

تشخیص آریتمی‌های قلبی براساس تبدیل بسته موجک و الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تَنک

سمیرا مودّتی

۱- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

s.mavaddati@umz.ac.ir

چکیده: بیماری‌های قلبی یکی از شایع‌ترین عوامل مرگ و میر در محدوده‌های سنی مختلف می‌باشد و تعیین دقیق نوع آریتمی براساس پردازش سیگنال‌های قلبی می‌تواند در کنار دانش پزشکی به تصمیم‌گیری درست در مورد وضعیت بیمار منتهی گردد. در این زمینه تشخیص نوع آریتمی و انتخاب شیوه درمانی مناسب بر اساس آن می‌تواند به یک مسئله چالش برانگیز تبدیل گردد زیرا امکان بروز خطا در این تصمیم‌گیری توسط پزشک وجود دارد. به منظور بررسی دقیق جزئیات سیگنال قلبی ثبت‌شده از بیمار، بکارگیری تکنیک‌های پردازش و تحلیل سیگنال می‌تواند اهمیت بسیاری داشته باشد. در این مقاله، تشخیص نوع آریتمی به کمک ترکیب ویژگی‌های مورفولوژیکی و ضرایب تبدیل بسته موجک صورت می‌گیرد. به منظور کاهش بُعد این دسته ویژگی‌ها از الگوریتم تحلیل مولفه‌های اساسی تَنک ساختاریافته استفاده می‌شود. سپس از این بردار ویژگی به منظور یادگیری مدل‌های بازنمایی‌کننده ساختار داده مربوط به هر نوع آریتمی قلبی به کمک الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تَنک استفاده می‌گردد. دسته‌بندی داده‌ها در این روش براساس مقدار انرژی ضرایب تَنک حاصل از بازنمایی داده صورت می‌گیرد. نتایج روش پیشنهادی با نتایج حاصل از سایر روش‌های مطرح در این حوزه و نیز سایر طبقه‌بندهای مبتنی بر شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان مقایسه شده است. نتایج حاصل از این شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های ترکیبی معرفی‌شده و مدل‌های آموزش‌دیده قادر به دسته‌بندی انواع آریتمی قلبی با دقت بالا خواهد بود.

واژه‌های کلیدی: آریتمی قلبی، ویژگی مورفولوژیکی، تبدیل بسته موجک، تجزیه مولفه‌های اساسی تَنک ساختاریافته، الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تَنک.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۲۰

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۸/۱۲/۲۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۳/۱۹

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر سمیرا مودّتی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - بابلسر - بلوار شهید ذوالفقاری - بلوار دانشگاه - پردیس دانشگاه - دانشکده فنی و مهندسی.

تشخیص نوع آریتمی بکار گرفته شده است. در [۱۱]، تشخیص چهار کلاس داده آریتمی قلبی براساس ترکیب دسته‌بندهای مبتنی بر SVM و استفاده از ترکیب ویژگی‌های ضرایب موجک، الگوی باینری محلی^{۱۱} و مقادیر دامنه موج‌ها صورت گرفته است. در [۱۲]، تشخیص انقباضات زودرس بطنی از سایر آریتمی‌ها به کمک بردارهای حاصل از ضرایب موجک و ویژگی‌های مورفولوژیکی مورد استفاده به منظور آموزش دسته‌بند حاصل از ترکیب روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی، SVM و K-NN انجام شده است.

در [۱۳]، آموزش فعال با طبقه‌بند SVM به کمک زیرمجموعه‌های کوچک و زیربهبینه از مجموعه داده صورت گرفته و سه روال برای بررسی عملکرد الگوریتم با داده ورودی محدود بررسی شده است. در [۱۴]، از ویژگی‌ها مورفولوژی، تبدیل موجک و تبدیل S به منظور تشخیص بیماری قلبی براساس دسته‌بند SVM و آشکارساز فرآیند گاوسی استفاده شده است. در [۱۵]، یک الگوریتم برخط تشخیص آریتمی انقباضات زودرس بطنی به کمک الگوریتم PCA ارائه شده که در آن جهات اصلی تغییرات ضربان قلب افراد عادی و بیمار در مقایسه با یکدیگر مورد بررسی قرار گرفته است. در [۱۶]، عملکرد هر یک از روال‌های مبتنی بر ضرایب تبدیل موجک گسسته و آنالیز PCA به منظور تشخیص ضربان‌های قلبی عادی و غیرعادی بررسی شده است. در [۱۷]، از ۲۲ ویژگی مورفولوژیکی سیگنال قلبی به منظور آموزش و نیز دسته‌بند SVM استفاده شده که پارامترها در آن براساس بهینه‌سازی انجام شده توسط الگوریتم ژنتیک تنظیم می‌شوند. در [۱۸]، از ۱۲ ضریب مورفولوژیکی، ضرایب عملگر انرژی‌تایگر^{۱۲} به همراه ویژگی‌های حاصل از تبدیل موجک گسسته به منظور آموزش شبکه عصبی استفاده گردیده است. در [۱۹] نیز از آنالیز مولفه‌های اساسی جهت استخراج ویژگی و آموزش شبکه عصبی چند لایه به منظور طبقه‌بندی دودویی و چندکلاسه آریتمی‌های قلبی استفاده شده است.

در این مقاله، سعی شده تا برپایه روش آموزش مبتنی بر مدل پیشنهادی و بکارگیری بردارهای ویژگی مناسب، دقت دسته‌بندی تا حد ممکن افزایش یابد. در این مقاله از ترکیب ویژگی‌های مورفولوژیکی و ضرایب حاصل از تبدیل بسته موجک به منظور آموزش مدل‌های جامع بازنمایی‌کننده ساختار هر دسته آریتمی قلبی استفاده می‌گردد. در ادامه بعد بردار ویژگی حاصل توسط الگوریتم تحلیل مولفه‌های اساسی تُنک ساختاریافته^{۱۳} (SSPCA) کاهش یافته و از الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تنک^{۱۴} (SNMF) به منظور آموزش دسته ویژگی‌های کاهش بُعد یافته استفاده می‌شود. در بخش دوم این مقاله، ویژگی‌های مورد استفاده در روال تشخیص آریتمی‌های مغزی بررسی می‌شود. در بخش سوم الگوریتم SNMF مورد استفاده به منظور آموزش مدل و نیز الگوریتم SSPCA به منظور کاهش بُعد معرفی می‌گردند. الگوریتم پیشنهادی به منظور دسته‌بندی آریتمی‌های مغزی در بخش چهارم ارائه می‌گردد. در بخش پنجم نتایج حاصل از

آریتمی‌های قلبی حاصل ضربان‌های نامنظم هستند که موجب می‌گردند قلب بیمار با سرعت بیشتر^۱ یا بسیار آهسته^۲ فعالیت نماید. این تغییرات در ریتم ضربان می‌تواند منجر به حمله‌های قلبی شدید و آسیب به ارگان‌های بدن گردد. ثبت سیگنال الکتروکاردیوگرام قلبی به صورت غیرتهاجمی و با هدف بررسی عملکرد قلب در گردش خون صورت می‌گیرد [۱-۲]. تشخیص نوع آریتمی به طور معمول توسط بررسی‌های پزشک متخصص در این حوزه بر روی سیگنال الکتروکاردیوگرام صورت و در نهایت از ویژگی‌های ظاهری به منظور شناسایی و تعیین نوع بیماری بهره گرفته می‌شود. استفاده از سیستم‌های هوشمند در این راستا، در شناسایی مشکلات قلبی کمک کننده است. مسئله اساسی در این سیستم‌ها بکارگیری ویژگی‌های مناسب استخراجی از سیگنال الکتروکاردیوگرام و استفاده از یک دسته‌بند دقیق می‌باشد [۳-۴].

