

طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی مبتنی بر ترکیب نتایج شبکه‌های عصبی با نظریه شواهد دمپستر – شفر

جمال قاسمی^{۱*}، سمیه کرد^۲ و محمد غلامی^۳

^۱گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

^۲گروه برق و الکترونیک، واحد نور، دانشگاه آزاد، نور، ایران



چکیده

آریتمی‌های قلبی یکی از شایع‌ترین بیماری‌های قلبی است که ممکن است سبب مرگ بیمار شود. از این رو شناسایی آریتمی‌های قلبی بسیار مهم است. در این مقاله برای دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی در سه طبقه PAC، PVC و Normal روشی مبنی بر ترکیب طبقه‌بندی‌کننده‌ها با استفاده از نظریه شواهد لحاظ شده است. بدین شکل که ابتدا پیک‌های R در ECG شناسایی شد؛ سپس ویژگی‌های خطی ECG شامل RMSSD، SDNN و HR Mean و همچنین ویژگی غیر خطی آن با استفاده از SVD به دست آمد. ترکیب ویژگی‌های به دست آمده به شبکه‌های عصبی MLP، Cascade Feed Forward و RBF داده شد. اصل عدم قطعیت در مورد پاسخ آن‌ها بررسی و در نهایت پاسخ این طبقه‌بندی‌کننده‌ها با استفاده از نظریه شواهد با یکدیگر ترکیب شدند. جهت پردازش ECG نیاز به حذف نوفه نبوده و روش پیشنهادی توانسته است در حضور نوفه، نوع آریتمی قلبی را در بهترین حالت با حساسیت ۹۸٪ تشخیص دهد.

واژگان کلیدی: سیگنال الکتروکاردیوگرام، طبقه‌بندی‌کننده‌ها، شبکه‌های عصبی، نظریه شواهد

Classification of Cardiac Arrhythmias based on combination of the results of Neural Networks using Dempster-Shefer Evidence Theory

Ghasemi Jamal^{1*}, Kord Somayyeh² & Gholami Mohammad³

^{1,3}Faculty of Engineering & Technology, University of Mazandaran, Babolsar, Iran

²Electrical & electronics, Noor unit, Azad University, Noor, Iran

Abstract

Cardiac arrhythmias are one of the most common heart diseases that may cause the death of the patient. Therefore, it is extremely important to detect cardiac arrhythmias. 3 categories of arrhythmia, namely, PAC, PVC, and normal are considered in this paper based on classifier fusion using evidence theory.

In this study, at first a sample is carrying out the ECG signal with 250 point. Moreover, in each of the sampling, the maximum values will be obtained. Then, the average of the calculated values would be considered as adaptive thresholding and the total signals are multiplied by the inverse adaptive thresholding. After fixing the adaptive thresholding at number one, total resulting signal is becoming the power of 2. In this situation, the amounts smaller than one, are weakened and the larger than one amounts are reinforced. The smaller amount is removed and other amounts are held. Then, the maximum in each of the sampling is considered.

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

In sampling areas that there is no peak, some maximum can be identified with zero value that these points should be removed from the set maximum. To find the maximum point where the maximum is close to the borders of sampling, two peaks may be placed in one field. This problem leads to removing one peak and non-recognition of the smaller peak. Some peaks near the border of sampling, for example the previous or next point on the border may be identified as the peak which eliminates the major peak and identifies the unrealistic peak. To solve this problem, the 80-point sampling is performed around each detected peak and the maximum value is obtained at the sampling areas. In this way, the correct peaks are identified and the wrong one will be deleted.

In some parts, the peak signal is not quite sharp, and maybe two or more points that are adjacent to each other with the same value, will be considered as a peak. In other words, a closed peak is detected several times, which leads to detection of extra and incorrect peaks. In these circumstances, according to an amount that only belongs to one peak, just one of them should be considered and the other should be removed. After these steps, an obtained signal which includes peaks R, is compared with the original signal. To achieve the correct answer, it changes the number of sampling points and each time the result is compared with the previous values and with the original signal, too, until finally the major peaks will be identified.

Then, HRV signal be will calculated. Linear properties contain root mean square of successive differences between normal intervals (RMSSD) and standard deviation of normal to normal intervals in a row (SDNN) and also heart rate (HR Mean) are calculated.

Around each peak, 81 points window is inserted. These points for each peak is in one row. So resulting matrix (X) has 81 columns and its rows are the number of R peaks. SVD of matrix(X) is calculated. The obtained Matrix S will include the individual values. These singular signal values are non-linear features. If all used values are single, they can eclipse the linear features which will lead to the lack of features' effect. Because of this reason, it is used only from the largest single value as a non-linear feature.

The combination of linear and non-linear characteristics as input is applied to MLP, Cascade Feed Forward and RBF neural networks and every (single) answer is studied. The answers for each class have a level of probability that any classifier can independently be taken to the classification of cardiac arrhythmias. A class that has the greatest probability is allocated to the data. These probabilities show the uncertainty of the answers.

Each of the classifiers is considered as a witness. All the possibilities for different classes of each witness uncertainties function are modeled and crime function is defined. In other words, belief structure is formed for evidence. At this stage, by combined Demster law, the mass functions will combine together. In this situation, the level of uncertainty is much reduced and the class with the highest crime will be selected as the answer.

According to the survey results, the combination of linear and non-linear characteristics for training and testing the neural networks classifiers has increased the accuracy of the answer. In other words, the extraction of more features leads to better training the neural networks and increases the accuracy of the classifiers.

It can be noted that the using classifiers uncertainty principle and combining them by using the evidence theory has increased the accuracy of the final classification. The results of this study show that the proposed method was able to classify cardiac arrhythmias in the presence of noise and provided an acceptable answer for the intended issue. In sum, the proposed method has been able to classify 3 categories of cardiac arrhythmia such as PVC, PAC and NORMAL with high accuracy. This is performed in the best situation with sensitivity greater than 0/98.

Keywords: ECG signal, Classifier, Neural Networks, Evidence theory

از آنجایی که قلب یکی از مهم‌ترین ارگان‌های بدن است، بررسی بیماری‌های قلبی اهمیت بالایی دارد. آریتمی‌های قلبی یکی از شایع‌ترین بیماری‌های قلبی است. آریتمی قلبی با مرگ میلیون‌ها نفر هر ساله در سراسر جهان، بیشترین علت مرگ‌ومیر پس از سرطان ریه و ایدز محسوب می‌شود. این افزایش در نرخ مرگ‌ومیر به دلیل بیماری‌های قلبی در دنیای مدرن به دلیل تحول اپیدمیولوژیکی، چاقی، دیابت

۱- مقدمه

در جهان امروز یکی از بیماری‌هایی که شیوع آن به سبب روش‌های جدید زندگی بسیار افزایش داشته بیماری‌های قلبی عروقی (CVD)^۱ است [36] که مهم‌ترین عامل مرگ‌ومیر در کشورهای توسعه‌یافته و در حال توسعه است [1].

¹ cardiovascular diseases

(PAC)^۱ است که توسط ضربانات قلبی زودرس با منشاء دهلیزی مشخص می‌شوند. به‌طور معمول گره سینوسی دهلیزی وظیفه تنظیم ضربان قلب را در طی آهنگ سینوسی نرمال بر عهده دارد؛ اما PAC ها در زمانی که ناحیه دیگر دهلیز قبل از گره سینوسی دهلیزی دیپلاریزه می‌شود، اتفاق می‌افتند و در نتیجه موجب ضربان قلب زودرس می‌شود. نوع دیگر آریتمی‌های قلبی انقباضات بطنی زودرس (PVC)^۲ است که انقباضات بطنی زودرس ابتدای ضربانات اضافی در بخش تحتانی قلب (بطن‌ها) است. در بیش‌تر اوقات هیچ نشانه‌ای ندارد [6].

سیگنال‌های نوار قلب به‌دلیل ضبط آسان و تفسیر بصری‌شان یکی از روش‌های قدرتمند در کسب اطلاعات مهم در خصوص وضعیت بالینی بیماران برای متخصصان علم پزشکی به حساب می‌آیند. به‌طور معمول سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG)^۳ برای هر شخص با شخص دیگر متفاوت و این امر به دلیل تفاوت در موقعیت، اندازه، آناتومی قلب، سن، وزن بدن، پیکره‌بندی قفسه سینه و سایر عوامل متعدد دیگر است. ECG روش اصلی جمع‌آوری اطلاعات از بدن به‌منظور تحلیل بهتر فعالیت‌های قلب محسوب می‌شود [12]. ECG نمایش گرافیکی اختلاف پتانسیل میان دو نقطه از سطح بدن در مقابل زمان است. هر ضربان قلب ترکیبی از رویدادهای متمایز قلبی-عروقی است که به‌وسیله ویژگی‌های متمایزی در امواج ECG ظهور می‌کنند. سیگنال‌های ECG به‌طور طبیعی به‌صورت متناوب و نوسان‌دار بوده و ضربان آن دارای شکلی مشخص و متمایز است. ازجمله ویژگی‌های مهم این سیگنال دامنه پیک‌ها و مدت زمان آن است [36].

فعالیت الکتریکی قلب توسط فراز و فرود ولتاژ میان دو الکترود قرار گرفته در دو طرف قلب مشخص می‌شود. الکترودهای نقاط مختلف عضلات قلب، فعالیت بخش‌های مختلفی از عضلات قلب را اندازه‌گیری می‌کند [8]. ECG همان انقباض عضلات قلب است که به‌عنوان فعالیت الکتریکی قلب ثبت می‌شود. سیکل قلبی با موج مربوط به دوره د-پلاریزاسیون دهلیزی در قلب آغاز می‌شود. به‌دنبال آن دوره د-پلاریزاسیون بطن می‌آید که به‌طور معمول مرتبط‌ترین ویژگی (در تشخیص) یک موج ECG است [16]. سیگنال ECG، سیگنال بسیار ضعیفی (در حدود ۱۰

میلیتوس، عادت سیگار کشیدن و دیگر تغییرات در شیوه زندگی است [36]. برخی از علل مرگ بیماران قلبی، تشخیص و یا درمان نادرست و یا عدم دسترسی به درمان مناسب است. لازم به ذکر است که در حال حاضر این بیماری برای افراد جوان در نخستین سال‌های زندگی‌شان، سی‌سالگی و یا چهل‌سالگی اثر می‌گذارد. به‌نظر می‌رسد وضعیت بسیار نگران‌کننده‌ای در سال‌های پربار عمر افراد وجود دارد [37].

