

## به کارگیری ساختارهای ترکیبی از شبکه‌های عصبی به منظور تشخیص آریتمی‌های

### قلبی با استفاده از ادغام ویژگی‌های موجک و زمانی

امید مخلصی، ناصر مهرشاد، سید محمد رضوی

۱- کارشناسی ارشد برق الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

Omidmokhlessi@yahoo.com

۲ و ۳- استادیار گروه برق الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

N.mehrshad@gmail.com

Razavism@yahoo.com

**چکیده:** در سالیان اخیر، استفاده از سیستم‌های هوشمند در علوم مهندسی و به‌ویژه در تشخیص بیمارهای مختلف به‌طور فزاینده‌ای رو به افزایش است. در این مقاله نیز یک روش هوشمند ترکیبی برای تشخیص بیماری‌های قلبی (آریتمی‌های قلبی) ارائه شده است. اساس این روش بر استفاده از ساختارهای ترکیبی از شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی کارکرد طبیعی و چهار کارکرد غیر طبیعی قلب است. در این ساختارهای ترکیبی، برخی از شبکه‌های عصبی به‌عنوان میانجی و برخی از آنها به‌عنوان متخصص استفاده شده‌اند. در روش پیشنهادی، ابتدا پیش‌پردازش مناسب برای حذف نویز از سیگنال الکتروکاردیوگرافی انجام شده است. سپس، ویژگی‌های مختلف زمانی (شامل پانزده ویژگی) و موجک (شامل پانزده ویژگی) از روی سیگنال عاری از نویز استخراج و با توجه به زیاد بودن تعداد ویژگی‌های انتخاب شده، از روش تحلیل مولفه‌های اصلی برای ادغام این ویژگی‌ها و کاهش ابعاد فضای ویژگی به هشت بعد استفاده شده است. در ادامه، ساختارهای ترکیبی پیشنهاد شده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه‌های عصبی پایه‌شعاعی برای طبقه‌بندی مناسب آریتمی‌ها آموزش داده و کارایی آن‌ها ارزیابی شده است. نتایج حاصل از پیاده‌سازی روی داده‌های برجسب خورده پایگاه داده MIT/BIH، کارایی بهتر روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های قلبی در تشخیص آریتمی‌های قلبی را نشان می‌دهند.

**واژه‌های کلیدی:** الکتروکاردیوگرافی، آریتمی‌های قلبی، ساختارهای ترکیبی شبکه‌های عصبی، ویژگی‌های زمانی و موجک

#### ۱- مقدمه

خون به‌خوبی انجام نمی‌شود و این امر می‌تواند خطرهای جدی برای فرد به‌دنبال داشته باشد. از این‌رو، تشخیص درست و بموقع آریتمی‌های قلبی از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. یکی از راه‌های شناخته شده برای تشخیص بموقع این آریتمی‌ها بررسی فعالیت‌های الکتریکی قلب با استفاده از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی (ECG) است. تغییرات معنی‌داری از ساختار قلب بیماران و ضربان‌های آن با استفاده از این سیگنال‌ها قابل تشخیص هستند. از جمله نارسایی‌های قابل تشخیص با استفاده از سیگنال الکتروکاردیوگرافی می‌توان

قلب یکی از مهمترین اعضای بدن است که وظیفه پمپ کردن خون در سیستم قلبی عروقی را به‌عهده دارد. چنانچه عملکرد قلب از نظم طبیعی (ریتم) خود خارج شود، گردش

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۰/۰۲/۲۰

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۰/۰۷/۰۹

نام نویسنده‌ی مسئول : امید مخلصی

نشانی نویسنده‌ی مسئول : ایران - بیرجند - انتهای بلوار

آوینی - دانشگاه بیرجند - دانشکده‌ی برق و کامپیوتر

ویژگی‌های حوزه زمان، از نظر رخداد تصادفی هستند یا خیر، به شناسایی بیماری‌های قلبی پرداخت [۸].

ویژگی‌های زمان-فرکانس، از جمله دیگر ویژگی‌های مورد استفاده برای تشخیص آریتمی‌های قلبی است. با استفاده از این ویژگی‌ها می‌توان مشخص کرد که یک بازه فرکانسی مشخص (ویژگی‌های حوزه فرکانس) در چه بازه زمانی (ویژگی‌های زمانی) رخ می‌دهد. برای انتخاب ویژگی یا تعریف ویژگی‌های جدید، حوزه زمان - فرکانس، حوزه غنی‌تری است و این امر در ماهیت نایستای سیگنال قلبی ریشه دارد [۹].

پس از استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی، لازم است از یک طبقه‌بندی کننده مناسب برای تشخیص آریتمی‌های مختلف قلب استفاده شود. شبکه‌های عصبی، از جمله پرکاربردترین و موفق‌ترین طبقه‌بندی کننده‌ها هستند که در طبقه‌بندی آریتمی‌های مختلف قلبی نیز به‌طور گسترده‌ای استفاده شده‌اند.

روش‌های متعددی برای بهبود کارایی یک طبقه‌بندی کننده وجود دارد. به‌عنوان نمونه در مرجع [۱۲] نشان داده شده است که استفاده از الگوریتم جستجوی ذرات چند بعدی (MD-PSO) قادر است وزن‌دهی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را به نحو بهتری انجام دهد و به عبارتی، آموزش بهتری برای شبکه مهیا کند. با این روش پنج آریتمی قلبی پایگاه داده MIT/BIH با نرخ بازشناسی ۹۲/۴٪ طبقه‌بندی شده است. در مرجع [۱۱] نشان داده شده است که ادغام ویژگی‌های موجک و ویژگی‌های زمانی و استفاده از مجموعه غنی از داده‌ها باعث بالا رفتن دقت تشخیص ضربان زوددهنگام بطنی توسط شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌شود. سیستم پیشنهادی در این مرجع نهایتاً دقتی برابر با ۹۵/۱۶٪ گزارش کرده است. در برخی از منابع نیز سعی شده که از مفاهیم مطرح شده در بحث ترکیب طبقه‌بندی کننده‌ها برای بهبود نتایج کمک گرفته شود. در مرجع [۱۰] با استفاده از طبقه‌بندی کننده عصبی چند مرحله‌ای متشکل از دو ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه‌های عصبی خودسازمانده (SOM)، شش آریتمی قلبی پایگاه داده MIT/BIH، با میانگین نرخ بازشناسی ۸۸/۳٪ طبقه‌بندی شده است.

تاکیکاردی<sup>۱</sup>، برادیکادری<sup>۲</sup>، هیپرتروفی<sup>۳</sup> و آنفارتوس<sup>۴</sup>های قلبی را نام برد [۱،۲].

برای طراحی یک سیستم هوشمند تشخیص آریتمی‌های قلبی از روی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی، لازم است ابتدا ویژگی‌های مناسبی از روی این سیگنال‌ها استخراج شود. در منابع مختلف، روش‌های متنوعی برای استخراج ویژگی‌های مناسب پیشنهاد شده است.

در مرجع [۳] نشان داده شده است که تغییرات در شکل مجموعه QRS، باعث تغییر در سری K-L<sup>۵</sup> خواهد شد. به این ترتیب، از بسط K-L به‌عنوان یک ابزار جهت تحلیل پریودهای ایسکمی استفاده شده است.

با اعمال فیلتر بانک روی اجزای مختلف سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی، می‌توان ویژگی‌های حوزه زمان این سیگنال را به‌صورت ساده‌تری بیان کرد و یا به عبارتی دیگر، ویژگی جدیدی روی خروجی‌های فیلتر بانک تعریف کرد [۴].

در مرجع [۵] برای کاهش ابعاد فضای ویژگی از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی<sup>۶</sup> استفاده شده و با انتخاب ده مؤلفه اول این روش به‌عنوان ورودی یک طبقه‌بندی کننده، آریتمی و ایسکمی<sup>۷</sup> از حالت نرمال قلب تشخیص داده شده است.

در مرجع [۶] برای شناسایی آریتمی بطنی، فیبریلاسیون<sup>۸</sup> و پتانسیل‌های تاخیری، از ویژگی‌های سیگنال الکتروکاردیوگرافی در حوزه فرکانس استفاده شده است. انرژی سیگنال، طیف فرکانسی سیگنال، طیف توان سیگنال، ضرایب بسط AR<sup>۹</sup> و مدل ARX<sup>۱۰</sup> از جمله ویژگی‌های استفاده شده در این مرجع هستند.