در [۵]، به منظور دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی از ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل موجک^۳ و کاهش بعد و در نهایت انتخاب ویژگی به کمک روال تحلیل مولفه‌های اساسی^۴ استفاده شده است. در اکثر پژوهش‌های مطرح شده تاکنون از ویژگی‌های حاصل از ضرایب موجک بهره گرفته شده است. ویژگی موثر دیگر در این زمینه، ویژگی‌ها مورفولوژیکی سیگنال قلبی می‌باشد که به صورت مجزا و یا در ترکیب یا سایر ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. این ویژگی‌ها شامل طول بازه‌های موج در بخش‌های مختلف سیگنال، زمان وقوع، ارتفاع موج، اختلاف بخش‌های مختلف ضربان‌های متوالی و ... می‌باشد. در [۶] از ویژگی‌های مورفولوژیکی موج‌های T و P به همراه ضرایب تبدیل موجک اسپلاین درجه دو^۵ به منظور آموزش شبکه عصبی و دسته‌بندی اختلال‌های قلبی استفاده شده است. دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی براساس ویژگی‌های زمانی و مورفولوژیکی در [۷] پیشنهاد گردیده است. در این مقاله از دسته‌بندهای شبکه عصبی توابع پایه شعاعی^۶، K-نزدیکترین همسایه^۷ و ماشین بردار پشتیبان^۸ استفاده شده و عملکرد هر یک مورد بررسی قرار گرفته است. تنظیم پارامترها در روال تصمیم‌گیری با ماشین بردار پشتیبان به کمک الگوریتم هوش جمعی کوچ پرندهگان^۹ صورت گرفته است. در [۸]، یک ساختار بیزین مبتنی بر موج به منظور تشخیص انقباضات زودرس بطنی^{۱۱} پیشنهاد شده که به کمک فیلتر کالمن گسترش یافته و به صورت یک الگوریتم پویا عمل می‌کند. یک الگوریتم تشخیص انقباضات زودرس بطنی مبتنی بر ضرایب تبدیل موجک گسسته و شبکه عصبی احتمالی در [۹] معرفی شده که به دسته‌بندی هشت ضربان قلب مختلف می‌پردازد.

در برخی پژوهش‌ها به منظور افزایش دقت الگوریتم در دسته‌بندی از ترکیب طبقه‌بندها به جای بکارگیری هر طبقه‌بند به صورت مجزا استفاده شده است [۱۰-۱۱]. در [۱۰]، ترکیب شبکه عصبی و شبکه فازی به همراه ویژگی‌های مبتنی بر آمارگان مرتبه بالا به منظور

بکارگیری روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفته و در بخش آخر، نتیجه‌گیری در مورد پژوهش انجام شده صورت می‌گیرد.

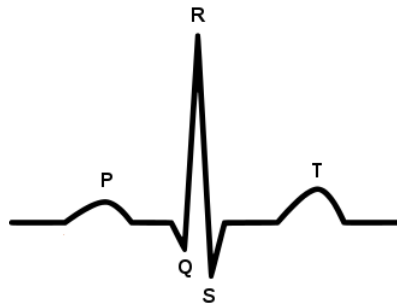
۲- استخراج ویژگی

به منظور تشخیص آریتمی‌های قلبی در این مقاله از ترکیب ویژگی‌های مورفولوژیکی سیگنال الکتروکاردیوگرام و ضرایب تبدیل بسته موجک استفاده شده است. تبدیل بسته موجک یک تحلیل دقیق از محتوای فرکانسی سیگنال بدست می‌دهد و ضرایب در زیرباند‌های تقریب و جزئیات حاصل از آن می‌توانند محتوای داده ورودی را به خوبی بازنمایی نمایند. هر ضربان قلب از بخش‌ها و موج‌های مختلفی تشکیل شده که می‌توان ویژگی مورفولوژیکی مناسبی را از هر یک استخراج نمود. یک نمونه پالس از ضربان سیگنال قلبی نرمال به همراه موج‌های تشکیل‌دهنده در شکل ۱ آورده شده است. همچنین درخت تجزیه حاصل از تبدیل بسته موجک برای یک پالس ضربان قلب مجزا به همراه سیگنال‌های تجزیه شده در گره‌های ۱، ۴ و ۶ برای تجزیه در دو باند در شکل ۲ نمایش داده شده است. ویژگی‌های مورفولوژیکی مورد بررسی در روال تشخیص پیشنهادی در این مقاله در یک ضربان از سیگنال قلب شامل فاصله PQ، فاصله PR، فاصل PT، فاصله RR با ضربان بعدی، فاصله RR با ضربان قبلی، زمان رخداد موج P، زمان رخداد موج T، ارتفاع موج R، ارتفاع موج P، ارتفاع موج T، کرتوسیس هر پالس ضربان و عدم تقارن^{۱۵} هر پالس ضربان می‌باشد. پیش از استخراج ویژگی از سیگنال قلبی به‌طور معمول نویز فرکانس پایین و فرکانس بالا از سیگنال حذف می‌گردد. یکی از انواع نویزهای فرکانس پایین درگیر در سیگنال قلبی، نویز PLI^{۱۶} می‌باشد که ممکن است به علت آسیب‌دیدن الکترودها در هنگام ثبت سیگنال ایجاد گردد. در این مقاله با مرکزی‌سازی سیگنال قلبی که به معنی حذف مقدار میانگین از سیگنال می‌باشد سعی می‌گردد اثر این نویز حذف گردد. به منظور دستیابی به ویژگی‌های مورفولوژیکی بیان شده، می‌بایست به پالس‌های ضربان قلب سیگنال دسترسی داشت. روش‌های مختلفی به منظور قطع‌بندی سیگنال قلبی به ضربان‌ها ارائه شده است [۲۰-۲۲]. در این مقاله از اطلاعات قطع‌بندی بیان شده در مجموعه دادگان مورد استفاده که شامل دادگان MIT-BIH arrhythmia است استفاده می‌گردد [۲۳].

