \theta_{T,k} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2}\right)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial b_{T,k}} = 2\omega \delta \frac{a_{T,k}}{b_{T,k}^3} \Delta \theta_{T,k} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2}\right)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial \theta_{T,k}} = \omega \delta \frac{a_{T,k}}{b_{T,k}^2} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2}\right)$$

به طور مشابه، خطی سازی بر حسب مولفه‌های نویز فرآیند، معادلات زیر را نتیجه می‌دهد:

$$\frac{\partial F_3}{\partial \omega} = \delta, \quad \frac{\partial F_1}{\partial \eta_{PC,k}} = 1, \quad \frac{\partial F_2}{\partial \eta_{T,k}} = 1, \quad \frac{\partial F_4}{\partial u_{1,k}} = 1, \quad \frac{\partial F_5}{\partial u_{2,k}} = 1, \quad \frac{\partial F_6}{\partial u_{3,k}} = 1$$

$$\frac{\partial F_1}{\partial \omega} = - \sum_{i \in \{P, Q, R, S\}} \delta \frac{a_{i,k}}{b_{i,k}^2} \Delta \theta_{i,k} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2}\right)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial \omega} = -\delta \frac{a_{T,k}}{b_{T,k}^2} \Delta \theta_{T,k} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{T,k}^2}{2b_{T,k}^2}\right)$$

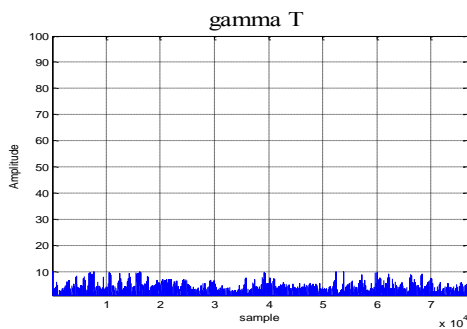
$$\frac{\partial F_1}{\partial a_{i,k}} = -\omega \frac{\delta}{b_{i,k}^2} \Delta \theta_{i,k} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2}\right) \quad (۱۵)$$

$$\frac{\partial F_1}{\partial b_{i,k}} = 2\omega \delta \frac{a_{i,k}}{b_{i,k}^3} \Delta \theta_{i,k} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2}\right)$$

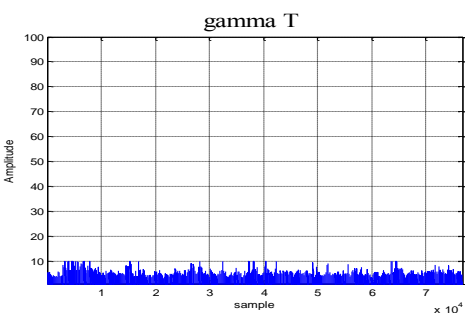
$$\frac{\partial F_1}{\partial \theta_{i,k}} = -\omega \frac{\delta a_{i,k}}{b_{i,k}^2} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_{i,k}^2}\right)$$