چندجمله‌ای چیشیف از دیگر ابزارهایی است که برای به‌دست آوردن ویژگی‌های موجود در سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی استفاده شده است. برای این منظور، سیگنال قلبی به‌وسیله توابع متعامد مدل شده و ضرایب و مانده‌های این بازنمایی به‌عنوان ویژگی‌های مناسبی برای تشخیص آریتمی‌های قلبی انتخاب شده‌اند [۷].

از دیگر روش‌هایی استخراج ویژگی، استفاده از همبستگی و ماتریس کواریانس سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی است. این روش در زمره‌ی روش‌های آماری برای استخراج ویژگی است. در این روش‌ها می‌توان با استفاده از این نکته که برخی

## ۲- داده‌های مورد استفاده در این تحقیق

در این تحقیق از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی برجسب خورده پایگاه داده MIT-BIH-Arrhythmia استفاده شده است. این پایگاه داده شامل ۴۸ ثبت ECG دو کاناله است که از ۴۷ مورد مطالعاتی در لابراتوار آریتمی BIH بین سال‌های ۱۹۷۵ تا ۱۹۷۹ به دست آمده است. ثبت‌ها با فرکانس ۳۶۰ نمونه بر ثانیه رقومی و با دقت یازده بیت در محدوده ده میلی‌ولت ذخیره شده‌اند. هر ثبت توسط دو یا چند متخصص قلب به‌طور مستقل علامت‌گذاری و تفاوت در اظهار نظرها به بهترین روش رفع شده است. این پایگاه داده یکی از معتبرترین مراجع برای تحلیل بر روی بیماری‌های قلبی در دنیا محسوب می‌شود [۱۴].

### ۲-۱- پیش پردازش

بیشتر داده‌های به دست آمده از ثبت ECG، به‌خاطر تأثیرات محیطی و یا فرآیندهای مربوط به ثبت داده‌ها و نوسان‌های برق شهر نویزی می‌شوند. نویزهایی که در داده‌های مورد استفاده در این تحقیق به‌صورت مستمر تکرار می‌شوند، شامل انواع نویز تصادفی ناشی از برق شهر و انحراف خط زمینه است.

### ۲-۱-۱- نویز تصادفی ناشی از برق شهر

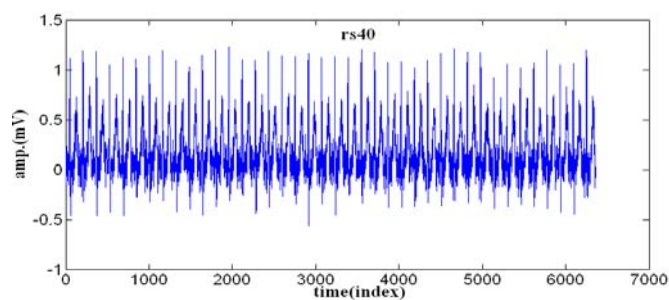
این نویز، یک نویز باند باریک در فرکانس ۵۰ یا ۶۰ هرتز و با پهنای باند کمتر از یک هرتز است که با سیگنال ECG ترکیب شده و سیگنالی با فاز اولیه تصادفی ایجاد می‌کند. دامنه این نویز ۵۰٪ دامنه پیک تا پیک سیگنال الکتروکاردیوگرافی است. شکل (۱) نمونه‌ای از سیگنال الکتروکاردیوگرافی آلوده به نویز در یک دوره شامل ۴۰ ضربان قلب را نشان می‌دهد [۱۵].

برای حذف نویز برق شهر از سیگنال الکتروکاردیوگرافی، یک فیلتر باترورث چهار قطب با ساختار پایین‌گذر و فرکانس قطع نرمالیزه شده  $0.1 \pi rad / sample$  ( $0.1 \times 500 Hz = 50 Hz$ ) استفاده شده است شکل (۲). با این فیلتر، ضربان‌های نویزی با منشا خارجی و همسایه‌های آن‌ها پس‌زده می‌شود [۱۵، ۲۳].

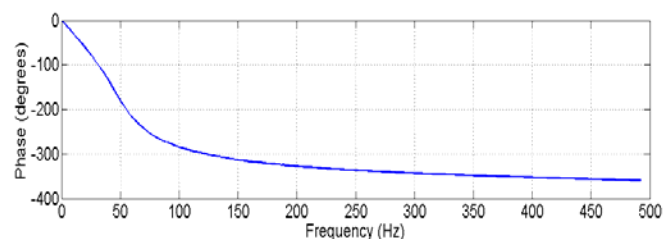
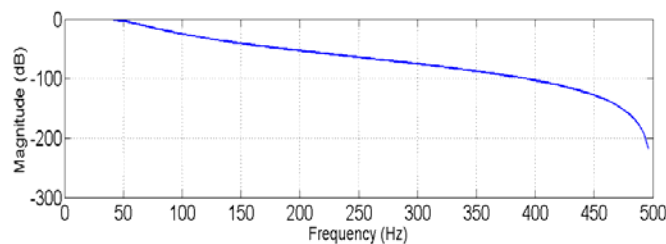
یادگیری دسته‌جمعی در قالب ادغام نتایج چند طبقه‌بندی کننده و ایجاد یک سیستم ترکیبی برای طبقه‌بندی، رویکرد مؤثری در یادگیری ماشینی است و به‌طور معمول باعث بالا رفتن دقت طبقه‌بندی می‌شود [۱۳]. دو دسته کلی برای این ساختارهای ترکیبی تا کنون ارائه شده‌اند: دسته اول ساختارهای ایستا هستند. در این دسته، طبقه‌بندی کننده‌های پایه به‌گونه‌ای تعبیه می‌شوند که در آنها از سیگنال‌های ورودی برای طبقه‌بندی استفاده نمی‌شود. دسته دوم ساختارهای پویا هستند که در آنها طبقه‌بندی بر اساس تاثیر مستقیم طبقه‌بندی کننده‌های پایه انجام می‌شود [۲۵].

یک ساختار ترکیبی از طبقه‌بندی کننده‌ها دارای سه مشخصه اصلی است. اول اینکه در این ساختار هیچ طبقه‌بندی کننده اضافی موجود نیست؛ دوم اینکه از نظر ساختاری، طبقه‌بندی کننده‌هایی با ساختارهای منحصر به فرد و غیر قابل تغییر استفاده نشده باشد و در نهایت اینکه سیستم ترکیبی دقت بازشناسی را افزایش داده یا عملکرد بهتر و سریعتری داشته باشد [۲۴]. از این رو، به‌طور معمول، طبقه‌بندی کننده‌ها در یک ساختار موازی سازماندهی می‌شوند [۲۶، ۲۷]. این در حالی است که در این تحقیق سعی شده است که ساختار ترکیبی ارائه شده به‌گونه‌ای مدلی از روند تشخیص بیماری توسط پزشک باشد؛ به این ترتیب که ابتدا ساختار میانجی به‌عنوان مدلی از پزشک عمومی یک طبقه‌بندی اولیه روی داده‌ها انجام می‌دهد. در ادامه، ساختار متخصص به‌عنوان مدلی از پزشک متخصص ابهام‌های موجود در تصمیم ساختار میانجی را برطرف می‌کند.

پیکربندی مقاله به این صورت است که در بخش دوم توضیحاتی درباره داده‌های مورد استفاده در این تحقیق ارائه شده است. بخش سوم شامل مطالبی در مورد پیش‌پردازش‌های انجام شده روی داده‌ها است. بخش چهارم انواع ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی و ادغام این ویژگی‌ها با استفاده از تحلیل مولفه‌های اصلی را بیان می‌کند. در بخش پنجم ساختارهای پیشنهاد شده برای تشخیص آریتمی‌های قلبی ارائه و ارزیابی شده‌اند. بخش ششم نیز به بحث و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.



