



تشخیص آریتمی انقباضات زودرس بطنی در سیگنال الکتریکی قلب با استفاده از ترکیب طبقه‌بندها

مسعود رهبری پور و بابک محمدزاده اصل*

گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

چکیده

یکی از شایع‌ترین آریتمی‌های قلبی که همواره مورد توجه پزشکان قرار گرفته، آریتمی انقباضات زودرس بطنی است که تشخیص آن با توجه به فراوانی‌اش در همهٔ سنین، اهمیت ویژه‌ای دارد. ثبت سیگنال الکتروکاردیوگرام یک روش متداول و غیرتهاجمی برای بررسی نحوهٔ عملکرد قلب است. توسعهٔ روش‌های سریع و دقیق طبقه‌بندی خودکار الکتروکاردیوگرام برای تشخیص بالینی بیماری‌های قلبی بسیار ضروری است. هدف این پژوهش نیز، تحلیل سیگنال الکتریکی قلب به منظور طبقه‌بندی آریتمی انقباضات زودرس بطنی است. هیچ طبقه‌بندی وجود ندارد که برای تمامی مسائل و در تمامی زمان‌ها بهترین نتیجه را بدهد بنابراین؛ ترکیب طبقه‌بندها باعث می‌شود تا نتایج سامانهٔ ترکیبی در مقایسه با تک‌تک این تکنیک‌ها بهبود یابد. در این پژوهش از پایگاه دادهٔ *MIT-BIH arrhythmia database* به‌عنوان منبع داده استفاده شده‌است. در این پژوهش برای تشخیص ضربان‌های زودرس بطنی در بیماران از ویژگی‌های مورفولوژیکی الکتروکاردیوگرام و ویژگی‌های به‌دست آمده از تبدیل موجک استفاده شده‌است و پس از استخراج و انتخاب ویژگی‌ها، برای طبقه‌بندی ضربان‌ها از ترکیب متداول‌ترین روش‌های طبقه‌بندی، یعنی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و روش K نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده‌است. بهترین نتایج، در حالت ترکیب هر ۳ طبقه‌بند و با استفاده از ویژگی‌های هنجارسازی شده به دست آمد. در این حالت سامانهٔ ترکیبی طراحی شده موفق شد با صحت $98/9 \pm 0/2$ ، حساسیت $99/0 \pm 0/1$ و نرخ اختصاصی بودن $98/8 \pm 0/2$ درصد ضربان‌های زودرس بطنی را تشخیص دهد. همچنین، کارایی روش پیشنهادی در شرایط استفاده از نمونه‌های آموزشی محدود نشان داده‌شد. در مجموع، نتایج نشان‌دهندهٔ موفقیت روش پیشنهادی به‌ویژه در مقایسه با سایر پژوهش‌های مرتبط است.

واژگان کلیدی: انقباضات زودرس بطنی، الکتروکاردیوگرام، ویژگی‌های مورفولوژیکی، ترکیب طبقه‌بندها.

Premature Ventricular Contraction Arrhythmia Detection in ECG Signals via Combined Classifiers

Masoud Rahbaripour & Babak Mohammadzadeh Asl*

Biomedical Engineering Department, Electrical and Computer Engineering Faculty, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Abstract

Cardiovascular diseases are the most dangerous diseases and one of the biggest causes of fatality all over the world. One of the most common cardiac arrhythmias which has been considered by physicians is premature ventricular contraction (PVC) arrhythmia. Detecting this type of arrhythmia due to its abundance of all ages, is particularly important. ECG signal recording is a non-invasive, popular method for an assessment of heart's

* Corresponding author

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

فصلنامه



سال ۱۳۹۷ شماره ۱ پیاپی ۳۵

function. Development of quick, accurate automatic ECG classification methods is essential for the clinical diagnosis of heart disease. This research analyzes the ECG signal to detect PVC arrhythmia. Different techniques are provided in order to detect this type of arrhythmia based on ECG signals. As these techniques use different methods for detection, the reaction of each one will be different to detect this type of arrhythmia. There is no classifier to give the best results for all matters at any time and combining classifiers improve the combined system results in comparison with each of the techniques.

In this study, the MIT-BIH arrhythmia database is used as a data source. Two datasets are used for training; the first contains 2400 samples, as in other studies, and the second contains 600 samples, including normal and PVC beats. Morphological features and features obtained from wavelet transform used in a combined classifier were used afterwards, which is the combination of the most common classifiers namely artificial neural network, SVM and KNN for PVC beat classification. Statistical significance features were selected using the p-value approach and normalized them. The best results were obtained when combining all three classifiers and using normalized statistical significance features. The designed hybrid system succeeded to detect PVC beats with $98.9 \pm 0.2\%$ accuracy, $99.0 \pm 0.1\%$ sensitivity, and $98.8 \pm 0.2\%$ specificity. Also, the efficiency of the proposed method was shown when using limited training samples. The results showed the success of the proposed approach, specifically in comparison with other related research studies.

Keywords: Premature ventricular contraction, ECG, Morphological features, Combined classifiers

می‌برند (حدود هفده درصد از افراد بالای هفتاد سال)، بلکه حدود ۳۳ درصد از کل بیماری‌های قلبی را دربرمی‌گیرند [1]. بروز این ناهنجاری در افرادی که تحت عمل جراحی قلب قرار گرفته‌اند بسیار محتمل است [1].

سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام توجه پژوهش‌گران زیادی را در زمینه مهندسی پزشکی به خود جلب کرده‌است. با این سیگنال‌ها یک متخصص قلب اطلاعات مفیدی دربارهٔ ریتم و عملکرد قلب خواهد داشت. بنابراین تحلیل آن نشان‌دهندهٔ یک راه مؤثر برای شناسایی و درمان انواع بیماری‌های قلبی است [2].

در زمینه پیش‌پردازش و فیلتر کردن عوامل مزاحم، برای نوفه‌زدایی از ECG [4] و الگوسازی آلوده‌کننده‌های سیگنال [5] فیلترهای بیزی پیشنهاد شده‌است. الگوهای فضای حالت به کار رفته در مقالات اغلب از الگوی پیشنهادی مک شری و همکاران [6] الهام گرفته‌اند. در [6] با استفاده از مدل‌های مختلط گاوسی اقدام به الگوسازی شده و ایجاد ECG های ترکیبی پیشنهاد شده‌است. پژوهش‌گران بعدها دریافتند که با برخی اصلاحات، چارچوب فیلترینگ مورد استفاده کلیفورد و همکاران [7] و ثامنی و همکاران [4] را می‌توان به‌عنوان چارچوبی مبتنی بر شاخصهٔ فیلترینگ ECG براساس الگوی [8] و نوفه‌زدایی و فشرده‌سازی همزمان [9] و تقسیم‌بندی ضربان [10] به کار بست.

در مرجع [11] از تبدیل موجک پیوسته برای استخراج ویژگی‌های سیگنال استفاده شده‌است و به دلیل فراوانی تعداد بردارهای استخراج‌شده توسط موجک از تحلیل مؤلفهٔ اصلی

۱- مقدمه

ضربان زودرس بطنی و نوع حمله‌ای آن، از رایج‌ترین ناهنجاری‌هایی است که نه تنها افراد با سن بالا از آن رنج به دلیل نقش سیگنال الکتروکاردیوگرام در ارائهٔ اطلاعاتی در مورد تشخیص و روند درمان بیماری‌های قلبی، مسألهٔ استخراج سیگنال قلبی و تجزیه و تحلیل آن، از سال‌ها پیش مورد توجه متخصصین قلب بوده‌است. تغییرات معنی‌داری از ساختار قلب بیماران و ضربان‌های آن با استفاده از این سیگنال قابل تشخیص هستند [1]. طبقه‌بندی خودکار برای طراحی یک سامانهٔ هوشمند، تشخیص آریتمی‌های قلبی از روی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام، لازم است. نخست ضروری‌ست ویژگی‌های مناسبی از روی این سیگنال‌ها استخراج شود. از آنجا که یکی از مهم‌ترین و بنیادی‌ترین روش‌های تشخیصی پزشکان، بر اساس اطلاعات زمانی و ریخت‌شناسی^۱ سیگنال الکتروکاردیوگرام است، به نظر می‌رسد بهترین روش، تمرکز بر استخراج دقیق ویژگی‌های مربوط به شکل ظاهری سیگنال است. اکثر روش‌های دیگر نظیر تبدیل موجک نیز برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های حیاتی به‌ویژه با توجه به غیر ایستا بودن این سیگنال‌ها استفاده شده‌است؛ ولی در اکثر پژوهش‌های اشاره‌شده، این گونه تحلیل‌ها به‌تنهایی برای طبقه‌بندی کافی نیست و به همین دلیل استفاده از دیگر مشخصه‌های موجود در سیگنال‌های قلبی برای طبقه‌بندی بیماری‌های قلبی ضروری است [3].

¹Morphology

عصبی برای طبقه‌بندی پس از اجرای فرایند استخراج ویژگی‌های مناسب استفاده می‌کنند [16-19]. روش ارائه‌شده در [20] بر مبنای ترکیب شبکه‌های عصبی و فازی است که شامل یک زیرشبکه خود سازمان‌ده فازی سری شده با یک پرسپترون چندلایه است. پژوهندگان پیشنهاد کردند که از اطلاعات آماری مرتبه بالا به‌عنوان ورودی به سامانه طبقه‌بندی آنها استفاده شود.

