

طراحی یک سامانه بازشناسی برای رده‌بندی سیگنال‌های قلب براساس تبدیل موجک و شبکه‌های عصبی احتمالی

ایمان موذن^۱، محمدرضا احمدزاده^۲

۱- کارشناس ارشد، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، i.moazzen@ec.iut.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، ahmadzadeh@cc.iut.ac.ir

چکیده

هدف از این مقاله طراحی یک ابزار تشخیص ECG هوشمند است که از پیچیدگی محاسباتی بسیار پایین برخوردار باشد. برای این منظور یک سیستم طبقه‌بندی کننده الکتروکاردیوگرام براساس تبدیل موجک گسسته و شبکه‌های عصبی احتمالی ارائه شده است. در این مقاله یک ایده نوین ارائه می‌گردد که علاوه بر استفاده از خصوصیات آماری سیگنال و استفاده از روش‌های ریخت شناسی، از انجام تحلیل موجک روی هیستوگرام سیگنال (روش تخمین چگالی) نیز بهره می‌برد که سبب افزایش درصد بازشناسی درست می‌شود. در ابتدا سیگنال‌های ضربان قلب و تخمین چگالی ناشی از این سیگنال‌ها را با استفاده از تبدیل موجک گسسته به زیر گروه‌های مختلف تجزیه می‌کنیم. با استفاده از خصوصیات آماری استخراج شده از این زیرگروه‌ها و شکل اصلی الکتروکاردیوگرام، یک بردار مشخصه برای هر الکتروکاردیوگرام ایجاد می‌کنیم. سپس براساس خصوصیات متمایزکننده در بردارهای مشخصه، سیگنال‌های قلبی را با یک شبکه عصبی احتمالی رده‌بندی می‌کنیم. نتایج آزمایشی بر روی ۵ گروه از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام از پایگاه داده‌ها در MIT-BIH arrhythmia کارایی بسیار بالا از روش غیرتهاجمی پیشنهاد شده را اثبات می‌کند که در مقایسه با شبکه‌های عصبی چندلایه متداول، آموزش سریع‌تر و احتمال صحت بالاتر و حجم محاسبات بسیار پایین‌تر را دارا می‌باشد.

واژه‌های کلیدی

الکتروکاردیوگرام، تبدیل موجک، شبکه‌های عصبی احتمالی، هیستوگرام

۱- مقدمه

این تغییرات اطلاعات بسیار کلیدی را برای پزشکان به ارمغان می‌آورد. بنابراین مانیتورینگ پیوسته، اطلاعات شرح حال بیمار را افزایش می‌دهد و منجر به تشخیص مطمئن‌تر از بیماری‌های قلبی می‌گردد. تشخیص سیگنال‌های ECG غیرنرمال یک مرحله کلیدی در اهداف نظارتی برای بیماران می‌باشد. اغلب، بیماران به صورت پیوسته، به مانیتورهای قلب در بیمارستان متصل می‌شوند. این مانیتورینگ پیوسته نیاز به پزشکان ناظر برای تشخیص دارد. وابسته به تعداد زیاد بیماران در واحد مراقبت‌های شدید و نیاز برای

سیگنال‌های حیاتی در سطح بدن وضعیت درونی و فعالیت الکتریکی بدن را منعکس می‌کنند. بنابراین با استفاده از اندازه‌گیری‌های غیرتهاجمی اطلاعاتی درباره ارگان‌های داخلی فراهم آورده می‌شود. الکتروکاردیوگرام (ECG) مهمترین سیگنال حیاتی است که توسط کاردیولوژیست‌ها برای اهداف تشخیصی استفاده می‌شود. سیگنال ECG اطلاعات کلیدی درباره فعالیت الکتریکی قلب فراهم می‌آورد. بنابراین نمایش دائم این سیگنال منجر به مشاهده تغییرات فعالیت الکتریکی قلب در طول زمان می‌شود. که