$$i \in \{P, Q, R, S\}$$

از ثبت‌های دور از وقوع SCD این است که حداقل نیم ساعت پس از این ثبت‌ها هیچ حمله‌ای اتفاق نیفتاده است. همان‌طور که در شکل‌ها مشاهده می‌کنیم، سیگنال وفاداری متناظر با موج T برای ثبت‌های نرمال و دور از وقوع SCD شبیه هم بوده و تقریباً حالتی ثابت دارند، در حالی که در سیگنال‌های وفاداری نزدیک وقوع SCD، پیک‌هایی با دامنه‌ی بزرگ‌تر دیده می‌شود. با بررسی‌های انجام شده روی سیگنال وفاداری ثبت‌های ۱۰ دقیقه‌ای قبل از شروع SCD، دور از SCD و نرمال، به این نتیجه رسیدیم که نظارت کردن بر سیگنال وفاداری می‌تواند به تشخیص SCD کمک کند. هدف ما یافتن معیار و شاخصی برای هشدار وقوع SCD بود که به آن دست یافتیم. به همین منظور، سیگنال وفاداری برای تمام ثبت‌های ۱۰ دقیقه‌ای محاسبه شد. سپس آن‌ها را به اپیزودهای ۱ دقیقه‌ای تقسیم کرده و پیک‌های سیگنال وفاداری را به دست آوردیم. میانگین پیک‌های هر اپیزود ۱ دقیقه‌ای محاسبه، و با مجموع میانگین و انحراف معیار کل ۱۰ دقیقه (Total Mean+SD) همان ثبت، مقایسه انجام شد. مشاهده کردیم که در اکثر ثبت‌های نرمال و دور از SCD، میانگین پیک‌های هر اپیزود ۱ دقیقه‌ای سیگنال وفاداری از میانگین به‌علاوه انحراف معیار کل پیک‌های ۱۰ دقیقه (Total Mean +SD) کم‌تر می‌باشد، ولی در اپیزودهای ۱۰ دقیقه‌ای قبل از شروع SCD این امر صادق نیست. در جدول‌های (۱) تا (۳)، مقادیر میانگین پیک‌های γ^T برای هر اپیزود ۱ دقیقه‌ای و هم‌چنین کل ۱۰ دقیقه سیگنال برای نمونه‌هایی از ثبت‌های ECG آورده شده است.



الف



ب

شکل (۶) - سیگنال وفاداری برای ثبت ECG نرمال به مدت ۱۰ دقیقه؛ الف) رکورد ۱۶۴۸۳، ب) رکورد ۱۷۴۵۳

نمی‌کند. به بیان دیگر، محدوده‌ی خطای تخمین در حالت تغییر مورفولوژی سیگنال از ماتریس کوواریانس تخمین فراتر خواهد رفت. تغییرات مورفولوژی سیگنال هم‌چنین باعث می‌شود که مجذور سیگنال ابداع (نوآوری) دارای تغییرات قابل توجهی شود. پس می‌توان با نظارت بر تغییرات سیگنال ابداع، تغییرات مورفولوژی سیگنال ECG را پایش کرد.

در این مقاله، جهت نظارت بر تغییرات سیگنال ابداع، مشابه کار انجام شده در [۱۶]، از مربع (توان دوم) سیگنال ابداع به همراه ماتریس کوواریانس نوآوری که توسط فیلتر کالمن تعمیم‌یافته تخمین زده شده است، استفاده می‌شود. در این روش، مربع سیگنال ابداع در هر لحظه توسط ماتریس کوواریانس نوآوری نرمالیزه شده و ذخیره می‌گردد. سپس میانگین این مقادیر ذخیره شده در پنجره‌هایی با طول مناسب محاسبه می‌شود. از این میانگین به عنوان اندیسی برای تشخیص تغییر مورفولوژی سیگنال استفاده می‌شود. از آنجایی که هدف ما، پایش تغییرات مورفولوژی موجک T است، از معادله‌ی زیر استفاده شد:

$$\gamma_i^T = \frac{1}{N} \sum_{k=-N+1}^i \frac{(r_{k,T})^2}{h_{k,T}}$$

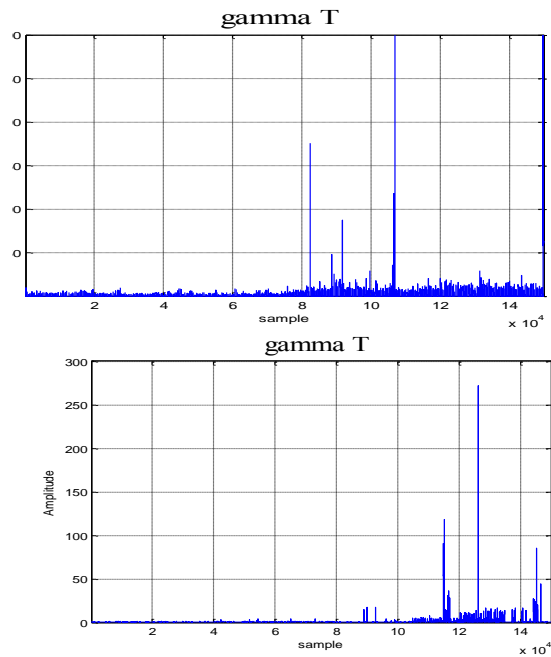
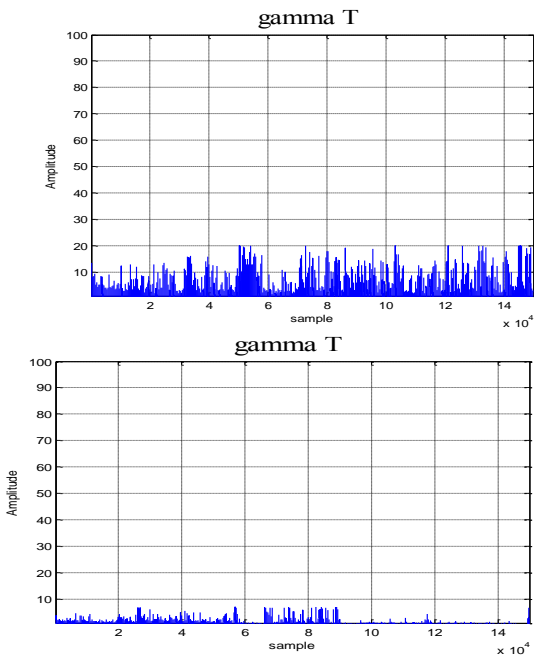
$$r_{k,T} = TT_k - T_k$$

$$h_{k,T} = E\left\{\left(r_{k,T}\right)^2\right\} = c_k^T P_{k,T} c_k + \sigma_{v_{2,k}}^2 \quad (16)$$

که در آن، $r_{k,T}$ سیگنال نوآوری موجک T در مرحله‌ی k ام، N و طول پنجره‌ی میانگین‌گیری است. $h_{k,T}$ واریانس سیگنال نوآوری $r_{k,T}$ است، که توسط فیلتر کالمن تعمیم‌یافته تخمین زده شده است. به γ_i^T ، سیگنال وفاداری تخمین موجک T گفته می‌شود. این سیگنال، میانگین مربعات سیگنال‌های ابداع موجک T در پنجره‌ای به طول N است، که توسط واریانس‌های نوآوری موجود در همان پنجره، نرمالیزه شده‌اند. با نظارت بر تغییرات سیگنال وفاداری γ_i^T ، می‌توان تغییرات مورفولوژی موجک T را پایش نمود.

۵- نتایج به دست آمده

الگوریتم EKF6 ارائه شده در بخش قبلی، را روی ۲۰ ثبت به مدت ۱۰ دقیقه قبل از وقوع SCD، روی ۲۰ ثبت ECG به مدت ۱۰ دقیقه دور از وقوع SCD، و روی ۱۸ ثبت ECG نرمال به مدت ۱۰ دقیقه اعمال کردیم. هم‌چنین سیگنال وفاداری متناظر با موج مشخصه‌ی T (γ^T) را برای هر یک از این ثبت‌ها به دست آوردیم. در شکل‌های (۶)، (۷) و (۸) نمونه‌ای از این سیگنال‌های وفاداری به دست آمده برای ثبت‌های نرمال، دور از وقوع SCD و قبل از وقوع SCD نشان داده شده است. منظور



شکل (۸) - سیگنال وفاداری برای ۱۰ دقیقه از ثبت ECG مبتلایان به SCD دور از شروع SCD؛ بالا) رکورد ۳۴، پایین) رکورد ۴۱

شکل (۷) - سیگنال وفاداری برای ثبت ECG مبتلایان به SCD به مدت ۱۰ دقیقه قبل از شروع SCD؛ بالا) رکورد ۳۴، پایین) رکورد ۴۱

جدول (۱) - مقادیر به دست آمده برای γ^T در یک پنجره ۱۰ دقیقه‌ای قبل از وقوع SCD برای قسمت‌های ۱ دقیقه‌ای از سیگنال ECG (ثبت ۳۴ و ۴۱)