روش ماشین بردار پشتیبان نیز به دفعات در سامانه‌های تشخیص خودکار پزشکی استفاده شده‌اند. در مرجع [21] روش‌های یادگیری فعال مبتنی بر SVM برای طبقه‌بندی سیگنال‌های ECG معرفی شده‌اند. هدف این مطالعه بهبود دقت طبقه‌بندی در زمانی است که نمونه‌های عملی محدودی در دسترسند. در مرجع [22] نیز قابلیت‌های دو روش ماشین بردار پشتیبان و فرایند گاوسی (GP) در تشخیص و طبقه‌بندی آریتمی انقباضات زودرس بطنی مورد بررسی قرار گرفته‌است. در این مرجع ویژگی‌های مختلف سیگنال‌های ECG نظیر مورفولوژی، تبدیل موجک گسسته، آمارگان مرتبه بالا و تبدیل S محاسبه شده‌است. نتایج به دست آمده بر روی ۴۸ مورد در پایگاه داده MIT-BIH arrhythmia database نشان می‌دهد که برای تمام مشخصه‌های به‌کاررفته در این مطالعه، آشکارساز GP تنها با ششصد ضربه از دسته‌های PVC و غیر PVC می‌تواند به دقت و حساسیت کلی بالای نود درصد دست یابد.

روش تحلیل مؤلفه اصلی در مطالعات اخیر نیز به‌کار رفته است. در مقاله [23] که بر روی تشخیص آریتمی انقباضات زودرس بطنی متمرکز است، ابتدا یک مجموعه داده آموزش که فقط شامل ضربان‌های عادی باشد، تهیه شده، سپس با استفاده از روش تحلیل مؤلفه اصلی، تغییرات جهات اصلی ضربان قلب هر فرد در مقایسه با ضربان‌های عادی مجموعه داده آموزش بررسی شده‌است. بر این اساس، انقباضات زودرس بطنی به‌صورت برخط و به‌هنگام^۶ تشخیص داده شدند. در [24] به‌طور جداگانه از دو روش تبدیل موجک گسسته و تحلیل مؤلفه اصلی برای تشخیص ضربان‌های قلب و طبقه‌بندی آریتمی‌ها استفاده شده و نشان داده شده که عملکرد روش تبدیل موجک گسسته بهتر از تحلیل مؤلفه اصلی است.

شیوه‌های متفاوتی برای تشخیص این آریتمی از روی سیگنال الکتروکاردیوگرام ارائه شده‌اند. از آنجا که در هر کدام

(PCA)^۱ جهت کاهش ابعاد و به عبارتی انتخاب بهترین نمونه‌ها استفاده شده‌است.

همان‌گونه که اشاره شد، استفاده از ویژگی‌های مربوط به شکل ظاهری یا مورفولوژی سیگنال نیز کاربرد فراوانی دارد. به‌عنوان مثال در [12] مؤلفان از اطلاعات مورفولوژیکی به عنوان ویژگی‌ها بهره می‌گیرند و ضربان ECG را با شبکه‌های عصبی طبقه‌بندی می‌کنند. در این روش با به‌کارگیری موجک اسپلاین درجه دوم^۲، کمپلکس QRS و همچنین موجهای P و T از انواع نوفه‌ها و تداخل‌های ناخواسته تفکیک شده و تشخیص آریتمی‌های حاد در بانک اطلاعاتی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام استاندارد حتی در حضور نوفه و تداخل‌های ناخواسته نیز امکان‌پذیر می‌شود.

در [13] نیز از ویژگی‌های زمانی و مورفولوژیک استفاده شده‌است. آزمایشی از روش‌های طبقه‌بندی RBF، KNN و SVM به عمل آمده که نتایج، برتری طبقه‌بند SVM با هسته گاوسی را نشان می‌دهد. همچنین برای تنظیم شاخصه‌های SVM از الگوریتم بهینه‌ساز PSO^۳ استفاده شده‌است که باعث بهبود عملکرد طبقه‌بند SVM می‌شود.

در مقاله [14] یک الگوریتم پویای مبتنی بر الگو برای الگوسازی شکل موج‌های مشخصه ECG با به‌کارگیری فیلتر کالمن گسترش‌یافته معرفی شده‌است. این الگوریتم قابلیت کارکرد با یک یا چند لید را دارد. به‌علاوه، معیاری با نام فیدلیتی سیگنال با مانیتورینگ ماتریس کواریانس سیگنال‌ها طی روند فیلترینگ ارائه شده‌است. در این حالت با ردگیری هم‌زمان فیدلیتی سیگنال و شیب قطبی^۴ به متمایز کردن ضربان‌های نرمال و PVC پرداخته شده‌است.

در [15] که مطالعه جدیدتری است، پس از تقسیم سیگنال الکتروکاردیوگرام به قطعات شش ثانیه‌ای و انجام عملیات پیش‌پردازش، از تبدیل موجک گسسته درجه دوم برای استخراج ویژگی استفاده شده‌است. سرانجام با استفاده از شبکه عصبی احتمالی^۵، اقدام به طبقه‌بندی هشت نوع ضربان شده که در این بین، ضربان‌های زودرس بطنی با صحت ۷۱/۰۴ درصد شناسایی شدند.

در زمینه تشخیص PVC، اغلب پژوهش‌ها از شبکه‌های

¹ Principal Component Analysis

² Quadratic spline

³ Particle swarm optimization

⁴ Polar envelope

⁵ Probabilistic Neural Network

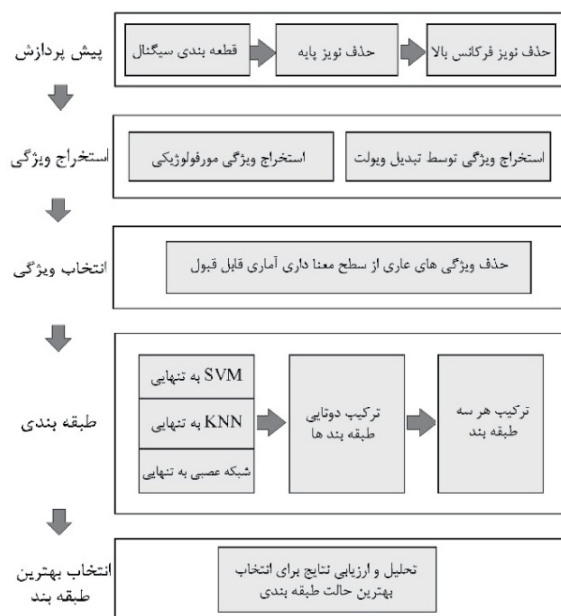
⁶ Real time

(شصت درصد) و سرپایی (چهل درصد) و ۲۵ ثبت از همان مجموعه حاوی آریتمی‌های کمتر شایع، اما از نظر بالینی قابل توجه هستند [25]. نوع ضربان‌های موجود در هر یک از این ۴۸ عدد ثبت به تفکیک در جدول شماره (۱) نشان داده شده‌است.

(جدول-۱): تعداد ثبت‌ها و نوع آریتمی‌های موجود در ثبت‌ها
(Table-1): The number of records and types of arrhythmias in the records

تعداد ثبت‌ها	سالم	PVC	آریتمی‌های دیگر
2	*		
5	*	*	
8	*		*
7		*	*
1			*
25	*	*	*

بالغ بر ۱۰۹۰۰۰ ضربان بطنی برچسب‌دار از پانزده نوع ضربان قلب مختلف در این داده‌ها وجود دارد. در تعداد نمونه‌های هر نوع ضربان قلب، تفاوت زیادی وجود دارد. پرتعدادترین دسته مربوط به «ضربان طبیعی» با حدود ۷۵۰۰۰ نمونه و کم‌تعدادترین دسته «ضربان زوددهنگام فوق بطنی (SP)» با تنها دو نمونه است. روندنا مراحل انجام الگوریتم این پژوهش در شکل (۱) نشان داده شده‌است.



(شکل-۱): بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص

خودکار آریتمی انقباضات زودرس بطنی

(Figure-1): Block diagram of proposed algorithm for automatic arrhythmia detection of premature ventricular contractions

از آنها از روش‌های مختلفی استفاده شده، بنابراین رفتار هر کدام در تشخیص این نوع آریتمی متفاوت خواهد بود. هیچ طبقه‌بندی وجود ندارد که برای تمامی مسائل و در تمامی زمان‌ها بهترین نتیجه را بدهد؛ بنابراین، ترکیب طبقه‌بندها باعث می‌شود تا نخست، صحت نتایج سامانه ترکیبی در مقایسه با دیگر روش‌ها ارتقا یابد؛ و دوم بر دقت آنها نیز افزوده شود (انحراف معیار کاهش یابد). از طرفی در بررسی‌های پیشین، از روش ترکیب طبقه‌بندها برای بهبود درصد صحت تشخیص موارد مختلف استفاده شده‌است؛ اما در زمینه تشخیص آریتمی انقباضات زودرس بطنی استفاده از این روش و مقایسه نتایج آن با دیگر طبقه‌بندها به صورت جداگانه، اندیشه‌ای جدید است. علاوه بر این، برخی از بررسی‌های پیشین که در زمینه تشخیص آریتمی انقباضات زودرس بطنی درصد صحت بالایی دارند، یا از مجموعه داده کوچکتری استفاده کردند، یا مجموعه داده آموزش و تست آنها هم‌پوشانی دارد؛ در حالی که در این پژوهش از مجموعه داده آموزش کوچک استفاده شده‌است و مجموعه داده آزمون نیز کل ثبت‌های موجود در پایگاه داده را در بر می‌گیرد.

در این بخش پژوهش‌های پیشین مرور و اهمیت موضوع، مشکلات آنها و انگیزه و نوآوری این پژوهش نیز مطرح شد. در بخش بعد به بیان روش پیشنهادی و پایگاه داده استفاده شده پرداخته می‌شود. در بخش سوم نتایج به دست آمده ارائه و در مورد آنها بحث خواهد شد. در بخش چهارم نیز جمع‌بندی و از آن نتیجه‌گیری خواهد شد.