مشاهده پیوسته آنها، چندین روش برای آشکارسازی اتوماتیک آریتمی‌ها در چند دهه گذشته توسعه پیدا کرده است. این روش‌ها شامل روش‌های ابتکاری [۱] و سیستم‌های خبره [۲] و نقشه خود سازمانده [۳] می‌باشند. براساس نتایج منتشر شده روش‌های موجود به‌طور کلی به وجود نویز بالا در اطلاعات حساس هستند که سبب غیرقابل اطمینان شدن این روش‌ها در ارتباط با الگوهای جدید یا مبهم می‌شود. موج QRS در سیگنال ECG با مبدأ و مسیر هدایتی از پالس ایجاد شده در ضربان قلب تغییر می‌کند. زمانی که پالس فعال شده از مسیر هدایتی نرمال عبور نکند موج QRS عریض می‌شود و اجزای فرکانس بالا تضعیف می‌شوند. در برخی از این روش‌ها خصوصیات ECG در حوزه زمان مثل عرض، ارتفاع و ناحیه موج QRS و شکل موج QRS مورد ارزیابی قرار می‌گیرند [۷ - ۴]. در برخی روش‌های دیگر از حوزه فرکانس استفاده شده است [۸ - ۶]. به دلیل اهمیت توأم حوزه زمان و فرکانس در سیگنال ECG این روش‌ها اصولاً دارای مشکلات زیادی بودند. با استفاده از تبدیل موجک گروه دیگری از روش‌ها ارائه شدند. در این روش‌ها سیگنال در مقیاس‌ها^۲ و انتقال‌های^۳ مختلف نمایش داده می‌شود. به علاوه تبدیل موجک گسسته یک سیگنال را به سیگنال‌های مختلف در درشتی‌های^۴ مختلف تجزیه می‌کند. ضرایب موجک میزان شباهت شکل محلی از سیگنال را به موجک مادر تحت پارامترهای مختلف مقیاس و انتقال، نمایش می‌دهد. این آنالیز برای سیگنال‌های تغییرپذیر با زمان بسیار قدرتمند است و می‌تواند زمان رویداد را نمایش دهد. خصوصیات استخراجی از این ضرایب می‌تواند مشخصات سیگنال اصلی را به صورت کارایی در جزئیات مختلف نمایش دهد [۱۵ - ۱۳].

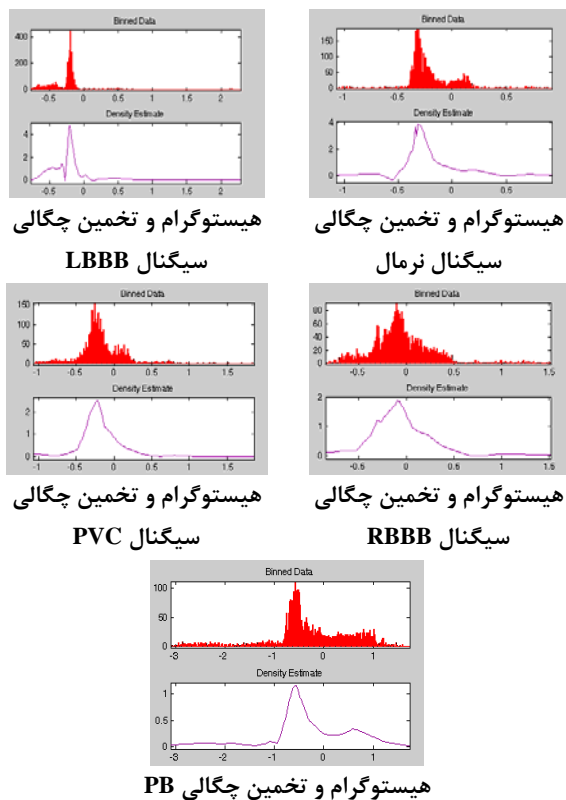
در [۹ - ۱۱] نقاط ثابت (QRS و P و T) سیگنال ECG با استفاده از تبدیل موجک در مقیاس‌های منتخب با دقت بالا بدست می‌آیند و از این نقاط مهم و برجسته در آنالیز ECG استفاده می‌کنند. برای طبقه‌بندی‌کننده‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵ ANN به صورت وسیعی در سیستم‌های تشخیص اتوماتیک توسعه پیدا کرده‌اند. در میان آنها شبکه‌های پرسپترون چندلایه^۶ MLP مشهورترند [۱۲ و ۸، ۵]. این شبکه‌ها صحت بالایی را در تشخیص سیگنال ECG به دو گروه نرمال و غیرنرمال نشان داده‌اند. اگرچه به منظور افزایش راندمان برای کارهای رده‌بندی چندگروهی معمولاً سیستم‌هایی که MLP و نوع دیگری ANN را ترکیب می‌کنند استفاده می‌شود [۱۸ - ۱۶، ۸]. در این سیستم‌ها شبکه‌های عصبی لایه اول یک پیش‌رده‌بندی‌کننده هستند که ضربان قلب را به دو گروه نرمال و غیرنرمال تقسیم می‌کند یا یک مدل برای ویژگی‌های ورودی می‌سازد. سپس یک MLP در لایه دوم، کار رده‌بندی برای

چند گروه را کامل می‌کند. اگرچه سیستم‌ها بر مبنای MLP صحت بالایی را در رده‌بندی چندگروهی برای سیگنال‌های ECG دارند ولی الگوریتم‌های پس انتشار کاربردی در آنها، حجم محاسباتی شدیدی را تحمیل می‌کند. ساختار ترکیبی از چند ANN برای رده‌بندی‌کننده‌ها موقعیت بدتری را ایجاد می‌کند. برخلاف محاسبات بالا در MLP، شبکه‌های بر مبنای توابع پایه شعاعی^۷ RBFN به خاطر سرعت بالای آموزش و خصوصیات ساده بیشتر مورد توجه قرار می‌گیرند [۱۴]. در میان نمونه‌های متنوع از RBFN، شبکه‌های عصبی احتمالی^۸ PNN به صورت خاص برای امر رده‌بندی مناسب هستند [۲۱ - ۱۹، ۱۴]. بنابراین در این پژوهش شبکه PNN انتخاب شده است.