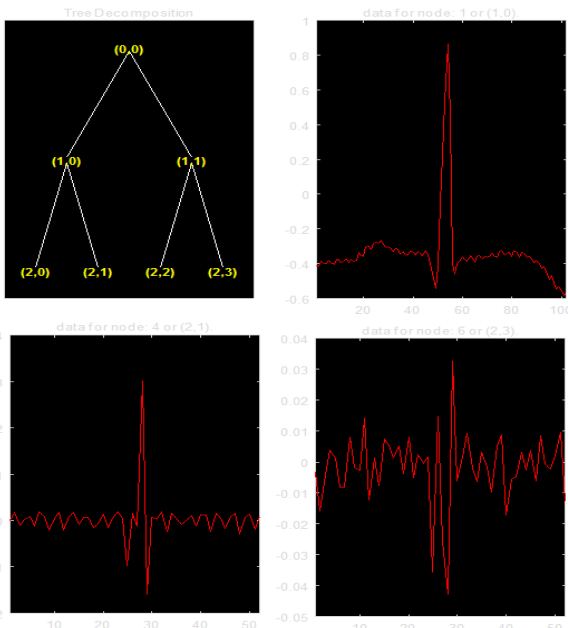
۳- یادگیری مدل و کاهش بُعد

در این مقاله یک روش تشخیص آریتمی قلبی با استفاده از روال یادگیری مدل به منظور بازنمایی مناسب ساختار انواع داده‌های ورودی پیشنهاد می‌گردد. آموزش مدل در روش پیشنهادی توسط الگوریتم SNMF صورت می‌گیرد. این الگوریتم از ترکیب الگوریتم‌های کدگذاری تنک^{۱۷} و روال فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی^{۱۸} (NMF) حاصل می‌شود و الگوریتمی جدید برای یادگیری مدل به نام روش فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تنک با SNMF را نتیجه می‌دهد [۲۴-۲۵].

[۲۷]. از آنجاییکه فید تنکی به این الگوریتم اعمال می‌شود، بازنمایی تنک‌تری نسبت به الگوریتم آموزش مدل NMF به کمک آن بدست می‌آید. در الگوریتم SNMF از روش دیورژانس کولبک-لیبلر^{۱۹} تعمیم‌یافته به منظور تعیین خطای تقریب در بازنمایی داده استفاده می‌شود. همچنین در روش پیشنهادی، به منظور آموزش مناسب مدل‌ها براساس بهترین ماتریس داده ورودی، از الگوریتم SSPCA پس از استخراج ویژگی‌ها به منظور کاهش بُعد داده‌های آموزشی استفاده می‌گردد. در ادامه هر یک از الگوریتم‌ها معرفی می‌گردند.



شکل (۱): یک نمونه پالس از ضربان سیگنال الکتروکاردیوگرام نرمال



شکل (۲): درخت تجزیه حاصل از اعمال تبدیل بسته موج با دو سطح تجزیه به یک نمونه پالس ضربان قلبی و بردار ضرایب در گره‌های ۱، ۴ و ۶ در باند جزئیات و تقریب

۳-۱- کدگذاری تنک

هر برداری داده ورودی در کدگذاری تنک که یک ستون از ماتریس داده ورودی را تشکیل می‌دهد، می‌تواند به صورت ترکیب خطی از ستون‌ها یا اتم‌های واژه‌نامه یا مدل که پایه‌های فضایی هستند نمایش داده شود. در این روال آموزشی تعیین می‌گردد که مجموعه کدام یک از اتم‌ها و با چه ضریبی قابلیت بازنمایی هر فریم داده را به نحوی دارا

$$\min F(W, H) = \sum_{i,j} (Y_{i,j} \log(Y_{i,j} [WH]_{i,j}) - Y_{i,j} + [WH]_{i,j}) \quad \text{s.t. } W, H \geq 0, \sum_l W_{(:,l)} = 1 \quad (6)$$

این تابع هزینه بر مبنای روش دیورژانس کولبک-لیبلر^{۲۴} تعمیم یافته پایه ریزی شده است. در این مسئله، تُنکی ماتریس ضرایب که سرعت همگرایی الگوریتم را تعیین می کند توسط معیار $1 / \max_j \left(\sum_k h_{k,i} \right)$ مشخص می گردد. در این رابطه $h_{k,i}$ ، هر سطر از ماتریس ضرایب تُنک را بیان می کند. نسخه های دیگر الگوریتم NMF با ارائه راه حل های متفاوت بر اساس توابع هزینه مختلف حاصل می شود.

۳-۳- الگوریتم SNMF

الگوریتم SNMF با بهره گیری از قید تنکی به بازنمایی تنک تری نسبت به الگوریتم NMF منجر می گردد [۲۴-۲۶]. در این روش از دیورژانس کولبک-لیبلر تعمیم یافته میان Y و WH به منظور تعیین خطای تقریب در تجزیه استفاده و مسئله بهینه سازی زیر نتیجه می شود:

$$\min F(W, H) = \sum_{i,j} (Y_{i,j} \log(Y_{i,j} [WH]_{i,j}) - Y_{i,j} + [WH]_{i,j}) + \alpha \sum_{k,j} h_{k,j} \quad \text{s.t. } W, H \geq 0, \sum_l W_{(:,l)} = 1 \quad (7)$$

در این رابطه، پارامتر α ، ضریب وزن دهی مربوط به بخش کنترل مقدار تنکی است. همچنین روابط بروزسانی ستون های واژه نامه W و سطرهای ماتریس ضرایب تنک H به منظور حل این مسئله مقید به صورت زیر می باشد:

$$\begin{aligned} h_{k,j}^* &= (h_{k,j} \sum_i Y_{i,j} w_{i,k} / \sum_i w_{i,l} h_{l,j}) / (1 + \alpha), \\ w_{i,k}^* &= (w_{i,k} \sum_j Y_{i,j} h_{k,j} / \sum_j w_{i,l} h_{l,j}) / \sum_j h_{k,j} \\ w_{i,k}^{**} &= (w_{i,k}^* / \sum_i w_{i,k}^*) \end{aligned} \quad (8)$$

اگر در این رابطه $\alpha=0$ گردد، آنگاه الگوریتم SNMF به روش آموزش واژه نامه NMF تبدیل می شود [۲۴].

۳-۴- الگوریتم SSPCA

الگوریتم تحلیل مولفه های اساسی به عنوان یک روش آماری برای استخراج ویژگی کاربردهای زیادی در حوزه های مختلف پردازش تصاویر و تحلیل داده ها دارد. در این الگوریتم، مجموعه داده ها به مجموعه جدیدی از متغیرهای غیرهمبسته و دو به دو متعامد که مولفه های اصلی را تشکیل می دهند، تبدیل می شود که بیشینه تغییرات موجود در داده اولیه تنها در تعداد اندکی از این مولفه های

هستند که خطای تقریب در این بازنمایی تا حد امکان کوچک گردد. ضرایب بازنمایی تمامی فریم های داده در ماتریسی به نام ماتریس ضرایب تُنک H قرار می گیرد که خروجی الگوریتم SNMF می باشد. این ماتریس به این دلیل تُنک نام دارد که بسیاری از ضرایب بازنمایی آن صفر خواهند بود زیرا هر فریم داده تنها می تواند با تعداد محدودی از اتم های واژه نامه بازنمایی مناسب داشته باشد. تعداد این ضرایب غیرصفر با پارامتر تنکی یا کاردینالیته^{۲۵} مشخص می گردد. ماتریس داده ورودی Y به کمک کدگذاری تُنک به صورت زیر مدل می شود:

$$Y = WH \quad (4)$$

در این رابطه، یک ماتریس داده متشکل از فریم های مختلف سیگنال ورودی است. در روال بازنمایی تُنک بیان می شود که ماتریس داده ورودی می تواند با یک ترکیب خطی تُنک از اتم ها براساس رابطه (۴) کد شود که در آن $W \in \mathbb{R}^{N \times L}$ یک مدل آموزش دیده یا واژه نامه خواهد بود. واژه نامه W شامل L ستون یا اتم $\{W_l\}_{l=1}^L$ با نُرم واحد $\|W_{(:,l)}\|_2 = 1, \forall l = 1, \dots, L$ می باشد. همچنین ماتریس ضرایب $-K$ تنک^{۲۱} H با $L \gg K$ ، شامل ضرایب بازنمایی ماتریس داده ورودی است [۲۶]. مسئله بازنمایی تنک براساس بخش های خطای تقریب یا بازسازی و قید تنکی به صورت زیر قابل بیان است [۲۶]:

$$H^* = \underset{H}{\operatorname{argmin}} \|Y - WH\|_2^2 \quad \text{s.t. } \|H\|_0 \leq K \quad (5)$$