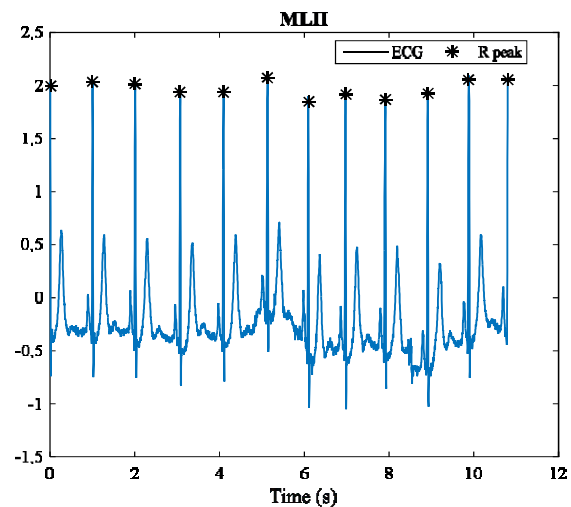
۲- مواد و روش‌ها

در این پژوهش از پایگاه داده MIT-BIH arrhythmia database [25] به‌عنوان منبع داده استفاده شده‌است. این پایگاه داده دارای ۴۸ عدد سیگنال ثبت‌شده از افراد مختلف متشکل از ۲۵ مرد از سنین ۸۹-۳۲ سال و ۲۲ زن در سنین ۲۳-۸۹ سال است. هر ثبت سی دقیقه طول می‌کشد و در آن از دو لید برای ثبت ECG استفاده می‌شود: لید اصلاح‌شده اندامی II^۱ و یکی از لیدهای اصلاح‌شده V1، V2، V4 یا V5. در این پایگاه داده، فرکانس نمونه‌برداری برابر ۳۶۰ هرتز بوده و داده‌ها دارای باند گذر ۰/۱ الی ۱۰۰ هرتز هستند. میزان وضوح سیگنال‌ها یازده بیت در محدوده ده میلی‌ولت است. از میان ۴۸ سیگنال ثبت‌شده در این پایگاه، ۲۳ عدد از ثبت‌ها نمونه‌هایی تصادفی از سیگنال‌های بالینی افراد بیمار بستری

¹ Modified limb lead II

۲-۱- پیش پردازش

در این پژوهش با توجه به اطلاعات موجود در فایل‌هایی با پسوند .atr، در پایگاه داده، برای ادامه پردازش‌ها ابتدا سیگنال به پنجره‌هایی به طول یازده توالی R-R تقسیم‌بندی می‌شوند تا از درون هر پنجره اطلاعات کامل ده موج QRS به دست آید. این کار با توجه به طولانی بودن زمان ثبت سیگنال‌ها (سی دقیقه) انجام شده است. برتری اصلی این کار به‌ویژه برای پیش‌پردازش سیگنال در این است که اگر بخشی از سیگنال دچار اغتشاشات اساسی شده باشد، آن قسمت داخل یک یا چند پنجره باقی می‌ماند و قسمت‌های بدون اغتشاش نیز درون پنجره‌های دیگر، با انجام این کار، عملیات پیش‌پردازش به طور جداگانه برای هر پنجره که به تقریب حدود ده ثانیه به طول می‌انجامد، انجام شده و مشکلات پیش‌پردازش یک‌جای سیگنال طولانی سی دقیقه‌ای مرتفع می‌شود. در شکل (۲) و (۳) مواردی از این پنجره‌ها برای ثبت شماره ۱۰۶ مشاهده می‌شود. موج‌های R در این شکل‌ها با توجه به اطلاعات خود پایگاه داده مشخص شدند و دقت بالای تشخیص و تعیین موج R در سیگنال به‌خوبی دیده می‌شود. همچنین در کلیه مراحل شبیه‌سازی با توجه به پژوهش‌های مرتبط با موضوع و شکل گویاتر، فقط از لید MLII استفاده شده است.



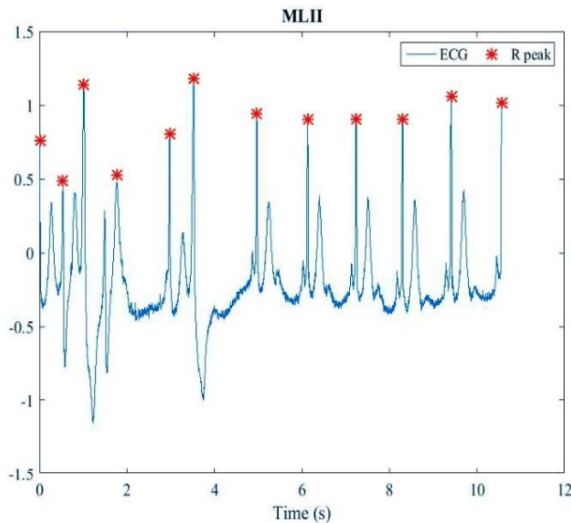
(شکل-۲): یک نمونه از پنجره‌های جدا شده از سیگنال ECG

ثبت ۱۰۶ برای انجام پیش‌پردازش

(Figure-2): An example of the windows separated from the ECG signal of record 106 for preprocessing

۲-۱-۱- حذف سیگنال پایه

خط پایه یا سیگنال پایه نوفه‌ای با بسامد پایین است که تمامی سیگنال بر روی آن سوار شده است. روش‌های متفاوتی برای



(شکل-۳): یک نمونه از پنجره‌های جدا شده از سیگنال ECG

ثبت ۱۰۶ که حاوی چند ضربان غیرعادی است.

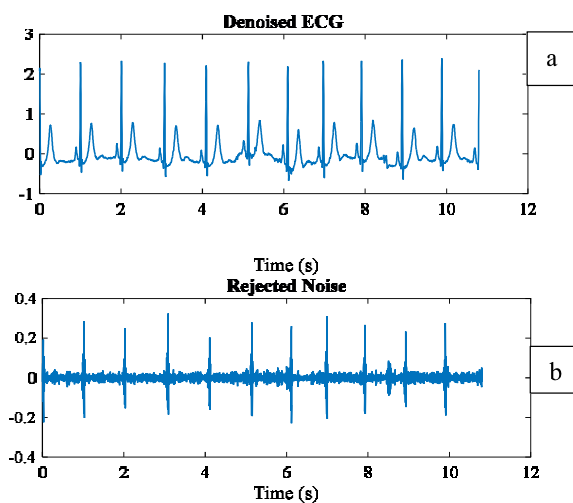
(Figure-3): An example of the windows separated from the ECG signal of record 106, which contains a few abnormal beats.

حذف خط پایه سیگنال الکتروکاردیوگرام وجود دارد که استفاده از فیلترهای بالاگذر یکی از آنهاست، ولی این روش در بعضی موارد منجر به حذف برخی اطلاعات ارزشمند از سیگنال ECG به‌ویژه هنگام رخداد ضربان زودرس بطنی می‌شود. در این مرحله با استفاده از یک برازش چندجمله‌ای با درجه شش به هریک از پنجره‌های جدا شده از سیگنال اصلی اقدام به شناسایی این نوفه می‌شود. با توجه به این حقیقت که یک برازش در حالت کلی زمانی به صورت بهینه صورت می‌گیرد که دنبال‌کننده روند^۱ کلی تغییرات سیگنال باشد، این روش برای هدف تعریف شده در این مطالعه کارآمد است. در شکل (۴) به طور هم‌زمان سیگنال ECG خام و نوفه خط پایه به دست آمده از این روش مشاهده می‌شود. این کار با استفاده از دستور polyfit نرم افزار متلب و با استفاده از تعریف کمینه مربعات خطا به دست آمده است. در این شکل به خوبی نحوه برازش سیگنال مشاهده می‌شود. به عبارت دیگر با کم کردن مقدار نوفه برازش شده با منحنی چندجمله‌ای، از سیگنال نخستین می‌توان به یک سیگنال ECG به اصطلاح دیترنده دست یافت. این کار برای سیگنال نشان داده شده در شکل (۴) انجام شده است و حاصل آن در شکل (۵) دیده می‌شود. پس از این، برای سایر پردازش‌ها از این سیگنال به جای سیگنال اصلی استفاده خواهد شد.

¹ Trend

² Detrend

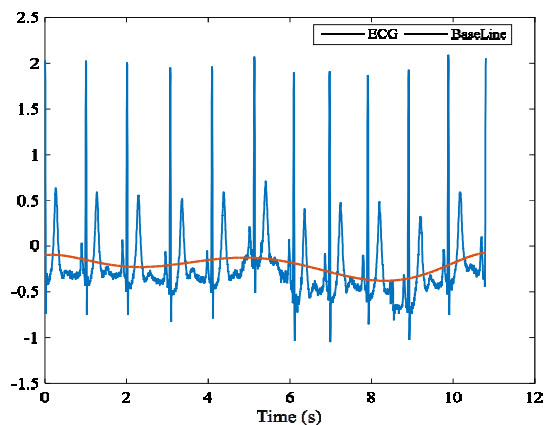
با روش حداقل مربعات خطا برازش می‌شود ($m < n$). در شکل (۶) یک سیگنال پس از عبور از فیلتر ساویتزکی-گولای با طول پنجره ۲۱ و درجه ۷ مشاهده می‌شود. در این شکل نوفه حذف شده از سیگنال نیز قابل مشاهده است.