در این مقاله ما روشی را برای جداسازی ۵ گروه از سیگنال‌های ECG پیشنهاد می‌دهیم. نوآوری انجام شده در این مقاله، استفاده از هیستوگرام سیگنال در کنار سیگنال اصلی است. تجزیه موجک گسسته ۵ مرحله‌ای برای تقسیم هر موج اصلی QRS و هیستوگرام ناشی از آن موج به زیر گروه‌های مختلف استفاده می‌شود. با استخراج اطلاعات آماری از این زیرگروه‌ها و موج اصلی QRS (مبتنی بر اطلاعات آماری و اطلاعات ناشی از شکل‌شناسی) یک بردار مشخصه ایجاد می‌کنیم. سپس یک شبکه عصبی احتمالی PNN برای رده‌بندی بردارهای مشخصه بکار می‌گیریم. نتایج آزمایش‌های انجام شده، راندمان و کارایی بسیار بالا برای این روش را نشان می‌دهند. نقش استفاده از هیستوگرام در افزایش کارایی سیستم و تأثیر بعضی فاکتورها در پاسخ شبکه بررسی شده است.

۲- سیگنال‌های ECG مورد آزمایش

در این مقاله ۲۱ نوار ECG از پایگاه داده‌ها در MIT-BIH arrhythmia برای آنالیز و بازشناسایی انتخاب شده‌اند. این نوارها ۵ رده مختلف را شامل می‌شوند که عبارتند از: نرمال (N)، بلوک شاخه چپ باندل (LBBB)، بلوک شاخه راست باندل (RBBB)، انقباض زودرس بطنی (PVC) و ضربان (PB) Paced. هر رده از سیگنال‌های ECG خصوصیات و اطلاعات شکل‌شناسی متمایزکننده‌ای را ایجاد می‌کند که می‌توان از آن برای رده‌بندی استفاده کرد (شکل (۱)). از هر رده ۲۴۰۰ نمونه موجود می‌باشد که به دو دسته مساوی داده‌های آموزش و تست تقسیم شده‌اند. برای هماهنگی بین نوارهای ECG، در آزمایشات از لید (Mason-ML II (Likar Lead System استفاده می‌کنیم. موج QRS از ECG اطلاعات بسیار مهمی را شامل می‌شود. موج R با یک الگوریتم آشکارسازی قله تشخیص داده می‌شود. این الگوریتم فضای بخشی از



شکل ۲- هیستوگرام و تخمین چگالی سیگنال‌های ECG

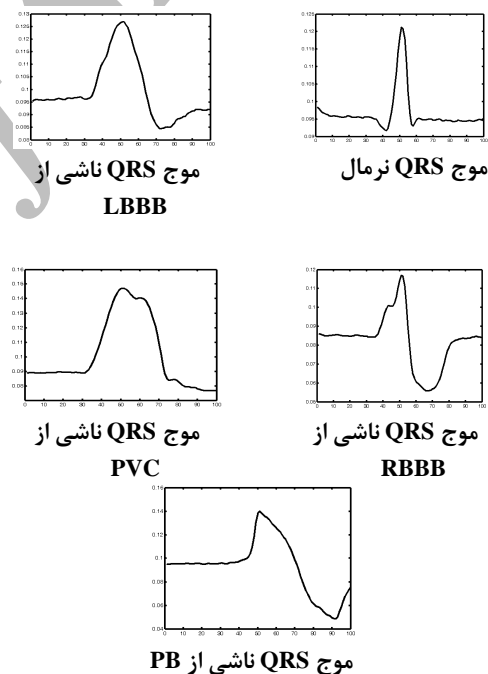
۴- روش پیشنهادی

در این بخش تبدیل موجک گسسته، استخراج ویژگی‌ها براساس موجک و رده‌بندی‌کننده‌های عصبی احتمالی به‌صورت مجزا توصیف شده‌اند.