شکل (۱): دوره شامل ۴۰ ضربان قلب آلوده به نویز تصادفی



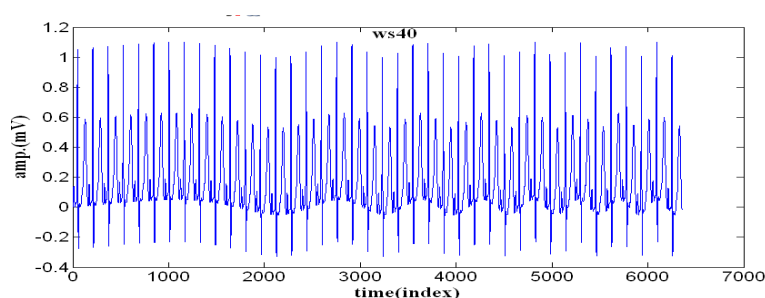
شکل (۲): فیلتر باتروورت استفاده شده برای حذف نویز ناشی از برق شهر

## ۲-۱-۲- نویز ناشی از انحراف خط زمينه

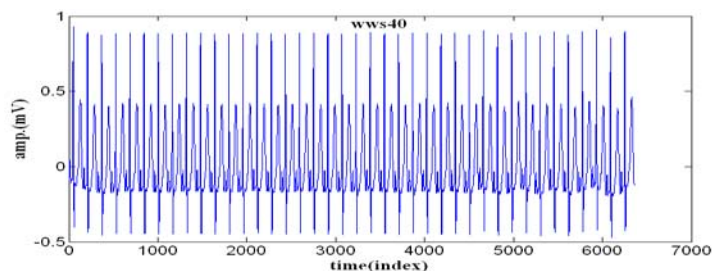
در خط زمينه در مقایسه با سیگنال الکتروکاردیوگرافی دارای فرکانس کمتری است، انتظار می‌رود سیگنال تقریب نشان‌دهنده خط زمينه باشد و بنابراین در تجزیه سیگنال الکتروکاردیوگرافی تا چهار سطح، سیگنال  $d_4$  با تقریب خوبی نشان‌دهنده سیگنال خط زمينه خواهد بود. بنابراین، با حذف سیگنال تقریب و بازسازی مجدد سیگنال با استفاده سیگنال‌های جزئیات  $d_1$  تا  $d_4$  سیگنال الکتروکاردیوگرافی فاقد انحراف در خط زمينه بازیابی می‌شود شکل (۴) [۱۶].

این نویز دارای فرکانس پایین و در حدود ۰/۱۵ تا ۰/۳ هرتز است و از نفس کشیدن در هنگام ثبت سیگنال الکتروکاردیوگرافی ناشی می‌شود. این نویز باعث می‌شود خط زمينه سیگنال الکتروکاردیوگرافی تغییر کند و در نتیجه، استخراج مشخصه‌ها و ویژگی‌های زمانی سیگنال با مشکل مواجه شود. شکل (۳) نمونه‌ای از این نویز را در یک دوره چهل تایی از ضربان قلب را نشان می‌دهد.

نویز انحراف از خط زمينه با استفاده از تبدیل موجک گسسته حذف شده است. با توجه به اینکه انحراف ایجاد شده



شکل (۳): دوره شامل ۴۰ ضربان قلب آلوده به نویز انحراف از خط زمينه



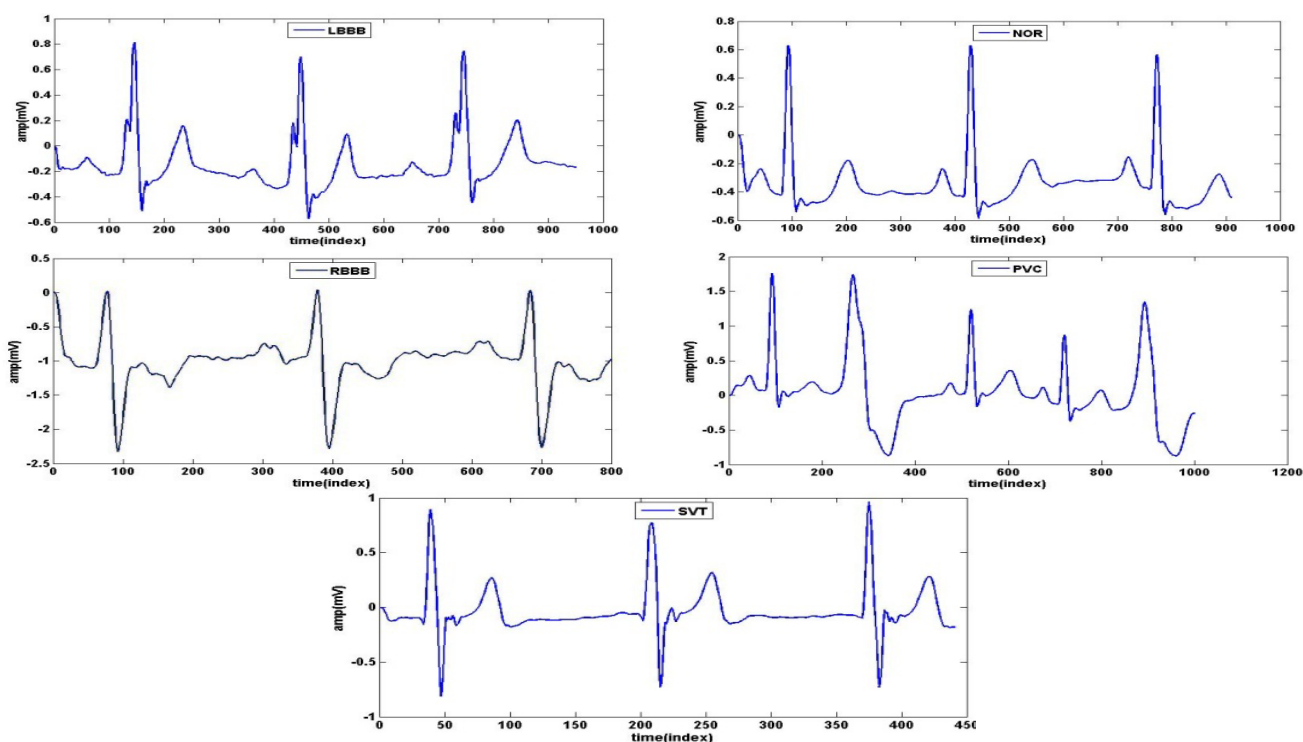
شکل (۴): دوره شامل ۴۰ ضربان قلب پس از حذف نویز انحراف از خط زمینه

## ۲-۲- قطعه‌بندی

دوره متوالی تغییر می‌کند. بنابراین، برای هر بیماری، سه دوره متوالی از سیگنال الکتروکاردیوگرافی در محل وقوع بیماری به عنوان داده مورد نظر برای این بیماری انتخاب شده است. در شکل (۵) نمونه‌های سیگنال‌های حاوی بیماری‌های انسداد دسته شاخه چپ (LBBB)، انقباض قبل از بطنی (PVC)، انسداد دسته شاخه راست (RBBB) و تاکی کاردی فوق بطنی (SVT) به همراه کارکرد طبیعی (Normal Beat) نشان داده شده‌اند. در این تحقیق، پنج دسته سیگنال ذکر شده به‌عنوان کلاس‌های مختلف بیماری در نظر گرفته شده‌اند.

برای هر سیگنال الکتروکاردیوگرافی موجود در پایگاه داده، آریتمی‌های مختلف و نیز تفسیری که توسط متخصصان قلب بر روی آن صورت گرفته است، نیز موجود است. با توجه به اینکه ممکن است یک سیگنال در زمان‌های مختلف نشان‌دهنده وجود بیماری‌های متفاوت باشد، لازم است قطعاتی از سیگنال که حاوی یک بیماری خاص هستند جدا شوند. این امر باعث افزایش دقت تشخیص سیستم خواهد شد.

اطلاعات موجود در پایگاه داده حاکی از این است که نرخ ضربان‌های قلبی در برخی از سیگنال‌های ثبت شده در سه