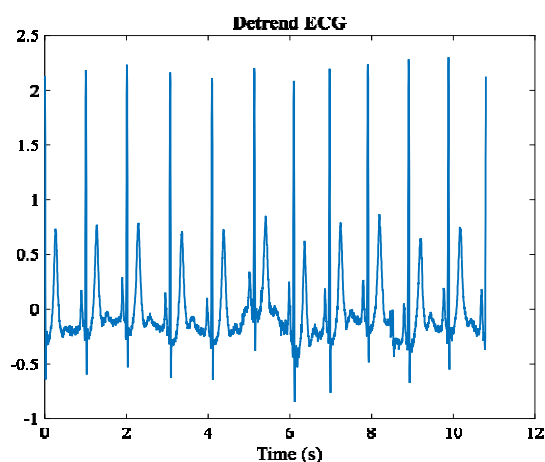
(شکل-۶): (a) سیگنال ECG ثبت ۱۰۶ پس از حذف نوفه توسط فیلتر ساویتزکی-گولای، (b) نوفه حذف شده
(Figure-6): (a) The ECG signal of record 106 after noise removal by the Savitzky-Golay filter, (b) Removed noise

۲-۲- استخراج ویژگی

فرض کنیم می‌خواهیم ویژگی‌های ضربان i ام در سیگنال ECG را به دست آوریم. ابتدا سیگنال موج R با شماره $i-1$ تا $i+1$ را جدا می‌شود. سپس، با قرار دادن مرکزیت سیگنال بر روی موج R شماره i ، زمان آن موج R برابر صفر قرار داده می‌شود. سپس، با استفاده از دستور findpeaks نرم‌افزار متلب اقدام به یافتن پنج نقاط بیشینه محلی بزرگتر سیگنال در این بازه می‌نماییم. همان‌گونه که در شکل (۷) دیده می‌شود، با این کار به ترتیب از چپ به راست، نقاط مربوط به موج T ضربان قبلی، موج P ضربان حاضر، موج R ضربان حاضر، موج T ضربان حاضر و موج P ضربان بعدی استخراج می‌شوند. سپس فقط دو نقطه نزدیکتر به موج R در نظر گرفته و با این کار تنها به بررسی موج P و T ضربان حاضر پرداخته می‌شود. سپس، با استفاده از مختصات نقاط به دست آمده چنانچه در شکل (۸) نیز آمده است، ده ویژگی زیر از سیگنال استخراج شده که از این پس در این پژوهش با نام "ده ویژگی اول" از آنها یاد می‌شود: طول بازه R-R ضربان قبلی، طول بازه R-R ضربان بعدی، زمان وقوع موج P، زمان وقوع موج T، طول بازه P-T، ارتفاع موج R، ارتفاع موج T، اختلاف ارتفاع موج‌های P و R، اختلاف ارتفاع موج‌های T و R.



(شکل-۴): نمایش هم‌زمان یک نمونه سیگنال خام مربوط به ثبت ۱۰۶ و نوفه پایه برازش شده در آن
(Figure-4): Simultaneous display of a raw signal sample of record 106 and fitted base line in it

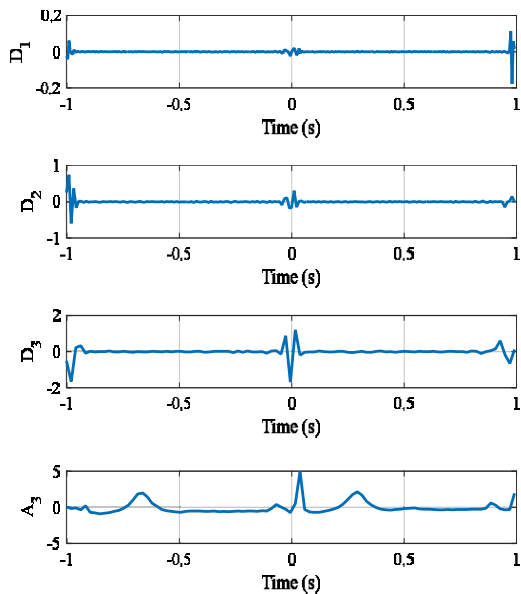


(شکل-۵): یک نمونه سیگنال ECG پس از حذف نوفه پایه
(Figure-5): An ECG signal sample after removing the base line

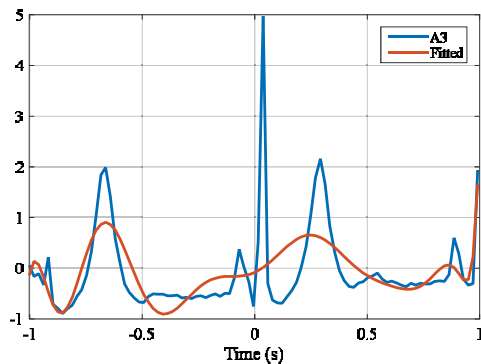
۲-۱-۲- حذف نوفه فرکانس بالا

برای حذف نوفه‌های بسامد بالا نیز با توجه به فرکانس بالای موج R و احتمال تشابه میان نوفه‌های فرکانس بالا و موج R از روش فیلتر پایین‌گذر مستقیم پرهیز و به جای آن از روش فیلتر ساویتزکی-گولای^۱ استفاده شده است. در واقع فیلتر ساویتزکی-گولای، یک فیلتر دیجیتال است که می‌توان آن را به مجموعه‌ای از داده‌های دیجیتال به منظور هموار کردن سری زمانی، اعمال کرد. هدف اصلی این روش افزایش نسبت سیگنال به نوفه است و این کار تا حد زیادی بدون خدشه‌دار شدن سیگنال نخستین انجام می‌شود. در این روش که بر پایه انتگرال کانولوشن انجام می‌شود، نخست سیگنال به پنجره‌هایی به طول n تقسیم‌بندی، سپس یک منحنی چندجمله‌ای با درجه محدود m به نقاط این بخش از سیگنال

¹Savitzky-Golay filter

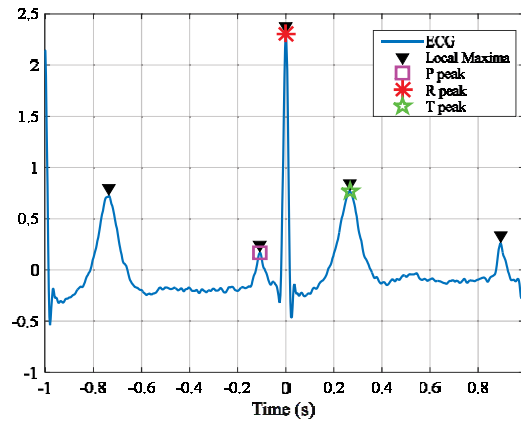


(شکل-۹): تجزیه سیگنال ECG به چهار سیگنال شامل سه جزئیات و یک تقریب پس از سه مرحله تبدیل ویولت گسسته (Figure-9): ECG signal decomposition into 4 signals including 3 details and 1 approximation after 3 stages of discrete wavelet transformation



(شکل-۱۰): برازش منحنی درجه نه به سیگنال تقریب A3 و استفاده از ضرایب آن به عنوان ویژگی (Figure-10): Fit the grade 9 curve to the A3 approximate signal and using its coefficients as features

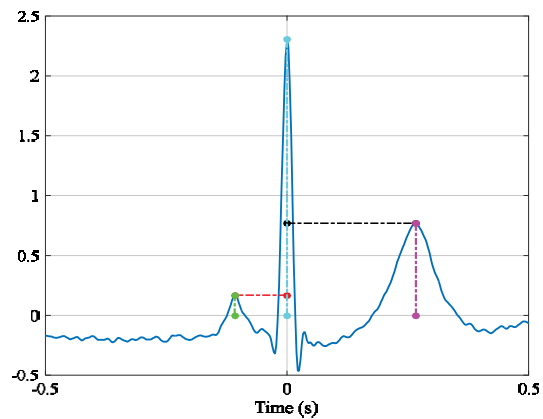
با توجه به این که ویژگی‌های نام‌برده در بسیاری از بررسی‌ها مورد استفاده قرار گرفته، ترجیح داده شده است از آنها به صورت هم‌زمان در این پژوهش نیز استفاده شود. در شکل (۱۱ و ۱۲) مشاهده می‌شود که با توجه به تغییرات اساسی ایجاد شده در شکل سیگنال ECG به هنگام وقوع ضربان زودرس بطنی، بسیاری از ویژگی‌های معرفی شده در بالا دستخوش تغییرات زیادی می‌شوند که با استفاده از این تغییر ویژگی‌ها در ضربان‌های سالم و PVC، تشخیص خودکار ضربان‌های PVC امکان‌پذیر شد. این موضوع در بخش‌های دیگر و با استفاده از شاخص‌های ارزیابی طبقه‌بندی بررسی می‌شود. در هر حال ساده‌ترین راه برای بررسی کیفیت



(شکل-۷): استخراج موج‌های P, R و T برای یک ضربان در

ثبت ۱۰۶

(Figure-7): Extraction of P, R, and T waves for one beat in record 106



(شکل-۸): ویژگی‌های قابل استخراج از روی زمان و ارتفاع

موج‌های P, R و T

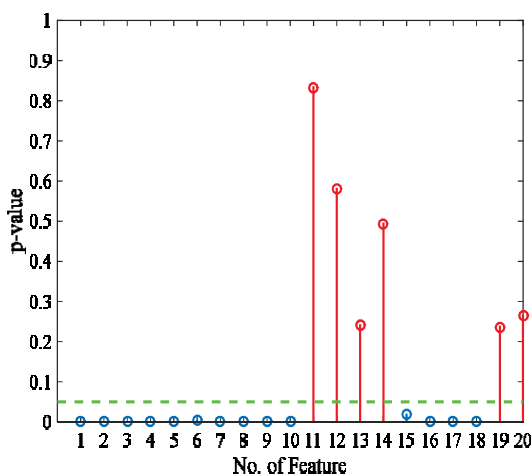
(Figure-8): Extractable features of time and amplitude of P, R, and T waves

در ادامه با استفاده از سیگنال تقریب^۱ تبدیل ویولت گسسته اقدام به ساده کردن شکل سیگنال ECG در بازه مورد نظر می‌شود. این اتفاق در شکل (۹) و پس از انجام سه مرحله تبدیل ویولت با تابع ویولت مادر db10 نشان داده شده است. با دقت در این شکل دریافت می‌شود که مجموع سیگنال‌های $D1+D2+D3+A3$ برابر سیگنال ECG نخستین است و از جدا کردن جزئیات سیگنال در سه مرحله تبدیل ویولت گسسته سیگنال A3 به دست می‌آید. سپس مطابق آنچه در شکل (۱۰) ملاحظه می‌شود، یک منحنی درجه نه به این سیگنال برازش کرده، ده ضریب این منحنی برازش شده به عنوان ویژگی‌های استخراج شده دیگر در نظر گرفته و "ده ویژگی دوم" نامیده می‌شود.