۴-۱- تبدیل موجک گسسته (DWT)

تبدیل موجک گسسته در سال‌های اخیر به‌صورت وسیعی در پردازش سیگنال استفاده شده است. مزیت مهم DWT فراهم آوردن وضوح^۹ زمانی بالا در فرکانس‌های بالا و وضوح فرکانسی خوب در فرکانس‌های پایین می‌باشد. به‌دلیل توانایی عالی محلی کردن^{۱۰} در زمان و فرکانس، DWT می‌تواند خصوصیات محلی از سیگنال ورودی را آشکار کند. خصوصیت چندمقیاسی از DWT سبب تجزیه یک سیگنال ECG به مقیاس‌های مختلف می‌شود که هر کدام درشتی^{۱۱} خاصی از سیگنال را نمایش می‌دهد. در میان پایه‌های موجک مختلف، موجک Haar کوتاه‌ترین و ساده‌ترین پایه می‌باشد و برای آنالیز سیگنال زمان کوتاه مناسب است [۲۲]. بنابراین موجک Haar به‌عنوان موجک مادر در این مطالعه انتخاب شد. فرآیند تجزیه چند مرحله‌ای موجک از سیگنال $x[n]$ در شکل (۳) نشان

سیگنال را برای پیدا کردن یک ماکزیمم محلی در مقدار مطلق سیگنال ECG جاروب می‌کند. سپس برای یک طول پنجره مشخص، فرآیند جستجو را برای پیدا کردن یک مقدار بزرگتر ادامه می‌دهد. اگر این جستجو بدون پیدا کردن یک ماکزیمم بزرگتر پایان یابد ماکزیمم کنونی به قله R تنظیم می‌شود [۸]. بعد از پیدا کردن موج R، سهم موج QRS با به کار بردن پنجره‌ای به طول 280ms استخراج می‌شود (طیف توان از موج QRS در بین فرکانس‌های 4Hz و 20Hz قرار دارد). با این طول پنجره، موج P و T از ECG از ورود به پنجره محروم می‌شوند. براساس نرخ نمونه‌برداری ارائه شده در پایگاه داده‌ها MIT-BIH (نمونه بر ثانیه)، ۱۰۰ نمونه اطراف موج R می‌تواند موج QRS را استخراج کند (۵۰ نمونه قبل از محل ماکزیمم و ۵۰ نمونه بعد از محل ماکزیمم).



شکل ۱- موج QRS ناشی از هر رده ECG

۳- هیستوگرام

هیستوگرام یک سیگنال، نموداری است که چگالی توزیع داده‌ها را در بازه‌های مختلف بررسی می‌کند. با بررسی هیستوگرام‌ها برای هر رده ECG این نتیجه بدست آمد که هر رده دارای یک هیستوگرام متمایزکننده از بقیه رده‌ها می‌باشد که از آن می‌توان به‌عنوان یک مشخصه بسیار خوب برای رده‌بندی استفاده کرد. در شکل (۲) هیستوگرام ۵ نوع بیماری مورد آزمایش در این مقاله نمایش داده شده است.

ویژگی‌های ریخت‌شناسی خود موج QRS بدست آمدند که عبارتند از:

- نسبت ارتفاع مینیمم به ارتفاع ماکزیمم
- فاصله ارتفاع ماکزیمم از ارتفاع میانگین
- فاصله ارتفاع میانگین از ارتفاع مینیمم
- فاصله خطی که نقطه ماکزیمم را به نقطه مینیمم وصل می‌کند (در واقع با محاسبه فاصله زمانی و محاسبه اختلاف ارتفاع، این فاصله قابل دستیابی است)

با کنار هم قرار دادن این ویژگی‌ها برای هر سیگنال یک بردار مشخصه (ویژگی) با طول ۲۰ عنصر بدست می‌آید.

۴-۳- رده‌بندی با استفاده از شبکه‌های احتمالی

شبکه‌های احتمالی یک نوع خاص از شبکه‌ها براساس توابع پایه شعاعی هستند. این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است. لایه ورودی صرفاً یک لایه توزیع است و هیچ محاسباتی در این لایه انجام نمی‌شود. لایه پنهان، لایه الگو نامیده می‌شود. نرون‌ها در لایه پنهان، پنجره‌های چندبعدی را برای تخمین چگالی احتمال استفاده می‌کنند. یکی از مشهورترین پنجره‌ها تابع گوسی است. این تابع همگرایی شبکه عصبی را تضمین می‌کند [۲۳]. لایه خروجی یک لایه رقابتی است. تعداد نرون‌ها در لایه رقابتی برابر با تعداد رده‌ها (در اینجا ۵) می‌باشد.

۵- طراحی آزمایش

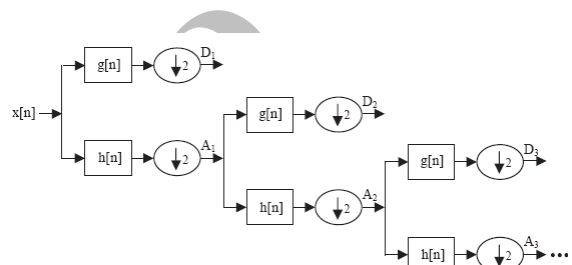
در آزمایش‌های انجام شده برای رده‌بندی الگوها از شبکه PNN استفاده شد. ورودی این شبکه بردارهای مشخصه‌ای است که در بخش ۴-۲ به دست آمد. مجموعه داده‌ها به دو گروه آموزش و تست تقسیم می‌شوند. دو عاملی که ممکن است تأثیر به‌سزایی در کارایی سیستم بگذارند عبارتند از:

- عامل هموارسازی ۱۳ که انحراف معیار پنجره گوسی را نمایش می‌دهد.
- تعداد داده‌های مورد استفاده برای آموزش

آزمایش‌هایی برای بررسی عامل هموارسازی انجام شده است. علاوه بر این برای بررسی تأثیر تعداد داده‌های آموزشی هر بار طول مجموعه آموزش نصف شده و تأثیر آن مطالعه می‌شود. نحوه عملکرد رده‌بندی‌کننده PNN با پارامترهای زیر مشخص می‌شود:

- صحت: تعداد رده‌بندی صحیح برای سیگنال‌های تست یک رده خاص بر تعداد کل سیگنال‌های مورد تست در آن رده.

داده شده است. همان‌طور که در شکل نشان داده شده است یک فیلتر بالاگذر $g[n]$ و یک فیلتر پایین‌گذر $h[n]$ در فرآیند تجزیه بکار گرفته می‌شود. سمبل $\downarrow 2$ نمونه‌برداری با نرخ پایین^{۱۳} از سیگنال فیلتر شده به صورت هر دو نمونه یکی را نمایش می‌دهد. در اینجا فرآیند تجزیه را برای هر موج QRS و هیستوگرام آن تا ۵ مرحله ادامه می‌دهیم که این تعداد مرحله، نتیجه رضایت بخشی را برای ما ایجاد می‌کند. در نهایت ضرایب جزئیات D_1 تا D_5 و تقریب A_5 استخراج شد.



شکل ۳- فرآیند تجزیه چندمرحله‌ای موجک از سیگنال $x[n]$

۴-۲- استخراج خصوصیات

هدف در این بخش، استخراج اطلاعات از شکل اصلی و ضرایب موجک ناشی از هر سیگنال و هیستوگرام آن است. چندین خصوصیت در توصیف این سیگنال‌ها اهمیت دارند. اول از همه واریانس اطلاعات که بیان‌کننده متوسط توان AC سیگنال است. واریانس برای یک سیگنال گسسته در زمان با طول N نمونه، به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^2 \quad (1)$$

که در آن \bar{x} میانگین سیگنال است. این ویژگی برای ضرایب جزئیات D_1 تا D_5 و تقریب A_5 و همچنین سیگنال اصلی محاسبه می‌شود. ویژگی استخراجی بعدی تابع خود همبستگی است. تابع خود همبستگی محاسبه میزان همبستگی بین سیگنال $x(n)$ و نسخه‌های جابه‌جا شده آن است. اگر $x(n)$ دارای N نمونه باشد این تابع به صورت زیر بیان می‌شود.

$$R_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)x(n-l) \quad (2)$$

که l در آن اندیس زمانی است. برای $l \geq 0$ و $i = l, k = 0$ و برای $l < 0$: $i = 0, k = l$ می‌باشد. واریانس این تابع به‌عنوان متوسط توان AC از تابع خودهمبستگی برای ضرایب جزئیات D_4 و D_5 و تقریب A_5 محاسبه می‌شود. چهار ویژگی متمایزکننده دیگر از

- صحت کل تعداد کل سیگنال های درست رده بندی شده بر تعداد کل سیگنال های تست.

جدول ۳- نتیجه رده بندی با بخشی از بردار مشخصه که فقط شامل

اطلاعات شکل موج QRS نیست (حالت سوم)

→ مطلوب ↓ خروجی	N	LBBB	RBBB	PVC	PB
N	۱۱۴۵	۱۱	۲۵	۵	۱۴
LBBB	۲۲	۱۰۶۲	۷۸	۳۰	۸
RBBB	۷	۵۱	۱۰۷۸	۱۳	۵۱
PVC	۲۷	۷۳	۴۲	۱۰۲۸	۳۰
PB	۵	۳۳	۱۲	۳۲	۱۱۱۸
صحت	۹۵/۴۱	۸۸/۵۰	۹۸/۸۳	۸۵/۸۶	۹۳/۱۶
صحت کل	۹۰/۵۱				

برای بررسی عامل هموارسازی، مسئله رده بندی را با مقادیر مختلف برای این عامل بررسی می کنیم (جدول (۴)). با ملاحظه قسمت میانگین صحت ها برای هر مقدار در جدول مشاهده می شود عدد ۰/۱ بهترین نتیجه ممکن را ایجاد می کند.