همانطور که بیان شد تعداد ضرایب غیرصفر در ماتریس ضرایب تُنک H به صورت $\|H\|_0 = K$ بیانگر نرخ تنکی یا کاردینالیته مسئله است. روش های بکارگرفته شده برای حل مسئله بازنمایی تُنک در چگونگی تنظیم پارامترها تفاوت هایی دارند و تنظیم نرخ تنکی می بایست با توجه به بُعد داده ورودی صورت گیرد. در تنظیم این پارامتر باید توجه داشت که تنظیم نادرست به اغتشاش منبع^{۲۲} یا اعوجاج منبع^{۲۳} منتهی نگردد. اغتشاش منبع زمانی رخ می دهد که مقدار زیادی برای این پارامتر در نظر گرفته شود و موجب گردد که کدگذاری نامناسبی با توجه به تعداد زیاد اتم های منتخب در بازنمایی هر فریم داده نتیجه شود. همچنین اعوجاج منبع زمانی ایجاد می شود که نرخ تنکی پایین برای بازنمایی تُنک در نظر گرفته و در نتیجه ترکیب خطی تعداد کم اتم ها برای بازنمایی تکه های تصویر کافی نبوده و خطای تقریب افزایش یابد.

۳-۲- الگوریتم NMF

الگوریتم NMF، یک تحلیل خطی چندمتغیره بر روی ماتریس مشاهده Y که شامل فریم های مشاهده ای از داده ورودی می باشد بدست می دهد. ماتریس داده ورودی Y براساس این تجزیه به دو ماتریس مدل $W \in \mathbb{R}^{N \times L}$ و ماتریس ضرایب تُنک $H \in \mathbb{R}^{L \times M}$ با مقادیر غیرمنفی به صورت $Y = WH, L < M, N$ تجزیه می گردد [۲۶]. به منظور حصول این ماتریس ها مسئله بهینه سازی زیر باید حل شود:

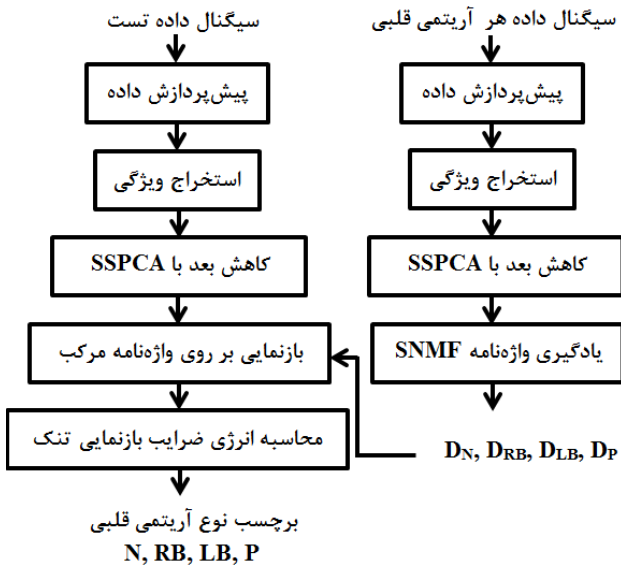
متعامد مشاهده می‌شود. برای بکارگیری این تبدیل، ابتدا داده اولیه نرمالیزه شده و در ادامه ماتریس کوواریانس آن تشکیل می‌شود. سپس داده‌ها بر روی بردارهای ویژه دو به دو متعامد، تصویر و در فضای برداری جدیدی که این بردارهای ویژه، پایه‌های فضایی آن را تشکیل می‌دهند و واریانس داده‌ها در راستای این بردارها بیشینه است، بررسی می‌گردند [۲۸].

همانطور که بیان گردید، الگوریتم PCA یک روش آماری کاهش بُعد داده ورودی است. یک روش به منظور تخمین مولفه‌های اساسی با اعمال قید تنگی الگوریتم SPCA می‌باشد. این الگوریتم براساس روش LASSO^{۲۵} و معیار رگرسیون با کنترل بر روی قید تنگی مولفه‌های استخراجی ایجاد شده است [۲۹]. از مزایای این روش، کاهش زمان محاسبات، دستیابی به مولفه‌های با واریانس بیشتر و افزایش توانایی در تعیین متغیرهای مهم مسئله است. الگوریتم SSPCA یک تعمیم از الگوریتم SPCA است که در آن داده‌های با واریانس بیشتر به کمک قید تنگی و نیز برخی قیود ساختاری پیشین در نظر گرفته می‌شوند [۳۰]. یک فرم غیرمحدب از این تعمیم در [۳۱] پیشنهاد شده که به حل مسئله یادگیری واژه‌نامه تُنک ساختاریافته می‌پردازد. الگوریتم SSPCA، یک روال موثر کاهش بلوک-مختصات^{۲۶} با روابط روزرسانی فرم بسته را به منظور تجزیه بهتر داده بکار می‌گیرد. همچنین این روش یادگیری به علت بهره‌گیری از روال یادگیری واژه‌نامه محلی، نسبت به مسئله انسداده^{۲۷} مقاوم است.

۴- دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی در روش پیشنهادی

در گام اول تشخیص آریتمی‌های قلبی، پیش‌پردازش و استخراج ویژگی برای هر دسته داده شامل مجموعه سیگنال‌های مربوط به هر دسته آریتمی انجام می‌شود. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی به منظور تشخیص آریتمی به کمک ویژگی ترکیبی حاصل از ضرایب بسته موجک و ویژگی‌های مورفولوژیکی و براساس الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تُنک در شکل ۳ نشان داده شده است. در ادامه بخش‌های مختلف روش پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌گیرد. یکی از راهکارهای موثر در دسته‌بندی داده به کلاس‌های مختلف بکارگیری یک ساختار مشخص و جامع بازنمایی‌کننده ویژگی‌های هر کلاس داده است که در اصطلاح به آن مدل یا دیکشنری^{۲۸} گفته می‌شود.

به کمک این روش، یک مدل جامع برای هر دسته داده مربوط به یک آریتمی قلبی آموزش داده می‌شود. در این مقاله از الگوریتم SNMF به منظور آموزش دیکشنری استفاده می‌شود. مفهوم تنگی در این الگوریتم به این معنی است که هر بردار ویژگی حاصل از داده ورودی می‌تواند تنها با استفاده از ترکیب خطی تعداد کم و معینی از اتم‌های آموزش دیده قابل نمایش باشد. تعداد اتم‌ها در این بازنمایی با نرخ کاردینالیته که در ابتدای اجرای الگوریتم و در هنگام آموزش مدل تعیین می‌شود، مشخص می‌گردد.