¹Approximate

ویژگی دوم) تنها ضرایب پنج، شش، هفت و هشت مناسب هستند و دیگر ویژگی‌ها حذف خواهند شد. مناسب بودن این چهار ویژگی به دلیل متفاوت بودن روند کلی تغییرات سیگنال در ضربان‌های سالم و PVC است. در ضربان‌های زودرس بطنی کمپلکس QRS به طور قابل توجهی طولانی و پهن است. برای ده ویژگی دوم در معادله زیر ویژگی‌های مناسب به صورت تیره نمایش داده شده‌اند.

$$y = a_1t^9 + a_2t^8 + a_3t^7 + a_4t^6 + a_5t^5 + a_6t^4 + a_7t^3 + a_8t^2 + a_9t + a_{10} \quad (1)$$

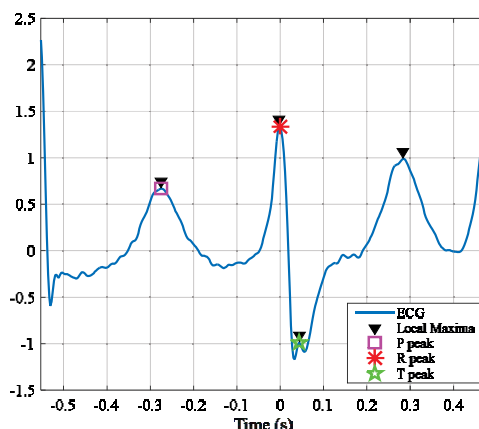


(شکل-۱۳): مقدار p-value برای هر یک از بیست ویژگی، سطح معناداری برابر ۰/۰۵ است.
(Figure-13): The p-value for each of the 20 features, the significance level is 0.05

۲-۴ طبقه‌بندی

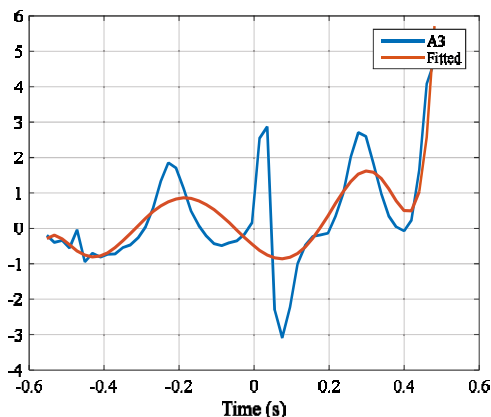
در این پژوهش در نهایت برای ۷۱۱۷ ضربان PVC و ۷۵۰۵۳ ضربان طبیعی به استخراج ویژگی پرداخته شد. در نخستین گام با استفاده از طبقه‌بندهای مختلف به صورت تکی و سپس با استفاده از ترکیب دوتایی و سه‌تایی طبقه‌بندها برای تشخیص ضربان‌های PVC اقدام شد. یادآوری این نکته ضروری است که با توجه به تعداد نامساوی ضربان‌ها در دو دسته، برای جلوگیری از تمرکز یادگیری طبقه‌بندها بر روی دسته دارای فراوانی بیشتر، پیش از شروع یادگیری، اقدام به انتخاب تصادفی سه‌هزار ضربان از هر دسته (در مجموع شش‌هزار نمونه) از ثبت‌های شماره ۱۰۶، ۱۱۹، ۲۰۰، ۲۰۳، ۲۰۸، ۲۲۱ و ۲۲۸ شد. سپس، مطابق جدول (۲)، نخست از میان این داده‌ها ۴۰ درصد به عنوان داده آموزش (۱۲۰۰ عدد از هر دسته، در مجموع ۲۴۰۰ عدد) و شصت درصد به عنوان داده آزمون (۳۶۰۰ عدد) انتخاب شد. بار دوم ده درصد به عنوان داده آموزش انتخاب شد و طبقه‌بندها نیز با سیصد

ویژگی‌های استخراج‌شده سنجیدن میزان معناداری آن ویژگی از لحاظ آماری است که در بخش بعدی بر روی آن تمرکز شده‌است.



(شکل-۱۱): ویژگی‌های استخراج‌شده از روی محل امواج P, R و T برای یک ضربان PVC

(Figure-11): Extracted features from the location of P, R and T waves for one PVC beat.



(شکل-۱۲): سیگنال تقریب A3 و منحنی درجه نه برازش شده به آن برای یک ضربان قلب PVC
(Figure-12): A3 Approximation signal and fitted Grade 9 curve for one PVC beat

۲-۳ انتخاب ویژگی

در این پژوهش، به جای انتخاب ویژگی‌های برتر، به رویکرد حذف ویژگی‌هایی با سطح معناداری پایین ($p > 0.05$)، پس از انجام آزمون آماری t بر روی ویژگی‌ها توجه شد. با به دست آوردن مقدار p-value مربوط به ویژگی‌ها با دستور ttest در نرم‌افزار متلب، تعداد چهارده ویژگی از نظر این آزمون مناسب شناخته شدند. برای این ویژگی‌ها با آزمون t، مقدار p کمتر از ۰/۰۵ به دست آمد. مقادیر p-value را برای هر ویژگی در شکل (۱۲) قابل ملاحظه است. در این شکل دیده می‌شود که ده ویژگی نخست همگی از نظر این آزمون مناسب هستند ولی از میان ویژگی‌های متعلق به ضرایب چندجمله‌ای (ده

پی در پی^۲ و کرنل توابع پایه شعاعی یا گاوسی با پارامتر $\sigma = 0.6$ و ضریب $C = 1$.

– روش K نزدیک‌ترین همسایه با تعداد همسایه پنج، روش جستجوی همسایه جامع^۳ و روش محاسبه فاصله مینکوفسکی^۴.

۳- یافته‌ها

به طور معمول برای ارزیابی سیستم طبقه‌بندی‌کننده از سه پارامتر حساسیت (sensitivity-SE) و نرخ اختصاصی بودن (specificity-SP) و صحت (accuracy-AC) استفاده می‌شود. این شاخص‌ها به شرحی که در ادامه می‌آیند، محاسبه می‌شوند. در پژوهش‌های مرتبط مهم‌ترین معیار به‌طور معمول، شاخص درست شناخته‌می‌شود، چرا که معیاری برای ارزیابی میزان نزدیکی نتایج به‌دست‌آمده به نتایج حقیقی است. هر چه جواب آزمایش به مقدار حقیقی نزدیک‌تر باشد، درستی آن بیشتر است.

$$SE = \frac{TP}{(TP+FN)} \times 100 \quad (2)$$

$$SP = \frac{TN}{(TN+FP)} \times 100 \quad (3)$$

$$AC = \frac{TP+TN}{TN+FP+FN+TP} \times 100 \quad (4)$$

در روابط بالا TP موارد مثبت حقیقی، TN موارد منفی حقیقی، FN موارد منفی کاذب و FP موارد مثبت کاذب است [15, 24]؛ به بیان دیگر:

FP سالم را با عنوان بیمار طبقه‌بندی می‌کند.

TP بیمار را با عنوان بیمار طبقه‌بندی می‌کند.

FN بیمار را با عنوان سالم طبقه‌بندی می‌کند.

TN سالم را با عنوان سالم طبقه‌بندی می‌کند.

برای هر حالت (استفاده از ۲۴۰۰ داده برای آموزش و استفاده از ششصد داده برای آموزش) نتایج در جدولی به‌صورت جداگانه ارائه شده‌است. ذکر این نکته ضروری است که در هر خانه، جدول نتایج به‌دست‌آمده به‌صورت میانگین \pm انحراف معیار برحسب درصد نشان داده شده‌اند. جدول (۳) نتایج به‌دست‌آمده طبقه‌بندی برای حالت اول (استفاده از ۲۴۰۰ داده برای آموزش) و بهره‌گیری از چهارده ویژگی انتخاب‌شده دارای سطح معناداری قابل قبول را نشان می‌دهد. در ادامه ویژگی‌ها طبق رابطه پنج نرمالیزه شد تا تمام داده‌های

² Sequential Minimal Optimization

³ Exhaustive

⁴ Minkowski

ضربان از هر دسته (در مجموع ششصد عدد) آموزش داده شد. این حالت آموزش یکبار با مجموعه داده‌های آزمون قبلی سنجیده شد و یکبار دیگر همه مجموعه پایگاه داده (۴۸ عدد ثبت) به‌عنوان داده آزمون در نظر گرفته شد. در این مرحله برای جلوگیری از هرگونه شائبه مبتنی بر انتخاب تصادفی داده‌های آسان‌تر برای طبقه‌بندی، مراحل آموزش و یادگیری بیست مرتبه با داده‌های گوناگون آزموده و در نهایت میانگین و انحراف معیار برای هر طبقه‌بند به‌صورت جداگانه گزارش شد.