فواصل زمانی قبل از وقوع SCD (بر حسب دقیقه)											
میانگین سیگنال وفاداری	۱۰-۹	۹-۸	۸-۷	۷-۶	۶-۵	۵-۴	۴-۳	۳-۲	۲-۱	۱-۰	میانگین + انحراف معیار در کل پنجره ۱۰ دقیقه‌ای
ثبت ۳۴	۰۴۱/۱	۳۰۶/۱	۱۵۷/۱	۱۵۴/۱	۵۱۸/۱	۸۶۱/۳	۱۲۶/۴	۴۰۸/۴	۵۲۸/۴	۶۴۶/۴	$۷۴۶/۲ + ۶۳۰/۱ = ۳۷۶/۴$
ثبت ۴۱	۲۱۷/۰	۱۹۷/۰	۲۲۴/۰	۲۴۴/۰	۲۴۱/۰	۱۹۳/۰	۲۴۰/۰	۷۸۳/۲	۹۸۰/۲	۲۴۹/۳	$۰۸۷/۱ + ۳۴۸/۱ = ۴۳۵/۲$

جدول (۲) - مقادیر به دست آمده برای γ^T در یک پنجره ۱۰ دقیقه‌ای دوران وقوع SCD برای قسمت‌های ۱ دقیقه‌ای از سیگنال ECG (ثبت ۳۴ و ۴۱)

فواصل زمانی مختلف یک دقیقه‌ای در یک پنجره ۱۰ دقیقه‌ای											
میانگین سیگنال وفاداری	۱۰-۹	۹-۸	۸-۷	۷-۶	۶-۵	۵-۴	۴-۳	۳-۲	۲-۱	۱-۰	میانگین + انحراف معیار در کل پنجره ۱۰ دقیقه‌ای
ثبت ۳۴	۱۹۷/۱	۳۴۴/۱	۴۲۶/۱	۸۳۷/۱	۱/۵۶۷	۹۰۹/۱	۷۷۸/۱	۴۲۵/۱	۹۹۴/۱	۲۵۸/۲	$۶۶۷/۱ + ۶۳۴/۰ = ۳۰۲/۲$
ثبت ۴۱	۶۸۹/۰	۹۰۱/۰	۹۲۷/۰	۸۱۰/۰	۷۷۴/۰	۹۱۹/۰	۲۸۷/۰	۳۴۴/۰	۲۷۲/۰	۲۶۸/۰	$۶۳۰/۰ + ۲۹۰/۰ = ۹۲۱/۰$

جدول (۳) - مقادیر به دست آمده برای γ^T در یک پنجره ۱۰ دقیقه‌ای نرمال برای قسمت‌های ۱ دقیقه‌ای از سیگنال ECG (ثبت ۱۶۴۸۳ و ۱۷۴۵۳)

فواصل زمانی مختلف یک دقیقه‌ای در یک پنجره ۱۰ دقیقه‌ای											
میانگین سیگنال وفاداری	۱۰-۹	۹-۸	۸-۷	۷-۶	۶-۵	۵-۴	۴-۳	۳-۲	۲-۱	۱-۰	میانگین + انحراف معیار در کل پنجره ۱۰ دقیقه‌ای
ثبت ۱۶۴۸۳	۸۶۸/۲	۶۵۲/۲	۹۰۶/۲	۷۱۷/۲	۱۶۳/۲	۷۳۰/۲	۴۴۶/۲	۹۸۷/۲	۸۹۲/۲	۴۳۹/۲	$۶۸۷/۲ + ۲۹۵/۱ = ۹۸۲/۳$
ثبت ۱۷۴۵۳	۴۸۹/۲	۹۳۲/۱	۳۰۱/۱	۷۱۷/۱	۴۳۱/۲	۹۷۲/۱	۶۱۰/۱	۶۴۳/۱	۴۱۹/۲	۸۲۹/۱	$۰۴۱/۲ + ۵۷۸/۰ = ۶۱۹/۲$