جهت درک بهتر آریتمی قلبی نیاز است که دستگاه الکتریکی قلب شرح داده شود. دستگاه الکتریکی قلب، سرعت و ریتم ضربان قلب را کنترل می‌کند. با هر ضربان، یک سیگنال الکتریکی از قسمت بالایی قلب به قسمت پایینی آن فرستاده می‌شود. به‌وسیله این سیگنال، قلب مورد انقباض قرار گرفته خون را پمپاژ می‌کند. قسمت بالای قلب دهلیز و قسمت پایینی قلب بطن نام دارد که هر یک به دو قسمت چپ و راست تقسیم می‌شوند. عضلات قلب دارای مشخصه د-پلاریزاسیون و ر-پلاریزاسیون است. د-پلاریزاسیون به فعالیت پتانسیل الکتریکی که توسط عضلات قلب تحریک شده است، اشاره دارد؛ درحالی‌که ر-پلاریزاسیون به وضعیت ریلکسیشن در زمانی که قلب به وضعیت اصلی خود برمی‌گردد، اشاره می‌کند.

آریتمی قلبی اغلب در افراد دچار بیماری‌های قلبی مانند افراد دچار فشار خون بالا، بیماری‌های کرونری و کاردیومیوپاتی روی می‌دهد. این موارد به‌دلیل نقض در شکل‌گیری ضربان قلبی یا هدایت ضربان‌ها یا به‌دلیل هر دوی این موارد روی می‌دهد [29]. در آریتمی قلبی و یا ضربان قلب نامنظم فعالیت قلب نامنظم و یا سریع‌تر و یا کندتر از معمول است. ضربان قلب می‌تواند بسیار سریع (بیشتر از ۱۰۰ ضربان قلب در هر دقیقه) و یا بسیار کند (کمتر از ۶۰ ضربه در دقیقه) و ممکن است، منظم و یا نامنظم باشد. به عبارتی آریتمی قلبی یک اصطلاح برای شرایطی از حالات قلب است که بر اثر آن فعالیت الکتریکی غیرطبیعی در قلب وجود دارد. بسیاری از آریتمی‌ها موارد اورژانسی تهدیدکننده حیات هستند که می‌توانند موجب فروپاشی همودینامیکی قلبی و ایست قلبی و مرگ ناگهانی شوند.

آریتمی‌ها می‌توانند در بخش‌های بالایی قلب (دهلیز) و یا بخش‌های پایینی قلب (بطن) رخ دهند. نوعی از آریتمی‌های قلبی متداول انقباضات دهلیزی زودرس

¹ Premature atrial contractions

² premature ventricular contractions

³ Electrocardiogram

میکروولت) است. امواج ثبت شده از نظر دامنه و روابط فازی استاندارد شده و هرگونه انحرافی از این موضوع نشانه اختلال است. الگوهای غیرطبیعی ECG می تواند سبب آثار و نتایج نامطلوبی شود.

باند فرکانس سیگنال ECG از ۰/۵ تا ۱۰۰ هرتز و سیگنال ECG شامل نوفه خطوط قدرت، اعوجاج ناشی از تنفس، عضوهای مصنوعی، فعالیت الکتریکی عضلات (EMG)^۱ و عدم ثبات الکترودها در طول اندازه گیری است. نوفه خطوط قدرت می تواند بر روی امواج سیگنال ECG تأثیر گذاشته و در طول تشخیص آریتمی، ایجاد اشتباه کند. نوفه خطوط قدرت می تواند توسط اعوجاج سیگنال ECG در طول اندازه گیری فواصل ترکیب QRS و یا فواصل QT که پارامترهای مهمی در تشخیص هستند، ایجاد اشتباه کند [19]. منابع نوفه مشکل سازتر دارای اجزای فرکانسی درون طیف ECG هستند. چنین نوفه هایی را به سختی می توان با استفاده از روش های معمول فیلترینگ حذف کرد [20].

کشف اطلاعات مخفی شده موجود در داده های ECG به دلیل دامنه و طول کوچک آن دشوار می تواند باشد. از سوی دیگر تحلیل ثبت های ECG طولانی یک عملکرد زمان بر، برای پزشکان است. بنابراین یک ابزار کمکی رایانه ای می تواند به پزشکان در تشخیص بیماری های قلبی کمک کند [36]. پردازش سیگنال شامل فیلترکردن، ذخیره سازی و بازسازی، جداسازی اطلاعات از نوفه ها فشرده سازی و استخراج ویژگی ها است [8]. الگوریتم های رایانه ای اخیر می توانند آریتمی های قلبی را با صحت تشخیص بالایی همراه با هزینه های کمتر شناسایی کنند. بنابراین تحلیل خودکار سیگنال الکتروکاردیوگرام برای تشخیص بیماری های قلبی اهمیت فراوانی دارد.

تاکنون پژوهش های متعددی به منظور تعیین ویژگی های سیگنال ECG و طبقه بندی آریتمی های قلبی با استفاده از تحلیل سیگنال ECG ارائه شده است [21]. روش های مختلفی در این زمینه مطرح شده اند، از جمله روش های منطق فازی (FL)^۲ [22]، مدل مارکف پنهان [31] و [24]، الگوریتم ژنتیک (GA)^۳ و ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۴ [31]، نقشه خودسازمان یافته [34]، بیزی و روش های دیگری که هر کدام روش خود را درکسب اطلاعات

داشته و همچنین مزایا و معایب مختص به خود را دارند [44].

از آنجایی که طبقه بندی کننده ها کامل نبوده و خطای تشخیصی متفاوتی دارند [17]، درنتیجه برای نمونه داده های مختلف با مشکلات یکسان، ممکن است طبقه بندی کننده های مختلف پاسخ های متفاوتی را طبق الگوریتم های پردازش داده خود ارائه دهند. در چنین وضعیتی به نظر می رسد، ترکیب طبقه بندی کننده های مختلف می تواند منجر به یکپارچه سازی دانش شده و در نتیجه امیدوار بود که دقت کل طبقه بندی ترکیبی نسبت به طبقه بندی های اولیه بهبود قابل قبولی داشته باشد.

راه های متفاوتی برای یکپارچه سازی طبقه بندی کننده های تکی وجود دارد که می توان آنها را با استفاده از معیارهایی نظیر یکپارچه سازی طبقه بندی کننده هایی از نوع یکسان، یکپارچه سازی طبقه بندی کننده هایی از انواع مختلف، یکپارچه سازی با استفاده از طرح رأی اکثریت، یکپارچه سازی با استفاده از وزن آرا و یا با استفاده از معیارهایی مبتنی بر عملکرد و غیره دسته بندی کرد [23]، [40]. حتی اگر کارهای زیادی درباره دسته بندی آریتمی های قلبی گزارش شده باشد، هنوز نیاز به توسعه صحت دسته بندی کننده ها وجود دارد. به نظر می رسد روش هایی که تاکنون ارائه شده است در حضور نوفه به خوبی قادر به پاسخ گویی نیستند و نیاز به فرآیندهایی جهت حذف نوفه دارند. در چنین شرایطی نیاز به روشی که قادر به طبقه بندی آریتمی های قلبی در حضور نوفه باشد، احساس می شود.

در روش به کارگرفته در این پژوهش سعی شده است با استخراج ویژگی های خطی و غیر خطی سیگنال الکتروکاردیوگرام و استفاده از ترکیب این ویژگی ها جهت دستیابی به پارامترهای بیشتری از ECG برای تشخیص استفاده شود. همچنین تلاش شده است تا با بهره گیری از سه نوع شبکه عصبی و تلفیق آنها با استفاده از نظریه شواهد علاوه بر دستیابی به درصد صحت بالاتر، در حضور نوفه نیز بتوان پاسخ مناسبی دریافت کرد.

۲- مفاهیم و ابزارها

۲-۱- شبکه های عصبی

شبکه های عصبی برای حل مسائل یادگیری در زمینه های گوناگون به کار برده شده اند که به کاربردن داده های موجود

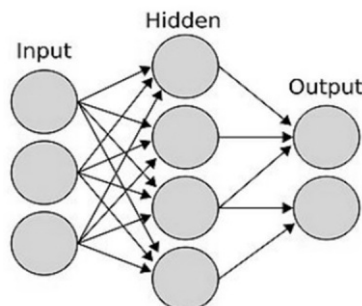
¹ Electromyogram

² Fuzzy Logic

³ Genetic Algorithm

⁴ Support Vector Machines

نامحدود در خروجی محدود، مشتق‌پذیر نیز است. درضمن مشتق تابع از روی معادله به‌راحتی قابل محاسبه است. ساختار شبکه عصبی MLP در شکل (۱) نشان داده شده است.



(شکل-۱): شبکه عصبی MLP
(Figure-1): MLP neural network

روابط زیر در یک شبکه عصبی MLP برقرارند [11].

$$y_k = g \left(\sum_{j=1}^l s_j w_{kj} + \theta_k \right) \quad (1)$$

در رابطه (۱)، y_k ، k امین خروجی شبکه؛ s_j ، j امین خروجی لایه پنهان؛ w_{kj} وزن اتصال j امین نورون پنهان با نورون k لایه خروجی، θ_k بایاس نورون خروجی؛ l تعداد نورون‌های پنهان و g تابع فعال‌ساز نورون لایه خروجی است. در رابطه ۱، s_j از طریق رابطه (۲) با ورودی در ارتباط است.

$$s_j = f \left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ji} + \theta_j \right) \quad (2)$$

در رابطه (۲)، s_j ، j امین خروجی لایه پنهان؛ x_i ، i امین ورودی شبکه؛ w_{ji} وزن اتصال بین i امین نورون ورودی و نورون پنهان j ؛ θ_j بایاس j امین نورون پنهان؛ n تعداد نورون‌های ورودی و f تابع فعال‌سازی نورون لایه پنهان است.

شبکه‌های MLP دولایه می‌توانند به‌طور بالقوه ارتباط ورودی خروجی را بیاموزند؛ همچنین شبکه‌های MLP با لایه‌های بیشتر می‌توانند ارتباطات پیچیده‌تری را بین ورودی-خروجی مدل‌سازی کنند. شبکه CFF حاوی ارتباط وزن‌ها از ورودی به هر لایه و از هر لایه به لایه‌های بالاتر

شبکه، روابط بین ورودی و خروجی را یاد می‌گیرند [3]. یک شبکه عصبی مصنوعی با الهام‌گرفتن از ساختار مغز انسان‌ها، شامل تعدادی نورون مصنوعی و اتصالات بین آن‌ها است. شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل انواع شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN)^۱ و رو به جلو (FF)^۲ است. در شبکه‌های عصبی بازگشتی به نورون‌ها علاوه بر ورودی فعلی، خروجی حالت قبل نیز اعمال می‌شود و در خروجی آن تأثیر می‌گذارد. می‌توان گفت خروجی تابعی از زمان نیز هست؛ اما در شبکه‌های عصبی رو به جلو در فرایند یادگیری اطلاعات تنها در یک جهت از سمت ورودی به خروجی در جریان است. در این نوع از شبکه‌های عصبی فیدبکی از خروجی به ورودی ارسال نمی‌شود و می‌توان گفت ورودی نورون‌ها مستقل از خروجی آن‌ها در زمان قبل است [7]. شبکه‌های عصبی برای بازشناسی الگو و طبقه‌بندی مجموعه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. از آنجایی که در این پژوهش از شبکه‌های عصبی رو به جلو شامل پرسپترون چندلایه (MLP)^۳، تابع شعاعی (RBF)^۴ و رو به جلو آبشاری (CFF)^۵ استفاده شده است در ادامه این شبکه‌های عصبی مورد بررسی قرار می‌گیرند.