(جدول ۲): حالت‌های مختلف آموزش و آزمون

(Table-2): Different training and testing modes

حالت اول	آموزش ۴۰٪ از مجموعه داده
	آزمون ۱ ۶۰٪ از مجموعه داده
حالت دوم	آموزش ۱۰٪ از مجموعه داده
	آزمون ۱ داده‌های آزمون حالت اول
آزمون ۲ تمام ثبت‌های پایگاه داده (۴۸ ثبت)	

در این پژوهش، ترکیب ۲ تایی و ۳ تایی طبقه‌بندها به روش فضای دانش رفتاری (BKS) انجام شده‌است. این روش با ثبت نظرات طبقه‌بندها در مورد الگوهایی که کلاس آنها معلوم است، رفتار جمعی طبقه‌بندها را الگو کرده و بر اساس آن برحسب کلاسی الگوی ناشناخته x را مشخص می‌کند. به عبارت دیگر در این روش، تصمیم‌گیری نهایی برای کلاس یک الگو با استفاده از رفتاری که طبقه‌بندهای مختلف در هنگام یادگیری الگوها از خود نشان داده‌اند، صورت می‌گیرد [26]. بیشتر روش‌های ترکیب از فرض استقلال طبقه‌بندها برای تصمیم‌گیری نهایی استفاده می‌کنند، در صورتی که این فرض همواره درست نیست و روش BKS برای تصمیم‌گیری نهایی به چنین فرضی نیاز ندارد [27]. بدین منظور، از جعبه ابزاری در نرم‌افزار متلب به نام Ensemble Toolbox (معرفی شده در مرجع [28]) استفاده شد. مشخصات طبقه‌بندهای پایه در این پژوهش به‌صورت زیر است:

– شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با تعداد ۲۵ نرون در لایه مخفی با تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید و استفاده از قانون یادگیری لوببرگ-مارکوارت،

– ماشین بردار پشتیبان با روش بهینه‌سازی کمینه

¹ Behavior Knowledge Space

میان بیش از پانزده هزار داده به عنوان داده آموزش استفاده شود. نتایج این شبیه سازی در جدول (۵) آمده است. با مقایسه نتایج جدول (۵) با جدول (۴) چند نکته حائز اهمیت دریافت می شود:

۱. در هر دو حالت بهترین طبقه بند از ترکیب هر سه طبقه بند شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و روش KNN به دست می آید.
۲. کاهش ۱/۷ درصدی بهترین نتیجه به دست آمده در جدول (۵) نسبت به جدول (۴) که با توجه به کاهش محسوس داده های آموزش در این حالت، طبیعی به نظر می رسد.
۳. اهمیت استفاده از ترکیب طبقه بندها به خصوص با کاهش نسبتاً زیاد داده های آموزش که در جدول (۵) نیز به خوبی دیده می شود. با محدود کردن شدید داده های آموزش نیاز به ترکیب طبقه بندها برای دستیابی به بهترین تصمیم ضروری به نظر می رسد.
۴. بدترین نتیجه (کمترین میزان صحت) مربوط به استفاده از طبقه بند KNN به تنهایی است.

ورودی به طبقه بند دارای میانگین صفر و انحراف معیار واحد باشند. در این رابطه X_i تمام داده های مربوط به ویژگی i ام، mean به معنای میانگین و std به معنای انحراف معیار داده های مربوط به ویژگی i ام است. جدول (۴) نتایج به دست آمده طبقه بندی را برای حالت نخست (استفاده از ۲۴۰۰ داده برای آموزش) و با استفاده از ویژگی های نرمالیزه شده نشان می دهد.

$$X_{i,new} = \frac{X_i - \text{mean}(X_i)}{\text{std}(X_i)} \quad (5)$$

در مرجع [22] ادعا شده که تنها با استفاده از ششصد ضربان برای آموزش، تشخیص نسبتاً دقیقی برای تشخیص ضربان های PVC از طبیعی به دست آمده است. در قسمت پیشین با توجه به مقالات موجود در دیگر شاخه های پردازش سیگنال های حیاتی چهل درصد از سه هزار داده موجود از هر دو نوع ضربان PVC و طبیعی به صورت تصادفی به عنوان داده آموزش انتخاب شد (۲۴۰۰ نمونه). در حالت دوم، نتیجه طبقه بندی با استفاده از ویژگی های معنادار آماری هنجار سازی شده و با نسبت آموزش ده درصد تکرار می شود. این کار باعث می شود که در این پژوهش نیز مانند [22] برای هر کلاس از سیصد نمونه و در مجموع تنها از ششصد نمونه از

(جدول-۳): مقایسه نتایج به دست آمده از طبقه بندی با استفاده از ۲۴۰۰ داده آموزشی و ویژگی های معنادار آماری

(Table-3): Comparison of the results of the classification using 2400 training data and statistical significance features

داده های آزمون Test data			داده های آموزش Training data	نوع طبقه بند Type of classifier
Sp	Sn	Ac	Ac	
97.3±0.4	98.6±0.4	97.9±0.3	98.5±0.5	ANN
97.9±0.2	98.8±0.2	98.3±0.2	99.5±0.1	SVM
98±0.1	98.4±0.2	98.2±0.2	98.6±0.2	KNN
98.3±0.1	98.7±0.2	98.5±0.2	98.8±0.4	ANN+SVM
97.6±0.1	99.0±0.1	98.3±0.1	99.0±0.3	ANN+KNN
97.5±0.3	99.0±0.3	98.3±0.2	98.6±0.4	SVM+KNN
97.9±0.2	99.0±0.2	98.5±0.2	99.2±0.2	ALL

ثبت دیگر به دست آمد. در این مرحله نیز برای ارزیابی هر کدام از ثبت های موجود در پایگاه داده به تنهایی، از طبقه بند آموزش دیده در مرحله قبل استفاده شد. به این صورت که در مرحله پیشین، طبقه بند بیست مرتبه آموزش دید و هر بار طبقه بند آموزش دیده ذخیره شد. سپس در این مرحله از

در مرحله پایانی، به منظور بررسی دقیق تر و مطمئن تر، تک تک ۴۸ ثبت موجود در پایگاه داده ذکر شده به عنوان داده آزمون استفاده و بررسی شد. این حالت در [14, 22] نیز روی همان پایگاه داده بررسی شده است. به این منظور علاوه بر هفت ثبتی که برای آموزش نیز استفاده شدند، نتایج برای ۴۱

(جدول-۴): مقایسه نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی با استفاده از ۲۴۰۰ داده آموزشی و ویژگی‌های معنادار آماری هنجارسازی شده (Table-4): Comparison of the results of the classification using 2400 training data and normalized statistical significance features

داده‌های آزمون Test data			داده‌های آموزش Training data	نوع طبقه‌بند Type of classifier
Sp	Sn	Ac	Ac	
97.6±0.2	98.7±0.2	98.2±0.2	99.1±0.3	ANN
98.0±0.2	98.8±0.2	98.4±0.2	99.7±0.1	SVM
98.0±0.2	99.1±0.2	98.5±0.2	99.0±0.1	KNN
97.8±0.4	99.3±0.4	98.6±0.3	98.7±0.3	ANN+SVM
98.4±0.1	99.0±0.2	98.7±0.2	99.5±0.3	ANN+KNN
97.6±0.4	99.2±0.4	98.4±0.3	98.9±0.3	SVM+KNN
98.8±0.2	99.0±0.1	98.9±0.2	99.4±0.1	ALL

(جدول-۵): نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی با استفاده از ششصد داده برای آموزش و ویژگی‌های معنادار آماری هنجارسازی شده (Table-5): Results obtained from the classification using 600 training data and normalized statistical significance features

داده‌های آزمون Test data			داده‌های آموزش Training data	نوع طبقه‌بند Type of classifier
Sp	Sn	Ac	Ac	
94.3±0.6	95.8±0.4	95.1±0.5	99.1±0.2	ANN
94.7±0.6	96.0±0.5	95.3±0.6	99.4±0.3	SVM
94.5±0.7	95.5±0.5	94.9±0.5	99.4±0.3	KNN
95.4±0.8	96.9±0.7	96.2±0.8	99.2±0.4	ANN+SVM
95.6±0.4	97.2±0.5	96.4±0.5	99.1±0.3	ANN+KNN
95.8±0.6	97.0±0.6	96.4±0.7	99.3±0.2	SVM+KNN
96.6±0.4	97.9±0.3	97.2±0.4	99.7±0.2	ALL

آزمون، تک‌تک ثبت‌ها بیست بار توسط طبقه‌بندهای آموزش‌دیده ارزیابی شدند و میانگین نتایج آنها ثبت شد. در جدول (۶) نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی ضربان‌های طبیعی و PVC این ثبت‌ها با استفاده از بهترین طبقه‌بند این پژوهش (ترکیب هر سه طبقه‌بند و استفاده از ویژگی‌های نرمالیزه شده) به همراه نتایج به دست آمده در [14, 22] ملاحظه می‌شود. از میان سایر ثبت‌های موجود در پایگاه داده، ثبت‌های شماره ۱۰۵، ۲۱۳، ۲۱۵ و ۲۲۳ با توجه به این که در مراجع [14, 22] به آنها اشاره ویژه شده و ثبت‌های شماره ۱۰۲، ۱۰۹، ۲۰۸ و ۲۱۷ نیز با توجه به این که درصد درستی یا حساسیت به دست آمده برای آنها در [14, 22] کمتر است، در نمودار شکل

(۱۴) بررسی شدند. در مقاله [14] مقدار اختصاصی بودن محاسبه نشده و به جای آن شاخص توانایی پیش‌بینی مثبت (positive predictivity, +P) محاسبه شده است. از آنجا که محاسبه میزان اختصاصی بودن در مقالات رایج‌تر است، در این پژوهش نیز از آن شاخص استفاده نشد. همچنین در تحقیق [14] ثبت‌های شماره ۱۰۴، ۱۰۸، ۱۱۱، ۱۲۴، ۲۰۷، ۲۰۹، ۲۲۲، ۲۳۲ بررسی نشده‌اند؛ این در حالی است که نتایج این پژوهش و مقالات دیگر در مورد این ثبت‌ها نشان می‌دهد که تشخیص آریتمی PVC در این ثبت‌ها مشکل و درستی و حساسیت در آنها پایین بوده و باعث افزایش میانگین درستی و حساسیت در پژوهش [14] شده است. در مجموع سازوکار

داده‌است. با وجود این در مجموع، نتایج نشان‌دهنده موفقیت روش پیشنهادی به‌خصوص در مقایسه با سایر پژوهش‌های مرتبط [14, 15, 16, 17, 20, 21, 22] است.