از آستانه‌ی به دست آمده از فاز ۱ بیش‌تر بود، به عنوان یک هشدار احتمالی برای وقوع SCD در نظر گرفته می‌شود. چنان‌چه این مقدار در ۳ یا بیش‌تر از ۳ اپیزود ۱ دقیقه‌ای پشت سر هم، بیش‌تر از مقدار آستانه‌ی تعیین شده برای هر فرد باشد، آن‌گاه این شاخص به عنوان آلامی برای وقوع SCD محسوب می‌شود. جداول (۵) و (۶) مقدار آستانه‌ی به دست آمده از فرد بیمار در یک پنجره‌ی زمانی نرمال، و مقایسه‌ی این آستانه با پنجره‌ی زمانی قبل از وقوع SCD را نشان می‌دهد. نتایج اعمال این الگوریتم بر ۲۰ فرد بیمار موجود در پایگاه داده، نشان داده است که شاخص استخراج شده قادر است ۱۷ مورد از ۲۰ حمله را قبل از وقوع تشخیص داده، و دقت ۸۵٪ را ارائه دهد. هم‌چنین بررسی‌ها روی افراد نرمال نشان داده‌اند که این اندیس برای هیچ فرد نرمالی آلام اشتباهی مبنی بر وقوع حمله اعلام نکرده است. به منظور ارائه‌ی مدت زمان قبل از تشخیص SCD در الگوریتم پیشنهادی، فاصله‌ی زمانی بین هشدار اعلام شده از طرف الگوریتم و وقوع SCD در ۱۷ بیمار پایگاه داده بررسی شده‌اند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، در ۴ مورد دقیقاً قبل از وقوع SCD هشدار داده است. در ۵ بیمار، یک دقیقه مانده به SCD، در ۳ بیمار، ۲ دقیقه مانده به وقوع SCD، در ۴ بیمار ۳ دقیقه قبل از حمله و در ۱ بیمار هم ۴ دقیقه قبل از SCD پیش‌بینی انجام شده است.

۶- بحث و جمع‌بندی

در این مقاله به معرفی یک اندیس برای تشخیص زود هنگام SCD پرداخته‌ایم. روی‌کردی که در الگوریتم پیشنهادی ارائه کرده‌ایم، مبتنی بر استخراج یک شاخص برای هشدار وقوع SCD از هر فرد بر مبنای تغییرات سیگنال وفاداری استخراجی از خروجی فیلتر کالمن تعمیم‌یافته است. از آن‌جا که در اغلب موارد مکانیزم شروع مرگ ناگهانی قلبی، تاکی‌کاردی بطنی است، و در سیگنال قلبی، موج T رپولاریزاسیون بطن‌ها را نشان می‌دهد، لذا از سیگنال وفاداری متناظر با موج T استفاده کردیم. در تمام مطالعاتی که در گذشته برای تشخیص مرگ ناگهانی قلبی ارائه شده است، سعی کرده‌اند تا با استخراج ویژگی‌هایی، اپیزودهای قبل از حمله و دور از حمله را تفکیک کنند. اما نقطه‌ی قوت کار ما ارائه‌ی اندیسی است که برای هر فرد به صورت مستقل و بر اساس مشخصات سیگنال ECG همان فرد به دست می‌آید. نتایج به دست آمده نشان داده است که این شاخص قادر است با دقت ۸۵٪ مرگ ناگهانی قلبی را تشخیص دهد.

با استفاده از نتایج به دست آمده برای معیار $Total\ Mean+SD$ ، به این نتیجه رسیدیم که می‌توانیم SCD را ۲ دقیقه قبل از وقوع‌اش پیش‌بینی کنیم. بدین صورت که ۲ دقیقه مانده به شروع SCD، میانگین هر یک از این اپیزودهای ۱ دقیقه‌ای به طور متوالی (پشت سر هم) در ۱۸ ثبت از ۲۰ ثبت SCD بیش‌تر از معیار $Total\ Mean+SD$ (میانگین کل به‌علاوه‌ی انحراف معیار کل) می‌باشد. در حالی که برای ثبت‌های نرمال و دور از شروع SCD، این امر صادق نبود. به عبارتی، اگر میانگین پیک‌های سیگنال وفاداری متناظر با موج $T (V^T)$ در ۲ یا بیش‌تر از ۲ اپیزود ۱ دقیقه‌ای به طور متوالی بیش‌تر از $Total\ Mean+SD$ باشد، این یک معیار و شاخص برای هشدار وقوع SCD می‌باشد.