در شبکه‌های عصبی، مجموع نتایج وزن‌ها و ورودی‌ها در هر گره محاسبه شده و اگر این مقدار از مقدار آستانه بزرگتر باشد، نورون عمل ارسال را انجام می‌دهد و مقدار فعالی را به کار می‌برد، در غیر این صورت از رقم غیر فعال استفاده می‌کند. این‌گونه نورون‌های تابع فعال‌سازی، نورون‌های مصنوعی و یا واحدهای آستانه خطی نیز نامیده می‌شوند. الگوریتم آموزشی قاعده دلتا خطای میان‌خروجی محاسبه شده و داده ورودی نمونه را محاسبه و از آن در تنظیمات وزن‌ها استفاده می‌کند [35]، به عبارت دیگر شکلی از گرادینان نزولی به اجرا در می‌آید.

در شبکه‌های عصبی به‌طور معمول تعداد نورون‌های ورودی و خروجی وابسته به تعداد متغیرهای ورودی و خروجی مسأله مورد نظر است؛ اما تعداد نورون‌های لایه‌های پنهان اختیاری است و به‌طور معمول تعداد آن با سعی و خطا و تجربه طراح اتخاذ می‌شود [18]. به‌طور معمول تابع فعال‌سازی خاص مورد استفاده برای لایه پنهان تابع سیگموئید است که علاوه بر توانایی متراکم کردن ورودی‌های

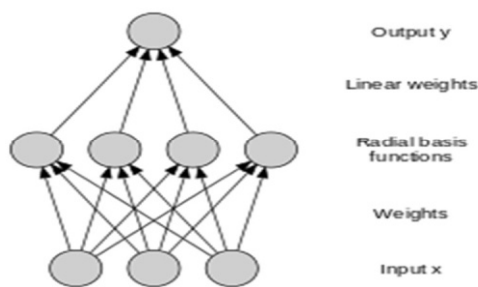
¹ Recurrent neural network

² Feed Forward

³ Multilayer perceptron

⁴ Radial Basis Function

⁵ Cascade Feed Forward



(شکل-۳): ساختار شبکه RBF
(Figure-3): RBF network structure

بردار ورودی X به عنوان ورودی تمام توابع شعاعی با پارامترهای گوناگون استفاده می شود. خروجی شبکه، ترکیب خطی خروجی های توابع شعاعی است. به طور معمول شبکه های تابع شعاعی (RBF) دارای لایه ورودی، لایه پنهان با تابع فعال سازی RBF غیر خطی و لایه خروجی خطی است.

۲-۲- نظریه شواهد

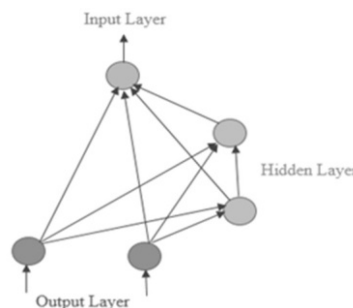
نظریه شواهد (تئوری دمستر- شفر) با استفاده از ترکیب نظرات شواهد مختلف با مسأله عدم قطعیت برخورد می کند تا بتواند مدل سازی درست تری از واقعیت ارائه دهد. از این رو قبل از شرح نظریه شواهد، مسئله عدم قطعیت توضیح و سپس پارامترهای نظریه شواهد و قانون ترکیب نظریه مورد نظر توضیح داده می شود.

۲-۲-۱- عدم قطعیت

اطلاعات و داده های موجود در دنیای واقعی به طور معمول عدم قطعیت دارند که این عدم قطعیت بر پاسخ تصمیم گیرنده تأثیر می گذارد. هلتن در نوعی از دسته بندی عدم قطعیت را به دو نوع تقسیم کرد [15]. عدم قطعیت نوع A ، عدم قطعیت اتفاقی یا تصادفی است که به آن عدم قطعیت شانس یا ساده نشدنی نیز گفته می شود. به عنوان مثال ممکن است داده ها شامل انواع نامناسب و ازدست رفته باشند، در دسترس نباشند، به سبب خطای اندازه گیری قابل اطمینان نبوده یا مبهم باشند، با یکدیگر هماهنگ نباشند و یا اینکه بیان داده ها غیردقیق باشد.

عدم قطعیت نوع B ، عدم قطعیت شناختی یا تقلیل پذیر است که وابسته به شناخت انسان است. تبدیل داده ها به اطلاعات و دانش، بر اساس تفسیرهای انسان است؛ بنابراین جهل و فقدان دانش انسانی کافی، در مورد سامانه ها و تفسیر آنها از اطلاعات سبب این نوع عدم قطعیت می شود.

است. شبکه عصبی CFF در استفاده از الگوریتم انتشار بازگشتی در به روزرسانی وزن ها مشابه شبکه عصبی MLP است؛ اما علامت اصلی این شبکه آن است که هر لایه از نورون ها به تمامی لایه های نورون های قبلی مرتبط است [10]. ساختار این نوع از شبکه های عصبی در شکل (۲) نشان داده شده است.



(شکل-۲): شبکه عصبی Cascade Feed Forward
(Figure-2): Cascade Feed Forward Neural network

شبکه RBF، شبکه عصبی مصنوعی است که از توابع شعاعی به عنوان توابع فعال سازی استفاده می کند. توابع شعاعی روش های بسیار قدرتمندی برای درونیابی در فضای چندبعدی هستند که بر مبنای استدلال تابع براساس فاصله شعاعی نام گذاری شده اند. خروجی شبکه ترکیب خطی از توابع شعاعی ورودی ها و پارامترهای نورون است. RBF شبکه ای است که بر مبنای فاصله با مرکز ایجاد شده است. توابع شعاعی در نواحی از شبکه های عصبی که بتوان از آن ها به عنوان جایگزینی برای ویژگی های انتقالی لایه پنهان سیگموئیدی در پرسپترون های چندلایه استفاده کرد، به کار می آیند. از مزایای این شبکه می توان آموزش آسان تر آن نسبت به شبکه های عصبی معمولی که از روش پس انتشار استفاده می کنند، را نام برد [2]. شبکه های RBF دارای کاربردهای بسیاری از جمله تخمین تابع، پیش بینی سری های زمانی و کنترل سامانه هستند.

فاصله اقلیدسی از نقطه شروعی که ارزیابی می شود تا مرکز هر نورون محاسبه و تابع شعاعی RBF (که تابع کرنل نامیده می شود) نیز با فاصله برای محاسبه وزن هر نورون به کار می رود. نورون های فراتر از نقطه نیز ارزیابی شده اند که دارای تأثیر کمتری هستند. وزن های به کاررفته در خروجی های تابع RBF که به لایه مجموع ارسال می شوند، در آموزش تعیین می شوند. ساختار یک شبکه عصبی RBF در شکل (۳) نشان داده شده است.

نوع استدلال و تفسیری که بر روی ویژگی‌های استخراج‌شده اعمال می‌شود، ممکن است نتواند به‌طور کامل داده‌های ورودی را تبیین کند؛ و درنهایت در مرحله تصمیم‌گیری می‌تواند عدم قطعیت رخ دهد.

در مواجهه با عدم قطعیت می‌توان از داده‌ها و اطلاعات غیرقطعی صرف نظر کرد؛ که به‌طور عمومی به حذف بخش بزرگی از داده‌ها و اطلاعات که به‌احتمال به‌سختی تهیه شده‌اند منجر می‌شود. این داده‌ها ممکن است حاوی اطلاعات مهمی باشند که با حذف آنها بقیه داده‌ها قادر به مدل‌سازی درستی نباشند.

روش دیگر در برخورد با عدم قطعیت این است که پاسخ‌ها قطعی فرض شود که موجب افزایش خطا در تصمیم‌گیری خواهد شد. هیچ یک از این دو حالت پاسخ مناسبی نخواهد داد. بنابراین باید با درنظرگرفتن عدم قطعیت به شیوه‌ای آن را مدیریت کرد که مدل‌سازی مناسب‌تری داشته باشد. ترکیب داده‌ها یکی از این شیوه‌ها است. چگونگی استفاده از داده‌ها، روش ترکیب آنها و همچنین روش نتیجه‌گیری از آنها در پاسخ نهایی تأثیرگذار هستند. داده‌هایی که دارای عدم قطعیت کمتری هستند، تأثیر بیشتری در پاسخ نهایی دارند و بدین شکل دقت پاسخ نهایی افزایش می‌یابد. تئوری احتمال یا بیزین، تئوری امکان یا نظریه فازی [44] و نظریه شواهد یا تئوری دمستر-شفر [38]. انواعی از این شیوه‌ها می‌باشند. تئوری احتمال برای برخورد با عدم قطعیت نوع A است. و قابلیت مدل‌سازی عدم قطعیت نوع B را ندارد. در اغلب موارد هر دو نوع عدم قطعیت وجود دارد که برای مواجهه با آنها از تئوری امکان و تئوری دمستر-شفر استفاده می‌توان کرد، که در این پژوهش از تئوری دمستر-شفر استفاده شده است.

۲-۲-۲- تئوری دمستر شفر

نخستین بار دمستر در مقاله معروف خود پایه‌های نظریه شواهد را که از نظر بدنه شواهد و اندازه‌گیری تعمیم‌یافته نظریه احتمال است با نگاهی تازه به نظریه احتمال مطرح کرد [9]. سپس در سال ۱۹۷۶ شفر در کتاب معروفش، نظریه شواهد را منطبق با نظریه دمستر بیان کرد [38]. نظریه شواهد با درنظرگرفتن شواهد مختلف و ترکیب نظرات آنها با هر دو نوع عدم قطعیت برخورد می‌کند. نظریه شواهد علاوه بر درست و نادرست، گزینه نمی‌دانم را نیز دارد که خود دارای وزن مختص به خود هست.