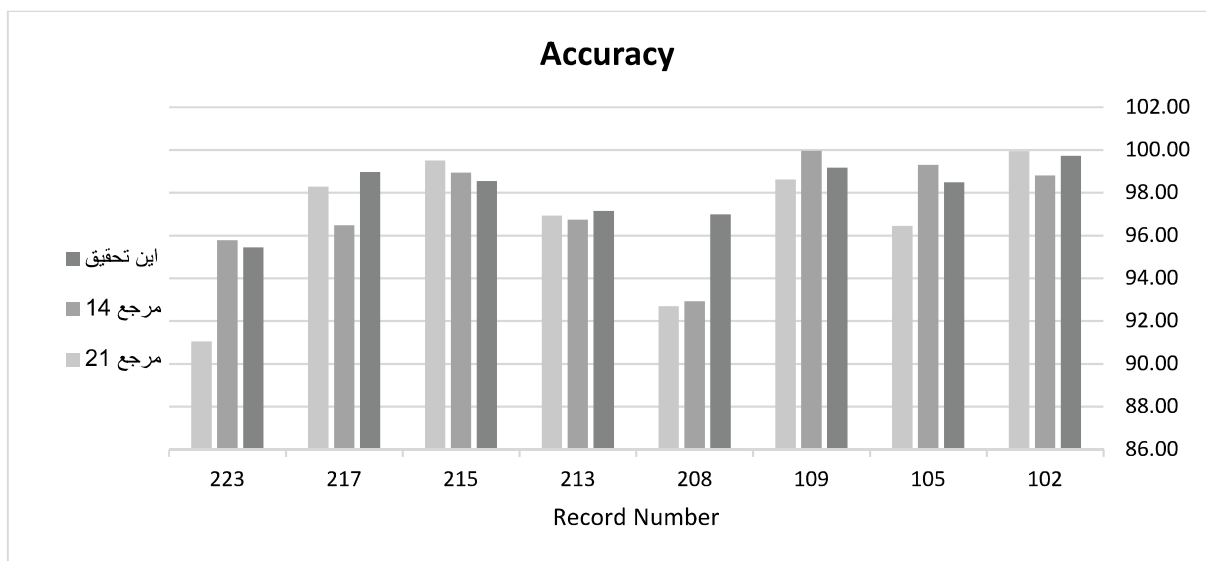
طراحی شده در برابر برخی ثبت‌های معرفی شده در مقالات (که همگی دارای وضعیتی به نسبت بحرانی هستند)، کمی از خود ضعف نشان می‌دهد و این موضوع خود را برای ثبت‌های ۱۰۲ و ۱۰۹ که تعداد PVC بسیار کمی دارند بیشتر نشان

(جدول-۶): مقایسه نتایج این پژوهش با نتایج [14] و [22] در تک تک ثبت‌های پایگاه داده معرفی شده؛ داده‌هایی که برای آموزش استفاده شده‌اند با (*) علامت‌گذاری شده‌اند.

(Table-6): Comparison of the results of this research with the results of [14] and [22] in each records of database, the data used for training is marked with (*).

مرجع [22]			مرجع [14]		این پژوهش			تعداد PVC	تعداد Non-PVC	شماره ثبت Record No.
Sp	Se	Ac	Se	Ac	Sp	Se	Ac			
99.55	100	99.55	100	99.43	99.69	100	99.69	1	2270	100
99.73	-	99.73	-	100	99.83	-	99.84	0	1865	101
100	65.00	99.94	100	98.81	99.77	75.00	99.73	4	2181	102
99.91	-	99.91	-	100	99.76	-	99.76	0	2083	103
99.89	40.00	99.84	محاسبه نشده		99.69	100	99.69	2	2225	104
96.42	98.54	96.45	100	99.30	98.50	97.56	98.48	41	2530	105
99.96	100	99.97	100	100	99.87	99.04	99.65	520	1506	106*
97.35	77.63	96.81	96.61	99.91	98.27	81.36	97.80	59	2076	107
99.04	100	99.05	محاسبه نشده		99.26	100	99.26	16	1745	108
99.68	28.42	98.61	100	99.96	99.52	76.32	99.17	38	2492	109
99.95	40.00	99.93	محاسبه نشده		99.86	50.00	99.84	1	2122	111
99.98	-	99.98	-	99.96	99.76	-	99.76	0	2537	112
98.95	-	98.95	-	100	99.05	-	99.05	0	1794	113
99.66	85.12	99.33	100	99.79	99.62	90.70	99.41	43	1834	114
99.76	-	99.76	-	100	99.74	-	99.74	0	1952	115
99.61	98.35	99.55	91.74	99.50	99.65	98.17	99.59	109	2302	116
99.70	-	99.70	-	99.93	99.74	-	99.74	0	1534	117
96.20	100	96.23	100	100	98.10	100	98.11	16	2260	118
100	99.55	99.90	100	100	99.87	99.55	99.80	444	1541	119*
99.87	100	99.87	100	95.99	99.79	100	99.79	1	1861	121
99.99	-	99.99	-	100	100	-	100	0	2474	122
98.35	100	98.35	100	100	98.74	100	98.75	3	1513	123
99.90	46.81	98.36	محاسبه نشده		99.43	65.96	98.45	47	1571	124
98.38	96.11	97.66	100	98.88	98.87	97.83	98.54	828	1774	200*
87.66	92.73	88.18	95.96	98.11	96.32	94.44	13.96	198	1764	201

83.16	62.11	82.97	89.47	98.59	91.49	73.68	91.33	19	2116	202
76.11	90.23	78.17	97.35	98.19	95.10	92.36	94.70	432	2532	203*
99.97	78.86	99.41	100	99.81	99.54	81.43	99.06	70	2584	205
63.06	89.14	64.26	محاسبه نشده		28.87	93.33	87.56	105	2170	207
89.36	99.27	92.69	99.90	92.92	96.99	96.98	96.99	992	1962	208*
97.11	100	97.11	محاسبه نشده		97.94	100	97.94	1	3003	209
92.32	77.42	91.23	98.97	98.86	95.19	89.18	94.75	194	2454	210
99.93	-	99.93	-	99.82	99.82	-	99.82	0	2747	212
96.92	97.00	96.93	95.90	96.74	97.06	98.18	97.14	220	3029	213
99.20	99.69	99.26	100	100	99.35	99.22	99.34	256	2004	214
99.72	95.24	99.50	88.41	98.93	98.87	92.07	98.54	164	3197	215
98.28	98.27	98.28	98.76	96.47	98.97	98.77	98.96	162	2044	217
29.87	99.38	31.93	89.06	99.40	63.65	98.44	64.68	64	2088	219
96.98	-	96.98	-	98.10	97.95	-	97.95	0	2046	220
93.21	94.55	93.43	100	100	96.06	94.95	95.88	396	2029	221*
72.16	-	72.16	محاسبه نشده		81.73	-	81.73	0	2479	222
95.52	70.19	91.04	67.97	95.77	97.68	84.99	95.44	473	2201	223
99.26	97.46	98.94	99.45	98.88	98.40	98.07	98.34	362	1690	228*
99.72	100	99.72	100	100	99.51	100	99.51	1	2252	230
41.43	70.00	41.47	100	98.92	74.68	75.00	74.68	2	1564	231
85.48	-	85.48	محاسبه نشده		89.94	-	89.94	0	1779	232
99.62	94.75	98.30	100	99.90	99.29	95.30	98.21	830	2246	233
99.88	80.00	99.86	100	99.38	99.60	66.67	99.56	3	2748	234
93.28	85.45	93.22	98.04	99.10	96.64	90.66	96.50	7117	102770	جمع



(شکل-۱۴): نمایش صحت روش پیشنهادی برای ثبت‌های شماره ۱۰۲، ۱۰۵، ۱۰۹، ۲۰۸، ۲۱۳، ۲۱۵، ۲۱۷ و ۲۲۳ (Figure-14): Show the accuracy of the proposed method for records No. 102, 105, 109, 208, 213, 215, 217 and 223

۴- بحث و نتیجه گیری

با توجه به این که یک پزشک به طور عمده، از روی مورفولوژی سیگنال در ارتباط با تشخیص PVC تصمیم گیری نسبتاً درستی می کند، تمرکز این پژوهش بیشتر بر روی ویژگی های مربوط به مورفولوژی سیگنال است. در نتایج نیز نشان داده شد که تفاوت چشم گیری میان شکل ظاهری ضربان ها در حالت طبیعی و PVC وجود دارد. در این پژوهش از بیست ویژگی که ده مورد آنها مورفولوژیک و ده مورد دیگر با کمک تبدیل ویولت و در حوزه زمان به دست آمده اند، استفاده شد. نتایج نشان داد که کلیه ده ویژگی نخست از لحاظ آماری وضعیت مطلوب و معناداری دارند ($p\text{-value} < 0.05$) در حالی که تنها چهار ویژگی از ده ویژگی دوم از لحاظ آماری معنادار هستند.

سپس همه شبیه سازی ها با استفاده از سه نوع طبقه بند شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و روش K نزدیک ترین همسایه و ترکیب های دوتایی و سه تایی این طبقه بندها انجام شد. به این منظور، به طور جداگانه برای استفاده از ۲۴۰۰ داده برای آموزش و استفاده از ششصد داده برای آموزش اقدام شد. در حالت نخست، با توجه به این که برای ۳۶۵۳ ضربان PVC و ۱۱۹۵۷ ضربان طبیعی به استخراج ویژگی پرداخته شده بود، تعداد سه هزار مورد از هر یک از این کلاس ها را در هر مرحله از طبقه بندی انتخاب کرده و چهل درصد از آنها یعنی ۲۴۰۰ داده برای آموزش و شصت درصد آنها یعنی ۳۶۰۰ داده برای آزمون شبکه در نظر گرفته شد. بر اساس نتایج اعلام شده، در این حالت بهترین نتایج با استفاده از ترکیب هر سه طبقه بند و ویژگی های معنادار از لحاظ آماری که فرایند نرمال سازی بر روی آنها انجام شد، پدید آمد. در این حالت سامانه طراحی شده موفق شد با صحت ۹۸/۹، حساسیت ۹۹/۰ و نرخ اختصاصی بودن ۹۸/۸ درصد ضربان های زودرس بطنی را تشخیص دهد. پژوهش [15] توانسته است ضربان های زودرس بطنی را با درستی ۷۱/۰۴ درصد تشخیص دهد؛ بنابراین، مقایسه نتایج برتری قاطع روش پیشنهادی را نشان می دهد.