۵-۱- ارائه‌ی اندیس برای هشدار وقوع SCD

همان‌گونه که در بخش قبلی نشان داده شد، سیگنال وفاداری در اپیزودهای قبل از شروع SCD، تغییرات معناداری از خود نشان می‌دهد، و به این نتیجه رسیدیم که نظارت بر این سیگنال می‌تواند اطلاعات ارزشمندی در خصوص قریب‌الوقوع بودن حملات قلبی در اختیار قرار دهد. اما در بررسی‌های انجام شده، دید گذشته‌نگر حاکم بوده است و لذا نمی‌تواند به صورت کاربردی و موثر مورد توجه قرار گیرد. لذا در این بخش به دنبال معرفی یک اندیس برای هشدار وقوع SCD هستیم، که بتواند با استفاده از اطلاعات به دست آمده از سیگنال ECG هر فرد، وقوع حملات قلبی را آشکار سازد. در این الگوریتم برخط، به دنبال آستانه‌ای هستیم که از هر فرد به صورت مستقل به دست آید و بتواند هشدار لازم جهت وقوع حملات قلبی را فراهم سازد. الگوریتم ارائه شده شامل ۲ فاز زیر می‌باشد:

۵-۱-۱- فاز ۱: استخراج مقدار آستانه:

روی سیگنال وفاداری به دست آمده از ثبت‌های ۱۰ دقیقه‌ای هر فرد (هم گروه بیمار و هم گروه کنترل) تمرکز کردیم، و برای هر فرد میانگین (Mean) و انحراف معیار (SD) پیک‌های سیگنال وفاداری را در یک اپیزود ۱۰ دقیقه‌ای دور از حمله‌ی قلبی و هنگامی که قلب عمل کرد معمول خود را دارد، استخراج کردیم. مقدار $Mean+SD$ به دست آمده را به عنوان مقدار آستانه (Th) در نظر می‌گیریم.

$$Th = Mean + SD \quad (17)$$

۵-۱-۲- فاز ۲:

مقدار میانگین پیک‌های سیگنال وفاداری در اپیزودهای ۱ دقیقه‌ای بعدی را محاسبه می‌کنیم. اگر میانگین این سیگنال

جدول (۵) - مقادیر به دست آمده برای γ^T در یک پنجره‌ی ۱۰ دقیقه‌ای دور و قبل از وقوع SCD برای قسمت‌های ۱ دقیقه‌ای از سیگنال ECG (ثابت ۳۰)

میانگین سیگنال وفاداری	فواصل زمانی مختلف یک دقیقه‌ای در یک پنجره‌ی ده دقیقه‌ای										میانگین + انحراف معیار در کل پنجره ۱۰ دقیقه‌ای
	۱۰-۹	۹-۸	۸-۷	۷-۶	۶-۵	۵-۴	۴-۳	۳-۲	۲-۱	۱-۰	
دور از وقوع SCD	۲۸۸/۲	۲۵۶/۲	۷۵۸/۱	۳۹۳/۱	۸۱۷/۱	۱/۶۹۶	۸۶۶/۱	۷۹۳/۱	۲۴۴/۱	۴۶۷/۱	۷۴۴/۱+۶۹۴/۰=۴۳۸/۲
قبل از وقوع SCD	۵۰۵/۰	۴۷۶/۰	۵۱۳/۰	۶۰۷/۰	۵۵۶/۰	۷۳۷/۰	۹۴۳/۰	۱۷۵/۳	۴۶۰/۳	۳۲۶/۳	۳۷۶/۱+۲۷۵/۱=۶۴۹/۲

جدول (۶) - مقادیر به دست آمده برای γ^T در یک پنجره‌ی ۱۰ دقیقه‌ای دور و قبل از وقوع SCD برای قسمت‌های ۱ دقیقه‌ای از سیگنال ECG (ثابت ۵۱)