شکل (۳): بلوک دیاگرام روش تشخیص آریتمی پیشنهادی براساس آموزش مدل

روال تشخیص پیشنهادی به این صورت است که در ابتدا دسته ویژگی‌های نام‌برده شده در بخش قبل استخراج می‌شود و مجموعه دسته بردارهای ویژگی حاصل به عنوان ستون‌های ماتریس داده ورودی Y در نظر گرفته می‌شوند. سپس با استفاده از الگوریتم SSPCA مطابق آنچه در بخش ۳-۴ توضیح داده شد، کاهش بُعد دسته ویژگی‌ها صورت می‌گیرد. در ادامه مدل جامع مرتبط با این ماتریس داده کاهش بُعد یافته توسط الگوریتم SNMF آموزش داده می‌شود. در روش پیشنهادی به منظور دسته‌بندی داده ورودی، از طبقه‌بندهای متداول مانند انواع شبکه‌های عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده نمی‌شود بلکه پیشنهاد می‌گردد که با توجه به ویژگی‌های استخراجی از ماتریس ضرایب تُنک حاصل از بازنمایی تُنک داده تست، یک دسته‌بند مبتنی بر آموزش واژه‌نامه طراحی و مورد استفاده قرار گیرد. در این مقاله چهار دسته سیگنال قلبی شامل سیگنال نرمال N ، آریتمی قلبی بلوک شاخه راست RB ^{۲۹}، آریتمی قلبی بلوک شاخه چپ LB ^{۳۰} و تپش قلب P ^{۳۱} مورد بررسی و تشخیص قرار می‌گیرد. روال تشخیص پیشنهادی به این صورت است که در ابتدا برای هر نوع کلاس داده با توجه به ضرایب دارای برچسب داده در مجموعه دادگان، یک مدل بازنمایی‌کننده ساختار آموزش داده می‌شود. این مدل‌ها به ترتیب برای هر کلاس داده با نام‌های D_N, D_{RB}, D_{LB}, D_P خواهند بود. در ادامه و در گام تست، بازنمایی تُنک داده ضرایب ورودی به کمک الگوریتم SNMF بر روی واژه‌نامه مرکب $D=[D_N \ D_{RB} \ D_{LB} \ D_P]$ متشکل از واژه‌نامه‌های مرتبط با داده سیگنال نرمال، آریتمی قلبی بلوک شاخه راست، آریتمی قلبی بلوک شاخه چپ و تپش قلب با همان مقدار ضریب تنگی تنظیم شده در مرحله آموزش واژه‌نامه انجام می‌شود و ماتریس ضرایب تُنک متناسب با هر کلاس داده به صورت زیر حاصل می‌گردد:

$$\mathbf{X}_N^*, \mathbf{X}_{RB}^*, \mathbf{X}_{LB}^*, \mathbf{X}_P^* = \text{SNMF}(\mathbf{Y}, [\mathbf{D}_N \mathbf{D}_{RB} \mathbf{D}_{LB} \mathbf{D}_P]) \quad (9)$$

در این رابطه، \mathbf{X}_N^* ، \mathbf{X}_{RB}^* ، \mathbf{X}_{LB}^* و \mathbf{X}_P^* به ترتیب ماتریس ضرایب تُنک مربوط به سیگنال قلبی نرمال، آریتمی قلبی بلوک شاخه راست، آریتمی قلبی بلوک شاخه چپ و آریتمی تپش قلب می‌باشد. در ادامه روال تشخیص پیشنهادی، انرژی ضرایب بازنمایی تُنک حاصل بر روی هر واژه‌نامه به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$\mathbf{E}_N = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}_{Nl}^{*2}, \quad \mathbf{E}_{RB} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}_{RBl}^{*2},$$

$$\mathbf{E}_{LB} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}_{LBl}^{*2}, \quad \mathbf{E}_P = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}_{Pl}^{*2}, \quad (10)$$

در این بخش این مسئله حائز اهمیت است که اگر سیگنال قلبی ورودی شامل هر نوع آریتمی قلبی باشد، انرژی بازنمایی بیشتری بر روی واژه‌نامه مربوطه به خود دارد زیرا آن واژه‌نامه براساس ساختار مناسبی از داده‌های همان کلاس شکل گرفته است و بنابراین می‌توان از معیار انرژی ضرایب تُنک حاصل برای دسته‌بندی داده ورودی به کلاس مطلوب استفاده نمود. در این صورت انرژی بازنمایی هر سیگنال داده ورودی بر روی واژه‌نامه‌های مختلف محاسبه و واژه‌نامه با بیشینه انرژی حاصل، کلاس داده ورودی و آریتمی قلبی را مشخص می‌نماید. در این صورت نیازی به استفاده از سایر طبقه‌بندهای متعارف نبوده و تخمین برچسب داده ورودی تنها به کمک استفاده از الگوریتم SNMF امکان‌پذیر خواهد بود.

۵- نتایج شبیه‌سازی

همانطور که بیان گردید به منظور بررسی عملکرد روش تشخیص آریتمی پیشنهادی، از مجموعه MIT-BIH arrhythmia استفاده می‌شود که شامل برچسب انواع آریتمی‌ها برای سیگنال‌های قلبی دسته‌بندی شده می‌باشد [۲۳]. این مجموعه شامل ۴۸ سیگنال قلبی ضبط شده از ۴۷ فرد مختلف با محدوده سنی متفاوت می‌باشد. سیگنال قلبی ضبط شده مربوط به ۲۲ زن با محدوده سنی ۲۳-۸۹ و ۲۵ مرد با محدوده سنی ۲۲-۸۹ سال می‌باشد. فرکانس نمونه‌برداری هر سیگنال مغزی با طول در حدود ۳۰ دقیقه برابر با ۳۶۰ هرتز بوده و از ۱۱ بیت برای وضوح سیگنال‌ها استفاده شده است. برای ثبت هر سیگنال از دو لید II^{33} استفاده شده است: لید اصلاح‌شده اندامی II^{33} و نیز یکی از لیدهای اصلاح‌شده V_1, V_2, V_4, V_5 .

در روش پیشنهادی از آموزش واژه‌نامه به کمک الگوریتم SNMF به منظور دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی استفاده می‌شود. در مرحله پیش‌پردازش، در ابتدا مرکزی‌سازی سیگنال قلبی که به معنی حذف مقدار میانگین از سیگنال می‌باشد به منظور حذف نویز PLI صورت می‌گیرد. سپس از ویژگی‌های معرفی‌شده در بخش ۲ شامل ترکیب ویژگی‌های مورفولوژیکی و ضرایب تبدیل موجک در زیرباند های جزئیات و تقریب به عنوان داده آموزشی استخراجی از سیگنال‌ها استفاده می‌شود. نرخ تنکی در نظر گرفته‌شده در الگوریتم SNMF

براساس شبیه‌سازی‌های انجام شده برای یادگیری واژه‌نامه و ماتریس ضرایب تُنک به ترتیب برابر با ۰/۷ و ۰/۶ می‌باشد. همچنین پارامتر تنکی در الگوریتم SSPCA و تعداد تکرارها به ترتیب به مقادیر ۰/۶ و ۴۰۰ تنظیم شده است. همچنین واژه‌نامه‌ها با نرخ ۴ فراکامل هستند یعنی تعداد آن‌ها در آموزش در واژه‌نامه برای هر کلاس داده، چهار برابر بعد هر بردار ویژگی به عنوان ستون‌های ماتریس داده می‌باشد.