در نظریه شواهد به مجموعه‌ای جامع، فراگیر و متناهی از عناصر دو به دو ناسازگار و مجزا، قاب تشخیص یا فضای نمونه (Ω) می‌گویند. به قاب تشخیص قاب یا محیط نیز می‌گویند. هر زیرمجموعه Ω می‌تواند پاسخی به یک سؤال باشد. همچنین برای هر سؤال تنها یکی از زیرمجموعه‌ها درست است. تشخیص به مفهوم امکان تمایز بین یک پاسخ صحیح به یک پرسش و سایر پاسخ‌های ممکن است. مجموعه قاب توانی 2^Ω شامل پاسخ تمام پرسش‌های ممکن در قاب تشخیص می‌شود. برای نظریه شواهد سه تابع مهم شامل تابع جرم، تابع باور و تابع امکان تعریف می‌شود [4].

۲-۲-۳- تابع جرم، باور و امکان

تابع احتمال پایه تخصیصی یا تابع جرم، نگاشتی از تابع فریم توانی است که با μ نشان داده می‌شود. تابع جرم به میزان اعتقاد یک شاهد در مورد موضوع مورد نظر اشاره دارد، که در آن جرم عنصر تهی صفر و مجموع سایر عناصر که هر یک در بازه بین صفر و یک قرار دارند، برابر با یک می‌شود جرم هر عنصر تنها باور به آن عنصر را شامل می‌شود و هر نوع باور به سایر عناصر به‌طور جدا برای آنها بررسی می‌شود و مستقل از یکدیگر می‌باشند.

به زیرمجموعه‌هایی از قاب تشخیص که دارای جرم غیر صفر هستند، عناصر کانونی $^1 F(\Omega)$ گفته می‌شود. مجموعه همه عناصر کانونی مربوط به یک دسته تابع جرم، هسته نامیده می‌شود. مجموعه عناصر کانونی، توابع جرم و قاب تشخیص بدنه شاهد (BOE)² یا ساختار اعتقادی را می‌سازد.

توابع جرم جمع‌پذیر و لزوماً یکنواخت نیستند و همچنین لزوماً تابع جرم برابر با یک نیست؛ اگرچه کوچک‌تر از یک است. برای تابع جرم کران بالا و پایین تحت عنوان تابع امکان و تابع باور لحاظ شده است [4].

۲-۲-۴- تابع باور

منظور از باور به یک موضوع خاص میزان اطمینان به صحت آن موضوع است. تابع باور $^3 BEL(A)$ که شامل احتمال دقیق A است که کران پایین فاصله عدم قطعیت را می‌سازد [38]، [13] یکی از خواص تابع باور غیرنزولی بودن آن است.

¹ Frame of discernment

² Body of evidence

³ Belief function

تابع امکان (PLS)^۱ یا قابلیت پذیرش با توجه به میزان عدم صحت یک موضوع به صورت زیر تعریف می شود. این تابع کران بالای فاصله عدم قطعیت است [38].

$$PLS(A) = 1 - BEL(A) \quad (3)$$

احتمال وقوع A بین تابع امکان و تابع باور آن قرار دارد. به عبارتی فاصله عدم قطعیت بدین صورت تعریف می شود که افزایش تابع باور موجب کاهش فاصله عدم قطعیت خواهد شد. همچنین کاهش تابع امکان نیز موجب کاهش فاصله عدم قطعیت می شود. اگر این فاصله برای موردی صفر باشد می توان گفت، عدم قطعیت در آن مورد وجود ندارد.

$$PLS(A) - BEL(A) = \text{فاصله عدم قطعیت} \quad (4)$$

۲-۲-۶- قانون ترکیب دمستر

قانون ترکیب دمستر با جمع متعادل توابع جرم توابع جرم منابع مستقل روی یک قاب تشخیص را با یکدیگر ترکیب می کند. با استفاده از قانون ترکیب دمستر، بدین صورت محاسبه می شود که به دلیل داشتن خاصیت جابه جایی و اشتراک پذیری، قابل تعمیم است [38].

$$\mu_{12}(A) = \frac{\sum_{B \cap C = A} \mu_1(B) \mu_2(C)}{1 - K_{12}} \quad (5)$$

$$A \neq \emptyset \quad \mu_{12}(\emptyset) = 0$$

$$K_{12} = \sum_{B \cap C = \emptyset} \mu_1(B) \mu_2(C) \quad (6)$$

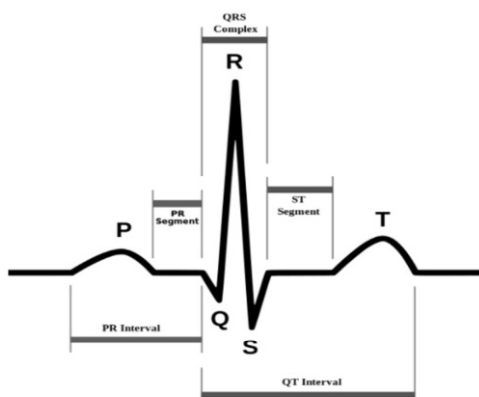
۲-۳- داده ها

داده های مختلفی برای انواع آریتمی های قلبی وجود دارد که در این پژوهش از یکی از این داده های استاندارد به نام MIT/BIH استفاده شده است [26]. این داده ها شامل ۴۸ رکورد است که ۲۳ رکورد، رکورد شرایط بالینی عادی و ۲۵ رکورد شامل آریتمی های بطنی، فوق بطنی و غیره است. فرکانس نمونه برداری این داده ها ۳۶۰ هرتز است.

در این بانک داده برای هر فرد دو نمونه گیری سی دقیقه ای با لیدهای متفاوت وجود دارد که در هر کدام تعداد ۶۵۰۰۰ نمونه وجود دارد. فرکانس داده ها ۱-۱۰۰/۱ Hz بوده و دارای وضوح ۲۰۰ نمونه در هر mv است. این داده ها برای هر فرد با استفاده از فایل ها header، atr و data ترسیم می شوند. جزئیات بیشتر در مورد این داده ها در [27] آمده است. در این پژوهش از داده هایی برای افراد سالم و افراد دارای آریتمی های قلبی PAC و PVC استفاده شده است، که در این بخش شرح داده می شود.

۲-۳-۱- نمونه ECG فرد سالم

سیگنال الکتروکاردیوگرام بیانگر دپلاریزاسیون و رپلاریزاسیون متوالی دهلیزی و بطنی است که منجر به ایجاد شکل موج خاص می شود. این سیگنال شامل نقاط P، Q، R، S و T در هر سیکل است. یک سیکل کامل سیگنال ECG از یک فرد سالم در شکل (۴) آمده است که این نقاط ذکر شده، در آن نشان داده شده است.



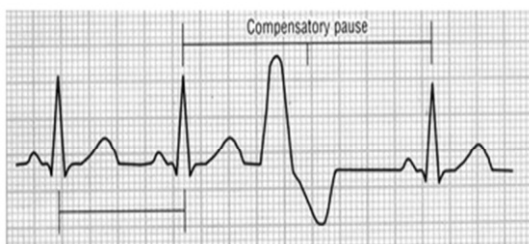
(شکل-۴): شکل موج سیگنال الکتروکاردیوگرام

(Figure-4): ECG Signal waveform

سیکل قلبی با موج P آغاز می شود که مربوط به دوره د-پلاریزاسیون دهلیزی در قلب است؛ سپس ترکیب QRS می آید که به طور معمول مرتبط ترین ویژگی در تشخیص یک موج ECG است. ترکیب QRS مربوط به دوره د-پلاریزاسیون بطن است. پیک R ایجاد نبض می کند و بالاترین پیک در هر سیکل می باشد که شمارش آن به عنوان نرخ ضربان قلب در نظر گرفته می شود؛ به علاوه اینکه فاصله زمانی ضربان های متوالی قلب تحت عنوان HRV^۲ نیز در تشخیص نوع آریتمی بسیار مؤثر است [5].

² Heart Rate Variability

¹ Plausibility function



(شکل-۶): نمونه‌ای از شکل موج سیگنال PVC
(Figure-6): Example of the PVC signal waveform

۴-۲- نگاشت تجزیه مقادیر منفرد

نگاشت تجزیه مقادیر منفرد (SVD)^۱ در پردازش سیگنال و تحلیل داده‌های آماری کاربرد دارد. SVD ماتریس X را به صورت فرمول (۷) می‌توان نوشت. U و V ماتریس بردارهای منفرد چپ و راست هستند که همان‌طور که در فرمول (۸) مشخص است، دارای خاصیت تعامد هستند.

$$X = USV^T \quad (7)$$

$$UU^T = VV^T = I \quad (8)$$

S ماتریس قطری شامل مقادیر منفرد در قطر اصلی است و بقیه مؤلفه‌های این ماتریس صفر هستند. مقادیر منفرد ارزش بردارهای منفرد U و V را نشان می‌دهند. هر چه مقدار منفرد بزرگ‌تر باشد، بردار منفرد متناظر با آن ارزش و اهمیت بیشتری دارد و داده‌های موجود در ماتریس X که نگاشت SVD آنها را به این مقادیر نگاشته است، نقش اصلی در ساختار ماتریس X دارد. این مطلب با توجه به ملاحظات انرژی نیز قابل توجه است. نگاشت تجزیه مقادیر منفرد ابزار مهمی در پردازش سیگنال و تحلیل داده‌های آماری است. که در آن داده‌های دارای انرژی بیشتر و دارای اهمیت بیشتر مقادیر منفرد بزرگ‌تری را به خود اختصاص می‌دهند.

۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی با ترکیب ویژگی‌ها خطی و غیرخطی و با استفاده از ترکیب نتایج طبقه‌بندهای مجزا با نظریه شواهد به شناسایی آریتمی‌ها قلبی اقدام می‌کند. قبل از بررسی هر یک از بخش‌های روش پیشنهادی برای درک بهتر، بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در ادامه آورده شده است. بدین

¹ singular value decomposition

PAC -۲-۳-۲

نوعی از آریتمی‌های قلبی متداول، انقباضات دهلیزی زودرس (PAC) است که توسط ضربانات قلبی زودرس با منشاء دهلیزی مشخص می‌شوند. به‌طور معمول گره سینوسی دهلیزی وظیفه تنظیم ضربان قلب را در طی ریتم سینوسی نرمال بر عهده دارد؛ اما PACها در زمانی که ناحیه دیگر دهلیز قبل از گره سینوسی دهلیزی دپلاریزه می‌شوند، اتفاق می‌افتند و در نتیجه موجب ضربان قلب زودرس می‌شوند [6]. زمانی که شخص دچار این نوع آریتمی می‌شود شکل موج ECG آن دچار تغییرات و سرعت آن شصت تا صد بار در دقیقه می‌شود. شکل موج گاهی نامنظم و یک موج P زودرس در آن دیده می‌شود که از نظر شکل با بقیه Pها متفاوت است. PR مربوط به P زودرس با بقیه فواصل PR متفاوت و به‌طور معمول عرض QRS در آن ۰/۰۴ تا ۰/۱ ثانیه است. یک نمونه از شکل موج PAC در شکل (۵) نشان داده شده است.