میانگین سیگنال وفاداری	فواصل زمانی مختلف یک دقیقه‌ای در یک پنجره‌ی ده دقیقه‌ای										میانگین + انحراف معیار در کل پنجره ۱۰ دقیقه‌ای
	۱۰-۹	۹-۸	۸-۷	۷-۶	۶-۵	۵-۴	۴-۳	۳-۲	۲-۱	۱-۰	
دور از وقوع SCD	۹۳۶/۰	۸۹۷/۰	۸۱۰/۰	۸۱۲/۰	۸۸۸/۰	۷۹۲/۰	۸۸۰/۰	۹۹۲/۰	۹۳۵/۰	۰۴۶/۱	۸۹۸/۰+۸۲۰/۰=۹۸۰/۰
قبل از وقوع SCD	۰۷۷/۰	۱۲۶/۰	۰۹۶/۰	۱۱۰/۰	۱۳۳/۰	۱۴۱/۰	۰۹۵/۰	۴۲۹/۲	۶۲۸/۲	۷۸۱/۲	۸۸۱/۰+۲۱۱/۱=۰۹۲/۲

۷- مراجع

[6] H. Yu, F. Pi-hua, W. Yuan, L. Xiao-feng, L. Jun, L. Zhi, et al., "Prediction of sudden cardiac death in patients after acute myocardial infarction using T-wave alternans: a prospective study," Journal of electrocardiology, vol. 45, pp. 60-65, 2012.

[7] Fujita, Hamido, et al. "Sudden cardiac death (SCD) prediction based on nonlinear heart rate variability features and SCD index." Applied Soft Computing, vol. 43, pp. 510-519, 2016.

[8] P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko, and L. A. Smith, "A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 50, pp. 289-294, 2003.

[9] R. Sameni, M. B. Shamsollahi, C. Jutten, and G. D. Clifford, "A nonlinear Bayesian filtering framework for ECG denoising," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 54, pp. 2172-2185, 2007.

[10] O. Sayadi and M. B. Shamsollahi, "ECG denoising and compression using a modified extended Kalman filter structure," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 55, pp. 2240-2248, 2008.

[11] O. Sayadi and M. Shamsollahi, "A model-based Bayesian framework for ECG beat segmentation," Physiological measurement, vol. 30, p. 335, 2009.

[1] G. I. Fishman, S. S. Chugh, J. P. DiMarco, C. M. Albert, M. E. Anderson, R. O. Bonow, 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, pp. 2335-2348, 2010.

[2] C. Sandroni, G. Ferro, S. Santangelo, F. Tortora, L. Mistura, F. Cavallaro, A. Caricato, and M. Antonelli, "In-hospital cardiac arrest: survival depends mainly on the effectiveness of the emergency response", Resuscitation, vol. 62, pp.291-297, 2004.

[3] S. Suraseranivongse, T. Chawaruechai, P. Saengsung, and C. Komoltri, "Outcome of cardiopulmonary resuscitation in a 2300-bed hospital in a developing country", Resuscitation, Vol.71, pp.188-193, 2006.

[4] Shen, Tsu-Wang, and et al. "A personal Sudden Cardiac Death (SCD) detector based on ECG biometric technology." World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2006. Springer Berlin Heidelberg, 2007.

[5] T.-W. Shen, H.-P. Shen, C.-H. Lin, and Y.-L. Ou, "Detection and prediction of sudden cardiac death (SCD) for personal healthcare," in 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 2575-2578, 2007.

- [15] IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 32, no. 3, pp. 230-6, 1985.
- [16] Akhbari, Mahsa, Mohammad B. Shamsollahi, and Christian Jutten. "ECG fiducial points extraction by extended kalman filtering." *Telecommunications and Signal Processing (TSP), 2013 36th International Conference on*. IEEE, 2013.
- [17] O. Sayadi, " Model-Based ECG Processing (Denoising, Compression and Classification)" ,MS Thesis, Sharif University of Technology, Tehran Iran, 2007
- [12] O. Sayadi, M. B. Shamsollahi, and G. D. Clifford, "Robust detection of premature ventricular contractions using a wave-based Bayesian framework," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, pp. 353-362, 2010.
- [13] Sameni, Reza, et al. "Filtering noisy ECG signals using the extended Kalman filter based on a modified dynamic ECG model." *Computers in Cardiology*, 2005. IEEE, 2005.
- [14] J. Pan, W. J. Tompkins, "A real-time qrs detection algorithm,"