شکل (۵): سیگنال‌های ECG مورد نظر طی اعمال مرحله قطعه‌بندی

### ۳- استخراج ویژگی

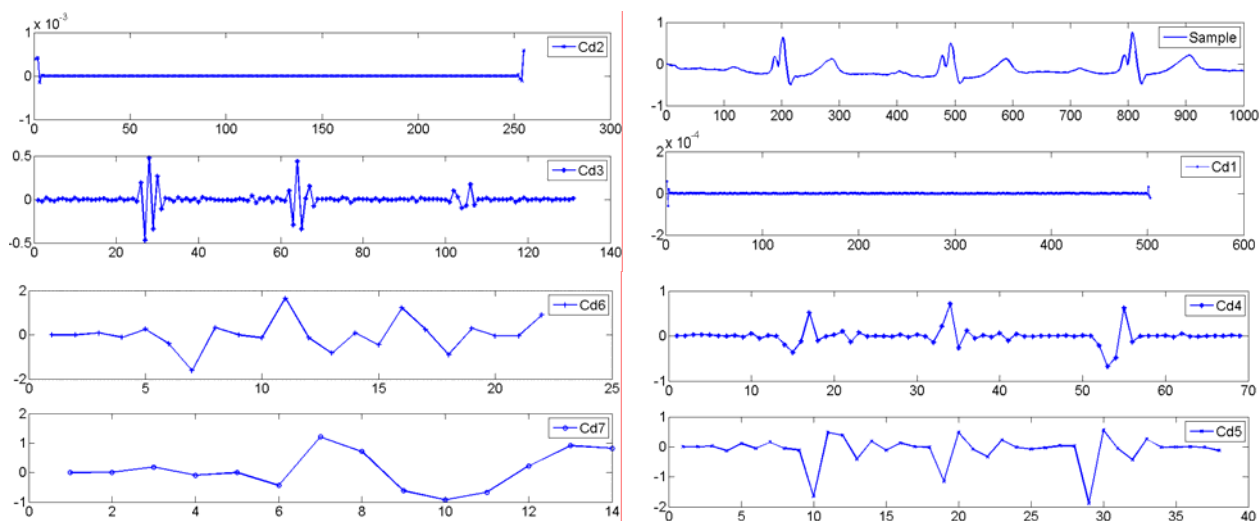
در مرحله استخراج ویژگی، داده‌ها به وسیله تبدیل‌های خطی یا غیرخطی به فضای ویژگی با ابعاد کمتر انتقال می‌یابند. سیستم تشخیص بیماری مشابه پزشک متخصص برای تشخیص آریتمی‌های قلبی به اطلاعاتی در مورد ریتم قلب و مورفولوژی سیگنال الکتروکاردیوگرافی نیاز دارد. به عبارت دیگر، مشابه پزشک نیاز دارد، بداند که در چه موقعیت مکانی، چه تغییراتی (مولفه‌های فرکانسی) در سیگنال الکتروکاردیوگرافی موجود است. بنابراین، برای تفکیک و تشخیص آریتمی‌های قلبی لازم است بردار ویژگی انتخاب شده، هم ویژگی‌های زمانی و هم ویژگی‌های فرکانسی را دارا باشد [۲۸].

#### ۳-۱- ویژگی‌های موجک

با توجه به اینکه ضرایب موجک قادرند اطلاعات زمان-فرکانس سیگنال را به‌طور توأم توصیف کنند، بهترین انتخاب برای استخراج ویژگی از یک سیگنال الکتروکاردیوگرافی خواهند بود. در این راستا باید تعداد سطوح تجزیه و نوع

موجک مشخص شوند. تعداد سطوح تجزیه بر اساس مولفه فرکانسی غالب سیگنال و به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که اطلاعات بخش‌هایی از سیگنال که با فرکانس مورد نیاز برای طبقه‌بندی سیگنال به‌خوبی مطابقت دارند، در ضرایب موجک حفظ شوند. همچنین، نتایج تحقیقات قبلی نشان داده است که برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی خانواده دایچرز و هار در مقایسه با سایر موجک‌ها بسیار مناسب‌تر هستند [۲۹، ۱۷].

نمونه‌ای از سیگنال LBBB به همراه ضرایب تبدیل موجک آن تا هفت سطح تجزیه با استفاده از موجک  $db_6$  در شکل (۶) نشان داده شده است. سیگنال الکتروکاردیوگرافی با فرکانس ۳۶۰ نمونه بر ثانیه نمونه‌برداری شده است. بنابراین، بر اساس قضیه نمونه‌برداری شانون می‌توان انتظار داشت که کل بازه حقیقی معرف صفر تا ۱۸۰ هرتز خواهد بود. این شکل نشان می‌دهد که هر سطح تجزیه در مقایسه با دیگری از توزیع متمایزی برخوردار است.



شکل (۶): نمونه‌ای از سیگنال LBBB به همراه ضرایب جزئیات تا ۷ هفت سطح تجزیه

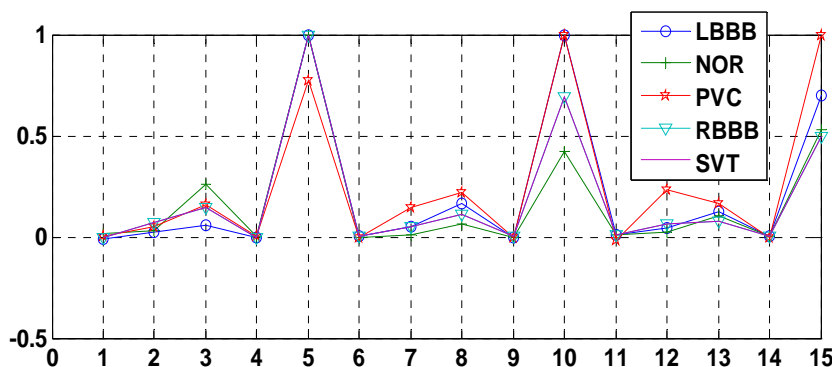
همچنین، ضرایب برخی از سطوح میانی تجزیه موجک ( $Cd_3$ ) نیز شامل اطلاعات همپوشانی شده‌ای هستند که باعث می‌شود سیگنال بازسازی شده با در نظر گرفتن این سطوح

در بخش پیش‌پردازش اشاره شد که سطوح اولیه تجزیه موجک ( $Cd_1, Cd_2$ )، اطلاعات نویز فرکانس پایین در بازه صفر تا ۵۰ هرتز را در خود دارند. نادیده گرفتن این ضرایب باعث می‌شود که اطلاعات ناچیزی از سیگنال از دست برود.

فهرست شده در جدول (۱) استخراج شده است. در شکل (۷) ویژگی‌های موجک استخراج شده برای پنج نمونه از سیگنال‌های مورد بررسی مربوط به آریتمی‌های مختلف نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، این ویژگی‌ها از یکدیگر متمایز هستند.

تجزیه میانی و نیز سطوح تجزیه اولیه، یک سیگنال هموار نباشد [۲۹،۲۸].

با در نظر گرفتن موارد ذکر شده فوق در مرحله استخراج ویژگی، از ضرایب موجک در سه سطح ۵، ۶ و ۷ برای استخراج ویژگی استفاده شده و با استفاده از آنها ۱۵ ویژگی



شکل (۷): ویژگی‌های موجک استخراج شده برای پنج نمونه از سیگنال‌های مورد بررسی مربوط به آریتمی‌های مختلف

جدول (۱): ویژگی‌های موجک استخراج شده

ویژگی‌های موجک	تراز پنجم، ششم و هفتم
Mean	$W_{1-3}$
rVa	$W_{4-6}$
Max	$W_{7-9}$
Median	$W_{10-12}$
Sum(abs(·))	$W_{13-15}$

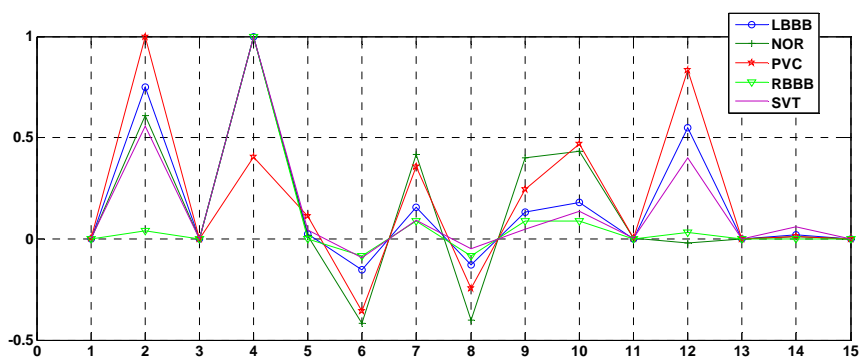
استفاده شده است. ویژگی‌های زمانی مورد استفاده در این مقاله مطابق کار انجام شده در [۱۸]، شامل پانزده ویژگی زمانی برای تشخیص مولفه‌های شناختی از سیگنال ECG هستند که جزئیات دقیق محاسبه آن‌ها در جدول (۲) بیان شده است.

ویژگی‌های زمانی استخراج شده برای پنج نمونه از سیگنال‌های مورد بررسی مربوط به آریتمی‌های مختلف در شکل (۸) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، این ویژگی‌ها نیز از یکدیگر و از ویژگی‌های موجک متمایز هستند.

### ۳-۲- ویژگی‌های زمانی

تشخیص پزشک به‌طور عمده مبتنی بر اطلاعات زمانی و مورفولوژیک استخراج شده از سیگنال الکتروکاردیوگرافی است. این در حالی است که در برخی از شرایط ویژگی‌های به‌دست آمده از تحلیل موجک بر روی سیگنال‌های قلبی، به تنهایی از تمایز کافی برای طبقه‌بندی برخوردار نیستند. از این رو، استفاده از دیگر مشخصه‌های موجود در سیگنال‌های قلبی به جهت طبقه‌بندی بیمارهای قلبی ضروری به‌نظر می‌رسد.