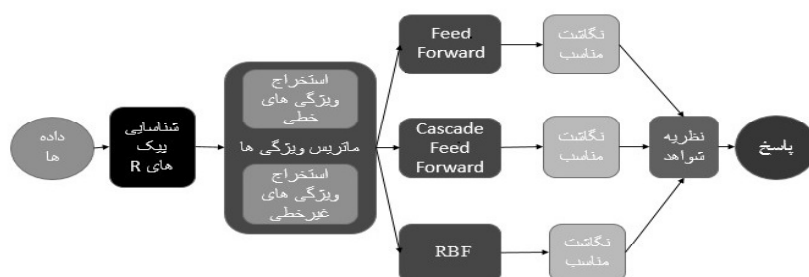


(شکل-۵): نمونه‌ای از شکل موج سیگنال PAC
(Figure-5): Example of PAC signal waveform

PVC -۳-۳-۲

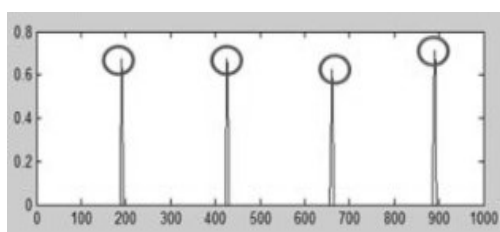
نوع دیگر آریتمی‌های قلبی انقباضات بطنی زودرس (PVC) است که انقباضات بطنی زودرس ابتدای ضربانات اضافی در بخش تحتانی قلب (بطن‌ها) می‌باشد. در بیش‌تر اوقات هیچ نشانه‌ای ندارد. در برخی افراد PVCها می‌توانند به استرس، مصرف بیش از حد کافئین یا نیکوتین و ورزش مربوط باشند [6]. این بیماری یک بی‌نظمی شایع است که در صورت زیادبودن تعداد آن و ایجاد علائم، می‌بایست درمان صورت گیرد. در PVC گاهی ضربان قلب نامنظم می‌شود. امواج P در آن یا وجود ندارند و یا بعد از QRS و وارونه هستند. فاصله PR غیر قابل اندازه‌گیری و عرض QRS پهن و غیر طبیعی است و همچنین موج T اغلب جهتی وارونه با QRS دارد. یک نمونه از شکل موج PVC در شکل (۶) نشان داده شده است.

ترکیب ویژگی‌های خطی و غیر خطی به‌عنوان ورودی به سه نوع شبکه عصبی مختلف اعمال می‌شود. پاسخ هر یک از طبقه‌بندها دارای سطحی از عدم قطعیت است که مدل‌سازی شده و طبق آن ساختار اعتقادی جهت ترکیب پاسخ طبقه‌بندها به‌وسیله نظریه شواهد، تشکیل و روش و عملکرد هر یک از این مراحل در این بخش شرح داده خواهد شد. نمودار جعبه‌ای روش پیشنهادی در شکل (۷) آمده است.



(شکل-۷): نمودار جعبه‌ای دیگرام روش پیشنهادی
(Figure-7): Block diagram of the suggested method

پس از ثابت کردن آستانه تطبیقی در مقدار یک کل سیگنال حاصل به‌توان ۲ می‌شود. با به‌توان ۲ رساندن سیگنال مقادیر کوچک‌تر از یک تضعیف و مقادیر بزرگ‌تر از یک تقویت می‌شوند. در این حالت سیگنال برای حذف مقادیر کوچک آماده می‌شود. مقادیر کوچک‌تر از یک حذف و سایر مقادیر نگه داشته می‌شوند و سپس بیشینه در هر محدوده نمونه‌گیری در نظر گرفته می‌شود. شکل (۹) حذف مقادیر کوچک‌تر از یک و بیشینه هر محدوده نمونه‌گیری را نشان می‌دهد.



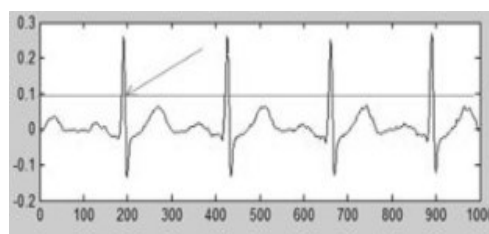
(شکل-۹): حذف مقادیر کوچک و نقاط ماکزیمم
(Figure-9): Remove small amounts and maximum points

در محدوده‌های نمونه‌گیری شده که هیچ پیکی وجود نداشته باشد. بیشینه‌هایی با مقدار صفر شناسایی می‌شوند. به عبارتی پیک‌های غیر واقعی متعددی با مقدار صفر به‌عنوان پیک R شناسایی می‌شوند که این نقاط باید از مجموعه بیشینه‌ها حذف شوند. مانند شکل (۱۰) که در محدوده نمونه‌گیری ۲۵۰ تا بی دوم هیچ پیکی وجود ندارد.

صورت که پیک‌های R با روشی که در این بخش شرح داده می‌شود، شناسایی می‌شوند؛ سپس محاسبه (HRV) سیگنال انجام و طبق آن ویژگی‌های خطی شامل جذر میانگین مربع اختلاف فواصل نرمال به نرمال متوالی (RMSSD)^۱ و انحراف معیار فواصل نرمال به نرمال متوالی (SDNN)^۲ و همچنین تعداد نرخ ضربان قلب (HR Mean)^۳ محاسبه می‌شود. همچنین با توجه به نگاشت تجزیه مقادیر منفرد حول پیک‌های R ویژگی‌های غیر خطی ECG استخراج می‌شود.

۳-۱- شناسایی پیک‌های R

روش‌های مختلفی برای شناسایی پیک R وجود دارد [39]. [14] و [33]. در این پژوهش ابتدا یک نمونه‌گیری ۲۵۰ نقطه‌ای از سیگنال ECG صورت می‌گیرد و در هر محدوده نمونه‌گیری مقادیر بیشینه به‌دست آورده می‌شود؛ سپس میانگین این مقادیر محاسبه شده، که این مقدار به‌عنوان آستانه تطبیقی در نظر گرفته می‌شود. در این حالت می‌بایست سیگنال برای حذف مقادیر کوچک‌تر آماده شود. برای این کار کل سیگنال در معکوس آستانه تطبیقی ضرب می‌شود. در این حالت همان‌طور که در شکل (۸) نشان داده شده است، این مقدار در عدد یک ثابت و اعداد کوچک‌تر دارای مقدار کوچک‌تر از یک و مقادیر بزرگ‌تر دارای مقدار بزرگ‌تر از یک می‌شوند.



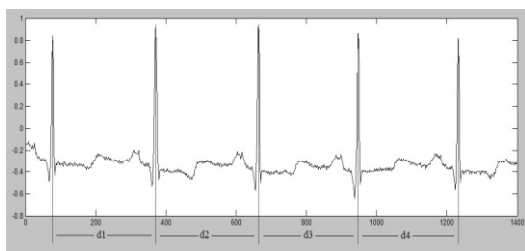
(شکل-۸): آستانه تطبیقی بر سیگنال ECG
(Figure-8): adaptive thresholding on the ECG signal

¹ Root mean square of successive differences between
² standard deviation of normal to normal
³ Heart rate mean

شرایط می‌بایست با توجه به اینکه مقادیر، فقط مربوط به یک پیک است، تنها یکی از آنها لحاظ و مابقی حذف شود. پس از این مراحل سیگنال حاصله که شامل پیک‌های R است با سیگنال، اصلی مقایسه می‌شود. و جهت دستیابی به پاسخ درست، تعداد نقاط نمونه‌گیری را تغییر داده و هر بار نتیجه با حالت قبل و همچنین با سیگنال اصلی مقایسه می‌شود تا در نهایت پیک‌های اصلی شناسایی شوند.

۳-۲- محاسبه HRV

رشته زمانی که از محاسبه فواصل بین هر دو موج متوالی R در سیگنال ECG به دست می‌آید، HRV است که ویژگی بسیار مهم ECG است. پس از یافتن پیک‌های R زمان وقوع هر پیک را یافته، سپس فواصل زمانی پیک‌های متوالی محاسبه می‌شود. این فواصل HRV سیگنال الکتروکاردیوگرام را تشکیل می‌دهند. این فواصل در شکل (۱۲) نشان داده شده است.



(شکل-۱۲): نمایش فواصل بین موج‌های R متوالی
(Figure-12): Showing the intervals between consecutive R waves

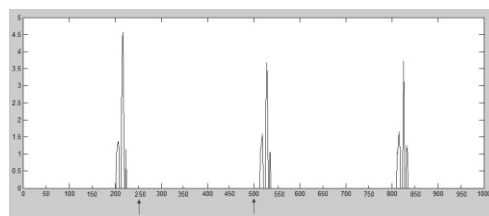
۳-۳- استخراج ویژگی‌ها

۳-۳-۱- استخراج ویژگی‌های خطی

با داشتن HRV ویژگی‌های حوزه زمان سیگنال را که همان ویژگی‌های خطی آن است، استخراج می‌توان کرد. این ویژگی‌ها شامل جذر میانگین مربع اختلاف فواصل نرمال به نرمال متوالی (RMSSD) و انحراف معیار فواصل نرمال به نرمال متوالی (SDNN) و همچنین تعداد نرخ ضربان قلب (HR Mean) است که مطابق فرمول‌های (۹)، (۱۰) و (۱۱) به دست می‌آیند:

$$RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^M (x_2 - x_1)^2}{M}} \quad (9)$$

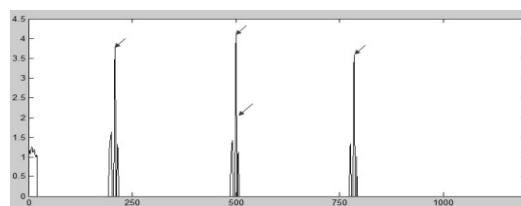
$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^M (x - x_1)^2}{M}} \quad (10)$$



(شکل-۱۰): نمایش محدوده نمونه‌گیری فاقد پیک R

(Figure-10): Display the range non-peak samples R

برای یافتن نقاط بیشینه در جاهایی که بیشینه نزدیک به مرزهای نمونه‌گیری باشد، ممکن است دو پیک در یک قسمت قرار گیرد. این مسأله منجر به حذف یک پیک و عدم شناسایی پیک کوچک‌تر خواهد شد. همچنین در پیک‌های نزدیک به مرز نمونه‌گیری ممکن است، نقطه نزدیک به پیک قبلی یا بعدی که روی مرز واقع شده به عنوان پیک شناسایی شود که موجب حذف پیک اصلی و شناسایی پیک غیر واقعی شود. جهت رفع این مشکل یک نمونه‌گیری هشتاد نقطه‌ای اطراف هر پیک شناسایی شده انجام می‌شود و مقدار بیشینه در این محدوده‌های نمونه‌گیری به دست می‌آید. بدین صورت پیک‌های درست شناسایی شده و پیک‌های اشتباه حذف خواهند شد. به عنوان مثال در شکل (۱۱) پیک مربوط به محدوده نمونه‌گیری ۲۵۰ تا ۵۰۰ در نزدیکی مرز نمونه‌گیری (۵۰۰) قرار دارد. در این شرایط بزرگ‌ترین مقدار بعد از نمونه ۵۰۰ به عنوان پیک محدوده اندازه‌گیری ۵۰۰ تا ۷۵۰ در نظر گرفته می‌شود و این در حالی است که این محدوده نمونه‌گیری در عمل فاقد پیک است. برای رفع این اشتباه اطراف تمام پیک‌های شناسایی شده همان‌طور که گفته شد، نمونه‌گیری هشتاد نقطه‌ای صورت می‌گیرد.