در این مقاله، بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی و سایر روال‌های دسته‌بندی مورد بحث به کمک نرخ دقت دسته‌بندی 34 تعیین می‌گردد که توسط درصد داده‌های درست طبقه‌بندی‌شده به کل داده‌های تست محاسبه می‌شود. الگوریتم‌های مورد مقایسه با روش پیشنهادی در این مقاله شامل روال‌های پیشنهادی در مراجع [۱۷] و [۱۸] و نیز بررسی کارایی بردار ویژگی پیشنهادی به کمک دسته‌بندهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. همانطور که بیان گردید در [۱۷] از ۲۲ ویژگی مورفولوژیکی استخراجی از سیگنال قلبی به منظور آموزش SVM استفاده شده که تنظیم پارامترها در آن به کمک الگوریتم ژنتیک انجام می‌شود. همچنین از ۱۲ ضریب مورفولوژیکی، ضرایب عملگر انرژی تایگر به همراه ضرایب حاصل از تبدیل موجک گسسته در [۱۸] به منظور آموزش شبکه عصبی استفاده شده است.

نتایج حاصل از دسته‌بندی چهار کلاس داده قلبی توسط طبقه‌بند پیشنهادی مبتنی بر آموزش مدل و نیز طبقه‌بندهای شبکه عصبی رو به جلو و ماشین بردار پشتیبان و روش‌های پیشنهادی در [۱۷-۱۸] در جدول (۱) گزارش شده است. در این جدول ضرایب تبدیل بسته موجک در سطح ۲ تجزیه و به کمک موجک db4 حاصل شده است. ابعاد هر بردار ویژگی برابر با 1×220 بوده است که از مجموع ۱۲ ویژگی مورفولوژیکی در کنار ۵۲ ضریب برای هر چهار زیرباند سطح ۲ تجزیه حاصل شده است. در این صورت ابعاد واژه‌نامه با نرخ افزونگی ۴ برابر با 220×880 خواهد بود. به منظور یادگیری مدل در گام آموزش، از ۷۰٪ داده هر دسته سیگنال قلبی و در گام تست از باقی داده‌ها استفاده شده است. همانطور که بیان گردید، ارزیابی عملکرد روش‌های مختلف به کمک نرخ دقت دسته‌بندی تعیین می‌شود که توسط درصد داده‌های درست طبقه‌بندی‌شده به کل داده‌های تست محاسبه می‌گردد. نتایج دسته‌بندی روش پیشنهادی با دسته‌بندهای شبکه عصبی روبه جلو و ماشین بردار پشتیبان مقایسه گردیده است. پارامترهای بایاس و وزن در شبکه عصبی روبه جلو براساس الگوریتم گرادینت مزدوج مقیاس‌پذیر 35 به‌روز می‌شوند. تابع انتقال لایه پنهان، تابع سیگموئید تانژانت هایپربولیک 36 انتخاب و تعداد نورون‌ها برای هر لایه پنهان به ۲۰ لایه تنظیم شده است. در شبیه‌سازی SVM چندکلاسه از کتابخانه LibSVM و از کرنل خطی و روش بهینه‌سازی حداقل ترتیب 37 به منظور یافتن خطوط جداساز استفاده شده است [۳۲]. همچنین بیشینه تکرارهای به منظور یافتن بهترین جداساز به ۲۰۰۰۰ تکرار تنظیم شده است.

جدول (۳): درصد دقت دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس روش پیشنهادی در مقایسه با سایر طبقه‌بندها با بردارهای ویژگی مشابه در سطح ۲ تجزیه و با بکارگیری موجک‌های مختلف

Sym	Bior	db4	db8		
۹۰/۱۳	۸۹/۷۵	۹۲/۶۱	۹۱/۲۲	N	شبکه‌عصبی
۸۸/۷۶	۸۸/۳۳	۹۰/۱۳	۸۹/۲۵	RB	
۹۰/۳۴	۹۲/۵۵	۹۳/۲۲	۹۲/۶۹	LB	
۹۰/۴۶	۹۲/۷۲	۹۴/۵۱	۹۳/۴۴	P	ماشین بردار پشتیبان
۸۸/۵۳	۸۹/۳۹	۹۰/۲۱	۸۹/۸۲	N	
۸۸/۶۳	۸۹/۲۱	۹۱/۶۵	۸۹/۳۳	RB	
۹۰/۱۷	۹۱/۰۳	۹۳/۷۱	۹۲/۵۱	LB	روش پیشنهادی
۸۹/۳۶	۹۱/۱۶	۹۲/۱۷	۹۱/۷۸	P	
۹۲/۴۸	۹۲/۵۲	۹۶/۷۷	۹۳/۹۶	N	
۹۳/۱۶	۹۳/۶۲	۹۴/۲۳	۹۴/۰۱	RB	
۹۳/۶۶	۹۴/۸۱	۹۵/۶۲	۹۵/۲۶	LB	
۹۴/۰۷	۹۵/۳۴	۹۶/۵۸	۹۵/۴۳	P	

جدول (۴): درصد دقت دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس روش پیشنهادی در مقایسه با سایر طبقه‌بندها با بردارهای ویژگی مشابه در سطح ۳ تجزیه و با بکارگیری موجک‌های مختلف

Sym	Bior	db4	db8		
۸۹/۷۱	۹۰/۳۳	۹۲/۹۸	۹۱/۸۹	N	شبکه‌عصبی
۹۰/۴۶	۸۹/۷۰	۹۱/۴۵	۹۱/۰۶	RB	
۸۹/۴۵	۹۰/۳۶	۹۳/۸۸	۹۳/۱۲	LB	
۹۱/۷۱	۹۲/۶۲	۹۴/۹۳	۹۴/۲۱	P	ماشین بردار پشتیبان
۹۰/۴۳	۹۱/۲۹	۹۰/۶۹	۹۱/۵۶	N	
۹۰/۰۶	۹۱/۲۸	۹۲/۰۳	۹۱/۲۳	RB	
۸۹/۲۵	۹۲/۵۲	۹۴/۱۰	۹۳/۷۶	LB	روش پیشنهادی
۸۹/۰۸	۹۱/۲۱	۹۲/۸۶	۹۲/۱۱	P	
۹۳/۲۴	۹۳/۸۱	۹۶/۹۲	۹۴/۳۵	N	
۹۱/۲۱	۹۲/۴۳	۹۴/۷۶	۹۳/۷۸	RB	
۹۱/۷۶	۹۲/۵۴	۹۶/۰۳	۹۵/۲۷	LB	
۹۱/۸۸	۹۳/۷۶	۹۶/۸۷	۹۵/۲۳	P	

به منظور بررسی نحوه انتخاب سطح تجزیه مناسب، نتایج دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی با سطوح تجزیه متفاوت به منظور حصول بردار ضرایب ویژگی به کمک تبدیل بسته موجک در جدول ۵ بررسی شده است. نتایج این جدول براساس میانگین دقت دسته‌بندی چهار کلاس آریتمی قلبی و برای چهار سطح تجزیه یک تا چهار برای روش پیشنهادی و سایر طبقه‌بندها به کمک موجک db4 گزارش شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که سطح تجزیه ۳ در این زمینه دسته‌بندی و با بکارگیری روش آموزش واژه‌نامه به بهترین نتایج منتهی می‌گردد. همچنین ماتریس درهم ریختگی^{۴۰} حاصل از طبقه‌بندی چهار دسته آریتمی قلبی براساس ویژگی ترکیبی معرفی شده به کمک روش پیشنهادی مبتنی بر مدل با موجک db4 در سطح ۳ تجزیه در جدول ۶ آورده شده است.

نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌های قلبی توسط دسته‌بند پیشنهادی مبتنی بر مدل‌های آموزش‌دیده با ضرایب تبدیل بسته موجک در سطح ۳ تجزیه و موجک db4 در جدول (۲) بیان شده است. در این جدول ابعاد هر بردار ویژگی برابر با 1×228 است که از مجموع ۱۲ ویژگی مورفولوژیکی در کنار ۲۷ ضریب برای هر هشت زیربند سطح ۳ تجزیه بدست آمده است. بنابراین ابعاد واژه‌نامه با نرخ افزونگی ۴ در این بخش برابر با 228×912 می‌باشد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به کمک مدل‌های فراکامل بازنمایی‌کننده خصوصیات سیگنال‌های هر دسته داده قادر به دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی با دقت بالا نسبت به سایر دسته‌بندهای ارائه شده در این حوزه می‌باشد. این نتایج در هر دو سطح تجزیه ۲ و ۳ بر کارایی الگوریتم پیشنهادی تاکید دارد. نتایج گزارش شده در جداول ۱ و ۲ به کمک ضرایب بسته موجک حاصل از اعمال موجک db4 به ضربان‌های قلبی کلاس‌های مختلف داده حاصل شده است. انتخاب این موجک پس از انجام شبیه‌سازی‌های مختلف در سطح ۲ و ۳ تجزیه حاصل شده است. نتایج این شبیه‌سازی‌ها برای طبقه‌بند پیشنهادی مبتنی بر مدل‌های آموزش‌دیده و نیز طبقه‌بند شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در جدول ۳ و ۴ آورده شده است که نشان می‌دهد انتخاب موجک db4 و سطح تجزیه ۳ در تبدیل بسته موجک به بهترین نتایج دسته‌بندی منتهی می‌گردد. در این جداول، "Sym"، "Bior" مخفف نام موجک‌های سیملت^{۳۸} و بای‌توگونال^{۳۹} می‌باشند.

جدول (۱): درصد دقت دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس بردار ویژگی و طبقه‌بند مبتنی بر مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها در سطح ۲ تجزیه و با بکارگیری موجک db4

تپش قلب P	آریتمی قلبی LB	آریتمی قلبی RB	سیگنال نرمال N	
				[۱۷]
				[۱۸]
				شبکه‌عصبی
				ماشین بردار پشتیبان
				روش پیشنهادی

جدول (۲): درصد دقت دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس بردار ویژگی و طبقه‌بند مبتنی بر مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها در سطح ۳ تجزیه و با بکارگیری موجک db4

تپش قلب P	آریتمی قلبی LB	آریتمی قلبی RB	سیگنال نرمال N	
				[۱۷]
				[۱۸]
				شبکه‌عصبی
				ماشین بردار پشتیبان
				روش پیشنهادی

جدول (۷): درصد دقت دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس بردار ویژگی ترکیبی در روش پیشنهادی مبتنی بر مدل و روش پیشنهادی بدون گام کاهش بُعد به کمک موجک db4 در سطح تجزیه ۳

روش پیشنهادی	روش پیشنهادی بدون گام کاهش بُعد	
۹۶/۹۲	۹۵/۵۲	N
۹۴/۷۶	۹۳/۹۶	RB
۹۶/۰۳	۹۵/۵۱	LB
۹۶/۸۷	۹۵/۷۱	P

جدول (۸): بررسی زمانی (بر حسب ثانیه) الگوریتم‌های دسته‌بندی آریتمی‌های قلبی بکارگرفته شده در مقاله

روش پیشنهادی	ماشین بردار پشتیبان	شبکه عصبی	[۱۸]	[۱۷]
مبتنی بر مدل			۱۶۷	۱۹۵
۲۱۸	۲۰۱	۱۷۵		

۶- نتیجه‌گیری

بکارگیری در حوزه تشخیص پزشکی یکی از زمینه‌های مهم کارایی الگوریتم‌های مبتنی بر بینایی ماشین است. در این مقاله به ارائه روشی به منظور تشخیص آریتمی‌های قلبی می‌پردازد تا بتواند در تشخیص مناسب نوع بیماری توسط پزشکان و شروع روال درمان مفید باشد. تشخیص نوع آریتمی در روش پیشنهادی به کمک ترکیب ویژگی‌های مورفولوژیکی استخراجی از هر پالس ضربان قلب و ضرایب تبدیل بسته موجک صورت می‌گیرد و چهار دسته سیگنال قلبی شامل سیگنال نرمال، آریتمی قلبی بلوک شاخه راست، آریتمی قلبی بلوک شاخه چپ و تپش قلب مورد تشخیص قرار می‌گیرد. در این روال تشخیص از الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی تُنک به منظور آموزش مدل‌های جامع فراکامل براساس بردار ویژگی‌های ترکیبی و از الگوریتم تحلیل مولفه‌های اساسی تُنک ساختاریافته به منظور کاهش بُعد ویژگی‌های حاصل استفاده می‌شود. روال دسته‌بندی سیگنال نرمال و انواع آریتمی به کمک بررسی انرژی بازنمایی تُنک در الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی صورت می‌گیرد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های آموزش‌دیده براساس ویژگی ترکیبی معرفی شده توانسته است نتایج مناسبی را به منظور تشخیص نوع آریتمی قلبی نسبت به سایر دسته‌بندی‌های مورد استفاده در این حوزه بدست دهد.

مراجع

- [1] Sesselberg, H.W., Moss, A.J., McNitt, S., "Ventricular arrhythmia storms in post infarction patients with implantable defibrillators for primary prevention indications: A MADIT-II sub study", Heart Rhythm, Elsevier, Vol.4, pp. 1395-1402, 2007.
- [2] Falik, R, "Cardiology Essentials in Clinical Practice", JAMA, Vol. 306, No. 19, pp. 2162-3, 2011.

به منظور بررسی عملکرد روال کاهش بُعد انجام‌شده در روش پیشنهادی به کمک الگوریتم SSPCA، نتایج حاصل از دسته‌بندی ارائه‌شده مبتنی بر یادگیری واژه‌نامه بدون گام کاهش بُعد و براساس بردار ویژگی معرفی‌شده در جدول ۷ گزارش شده است. نتایج این جدول بیانگر آن است که بکارگیری الگوریتم SSPCA و کاهش بُعد داده ورودی به کمک آن، تاثیر مناسبی در افزایش دقت دسته‌بندی سیگنال قلبی دارد. در این صورت می‌توان به درستی نتیجه گرفت که روش پیشنهادی با استفاده از مدل‌های جامع بازنمایی‌کننده خصوصیات هر دسته داده آریتمی قلبی براساس ویژگی‌های مورفولوژیکی و ضرایب بسته موجک آموزش‌دیده به کمک الگوریتم SNMF و در ادامه کاهش بُعد آن براساس الگوریتم SSPCA به منظور حذف ویژگی‌های با خصوصیت عدم متمایزکنندگی قادر به تفکیک مشکلات قلبی با دقت بالا خواهد بود و می‌تواند در حوزه تشخیص و درمان بیماری یاری‌گر علم پزشکی باشد.