برای توصیف کامل‌تر سیگنال الکتروکاردیوگرافی، علاوه بر ویژگی‌های موجک از ویژگی‌های زمانی نیز در این تحقیق



شکل (۸): ویژگی‌های زمانی استخراج شده برای پنج نمونه از سیگنال‌های مورد بررسی مربوط به آریتمی‌های مختلف

جدول (۲): ویژگی‌های زمانی برای تشخیص مولفه‌های شناختی از ECG

تعریف ویژگی	عنوان اختصاری	توصیف ویژگی
$S_{\max} = \text{Max}\{S(t)\}$	AMP	دامنه ماکزیمم سیگنال
$S_{\min} = \text{Min}\{S(t)\}$	-AMP	دامنه مینیمم سیگنال
$t_{S_{\max}} = \{t   S_{\max}\}$	LAT	زمان نهفتگی سیگنال
$\frac{t_{S_{\max}}}{S_{\max}}$	LAR	نسبت زمان نهفتگی به دامنه ماکزیمم
$\sum_0^n 0.5(S(t) +  S(t) )$	PAR	ناحیه مثبت
$\sum_0^n 0.5(S(t) -  S(t) )$	NAR	ناحیه منفی
$ A_n $	NANR	قدر مطلق ناحیه منفی
$A_{p n } = A_n +  A_n $	TAR	مجموع ناحیه
$ A_{pn} $	ATAR	قدر مطلق مجموع ناحیه
$A_{p n } = A_n +  A_n $	TAAR	قدر مطلق مجموع ناحیه
$PP = S_{\max} + S_{\min}$	PP	پیک‌تا پیک سیگنال
$t_{pp} = t_{S_{\max}} + t_{S_{\min}}$	PPT	پنجره زمانی پیک‌تا پیک سیگنال
$S_{\max} = \text{Max}\{S(t)\}$	PPS	شیب پیک‌تا پیک سیگنال
$S_{\max} = \text{Min}\{S(t)\}$	ZC	محل عبور صفر
$t_{S_{\max}} = \{t   S_{\max}\}$	ZCD	چگالی عبور صفر

می‌شود و در بسیاری از موارد لازم است از بین ویژگی‌های زیاد، دست به انتخاب بزینم و یا اینکه ویژگی‌های زیاد را با هم ادغام کرده و ویژگی‌های مناسبتر و با ابعاد کمتر را به دست آوریم. مهمترین روش برای انتخاب و ادغام ویژگی به ترتیب استفاده از الگوریتم ژنتیک و استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی است. در این مقاله، برای کاهش ابعاد ویژگی از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شده است.

#### ۴- ترکیب ویژگی‌ها و کاهش ابعاد ویژگی

در بسیاری از موارد، برای یافتن دانش نهفته در داده‌ها، تمامی ویژگی‌های استخراج شده از روی داده‌ها مورد نیاز نیستند. به عبارتی با ادغام ویژگی‌ها و یا حذف برخی از آنها اطلاعات قابل ملاحظه‌ای از داده‌ها از بین نمی‌رود؛ ضمن اینکه زیاد بودن تعداد ویژگی‌ها باعث بالا رفتن حجم محاسبات



#### ۴-۱- روش تحلیل مولفه‌های اصلی

در روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، محورهای مختصات جدیدی برای داده‌ها تعریف می‌شود به گونه‌ای که نخستین محور در جهتی قرار می‌گیرد که واریانس داده‌ها بیشینه است و دومین محور نیز عمود بر محور اول و در جهتی که واریانس داده‌ها بیشینه باشد، در نظر گرفته می‌شود و به همین ترتیب، محورهای بعدی عمود بر تمامی محورهای قبلی به گونه‌ای قرار می‌گیرند که واریانس داده‌ها در آن جهت بیشینه باشد [۱۹].

این روش برای ریتم طبیعی و همچنین هر یک از ریتم‌های غیر طبیعی، از بیست قطعه سیگنال الکتروکاردیوگرافی مشخص حاوی بیماری استفاده شده است. همان‌گونه که در بخش قبلی نیز اشاره شد، برای هر یک از این سیگنال‌ها، پانزده ویژگی موجک و پانزده ویژگی زمانی استخراج شده است. به این ترتیب، بردار ویژگی استخراج شده دارای ۳۰ مولفه است که با استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اصلی به هشت مولفه کاهش پیدا می‌کند.

#### ۵- ساختار ترکیبی پیشنهادی برای طبقه‌بندی

##### کننده‌ها

ساختار ترکیبی طبقه‌بندی کننده‌ها می‌تواند بر اساس رویکرد همکاری طبقه‌بندی کننده‌ها و یا انتخاب یکی از طبقه‌بندی کننده‌ها طراحی شود. در ساختار مبتنی بر همکاری، مساله کلی به چند زیر مساله شکسته شده و هر زیر مساله توسط یک طبقه‌بندی کننده حل شده و پاسخ نهایی مساله کلی، از این پاسخ‌ها به دست می‌آید [۲۰]. نتیجه‌گیری نهایی در این ساختار مبتنی بر انتخاب پاسخ نهایی از انتخاب پاسخ یکی از طبقه‌بندی کننده‌ها و یا از ترکیب پاسخ چند طبقه‌بندی کننده منتخب به دست می‌آید [۲۱].

همان‌طور که پیش از این اشاره شد، در این تحقیق طراحی ساختار ترکیبی طبقه‌بندی کننده‌ها مبتنی بر منطقی است که توسط مجموعه‌ای از پزشکان برای تشخیص بیماری دنبال می‌شود؛ به این ترتیب که ابتدا یک طبقه‌بندی کننده میانجی به عنوان مدلی از پزشک عمومی تشخیص اولیه‌ای را ارائه می‌دهد. تشخیص این طبقه‌بندی کننده میانجی در برخی از آریتمی‌ها پذیرفته شده، اما در برخی از آریتمی‌ها که تشخیص

طبقه‌بندی کننده میانجی چندان قابل اطمینان نباشد، فرآیند تشخیص در قالب یک روش سلسله مراتبی به عهده یک یا چند طبقه‌بندی کننده متخصص گذاشته می‌شود.

در ابتدا برای طبقه‌بندی کننده میانجی از یک شبکه عصبی استاتیکی پرسپترون (MLP) با ساختار پسانتشار خطا استفاده شده که به روش بهینه‌یابی Levenberg-Marquardt آموزش دیده است. این روش آموزش علی‌رغم اینکه نسبت به سایر الگوریتم‌های موجود برای آموزش شبکه عصبی به حافظه بیشتری نیاز دارد، در بیشتر موارد برای یادگیری با نظارت به‌عنوان بهترین انتخاب استفاده شود [۲۲]. در ادامه، ساختار دیگری مبتنی شبکه عصبی پایه شعاعی جایگزین این شبکه پرسپترون چند لایه می‌شود تا توان طبقه‌بندی را افزایش دهد.

#### ۵-۱- طبقه‌بندی کننده MLP

یادگیری مسائل غیرخطی مبتنی بر تصمیم‌گیری‌های متعدد با استفاده از شبکه‌های عصبی چند لایه به خوبی انجام می‌شود. تنظیم پارامترهای یک شبکه عصبی، از قبیل تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های هر یک از این لایه‌ها، در رسیدن به بهترین نتیجه و جلوگیری از همگرایی غیر دقیق شبکه عصبی از اهمیت بسیاری برخوردار است.

با زیاد شدن تعداد لایه‌های میانی، شبکه قادر به درک پیچیدگی‌های بیشتری خواهد بود. از نظر ریاضی در نظر گرفتن تعداد لایه میانی بیشتر به معنی افزایش توان کدگذاری و کدبرداری بین ورودی‌ها و خروجی‌هاست. از طرف دیگر، افزایش بیش از حد لایه‌های میانی باعث پایین آمدن کارایی آموزشی شبکه می‌شود. تعداد نرون‌های لایه‌های میانی نیز به صورت حدسی و تجربی تعیین می‌شود. به طور معمول، تعداد نرون‌های لایه‌های مجاور به هم ارتباط دارد. تعداد نرون‌های لایه بعدی می‌تواند نصف و یا چند برابر تعداد نرون‌های لایه قبلی باشد.

عاملی که باید در تعیین تعداد نرون‌های لایه‌های میانی مورد توجه قرار گیرد، ایجاد تعادل بین سرعت همگرایی و قدرت تجزیه و تحلیل شبکه است. افزایش بیش از حد تعداد گره‌ها سرعت همگرایی را پایین می‌آورد. این در حالی است که کاهش بیش از حد تعداد گره‌ها باعث کم شدن توان تجزیه و تحلیل شبکه و پیرو آن کم شدن قدرت پیشگویی نهایی شبکه می‌شود [۳۰، ۳۱]. در این مقاله از یک شبکه عصبی

کارایی این شبکه در طبقه‌بندی آریتمی‌های مختلف برای کل داده‌های آموزشی در جدول (۴) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که صحت عملکرد این طبقه‌بندی کننده ۷۶٪ است. همچنین متوسط کارایی این شبکه عصبی برای داده‌های آزمایشی در ده تکرار حدود ۴۵٪ است.