جدول ۴- رده بندی با مقادیر مختلف عامل هموارسازی

فاکتور هموار سازی	صحت N	صحت RBBB	صحت LBBB	صحت PVC	صحت PB	میانگین
۰/۰۱	۹۹/۵۹	۹۴/۳۸	۹۸/۸۲	۷۷/۱۹	۹۸/۰۳	۹۳/۶۰
۰/۰۵	۹۹/۰۸	۹۷/۲۳	۹۸/۹۳	۹۴/۵۰	۹۸/۴۱	۹۷/۶۳
۰/۰۷	۹۹/۳۸	۹۷/۶۶	۹۸/۶۱	۹۴/۵۰	۹۹/۱۸	۹۷/۸۶
۰/۱	۹۹/۰۸	۹۷/۶۶	۹۷/۴۱	۹۷/۱۶	۹۹/۱۶	۹۸/۰۹
۰/۱۴	۹۵/۱۹	۹۳/۲۱	۹۰/۱۵	۹۴/۵۲	۹۸/۰۳	۹۴/۲۲
۰/۱۷	۹۳/۸۱	۸۷/۸۹	۸۶/۱۴	۸۸/۸۷	۹۸/۰۳	۹۰/۹۴
۰/۲	۹۳/۹۹	۸۲/۳۹	۷۹/۹۲	۸۲/۶۷	۹۷/۶۵	۸۷/۳۲

برای بررسی تعداد داده های مورد استفاده برای آموزش در نحوه پاسخ شبکه، هر بار طول بردار آموزش را نصف می کنیم و نتیجه رده بندی را مشاهده می کنیم. این نتایج در جدول ۵ خلاصه شده اند. ملاحظه می شود با کاهش طول بردار آموزش احتمال صحت کاهش می یابد. با این وجود می توان عملکرد بسیار خوب روش پیشنهادی در این مقاله را، حتی در طول های بسیار کم از بردار آموزش مشاهده کرد.

۶- نتیجه گیری

در ابتدا عملکرد شبکه را در سه حالت بررسی می کنیم. در حالت اول کل بردار مشخصه برای رده بندی استفاده می شود (جدول (۱)). در حالت دوم عناصری از بردار مشخصه که مربوط به آنالیز موجک روی موج اصلی QRS است حذف می کنیم تا تنها با استفاده از هیستوگرام و مشخصات شکل QRS عمل رده بندی را انجام دهیم (جدول (۲)). با بررسی جدول (۲)، عملکرد بسیار قدرتمندی که فقط از آنالیز موجک روی هیستوگرام موج QRS و ویژگی ها شکل موج QRS بدست می آید مشخص خواهد شد (بدون استفاده از آنالیز موجک روی موج اصلی QRS). در حالت سوم فقط ویژگی های ریخت شناسی را از بردار مشخصه حذف می کنیم تا تأثیر آنها مشخص شود (حالت سوم). عناصر قطری در هر جدول نشان دهنده تعداد رده بندی صحیح برای الگوهای تست در یک رده ویژه است.

جدول ۱- نتیجه رده بندی با کل بردار مشخصه (حالت اول)

→ مطلوب ↓ خروجی	N	LBBB	RBBB	PVC	PB
N	۱۱۸۹	۱	۹	۰	۱
LBBB	۲	۱۱۲۲	۱۶	۸	۲
RBBB	۲	۱۷	۱۱۶۹	۲	۱۰
PVC	۴	۱۸	۶	۱۱۶۶	۶
PB	۰	۳	۴	۳	۱۱۹۰
صحت	۹۹/۰۸	۹۷/۶۶	۹۷/۴۱	۹۷/۱۶	۹۹/۱۶
صحت کل	۹۸/۰۹				

جدول ۲- نتیجه رده بندی با بخشی از بردار مشخصه که شامل

آنالیز موجک روی هیستوگرام موج QRS و اطلاعات شکل موج

QRS است (حالت دوم)

→ مطلوب ↓ خروجی	N	LBBB	RBBB	PVC	PB
N	۱۱۸۲	۲	۱۴	۰	۲
LBBB	۲	۱۱۷۰	۱۸	۸	۲
RBBB	۲	۲۰	۱۱۵۱	۶	۲۱
PVC	۶	۲۱	۱۱	۱۱۵۵	۷
PB	۱	۳	۵	۴	۱۱۸۷
صحت	۹۸/۵۰	۹۷/۵۰	۹۵/۹۱	۹۶/۲۵	۹۸/۹۱
صحت کل	۹۷/۴۱				

شکل اصلی موج می‌باشد. با استفاده از آنالیز موجک گسسته روی هر هیستوگرام و شکل موج اصلی QRS چند زیرگروه حاصل می‌شود که از آنها برای استخراج اطلاعات استفاده می‌کنیم. ویژگی‌های استخراج شده از آنالیز موجک گسسته به‌همراه ویژگی‌های ناشی از ریخت‌شناسی سیگنال‌ها، برای هر ECG یک بردار مشخصه ایجاد می‌کند که برای رده‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در بخش نتایج نشان داده شد که با استفاده از هیستوگرام موج، راندمان الگوریتم به ۹۸/۰۹ می‌رسد که در مقایسه نسبی با روش‌های قبلی سودمندی این روش را اثبات می‌کند. تاثیر دو عامل هموارسازی و تعداد داده‌های مورد استفاده برای آموزش، در پاسخ شبکه نیز بررسی شد.