(شکل-۱۱): پیک اشتباه نزدیک مرز نمونه‌گیری

(Figure-11): Wrong peaks near the border of sampling

در بعضی از قسمت‌های سیگنال پیک به‌طور کامل تیز نبوده و ممکن است دو یا چند نقطه مجاور هم با مقدار یکسان به عنوان پیک در نظر گرفته شوند. به عبارتی یک پیک چند بار در فاصله کنار هم شناسایی شده و منجر به تشخیص پیک‌های اضافی و نادرست خواهد شد. در این

$$(11) \quad \text{HR mean} = 100 \left(\frac{\text{تعداد پیک های } R}{\text{تعداد کل نمونه ها}} \right) \quad (\text{فرکانس نمونه برداری})$$

۳-۳-۲- استخراج ویژگی‌های غیر خطی

اطراف هر پیک یک پنجره ۸۱ نقطه‌ای قرار داده می‌شود؛ به‌طوری که چهل نقطه در هر طرف قرار می‌گیرد و پیک R در وسط پنجره واقع می‌شود. این نقاط که دربردارندهٔ بیشترین اطلاعات سیگنال اطراف پیک R هست برای هر پیک در یک سطر قرار می‌گیرد. بنابراین ماتریس حاصل (X) دارای ۸۱ ستون خواهد بود و سطرهای آن به تعداد پیک‌های R است. لازم به ذکر است که نخستین پیک ممکن است با فاصله کمتر از محدوده پنجره‌گذاری از شروع سیگنال باشد. بنابراین پنجره‌گذاری از دومین پیک آغاز می‌شود.

SVD ماتریس X محاسبه می‌شود. ماتریس S به‌دست‌آمده مقادیر منفرد را در بر می‌گیرد. هر چه تعداد سطر و ستون ماتریس X بیشتر باشد، تعداد مقادیر منفرد بیشتری حاصل خواهد شد. این مقادیر منفرد ویژگی‌های غیر خطی سیگنال می‌باشند.

چنانچه تمامی مقادیر منفرد استفاده شود، ویژگی‌های خطی را تحت‌الشعاع قرار خواهد داد و سبب عدم تأثیر ویژگی‌های خطی خواهد شد. به همین سبب تنها از بزرگ‌ترین مقدار منفرد به‌عنوان ویژگی غیر خطی سیگنال استفاده می‌شود.

۳-۳-۳- ترکیب ویژگی‌های خطی و غیر خطی

سیگنال ECG

جذر میانگین مربع اختلاف فواصل نرمال به نرمال متوالی (RMSSD)، انحراف معیار فواصل نرمال به نرمال متوالی (SDNN) و همچنین تعداد نرخ ضربان قلب (HR Mean) که ویژگی‌های خطی سیگنال HRV در حوزه زمان است، در سه سطر اول ماتریس ویژگی‌ها قرار می‌گیرند و بزرگ‌ترین مقدار منفرد به‌عنوان ویژگی غیر خطی در سطر آخر این ماتریس جای می‌گیرد.

$$I = \begin{bmatrix} \text{HR mean} \\ \text{RMSSD} \\ \text{SDNN} \\ \text{SVD} \end{bmatrix} \quad (12)$$

۳-۴- طبقه‌بندی با شبکه‌های عصبی

در این پژوهش از سه نوع شبکه‌های عصبی MLP، CFF، RBF برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی استفاده شده است.

ماتریس ویژگی‌های نمونه‌های آموزشی به‌عنوان ورودی آموزشی و ماتریس ویژگی‌های نمونه‌های آزمایش به‌عنوان ورودی آزمایش به این شبکه‌های عصبی داده شده و پاسخ هر کدام بررسی شده است. پاسخ‌ها برای هر طبقه دارای سطحی از احتمال است که اگر هر طبقه‌بندی‌کننده بخواهد به‌طور مستقل به طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی بپردازد، طبقه‌ای را که دارای بزرگ‌ترین احتمال باشد به آن داده اختصاص می‌دهد. این احتمالات عدم قطعیت پاسخ را نشان می‌دهد. در این پژوهش با توجه به این عدم قطعیت به تحلیل پاسخ هر طبقه‌بندی‌کننده و ترکیب آن‌ها پرداخته می‌شود.

۳-۵- مدل‌سازی عدم قطعیت

نظریه شواهد با توابع جرم سروکار دارد. بنابراین برای ترکیب نتایج طبقه‌بندی‌های مجزا با نظریه شواهد باید با روشی از مقادیر احتمال به مقادیر توابع جرم رسید. فرق توابع احتمال و توابع جرم در این است که تابع جرم به طبقه‌های اشتراکی هم تعلق می‌گیرد. در این پژوهش از نگاشت پیشنهادی آقای قاسمی در [4] برای به‌دست‌آوردن توابع جرم از توابع احتمال اقدام شده است. در این روش سه سطح عدم قطعیت در نظر گرفته شده که عبارتند از عدم قطعیت کامل، عدم قطعیت ناکامل و حالت بدون عدم قطعیت. برای تعیین این سه سطح از RMV^۱ها استفاده شده است. نسبت احتمال طبقه‌ای که بزرگ‌ترین احتمال را دارد به احتمال طبقه‌ای که احتمال آن از نظر اندازه دومین احتمال است، یکی از RMVهای سامانه را خواهیم داشت و RMV بعدی نسبت احتمال طبقه‌ای که دومین مقدار احتمال را دارد به احتمال طبقه‌ای که کوچک‌ترین احتمال را دارد، است. دو مقدار $\alpha=1/5$ و $\beta=$ به‌عنوان مرز RMVها جهت تعیین حالت عدم قطعیت تعریف می‌شود.

اگر RMVها کوچکتر از α باشند، به‌عنوان سطح عدم قطعیت کامل (PU)^۲ در نظر گرفته می‌شود. این حالت که بحرانی‌ترین حالت است در شرایطی اتفاق می‌افتد که احتمالات بسیار نزدیک به هم باشند. چنانچه دست‌کم یکی از RMVها بین α و β باشد، حالت عدم قطعیت ناکامل (SU)^۳ را خواهیم داشت و اگر RMVها بزرگتر از β باشند، حالت بدون عدم قطعیت (NU)^۴ اتفاق می‌افتد. در این حالت

¹ Ratio membership value

² Perfect uncertainty

³ Semi uncertainty

⁴ No uncertainty

(PVP) (روابط ۱۳ و ۱۴) در مورد پاسخ‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند.

$$Sensitivity = \frac{T_p}{T_p + T_N} \quad (13)$$

$$Positive Predictive Value = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (14)$$

در روابط بالا T_p^1 تعداد نمونه‌هایی است که عضو طبق Z مورد نظر بوده‌اند و سامانه نیز آنها را درست تشخیص داده است. T_N^2 تعداد نمونه‌هایی است که عضو طبقه مورد نظر نبوده‌اند و سامانه نیز آنها را به‌درستی تشخیص داده است. F_p^3 تعداد نمونه‌هایی است که عضو طبقه مورد نظر نبوده‌اند، اما سیستم نتوانست آنها را به‌درستی تشخیص دهد.

شبیه‌سازی طبقه‌بندی‌کننده‌ها پنج بار انجام شد. در بهترین حالت MLP با حساسیت ۸۸/۵۷٪ و CFF با حساسیت ۸۸/۹۹٪ پاسخ داده است. ملاحظه شد که RBF با حساسیت ۹۲/۲۲٪ پاسخ بهتری نسبت به طبقه‌بندی‌کننده‌های MLP و CFF با میانگین حساسیت ۸۲/۸۶٪ و ۸۰/۸۵٪ داده است. پاسخ طبقه‌بندی‌کننده‌ها با استفاده از نظریه شواهد با یکدیگر ترکیب شدند. ملاحظه شد که این ترکیب منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی‌کننده نهایی تا حساسیت ۹۸/۰۴٪ شده است.

این نتایج بدون حذف نوفه از سیگنال الکتروکاردیوگرام به‌دست آمده و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در حضور نوفه به‌خوبی و با دقت بالایی قادر به طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی است. روش پیشنهادی در بهترین حالت با Sensitivity ۹۸/۰۴٪ و Positive Predictive Value ۹۵/۸۳٪ پاسخ داده است. میانگین نتایج شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این پژوهش و روش پیشنهادی در جدول (۱) ذکر شده است:

(جدول-۱): نتایج ترکیب طبقه‌بندی‌کننده‌ها با نظریه شواهد

(Table-1): Combination classifiers results with evidence theory

Classifier	PPV%	Sensitivity%
شبکه عصبی RBF	87.50	92.22
شبکه عصبی CFF	80.14	80.85
شبکه عصبی MLP	82.16	82.86
روش پیشنهادی	93.61	96.30

¹ True positive

² True negative

³ False positive

حالت اختلاف احتمالات به حدی است که می‌توان پاسخ را قطعی در نظر گرفت؛ سپس با استفاده از نگاشت مناسب که در [4] بیان شده است، توابع جرم به‌دست می‌آید.