پرسپترون با دو لایه میانی به عنوان شبکه میانجی استفاده شده است. در لایه ورودی به تعداد ویژگی‌های استخراج شده (هشت ویژگی) و در لایه خارجی به اندازه تعداد آریتمی‌ها (پنج دسته سیگنال) نرون در نظر گرفته شده است. در لایه‌های میانی نیز به ترتیب ۱۰ و ۵۵ نرون در نظر گرفته شده است. پارامترهای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده در جدول (۳) نشان داده شده است.

جدول(۳): پارامترهای به کار رفته در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

مقدار پارامتر	نوع پارامتر
۰/۰۱	میانگین متوسط مجذور خطا (MSE) در ده بار تکرار
۳۰	تعداد تکرار
۸	تعداد نرون ورودی
[۱۰، ۵۵]	تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان
۵	تعداد نرون خروجی

جدول(۴): جدول کارایی طبقه‌بندی کننده پایه

	LBBB	NOR	PVC	RBBB	SVT
LBBB	۱۸	۰	۱	۰	۱
NOR	۰	۱۵	۴	۱	۰
PVC	۱	۳	۱۵	۰	۱
RBBB	۰	۰	۱	۱۵	۴
SVT	۴	۰	۲	۱	۱۳

معتبر محسوب شود، اما در مورد دو آریتمی NOR و PVC و SVT یا RBBB نظر طبقه‌بندی کننده‌های متخصص مربوطه معتبر محسوب شود. به این ترتیب، لازم است یک طبقه‌بندی کننده متخصص برای تمایز بین دو آریتمی NOR و PVC و طبقه‌بندی کننده متخصص دیگری برای تمایز بین دو آریتمی SVT و RBBB آموزش ببینند. در طراحی ساختارهای ترکیبی مختلف و در نظر گرفتن طبقه‌بندی کننده‌های متخصص برای رفع ابهام از تصمیم طبقه‌بندی کننده میانجی، باید به گونه‌ای عمل شود که کلاس‌های مختلف آریتمی‌های به گونه‌ای با هم ترکیب شوند که با عملیات سطری و ستونی مربوط به این کلاس ترکیبی در جدول (۴)، عناصر قطری افزایش و عناصر غیر قطری کاهش یابند. بر اساس این تحلیل، دو ساختار ترکیبی زیر برای اصلاح تصمیم طبقه‌بندی کننده میانجی طراحی شده‌اند. هر یک از طبقه‌بندی کننده‌های میانجی و متخصص روی داده‌های مربوط به خودشان آموزش داده

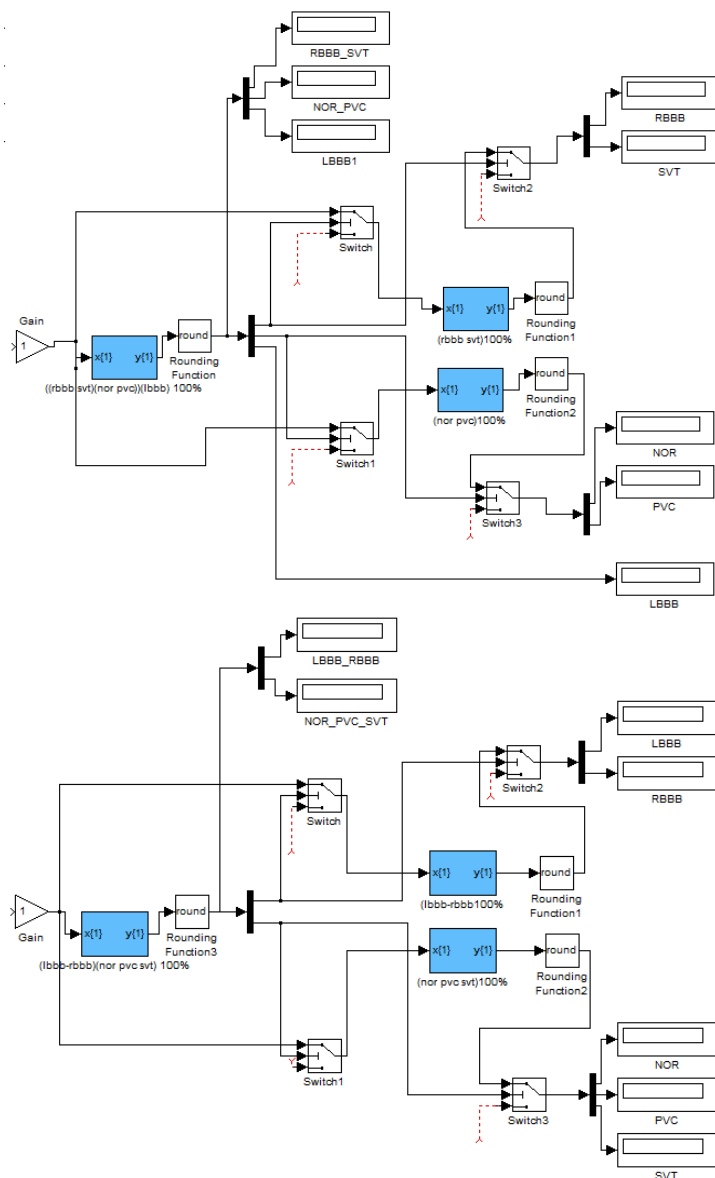
## ۵-۲- طبقه‌بندی کننده‌های ترکیبی

با نگاه به جدول (۴) مشخص است که طبقه‌بندی کننده در تشخیص درست آریتمی LBBB در مقایسه با سایر آریتمی‌ها موفق‌تر بوده است (۱۸ تشخیص درست در مقابل ۲+۵ تشخیص نادرست). بنابراین در این مورد می‌توان به تشخیص طبقه‌بندی کننده میانجی اعتماد کرد. در تمایز دو به دوی چهار آریتمی باقیمانده، طبقه‌بندی کننده میانجی در تمایز بین دو آریتمی NOR و PVC بیشترین خطا را دارد (۳+۴ خطا). همچنین، خطای این طبقه‌بندی کننده در تمایز بین دو آریتمی SVT و RBBB نیز مقدار درخور توجهی است (۱+۴ خطا).

با توجه به مطالب گفته شده، یک رویکرد برای طراحی ساختار ترکیبی از طبقه‌بندی کننده‌ها می‌تواند به این صورت باشد که در مورد آریتمی LBBB نظر طبقه‌بندی کننده میانجی

الگوریتم، داده‌های آزمایشی به صورت تصادفی از بین داده‌ها انتخاب شده‌اند.

شده‌اند. ۸۰ درصد از کل داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمایش استفاده شده‌اند. همچنین، در تکرارهای مختلف



شکل (۹): ساختارهای ترکیبی از شبکه‌های عصبی

جداول کارایی ساختارهای الف و ب برای تمامی داده‌های آموزشی به ترتیب به صورت نشان داده شده در جداول (۷) و (۸) هستند. از روی این جداول مشخص است که صحت عملکرد این ساختارها در مقایسه با طبقه‌بندی کننده میانجی (نتایج نشان داده شده در جدول (۴) بهتر شده و به ترتیب به ۸۲٪ و ۸۴٪ افزایش یافته است. متوسط کارایی این ساختارهای ترکیبی برای داده‌های آزمایشی در ده تکرار نیز در مقایسه با طبقه‌بندی کننده پایه افزایش یافته است. این مقدار برای ساختار ترکیبی الف برابر ۶۵٪ و برای ساختار ترکیبی ب برابر ۶۰٪ به دست می‌آید.

### ۵-۳- ساختارهای ترکیبی از شبکه‌های عصبی

#### پرسپترون چند لایه

در این ساختارها برای طبقه‌بندی کننده میانجی و دو طبقه‌بندی کننده متخصص در هر دو ساختار الف و ب از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده است. جداول (۵) و (۶) به ترتیب مقادیر پارامترهای شبکه‌های عصبی مختلف در ساختار الف و ب را نشان می‌دهند.