در ادامه برای مقایسه نتایج به دست آمده با [22]، بهترین طبقه بندمان را که از ترکیب هر سه روش به دست می آمد با استفاده از ده درصد داده ها (سیصد عدد از هر دسته) آموزش دادیم. در پژوهش یاد شده در بهترین حالت برای ویژگی های به دست آمده از تبدیل s به ترتیب به ۹۶/۷ درصد صحت، ۹۷/۳ درصد حساسیت و ۹۶/۶ درصد

اختصاصی بودن نائل شده است. در این پژوهش این مقادیر به ترتیب، برابر $۹۷/۲ \pm ۰/۴$ ، $۹۷/۹ \pm ۰/۳$ و $۹۶/۶ \pm ۰/۴$ به دست آمد. بنابراین، در همه مقادیر، عملکرد این پژوهش از [22] برتر یا در نهایت برابر ارزیابی می شود.

در هر دو حالت استفاده از ۲۴۰۰ داده برای آموزش و استفاده از ششصد داده برای آموزش که در این پژوهش مورد ارزیابی واقع شد، بهترین طبقه بند از ترکیب هر سه طبقه بند شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و روش KNN به دست می آمد. اهمیت استفاده از ترکیب طبقه بندها به ویژه با کاهش داده های آموزش به گونه ای است که با ترکیب سه تایی طبقه بندها، صحت عملکرد سامانه، به طور تقریبی به میزان یک درصد در مقایسه با ترکیب دوتایی و به میزان دو درصد در مقایسه با حالت استفاده از طبقه بندها به صورت تکی افزایش می یابد. به این ترتیب، با محدود کردن داده های آموزش استفاده از ترکیب طبقه بندها برای دستیابی به بهترین تصمیم بیش از پیش ضروری تر و مؤثرتر به نظر می رسد.

آخرین بررسی که در این پژوهش انجام گرفت، مربوط به استفاده از تک تک ثبت های موجود در پایگاه داده است. در این حالت از بهترین طبقه بند آموزش دیده در مراحل پیشین به منظور تعیین و برجسب گذاری تک تک ضربان های موجود در یک ثبت استفاده شد. نتایج این بررسی نشان داد که این روش در مقایسه با سایر پژوهش های مشابه [14,22]، عملکردی هم تراز، یا برتر دارد و در تغییر ثبت ها با چالش زیادی مواجه نمی شود. به علاوه، با توجه به اینکه ثبت های ۱۰۲، ۱۰۴ و ۱۱۴ لیدهای متفاوتی (V5) نسبت به سایر ثبت ها (MLII) دارند، نتایج نشان داد که سامانه نسبت به این تغییر لید در سیگنال ECG عملکرد مقاومی از خود نشان می دهد.

5- References

۵- مراجع

- [1] Falik R. "Cardiology Essentials in Clinical Practice", *JAMA*, Vol. 306, no. 19, pp. 2162-3, Nov. 2011.
- [2] Thaler MS. The only EKG book you'll ever need, *Lippincott Williams & Wilkins*, 2010.
- [3] Clifford GD, Azuaje F, McSharry P. "Advanced methods and tools for ECG data analysis", *Artech House, Inc. Sep.* 2006.
- [4] Sameni R, Shamsollahi MB, Jutten C, Clifford GD. "A nonlinear Bayesian filtering frame-work

- Castaneda-Miranda, " DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 32, pp. 44-56, Feb. 2017.
- [16] Christov I, Bortolan G. "Ranking of pattern recognition parameters for premature ventricular contractions classification by neural networks", *Physiological Measurement*, Vol. 25, no. 5, pp. 1281, Aug. 2004.
- [17] Bortolan G, Jekova I, Christov I. "Comparison of four methods for premature ventricular contraction and normal beat clustering", *In Computers in Cardiology*, pp. 921-924, IEEE. Sep. 2005.
- [18] Ince T, Kiranyaz S, Gabbouj M. "Automated patient-specific classification of premature ventricular contractions", *In Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008. *EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE.*, pp. 5474-5477, Aug. 2008.
- [19] Zhou J. "Automatic detection of premature ventricular contraction using quantum neural networks", *In Bioinformatics and Bioengineering*, 2003. *Proc. Third IEEE Symposium*, pp. 169-173, Mar. 2003.
- [20] Osowski S, Linh TH. "ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 48, no. 11, pp. 1265-71, Nov. 2001.
- [21] Pasolli E, Melgani F. "Active learning methods for electrocardiographic signal classification", *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, no. 6, pp.1405-16, Nov. 2010.
- [22] Alajlan N, Bazi Y, Melgani F, Malek S, Bencherif MA. "Detection of premature ventricular contraction arrhythmias in electrocardiogram signals with kernel methods", *Signal, Image and Video Processing*, Vol. 8, no. 5, pp. 931-42, Jul. 2014.
- [23] R. Zarei, J. He, G. Huang, Y. Zhang, "Effective and efficient detection of premature ventricular contractions based on variation of principal directions", *Digital Signal Processing*, vol. 50, pp. 93-102, Mar. 2016.
- [24] I. Kaur, R. Rajni, A. Marwaha, "ECG Signal Analysis and Arrhythmia Detection using Wavelet Transform", *J. Inst. Eng. India Ser. B.*, Vol. 97, no. 4, pp. 499-507, Dec. 2016.
- [25] *The MIT-BIH Arrhythmia Database*. (2015, Oct. 8). [Online]. Available: <http://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>
- [26] L. I. Kuncheva, J. C. Bezdek, R. P. W. Duin, "Decision Templates for Multiple Classifier Fusion: An Experimental Comparison," *Pattern Recognition*, vol. 34, pp. 1199-1214, 2001.
- for ECG denoising", *IEEE Trans. Biom-ed. Eng.*, Vol. 54, no. 12, pp. 2172-85, Dec. 2007.
- [5] Sameni R, Shamsollahi MB, Jutten C. "Model-based Bayesian filtering of cardiac contaminants from biomedical recordings", *Physiological Measurement*, Vol. 29, no. 5, pp. 595, May. 2008.
- [6] McSharry PE, Clifford GD, Tarassenko L, Smith LA. "A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 50, no. 3, pp. 289-94, Mar. 2003.
- [7] Clifford GD, Shoeb A, McSharry PE, Janz BA. "Model-based filtering, compression and classification of the ECG", *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 7, no. 1, pp. 158-61, May. 2005.
- [8] Sayadi O, Sameni R, Shamsollahi MB. "ECG denoising using parameters of ECG dynamical model as the states of an extended Kalman filter". *In Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007. *EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 2548-2551, IEEE, Aug. 2007.
- [9] Sayadi O, Shamsollahi MB. "ECG denoising and compression using a modified extended Kalman filter structure", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 55, no. 9 pp. 2240-8, Sep. 2008.
- [10] Sayadi O, Shamsollahi MB. "A model-based Bayesian framework for ECG beat segmentation", *Physiological measurement*, Vol. 30, no.3, pp. 335, Feb. 2009.
- [11] Ghorbanian P, Ghaffari A, Jalali A, Nataraj C. "Heart arrhythmia detection using continuous wavelet transform and principal component analysis with neural network classifier", *IEEE In Computing in Cardiology*, pp. 669-672, Sep. 2010.
- [12] Inan OT, Giovangrandi L, Kovacs GT. "Robust neural-network-based classification of premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, no. 12, pp. 2507-15, Dec. 2006.
- [13] Melgani F, Bazi Y. "Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and particle swarm optimization", *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, Vol. 12, no. 5, pp. 667-77, Sep. 2008.
- [14] Sayadi O, Shamsollahi MB, Clifford GD. "Robust detection of premature ventricular contractions using a wave-based Bayesian framework", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 57, no. 2, pp. 353-62, Feb. 2010.
- [15] J. A. Gutiérrez-Gnecchi, R. Morfin-Magaña, D. Lorias-Espinoza, A. C. Tellez-Anguiano, E. Reyes-Archundia, A. Méndez-Patiño, R.

ern Recognition, vol. 34, no. 2, pp. 299-314, 2001.

- [27] Huang YS, Suen CY. "The behavior-knowledge space method for combination of multiple classifiers", In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, pp. 347-347, Jun. 1993.
- [28] M.A. Bagheri, Gh. Montazer, and E. Kabir, "A Subspace Approach to Error -Correcting Output Coding", *Pattern Recognition Letters*, vol. 34, pp. 176-184, 2013



مسعود رهبری پور تحصیلات کارشناسی

خود را در رشته مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک در سال ۱۳۹۱ به اتمام رساند.

ایشان مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی پزشکی، بیوالکتریک در

سال ۱۳۹۵ از دانشگاه تربیت مدرس اخذ کرد. وی هم‌اکنون به‌عنوان دانشجوی دکترای رشته مهندسی پزشکی، بیوالکتریک در دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات مشغول به تحصیل است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان، پردازش سیگنال‌های حیاتی و مدل‌سازی سیستم‌های بیولوژیکی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

m.rahbaripour@modares.ac.ir



بابک محمدزاده اصل مدرک کارشناسی

ارشد و دکترای خود را در رشته مهندسی پزشکی-بیوالکتریک به‌ترتیب از دانشگاه

تهران در سال ۱۳۸۴ و دانشگاه تربیت مدرس در سال ۱۳۸۹ دریافت کرد. او از

سال ۱۳۹۰ به‌عنوان عضو هیأت علمی در گروه مهندسی پزشکی دانشگاه تربیت مدرس مشغول به کار شده است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان، پردازش سیگنال‌های حیاتی و پردازش سیگنال اولتراسوند است.

نشانی رایانامه و صفحه اینترنتی ایشان عبارت است از:

babakmasl@modares.ac.ir

http://www.modares.ac.ir/~babakmasl