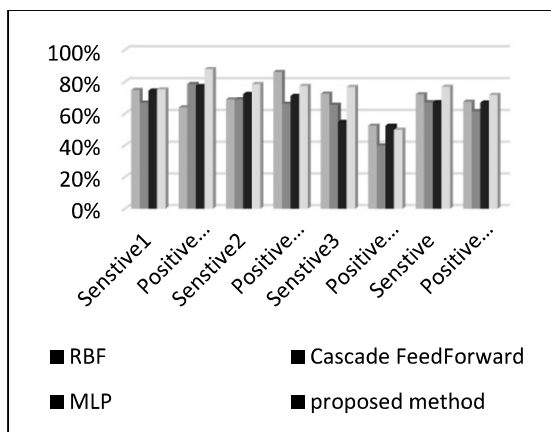
۳-۶- ترکیب نتایج طبقه‌بندها با استفاده از

نظریه شواهد

هر یک از طبقه‌بندها به‌عنوان یک شاهد در نظر گرفته می‌شود. در مرحله قبل برای تمامی احتمالات طبقه‌های مختلف برای هر شاهد عدم قطعیت مدل‌سازی و تابع جرم آنها تعریف شده است. به عبارتی ساختار اعتقادی برای شواهد تشکیل شده است. در این مرحله به وسیله قانون ترکیب دمستر این توابع جرم با یکدیگر ترکیب می‌شوند. در این حالت سطح عدم قطعیت بسیار کاهش می‌یابد و درنهایت طبقه‌ای که دارای بیشترین جرم باشد، به‌عنوان پاسخ انتخاب خواهد شد.

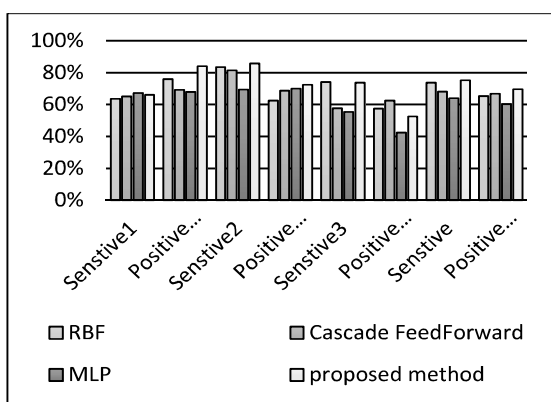
۴- نتایج شبیه‌سازی

در این مقاله به طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی برای داده‌هایی که از پایگاه داده phisyonet و بانک داده MIT/BIH گرفته پرداخته شده است. این داده‌ها مربوط به تعدادی از افراد است که برای هر یک از آنها در زمان مشخص داده‌های ECG ذخیره شده است. سه نوع داده شامل حالت نرمال، آریتمی PVC و آریتمی PAC در این پژوهش استفاده شده است و همچنین از داده‌های هر فرد ۱۵۰۰۰ نمونه جهت آموزش و ۱۵۰۰۰ نمونه جهت آزمایش به‌کار گرفته شده است. انتخاب نمونه‌های آموزش و آزمایش به‌صورت تصادفی صورت گرفته است. ویژگی‌های خطی و غیر خطی ECG استخراج و به سه نوع شبکه عصبی داده شد و نتایج برای هر طبقه‌بند به‌طور مستقل ثبت شده است؛ سپس سطح عدم قطعیت برای پاسخ هر طبقه‌بندی‌کننده بررسی شد. نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها با استفاده از نظریه شواهد با یکدیگر ترکیب شده‌اند که نتایج به‌دست‌آمده از ترکیب آنها در این بخش ذکر شده است. همچنین برای بررسی مقاومت روش پیشنهادی در برابر نوفه، سطوح مختلفی از نوفه به سیگنال ECG اضافه شده و نتایج طبقه‌بندی سامانه پیشنهادی دوباره بررسی شد. ملاحظه شد که روش پیشنهادی در برابر سیگنال‌های نوفه‌ای نیز مقاومت خوبی دارد. جهت محاسبه دقت، دو پارامتر Sensitivity و Positive Predictive Value



(نمودار-۳): میانگین نتایج روش پیشنهادی پس از افزودن
نوفه ۱۰ dB

(Chart-3): Average results of the proposed method after
adding noise, 10 dB



(نمودار-۴): میانگین نتایج روش پیشنهادی پس از افزودن نوفه
۵dB

(Chart-4): Average results of the proposed method after
adding noise, 5 dB

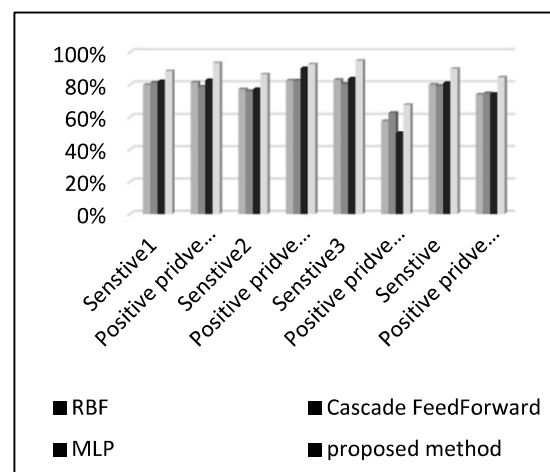
برای بررسی بیشتر عملکرد روش پیشنهادی، نتایج روش ارائه شده در این پژوهش با روش های دیگری از جمله روش فازی [42]، روش مبتنی بر SVM [25]، روش خوشه بندی بر روی ویژگی های کیفی [41]، روش مبتنی بر آمارگان مرتبه بالا [29] و طبقه بندی با استفاده از فضای طیفی مرتبه بالا [30] در جدول (۲) مقایسه شده است.

(جدول-۲): مقایسه سایر روش ها با روش پیشنهادی

(Table-2): Comparison of other methods with the proposed
method

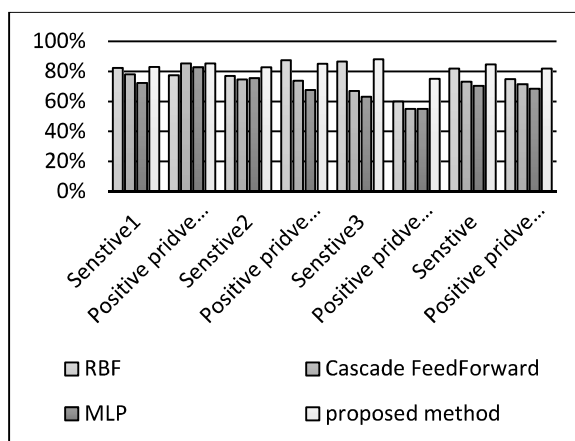
روش	درصد صحت
یه و همکاران 2009	93.78
لیهوانگ و همکاران، 2010	95.90
یه و همکاران 2012	94.30
مارتینز و همکاران a2012	94.52
مارتینز و همکاران b2012	93.48
روش پیشنهادی	96.30

نوفه سفید با نسبت سیگنال به نوفه های ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ جهت بررسی مقاومت روش پیشنهادی در برابر نوفه به سیگنال ECG اضافه و شبیه سازی به روش پیشنهادی برای هر کدام پنج بار تکرار شد. نتایج نشان داده است که با افزایش مقدار نوفه دقت هر طبقه بندی کننده کاهش می یابد؛ اما در نهایت پس از ترکیب طبقه بندی کننده ها این کاهش دقت تا حدی جبران می شود و طبقه بندی کننده نهایی می تواند پاسخ مناسبی را در حضور نوفه ارائه کند. نتایج طبقه بندی کننده ها و طبقه بندی کننده نهایی پس از افزایش نوفه های ذکر شده در نمودارهای (۱) تا (۴) نشان داده شده است. در این نمودارها علاوه بر میانگین نتایج کلی، میانگین نتایج برای طبقه ۱ (Normal)، طبقه ۲ (PVC) و طبقه ۳ (PAC) به طور مجزا نیز آورده شده است.



(نمودار-۱): میانگین نتایج روش پیشنهادی پس از افزودن
نوفه ۲۰ dB

(Chart-1): Average results of the proposed method after
adding noise, 20 dB



(نمودار-۲): میانگین نتایج روش پیشنهادی پس از افزودن نوفه
۱۵dB

(Chart-2): Average results of the proposed method after adding
noise, 15 dB

- [2] M. Sharif Noughabi, H. Marvi, D. Darabian, "Farsi Accent Recognition based on speech signal using efficient features extraction and Combining of Classifiers, JSDP", vol. 13(2), 91-103, 2016.

[3] م. ا. یونسی هروی، م. ع. خلیل زاده، ر. صرافان، م. آذرنوش، "تشخیص دروغ بر مبنای سیگنال‌های فوتوپلتیسموگراف و مقاومت الکتریکی پوست با استفاده از شبکه عصبی"، پردازش علائم و داده‌ها، ۱۳۹۱، ۴۹-۶۰، (۲)۹.

- [3] M. A. Khalilzadeh, R. Sarafan, M. Azarnoosh, "Lie detector system based on PhotoPlethysmoGraph(PPG) and Galvanic Skin Response(GSR) signals by means of neural network", JSDP, vol. 9(2), 49-60, 2013.

[4] ج. قاسمی، "رساله دکترای قطعه‌بندی فازی ام آر آی مغز مبتنی بر نظریه شواهد"، دانشگاه مازندران، ۱۳۹۱.

- [4] J. Ghasemi, "Thesis segmentation of MRI brain fuzzy theory based on evidence", Mazandaran University, 2012.

[5] س. کرد، ج. قاسمی، "کلاسه بندی آریتمی‌های قلبی با ترکیب ویژگی‌های خطی و غیر خطی سیگنال الکتروکاردیوگرام با استفاده از شبکه عصبی احتمالی"، دومین همایش ملی مهندسی برق ایران دانشگاه آزاد اسلامی واحد بندرگز، ۱۳۹۳.

- [5] S. Kord, J. Ghasemi, "Classifieds cardiac arrhythmias with a combination of linear and nonlinear characteristics of ECG signal using probabilistic neural network", Second National Conference on Electrical Engineering Iran Islamic Azad University Gaz, 2014.

- [6] M. Ankita, A. Meena, "Detection of Cardiac Arrhythmias Using Different Neural Networks: A Review", International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, Vol. 3, pp. 6992-6995, 2014.

- [7] P. Auer, B. Harald and M. Wolfgang, "A learning rule for very simple universal approximators consisting of a single layer of perceptrons", Neural Networks, vol. 5, pp. 786-795, 2008.

- [8] E. Braunwald, "Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular Medicine", Fifth Edition,

با بررسی نتایج ارائه‌شده در جدول (۲) می‌توان مشاهده کرد که روش پیشنهادی در بین روش‌های مختلف ارائه‌شده برای شناسایی آریتمی‌ها قلبی از عملکرد مناسبی برخوردار است. باید توجه داشت که بسیاری از روش‌های شناسایی آریتمی‌های قلبی نیازمند حذف نوفه در مراحل اولیه بوده که این مسأله خود بر پیچیدگی روش‌ها می‌افزاید. این درحالی است که روش پیشنهادی این پژوهش نیاز به حذف نوفه به‌صورت مجزا ندارد.