جدول (۵): پارامترهای شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه در ساختار الف

پارامترها	میانجی (MLP)	متخصص (MLP)(R-S)	متخصص (MLP)(N-P)
میانگین متوسط مجذور خطا (MSE) در ده بار تکرار	۰,۰۰۸۸	۰,۰۰۳۲	۰,۰۰۴۵
تعداد تکرار	۳۰	۳۰	۳۰
تعداد نرون ورودی	۸	۸	۸
تعداد نرون پنهان	۱۰	۱۰	۱۰
تعداد نرون خروجی	۳	۲	۲

جدول (۶): پارامترهای شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه در ساختار ب

پارامترها	میانجی (MLP)	متخصص (MLP)(L-R)	متخصص (MLP)(N-P-S)
میانگین متوسط مجذور خطا (MSE) در ده بار تکرار	۰,۰۰۴۳	۰,۰۰۰۲	۰,۰۰۳۹
تعداد تکرار	۳۰	۳۰	۳۰
تعداد نرون ورودی	۸	۸	۸
تعداد نرون پنهان	۱۰	۱۰	۱۰
تعداد نرون خروجی	۲	۲	۳

جدول (۷): جدول کارایی مربوط به ساختار ترکیبی الف از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه

SVT	RBBB	PVC	NOR	LBBB	
۰	۰	۲	۰	۱۸	LBBB
۱	۱	۱	۱۶	۱	NOR
۲	۰	۱۴	۲	۲	PVC
۱	۱۹	۰	۰	۰	RBBB
۱۵	۰	۰	۲	۳	SVT

جدول (۸): جدول کارایی مربوط به ساختار ترکیبی ب از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه

SVT	RBBB	PVC	NOR	LBBB	
۲	۰	۱	۰	۱۷	LBBB
۲	۰	۰	۱۶	۲	NOR
۱	۰	۱۶	۳	۰	PVC
۲	۱۸	۰	۰	۰	RBBB
۱۷	۰	۰	۰	۳	SVT

امکان استفاده از شبکه‌های عصبی با تعداد نرون کمتر فراهم می‌شود. همان‌گونه که اشاره شد، در اقدامی دیگر برای طبقه‌بندی کننده میانجی، از شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی استفاده شده است. این شبکه عصبی یک ساختار پیشرو دارد و از لایه‌های با عملکردهای متفاوت تشکیل شده است. لایه ورودی رابط بین داده‌های ورودی و لایه میانی است. لایه مخفی میانی یک تبدیل غیرخطی از فضای لایه ورودی

#### ۴-۵- ساختارهای ترکیبی از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با توابع پایه شعاعی

در بخش قبل مشخص شد که استفاده از ساختارهای ترکیبی قادر است صحت و دقت طبقه‌بندی را تا حد قابل ملاحظه‌ای بالا ببرد. همچنین، با استفاده از این ساختار ترکیبی

شبکه‌های عصبی با توابع پایه شعاعی در مقایسه با سایر شبکه‌های استاندارد پیشرو با الگوریتم پس‌انتشار خطا، تعداد نرون‌های بیشتری نیاز دارند، اما زمان مورد نیاز آنها برای آموزش در مقایسه با سایر شبکه‌های پیشروی دیگر کمتر است [۲۲]. جداول کارایی ساختارهای الف و ب در این حالت و برای تمامی داده‌های آموزشی به ترتیب به صورت نشان داده شده در جداول (۱۱) و (۱۲) است.

انجام می‌دهد. در بیشتر کاربردها فضای لایه میانی از بعد بالایی برخوردار است. لایه خروجی نیز رفتار خطی دارد و پاسخ شبکه را فراهم می‌کند [۲۲]. جداول (۹) و (۱۰) به ترتیب پارامترهای ساختارهای ترکیبی الف و ب را در حالتی که برای طبقه‌بندی کننده میانجی از شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی به جای شبکه عصبی پرسترون چند لایه استفاده شده است، نشان می‌دهد.

جدول(۹): پارامترهای شبکه‌های عصبی پرسترون چندلایه (متخصص) و شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی (میانجی) در ساختار الف

پارامترها	میانجی (RBF)	متخصص (MLP)(R-S)	متخصص (MLP)(N-P)
میانگین متوسط مجذور خطا (MSE) در ده بار تکرار	۰,۰۰۰۴۳	۰,۰۰۰۳۲	۰,۰۰۰۴۵
تعداد تکرار	۳۰	۳۰	۳۰
تعداد نرون ورودی	۸	۸	۸
تعداد نرون پنهان	۷۳	۱۰	۱۰
تعداد نرون خروجی	۳	۲	۲

جدول(۱۰): پارامترهای شبکه‌های عصبی پرسترون چندلایه (متخصص) و شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی (میانجی) در ساختار ب

پارامترها	میانجی (RBF)	متخصص (MLP)(L-R)	متخصص (MLP)(N-P-S)
میانگین متوسط مجذور خطا (MSE) در ده بار تکرار	۰,۰۰۰۰۷۱	۰,۰۰۰۰۲	۰,۰۰۰۳۹
تعداد تکرار	۳۰	۳۰	۳۰
تعداد نرون ورودی	۸	۸	۸
تعداد نرون پنهان	۸۰	۱۰	۱۰
تعداد نرون خروجی	۲	۲	۳

جدول(۱۱): جدول کارایی مربوط به ساختار ترکیبی الف از شبکه‌های عصبی پرسترون چند لایه و شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی

SVT	RBBB	PVC	NOR	LBBB	
۰	۰	۰	۱	۱۹	LBBB
۰	۰	۱	۱۸	۱	NOR
۰	۰	۱۸	۲	۰	PVC
۱	۱۹	۰	۰	۰	RBBB
۱۹	۱	۰	۰	۰	SVT

جدول(۱۲): جدول کارایی مربوط به ساختار ترکیبی ب از شبکه‌های عصبی پرسترون چند لایه و شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی

SVT	RBBB	PVC	NOR	LBBB	
۰	۱	۰	۰	۱۹	LBBB
۲	۰	۰	۱۸	۰	NOR
۱	۰	۱۶	۰	۳	PVC
۰	۲۰	۰	۰	۰	RBBB
۱۹	۰	۰	۰	۱	SVT

ویژگی شناختی از مولفه‌های زمانی این سیگنال‌ها با استفاده از روش تحلیل اجزای اصلی کاهش ابعاد می‌یابد. استفاده از دیگر روش‌های ترکیب ویژگی‌ها مانند LDA و GDA می‌تواند ساختارهای ترکیبی مناسب‌تر دیگری را تولید و در اختیار مرحله طبقه‌بندی قرار دهد.

در مرحله بعدی با استفاده از این ویژگی‌های ترکیبی و نیز ترکیب نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها، طبقه‌بندی نهایی انجام می‌شوند. طبقه‌بندی کننده‌های که در این تحقیق استفاده شده‌اند، شامل MLP، MIX-MLP و MIX-RBF-MLP هستند که از ساختارهای مختلفی پشتیبانی می‌کنند. وجه تمایز سیستم هوشمند طراحی شده در این تحقیق نسبت به دیگر کارهای انجام شده در این زمینه، در واقع به استفاده از سیستم‌های ترکیبی شامل شبکه‌های میانجی و شبکه‌های متخصصی مربوط می‌شود که توان طبقه‌بندی بالایی را به نسبت طبقه‌بندی کننده‌های معمولی در اختیار سیستم قرار می‌دهند. از طرفی، این طبقه‌بندی کننده ترکیبی نه تنها میزان دقت تشخیص سیستم را افزایش می‌دهد؛ بلکه پیچیدگی‌های پارامتری دیگر طبقه‌بندی کننده‌ها را از جمله تعداد لایه‌های میانی سرعت همگرایی و غیره را تا حد قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌دهد. طبقه‌بندی در این روش پیشنهادی به دقت ۹۳٪ با استفاده از سیستم‌های ترکیبی دست یافته است.

### سپاسگزاری

این تحقیق با حمایت و پشتیبانی گروه برق الکترونیک دانشکده‌ی مهندسی دانشگاه بیرجند و نیز همکاری بی‌شائبه خانم دکتر آیدا علیرضائی صورت گرفته است.

### مراجع

- [1] M.Kundu, M.Nasipuri, D.K.Basu, Knowledge based ECG interpretation: a critical review, the journal of pattern recognition society, p.351-373, 2000.
- [2] R. Hoekema, H. Uijen, and A. v. Oosterom, Geometrical aspects of the interindividual variability of multilead ECG recordings, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 48, no. 5, p. 551-559, May 2001.

صحت عملکرد این ساختارها به ترتیب ۹۳٪ و ۹۲٪ است. متوسط کارایی این ساختارهای ترکیبی برای داده‌های آزمایشی در ده تکرار برای ساختار ترکیبی الف برابر ۷۰٪ و برای ساختار ترکیبی ب برابر ۸۰٪ به دست می‌آید.