۷- مراجع

- [1] J.L. Talmon; **“Pattern Recognition of the ECG - A Structured Analysis”**. Free University of Amsterdam, Ph.D. Thesis, 1983.
- [2] Y.H. Hu, S. Palreddy, W.J. Tompkins; **“A Patient-Adaptable ECG Beat Classifier Using a Mixture of Experts Approach”**, IEEE Trans.on Biomed.Eng. Vol. 44, No. 9, pp. 891 – 900, 1997.
- [3] M. Lagerholm, C. Peterson, G. Braccini, L. Edenbrandt, L. Sornmo; **“Clustering ECG Complexes Using Hermite Functions and Self-Organizing Maps”**, IEEE Trans. On Biomed. Eng. Vol. 47, No. 7, pp. 838 – 848, 2000.
- [4] R.E. Charllis, R.I. Kittney; **“Biomedical Signal Processing”**, (in four parts). Part 1: time domain methods. Med. Biog. Eng. Computer, pp. 509 – 524, 1990.
- [5] Y.H. Hu, S. Palreddy, W. Tompkins **“A Patient Adaptable ECG Beat Classifier Using a Mixture of Experts Approach”**, IEEE Trans.on Biomed. Eng. Vol. 44, No. 9, pp. 891 – 900, 1997.
- [6] J.C.T.B. Moraes, M.O. Seixas, F.N.Vilani, E.V. Costa; **“A Real Time QRS Complex Classification Method Using Mahalanobis Distance”**, Computer. Cardiol., pp. 201 – 204, 2002.
- [7] P.D.Chazal, R.B.Reilly; **“Automatic Classification of ECG Beats Using Waveform Shape and Heart Beat Interval Features”**, in Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP'03), Hong Kong, Vol. 2, pp. 269 - 272, 2003.

جدول ۵- بررسی طول بردار آموزش در پاسخ شبکه

طول بردار آموزش	صحت N	صحت RBBB	صحت LBBB	صحت PVC	صحت PB	میانگین
۱۲۰۰	۹۹/۰۸	۹۷/۶۶	۹۷/۴۱	۹۷/۱۶	۹۹/۱۶	۹۸/۰۹
۶۰۰	۹۸/۹۴	۹۷/۱۸	۹۷/۳۳	۹۷/۰۱	۹۸/۸۹	۹۷/۸۶
۳۰۰	۹۸/۸۲	۹۶/۸۸	۹۶/۷۸	۹۵/۱۸	۹۸/۵۵	۹۷/۳۴
۱۵۰	۹۷/۵۳	۹۶/۷۹	۹۶/۶۰	۹۴/۳۹	۹۷/۴۲	۹۶/۵۴
۷۵	۹۵/۴۵	۹۲/۷۲	۹۴/۲۱	۹۱/۲۵	۹۵/۱۹	۹۳/۷۶

۶-۱- مقایسه روش پیشنهادی با دیگر سیستم‌های رده-

بندی کننده ECG

برای مقایسه، چندسیستم بازشناسایی ECG را در نظر می‌گیریم. سیستم‌هایی که برای مقایسه انتخاب می‌شوند عبارت‌اند از: FHyb- HOSA [16], MME [24], Neuro-Fuzzy [17], SOM-SVD [2], MLP-LVQ [25], MLP-Fourier [8]. جدول (۶) صحت رده‌بندی متوسط به‌همراه تعداد رده‌های مورد بررسی برای هر روش را نمایش می‌دهد. با یک مقایسه نسبی مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی صحت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارد (البته به‌دلیل تنوع ECG‌های مورد استفاده، تنوع بیماری‌ها و تنوع تعداد رده‌ها در مقالات این مقایسه یک مقایسه کاملاً منصفانه نیست).

جدول ۶- مقایسه نتایج از روش‌های مختلف رده‌بندی ECG

روش	تعداد رده‌های مورد بررسی در هر روش	صحت رده‌بندی متوسط
پیشنهادی	۵	98/09
FHyb-HOSA	۷	96/06
MME	۵	97/78
Neuro-Fuzzy	۴	98/00
SOM-SVD	۴	92/2
MLP-LVQ	۲	96/80
MLP-Fourier	۳	98/00

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله الگوریتمی برای رده‌بندی ۵ گروه از سیگنال‌های ECG معرفی شد. این الگوریتم از آنالیز موجک و شبکه‌های عصبی احتمالی استفاده می‌کند. حسن اصلی استفاده از آنالیز موجک بررسی توام حوزه زمان و فرکانس می‌باشد و حسن اصلی شبکه‌های عصبی احتمالی کاهش بسیار زیاد حجم محاسبات می‌باشد (در مقایسه با شبکه‌های پرسپترون چندلایه). نوآوری در این مقاله نسبت به روش‌های پیشین استفاده از هیستوگرام موج QRS در کنار