۵- نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج این پژوهش، ملاحظه شد که ترکیب ویژگی‌های خطی و غیر خطی برای آموزش و آزمایش شبکه‌های عصبی دقت پاسخ این طبقه‌بندها را افزایش داده است. به عبارتی استخراج ویژگی‌های بیشتر سبب آموزش بهتر شبکه‌های عصبی و افزایش دقت این طبقه‌بندها شده است. مهم‌تر آن که استفاده از اصل عدم قطعیت طبقه‌بندها و ترکیب آن‌ها با استفاده از نظریه شواهد، موجب افزایش دقت طبقه‌بندی‌کننده نهایی شده است. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که روش پیشنهادی قادر به طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی در حضور نوفه بوده و پاسخ قابل قبولی را در حضور نوفه ارائه داده است. درمجموع روش پیشنهادی توانسته است آریتمی قلبی را با دقت بالایی طبقه‌بندی کند. به‌طوری که در بهترین حالت این کار را با حساسیتی بیشتر از ۰/۹۸ به‌درستی انجام داده است.

6-References

۶- مراجع

- [1] م. ستارپور، ب. محمدزاده اصل، "تشخیص و تخمین تغییرات موج T با استفاده از تحلیل چند لیدی سیگنال ECG"، پردازش علائم و داده‌ها، ۱۳۹۴، ۸۰-۶۹.
- [1] M. Satarpor, B. Mohammadzadeh Asl, "Recognition and estimation of T wave variation using ECG signal multitrack analysis", JSDP, vol. 12(3), 69-80, 2015.
- [2] م. شریف نوقایی، ح. مروی، د. دارابی، "تشخیص لهجه‌های گفتار زبان فارسی از روی سیگنال گفتار با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی کارآمد و ترکیب طبقه‌بندها"، پردازش علائم و داده‌ها، ۱۳۹۵، ۹۱-۱۰۳، (۲)۱۳.

- [19] L. Ju-Won, L. Gun-Ki, "Design of an Adaptive Filter with a Dynamic Structure for ECG Signal Processing", International Journal of Control, Automation, and Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 137-142, 2005.
- [20] M. Kania, M. Fereniec, R. Maniewski, "Wavelet Denoising for Multi-lead High Resolution ECG Signals", Measurement Science Review, Vol. 7, No. 2, pp. 30-33, 2007.
- [21] S. Krimi, K. Ouni, N. Ellouze, "Using Hidden Markov Models for ECG Characterisation", InTech, ISBN: 978-953-307-208-1, 2011.
- [22] V. S. Kumari, P. R. kumar, "Cardiac arrhythmia prediction using improved multilayer perceptron neural network", International Journal of Electronics, Communication & Instrumentation Engineering research and Development (IJECIERD), vol. 3, pp. 73-80, 2013.
- [23] L. kuncheva, "Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms", Hoboken, NJ, 2004.
- [24] Y. Kutlu, K. Damla, "Feature Reduction Method Using Self Organizing Maps", International Conference on Electrical and Electronics Engineering, pp. 129-132, 2009.
- [25] Sh. Lihuang, S. Yuning, Z. Shi and X. Zhongqiang, "A Precise Ambulatory ECG Arrhythmia Intelligent Analysis Algorithm Based On Support Vector Machine Classifiers", Proceedings of the 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, 2010.
- [26] R. G. Mark, G. B. Moody, "MIT/BIH Arrhythmia Database", 1991, Available from: <http://www.ecg.mit.edu/dbinfo.html>
- [27] R. G. Mark, G. B. Moody, "The impact of the MIT/BIH Arrhythmia Database", IEEE Eng. Med. Biol, vol. 20, pp. 45-50, 1991.
- [28] R. J. Martis, U. R. Achary, C. M. Lim, K.M. Mandana, A.K. Ray, C. Chakraborty, "Application of high order cumulant features for cardiac health diagnosis using ECG signals", International Journal of Neural Systems, vol. 23, pp. 1142- 1155, 2013a.
- Philadelphia, W.B. Saunders Co, pp. 108, 1997.
- [9] A. P. Dempster, "Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping", The Annals of Statistics, vol. 28, pp. 325-339, 1967.
- [10] H. Demuth, M. Beale, M. Hagan, "Neural Network Toolbox Users Guide", the Math Works, Inc, Natick, USA, 2009.
- [11] A. Ebrahimzadeh, A. Khazaei, "Detection of premature ventricular contractions using MLP neural network: A comparative study", Elsevier, measurement, vol. 43, pp. 103-112, 2010.
- [12] H. Gothwal, S. Kedawat, R. Kumar, "Cardiac arrhythmias detection in an ECG beat signal using fast fourier transform and artificial neural network", Journal of Biomedical Science & Engineering, vol. 4, pp. 289-296, 2011.
- [13] J. Y. Halpern, R. Fagin, "Two views of belief: belief as generalized probability and belief as evidence", Artificial Intelligence, vol. 54, pp. 275-317, 1992.
- [14] P. S. Hamilton, W. J. Tompkins, "Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database", IEEE Trans. On Biomed. Eng, vol. 33, pp. 1157-1167, 1986.
- [15] J. C. Helton, "Uncertainty and sensitivity analysis in the presence of stochastic and subjective uncertainty", Journal of Statistical Computation and Simulation, vol. 57, pp. 3-76, 1997.
- [16] YZ. Hu, S. Palreddy, WJ. Tompkins, "A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach", IEEE Trans Biomed Eng, Vol. 44, pp. 891-900, 1997.
- [17] N. P. Hughes, L. T. Arassenko and S. J. Roberts, "Markov Models for Automated ECG Interval Analysis", oxford, 2004.
- [18] L. Y. Jen, "Explaining critical clearing time with the rules extracted from a multilayer perceptron artificial neural network", Electr Power Energy Syst, vol. 33, pp. 873-878, 2010.

- [38] G. Shafer, "A mathematical theory of evidence", London, Princeton University Press, 1976.
- [39] Z. S. Wang, J. D. Z. Chen, "Robust ECG R-R Wave Detection Using Evolutionary Programming Base Fuzzy Inference System (EPFIS) and Application to Accessing Brain Gut", Interaction Science Measurement and Technology, IEE Proceedings, vol. 6, 2000.
- [40] M. Wozniak, B. Krawczyk, "Combined classifier based on feature space partitioning", International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, vol 22, pp. 855-866, 2012.
- [41] Y. C. Yeh, C. W. Chiou and H. J. Lin, "Analyzing ECG for cardiac Arrhythmia using cluster analysis", Expert System with Application, vol. 39, pp. 1000-1010, 2012.
- [42] Y. C. Yeh, W. J. Wang and C. W. Chiou, "Heartbeat case determination using fuzzy logic method on ECG signals", International Journal of Fuzzy Systems, vol 11, 250-261, 2009.
- [43] M. N. Zade, P. M. Palkar, P. N. Aerkewar, A. S. Pathan, "Detection of ECG Signal: A Survey", International Journal of Artificial Intelligence and Mechatronics, Vol. 1, Issue 5, pp. 126-130, 2013.
- [44] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets", IEEE Information Control, vol. IC-8, pp. 338-353, 1965.
- [29] R. J. Martis, U. R. Achary, K.M. Mandana, A.K. Ray, C. Chakraborty, "Application of principal component analysis to ECG signals for automated diagnosis of cardiac health", Expert Systems with Applications, Vol. 39, pp. 11792-11800, 2012.
- [30] R. J. Martis, U. R. Achary, K.M. Mandana, A.K. Ray, C. Chakraborty, "Cardiac decision making using higher order spectra", Biomedical Signal Processing and Control, vol 8, 193-203, 2013b.
- [31] S. S. Mehta, N. S. Lingayat, "Support Vector Machine for Cardiac Beat Detection in Single Lead Electrocardiogram", IAENG in IAENG International Journal of Applied Mathematics, vol. 36, pp. 20-26, 2011.
- [32] G. Nazari Golpayegani, A. H. Jafari, "A novel approach in ECG beat recognition using Biomedical adaptive neural fuzzy filter", J. Science and Engineering, vol. 2, pp. 80-85, 2009.
- [33] J. Pan, W. J. Tompkins, "A real-Time QRS Detection Algorithm", IEEE Trans. On Biomed. Eng. Vol. 3, pp. 230-236, 1985.
- [34] Romero, L. Serrano, "ECG frequency domain features extraction: A new characteristics for arrhythmias classification", Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE, vol. 2. pp. 2006-2008, 2001.
- [35] M. B. Roman, Z. S. Ravilya, I. L. Ekaterina, "Comparison of linear and nonlinear calibration models based on near infrared (NIR) spectroscopy data for gasoline properties prediction", Chemometr Intell Lab, vol. 2, pp. 183-188, 2007.
- [36] M. Roshan Joy, U. Rajendra Acharya, M. Lim Choo, "ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and Discrete Wavelet Transform", Biomedical Signal Processing and Control, BSPC-375, 2013.
- [37] S. Safdar, S. Ahmad Khan, F. Arif, "Report Generation on ECGs Survey Data Analysis Using Threshold Based Inference Engine", International Journal of Information and Education Technology, Vol. 2, No. 3, pp 265-269, 2012.



جمال قاسمی متولد سال ۱۳۵۹ است.

ایشان دوره کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترای خود را در رشته مهندسی برق-الکترونیک به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۳، ۱۳۸۶ و ۱۳۹۱ از

دانشگاه مازندران اخذ کرده است. در حال حاضر ایشان عضو هیأت علمی دانشگاه مازندران بوده و از جمله زمینه پژوهشی و علاقه‌مندی ایشان به نظریه شواهد، سامانه‌های فازی و هوشمند، پردازش سیگنال اشاره می‌توان کرد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

j.ghasemi@umz.ac.ir



سمیه کرد تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد در رشته مهندسی برق- الکترونیک به ترتیب در سال های ۱۳۹۱ و ۱۳۹۵ در دانشگاه آزاد اسلامی به پایان رسانده است. زمینه پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

somayye.kord@yahoo.com



محمد غلامی متولد سال ۱۳۶۵ در شهرستان بابل است. ایشان دوره کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترای خود را به ترتیب در سال های ۱۳۸۷، ۱۳۸۹ و ۱۳۹۳ از دانشگاه های مازندران، صنعتی شریف

و صنعتی نوشیروانی بابل در رشته مهندسی برق-الکترونیک اخذ کرده است. در حال حاضر ایشان عضو هیأت علمی دانشگاه مازندران بوده و از جمله زمینه پژوهشی و علاقه مندی ایشان می توان به طراحی مدارات مجتمع آنالوگ و دیجیتال و پردازش سیگنال اشاره کرد. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

m.gholami@umz.ac.ir