### ۶- بحث و نتیجه‌گیری

مقایسه نتایج نشان می‌دهد که مدل‌سازی فرآیند تشخیص بیماری و انتقال بار تصمیم‌گیری طبقه‌بندی کننده میانجی به طبقه‌بندی کننده‌های تخصصی، در مواردی که ابهام در تصمیم‌گیری وجود دارد، صحت و دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد. این در حالی است که برای هر کدام از شبکه‌های عصبی موجود در ساختار ترکیبی پیچیدگی‌های ساختاری و آموزشی کاهش می‌یابد. همچنین بالا رفتن متوسط نرخ بازشناسی داده‌های آزمایشی در نتایج ساختار ترکیبی نشان دهنده قابلیت تعمیم بهتر این ساختار است.

مهمترین مسأله در تحقیقات پزشکی، استفاده از داده‌های خام مناسب است. بدین معنی که این داده‌ها نه تنها باید به درستی ثبت شده باشند، بلکه باید توسط کاردیولوژیست‌های متخصص و معتبری تشخیص و برچسب‌گذاری شده باشند. در این مقاله به منظور پیدا کردن وقایع غیرنرمال قلبی و به دست آوردن معتبرترین نتایج، از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرافی برچسب خورده معتبری در پایگاه داده‌های MIT-BIH استفاده شده است.

همان‌گونه که اشاره شد، فرآیند پیش‌پردازش، گامی حیاتی پیش از مرحله استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی الگوهاست.

در بخش قطع‌بندی سیگنال‌های پایه انتخاب بازه‌های مناسبی برای قطعات و اعمال فیلترهای مناسبی برای کاهش نویز می‌توان دقت مرحله استخراج ویژگی را تا حد قابل ملاحظه‌ای افزایش داد.

در مرحله استخراج ویژگی، پانزده ویژگی موجک از سه سطح ۵، ۶ و ۷ سیگنال‌های جزئیات استخراج و با پانزده

- Design and implementation of an SVM-based computer classification system for discriminating depressive patients from healthy controls using the p600 component of EPR signals, *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 75, p 11-22, 2004.
- [ ] س. م. تاکامی. (۱۳۸۴) روش‌های پیش‌پردازش داده‌ها و تشخیص الگو، دانشگاه خواجه نصیر بهار.
- [20] T. Windeatt and R. Ghaderi, Binary Codes for Multi-Class Decision Combining, *Proc. SPIE*, vol. 4051, pp. 23-34, 2000.
- [21] A. Verikas, A. Lipnickas, K. Malmqvist, M. Bacauskiene and A. Gelzinis, Soft Combination of Neural Classifiers: A Comparative Study, *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, pp 429-444, 1999.
- [22] Anonymous, *Neural network toolbox 5, User's guide*, 9th printing version 5. The Mathworks Inc. Massachusetts, USA, 2007.
- [23] K.M.Chang, Arrhythmia ECG Noise Reduction by Ensemble Empirical Mode Decomposition, *Sensors* 2010.
- [24] D.S.Lee, A theory of classifier combination: The neural network approach, PHD thesis, Faculty of the Graduate School of State University of New York at Buffalo, 1995.
- [ ] ر. ابراهیم پور، نینا طاهری و علی‌رضا حاجیانی، (۱۳۸۷). "آموزش بازشناسی چهره با استفاده از ترکیب شبکه‌های عصبی مبتنی بر اختلاط خبره‌ها،" *مجله فن‌آوری آموزش*، سال سوم، جلد ۳، شماره ۲، زمستان.
- [26] C.L.Liu, Classifier combination based on confidence transformation, *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 1, pp. 11-28, Jan. 2005.
- [27] N. Ueda, Optimal linear combination of neural networks for improving classification performance, *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 2, pp. 207-215, Feb. 2000.
- [28] M. H.Song, J.Lee, S.P.Cho, K.Joung Lee, and S.K.Yoo, Support Vector Machine Based Arrhythmia Classification Using Reduced Features, *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 3, no. 4, pp. 571-579, December 2005
- [29] S. Z. Mahmoodabadi, A. Ahmadian, M. D. Abolhasani, M. Eslami, J. H. Bidgoli, ECG Feature Extraction Based on Multiresolution Wavelet Transform, *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China*, 2005.
- M.Moavenian, H.Khorrami, A qualitative comparison of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines in ECG arrhythmias classification, *Expert Systems with Applications* 37, pp-3088-3093, 2010.
- [30] Z.H.Che, PSO-based back-propagation artificial neural network for product and mold cost estimation of plastic injection molding", *elsevier, Computers & Industrial Engineering* 2232-2248 (2010).
- [3] G.Sun, C.W Thomas, J.Liebman, Classification of normal and ischemia from BSPM by neural network approach, *Engineering in medicine and biology society proceedings of the annual international of IEEE*, vol 3, p.1504-1505, 1988.
- [4] V.X.Afonso, W.J.Tompkin, T.Q.Nguyen, S.Luo, MultiMate processing of the ECG using filter banks, *Computers in Cardiology (IEEE conference)*, p.245-248, 1996.
- [5] J.Nadal, C.DE, M.Bossan, Classification of cardiac arrhythmias based on principal component analysis and feed forward neural networks, *Proceedings of Computers in Cardiology (IEEE conference)*, p.341-344, 1993.
- [6] G.E.Oien, N.A.Bertelsen, T.Eftestol, J.H.Husoy, ECG rhythm classification using artificial neural networks, *IEEE Digital Signal Processing workshop proceeding*, p.514-517, 1996.
- [7] L.G.Herrera-Bendezu, B.G.Denys, Feature identification of ECG waveforms via orthonormal functions, *Proceedings of Computers in Cardiology, IEEE conference*, p.641-644, 1991.
- [8] D.Romberg, J.Langel, H.Theres, P.Kohlstrung, K.Bethge, K.Stangl, G.Baumann, Correlation between SAECG and HRV parameters in individual patient after myocardial infarction, *Computers in Cardiology, IEEE conference*, p.321-323, 1996.
- [9] P.R.Chitrapu, D.J.Waldo, Time-Frequency analysis and linear prediction of cardiac late potentials, *Proceeding of IEEE-SP international Symposium*, p.227-230, 1992.
- [10] H. G. Hosseini, K. J. Reynolds, and D. Powers, A multi-stage neural network classifier for ECG events, in *Proc. 23rd Int. Conf. IEEE EMBS*, vol. 2, pp. 1672-1675, 2001.
- [11] Inan, et al., Robust neural-network based classification of PVCs using wavelet transform and timing interval features, *IEEE Trans.Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 12, pp. 2507-2515, Dec. 2006.
- [12] T.Ince, et al., Automated patient-specific classification of premature ventricular contractions in *Proc. 30rd Int. Conf. IEEE EMBS*, vol. 2, pp. 1672-1675, 2008.
- [ ] س.ح. نبوی کریمی و ا. کبیر، (۱۳۸۴). ترکیب طبقه بندی‌ها: ایجاد گوناگونی و قواعد ترکیب، *مجله علوم و مهندسی کامپیوتر*، نشریه علمی پژوهشی انجمن کامپیوتر ایران، جلد ۳، ش ۳، صص ۹۵-۱۱۷ پاییز.
- [14] [www.physionet.org/physiobank/database/#ecg](http://www.physionet.org/physiobank/database/#ecg)
- [15] S.Iravanian, L.Tung, A novel algorithm fo cardiac biosignal filtering based on filtered residue method, *IEEE Trans.Biomed .eng*, vol 49 ,No 11,2002.
- [16] D.L.Donoho, I.M.Johnston, Idial Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage, *Biometrika* 81(3) 1994.
- [17] A.Kandaswamy, C.S.Kumar, Pl.Ramanathan, S.Jayaraman, N. Malmurugan, Neural classification of lung sounds using wavelet coefficients, *Computer Physics Communications*, pp. 523-53, September 2004.
- [18] I.Kalatzis, N.Piliouras, E.Ventouras, C.C.Papageorgiou, A.D.Rabavilas, D.Cavours,

زیرنویس‌ها

- 
- <sup>۱</sup> Tachycardia
  - <sup>۲</sup> Bradycardia
  - <sup>۳</sup> Hypertrophy
  - <sup>۴</sup> Infarctions
  - <sup>۵</sup> Karhunen – Loève Expansion
  - <sup>۶</sup> Principal component analysis
  - <sup>۷</sup> Ischemia
  - <sup>۸</sup> Fibrillation
  - <sup>۹</sup> Autoregressive Expansion
  - <sup>۱۰</sup> Autoregressive eXogenous