- [19] P.D. Wasserman; **“Advanced Methods in Neural Computing”**, VNR Press, pp. 35 - 55 , 1992.
- [20] S.N. Yu, Y.H. Chen; **“Electrocardiogram Beat Classification Based on Wavelet Transformation and Probabilistic Neural Network”**, Pattern Recognition Letters, Vol. 28, No. 10 , pp. 1142 - 1150, 2007.
- [21] C.H. Lin, Y.C. Du, T. Chen; **“Adaptive Wavelet Network for Multiple Cardiac Arrhythmias Recognition”**, Expert Systems with Applications., Vol. 34, No. 4. pp. 2601-2611 2008.
- [22] J.F. Scholl , J.R. Agre, L.P. Clare, M.C. Gill; **“A low Power Impulse Signal Classifier Using the Haar Wavelet Transform”**, Proc. SPIE, Sensors, pp. 136 – 145, 1999.
- [23] L. Rutkowski; **“Adaptive Probabilistic Neural Networks for Pattern Classification in Time-Varying Environment”**, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 15 ,No. 4, pp. 811 –827, 2004.
- [24] I. Guler, E.D. Ubeyli; **“A Modified Mixture of Experts Network Structure for ECG Beats Classification with Diverse Features”**, Eng. Appl. on Artificial Intell., Vol. 18, No. 7, pp. 845 – 856, 2005.
- [25] G. E. Oien, N.A. Bertelsen, T. Eftestol, J.H. Husoy; **“ECG Rhythm Classification Using Artificial Neural Networks”**, In: IEEE Digital Signal Processing Workshop, pp. 514 – 517, 1996.
- [26] Physiobank Archieve Index, MIT-BIH Arrhythmia Database
<http://www.physionet.org/physiobank/database>
- [8] K. Minami, H. Nakajima, T. Toyoshima; **“Real-Time Discrimination of Ventricular Tachyarrhythmia with Fourier-Transform Neural Network”**, IEEE Trans.on Biomed. Eng., Vol. 46, No. 2, pp.179 – 185, 1999.
- [9] J.S. Sahabi, S.N.Tandon, R.K.P.Bhatt; **“DSP Based ST-Segment Analysis:The Wavelet Approach”** in: Biomedical Engineering Conference. pp. 455 - 457, Apr 1997.
- [10] Li Shi, Cenyu Yang, Jinying Zhang, HUI Li **“Recognition of ST Segment of Electrocardiogram Based on Wavelet Transform”** Life Science Journal ,Vol. 4, No. 2, pp. 90 - 93 , Jan 2007.
- [11] C. Alvarado, J. Arregui, J. Ramos, R. Pallas-Areny; **“Automatic Detection of ECG Ventricular Activity Waves Using Continuous Spline”** in: 2nd International Conference Electrical and Electronics Engineering, pp.189 - 192, Sept 2005.
- [12] H. Gholam Hosseini, D. Luo, K.J. Reynolds; **“The Comparison of Different Feed forward Neural Network Architedures for ECG Signal Diagnosis”**, Medical Engineering & Physics, Vol. 28, No. 4, pp. 372 - 378, 2006.
- [13] P.S. Addison, J.N. Watson , G.R. Clegg, M. Holzer, F. Sterz, C.E. Robertson **“Evaluating Arrhythmias in ECG Signals Usingwavelet Transforms”** IEEE Eng. on Med. Biol., Vol. 19, No. 5, pp. 104 – 109, 2000.
- [14] A.S. Al-Fahoum, I. Howitt; **“Combined Wavelet Transformation and Radial Basis Neural Networks for Classifying Life-Threatening Cardiac Arrhythmias”**, on Med. Biol. Eng. Computer, Vol. 37, No. 5, pp. 566 – 573, 1999.
- [15] G.K. Prasad, J.S. Sahambi; **“Classification of ECG Arrhythmias Using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks”** In: IEEE Conference on Convergent Technologies, Bangalore, India, Vol. 1, pp. 227 – 231, 2003.
- [16] S. Osowski, T.H. Linh; **“ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network”**, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol 48, No. 11, pp. 1265 – 1271, 2001.
- [17] M. Engin; **“ECG Beat Classification Using Neuro-Fuzzy Network”**, Pattern Recognition Letters, Vol. 25, No. 15, pp. 1715 – 1722, 2004.
- [18] I. Guler and E.D. Ubeyli; **“ECG Beat Classifier Designed by Combined Neural Network Model”**, Pattern Recognit No. 38 , No. 2, pp. 199 – 208, 2005.

۸- پی نوشتها

- 1- Self-Organizing map
- 2- Scale
- 3- Translation
- 4- Coarseness
- 5- Artificial Neural Networks
- 6- Multilayer Perceptron
- 7- Radial Basis Function Networks
- 8- Probabilistic Neural Network
- 9- Resolution
- 10- Localization
- 11- Coarseness
- 12- Down Sampling
- 13- Smoothing Factor