به منظور بررسی زمانی الگوریتم‌های مورد بررسی، از یک سیستم با مشخصات ویندوز ۶۴ بیتی، Core i5 و 3.2GHz CPU بهره گرفته شده است. نتایج برای آموزش ۷۰٪ داده هر دسته آریتمی و ۳۰٪ داده تست بر حسب ثانیه در جدول ۸ آورده شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که دسته‌بندی داده‌های به کمک شبکه عصبی رو به جلو می‌تواند در کمترین زمان به دقت‌های ذکر شده دست پیدا نماید. از طرفی روش پیشنهادی به دلیل بکارگیری مدل‌های فراکامل و جامع که موجب دستیابی به نتایج مطلوبی در گام دسته‌بندی می‌شود به زمان بیشتری برای آموزش واژه‌نامه‌ها نیاز خواهد داشت. همچنین دسته‌بندی براساس ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه به کمک بردار ویژگی معرفی شده به زمان کمتری نسبت به روش پیشنهادی به منظور طبقه‌بندی داده‌ها نیاز دارد اما دقت دسته‌بندی در آن کمتر از سایر الگوریتم‌ها می‌باشد.

جدول (۵): درصد دقت دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس روش پیشنهادی در مقایسه با سایر طبقه‌بندها با بردارهای ویژگی مشابه مبتنی بر موجک db4 و سطوح تجزیه مختلف

سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳	سطح ۴	
۸۹/۵۶	۹۲/۶۲	۹۳/۳۱	۸۸/۷۱	شبکه عصبی
۸۶/۸۹	۹۱/۹۳	۹۲/۴۲	۸۷/۴۳	ماشین بردار پشتیبان
۹۲/۳۵	۹۵/۸۰	۹۶/۱۴	۹۲/۲۴	روش پیشنهادی

جدول (۶): ماتریس درهم ریختگی حاصل از دسته‌بندی سیگنال‌های قلبی براساس روش پیشنهادی مبتنی بر موجک db4 و سطح تجزیه ۳

P	LB	RB	N	
۰/۸۳	۱/۱۶	۱/۰۸	۹۶/۹۲	N
۱/۹۱	۲/۱۷	۹۴/۷۶	۱/۱۶	RB
۰/۸۱	۹۶/۰۳	۱/۸۷	۱/۲۹	LB
۹۶/۸۷	۱/۲۴	۱/۳۶	۰/۵۳	P

[18] Anwar, S.M., Gul, M., Majid, M., Alnowami, M.R., "Arrhythmia classification of ECG signals using hybrid Features", pp. 1-8, 2018.

[19] نارویی، ا.، زمانی، ب.، "تشخیص بیماری آریتمی قلبی با استفاده از PCA و شبکه عصبی MLP"، همایش ملی پژوهش‌های نوین در علوم و فناوری دانشگاه آزاد اسلامی، واحد کرمان، دوره ۲، ۱۳۹۴.

[20] Chen, C.L., Chuang, C.T., "A QRS detection and R point recognition method for wearable single-Lead ECG devices", *Sensors* 2017, Vol. 17, 1969.

[21] Kim, J., Shin, H., "Simple and robust realtime QRS detection algorithm based on spatiotemporal characteristic of the QRS complex", *PloS one*, Vol. 11, No. 3, 2016.

[22] Elgendi, M., Mohamed, A., Ward, R., "Efficient ECG Compression and QRS Detection for E-Health Applications Scientific Reports", Vol. 7, No. 1, 2017.

[23] The MIT-BIH Arrhythmia Database. (2015, Oct. 8). [Online]. Available: <http://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>.

[24] Liu, W., Zheng, N., Lu, X., "Non-negative matrix factorization for visual coding", *ICASSP*, pp. 293-296, 2003.

[25] Hoyer, P.O., "Non-negative matrix factorization with sparseness constraints", *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 5, No. 11, pp. 1457-1469, 2004.

[26] Lee, D. D., Seung, H. S., "Algorithms for non-negative matrix factorization", *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press: Cambridge, MA, Vol. 13, 2001.

[۲۷] مودتی، س.، مودتی، س.، "دسته‌بندی و تعیین اصالت ارقام برنج به کمک الگوریتم فاکتورگیری ماتریس غیر منفی تنک"، *مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران*، جلد ۱۷، شماره ۱، صفحات ۱۵-۲۵، ۱۳۹۸.

[28] Jolliffe, I. T., *Principal Component Analysis*, Springer, 2nd edition, 2002.

[29] Zou, H., Hastie, T., Tibshirani, R. "Sparse principal component analysis", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 15, pp. 265-286, 2006.

[30] Jenatton, R., Obozinski, G., Bach, F. "Structured Sparse Principal Component Analysis", In *Proceedings of the 13th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, Sardinia, Italy, 2010.

[31] Jenatton, R., Audibert, J.Y., Bach, F. "Structured variable selection with sparsity-inducing norms", *Technical report*, arXiv:0904.3523, 2009.

[32] <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

[۳] پور آهنگریان، ف.، کیانی، آ.، کریمی، ع.، زنج، ب.، "طراحی یک سیستم هوشمند مبتنی بر شبکه‌های عصبی و ویولت برای تشخیص آریتمی‌های قلبی"، *مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران*، جلد ۹، شماره ۱، صفحات ۳۳-۳۹، ۱۳۹۱.

[۴] سپهری‌نیا، م.، پویان، م.، "سنجش استعداد ابتلا به فیبریلاسیون دهلیزی با استفاده از تحلیل‌های غیر خطی سیگنال الکتروکاردیوگرام"، *مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران*، جلد ۱۲، شماره ۲، صفحات ۱۱۹-۱۲۸، ۱۳۹۴.

[5] Ghorbanian, P., Ghaffari, A., Jalali, A., Nataraj, C., "Heart arrhythmia detection using continuous wavelet transform and principal component analysis with neural network classifier", *IEEE In Computing in Cardiology*, pp. 669-672, 2010.

[6] Inan, O. T., Giovangrandi, L. & Kovacs, G. T. A., "Robust neural-network-based classification of premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, pp. 2507-2515, 2006.

[7] Melgani, F., Bazi, Y., "Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and particle swarm optimization", *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, Vol. 12, No. 5, pp. 667-677, 2008.

[8] Sayadi, O., Shamsollahi, M.B., Clifford, G.D., "Robust detection of premature ventricular contractions using a wave-based bayesian framework", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol. 57, pp. 353-362, 2010.

[9] Gutiérrez-Gneccchi, J.A., Morfin-Magaña, R., Lorias-Espinoza, D. et al., "DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 32, pp. 44-56, 2017.

[10] Osowski, S., Linh, T. H., "ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 11, pp. 1265-1271, 2001.

[11] Mondéjar-Guerra, V., Novo, J., Rouco, J., Penedo, M.J., Ortega, M., "Heartbeat classification fusing temporal and morphological information of ECGs via ensemble of classifiers", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 47, pp. 41-48, 2019.

[۱۲] رهبری پور، م.، محمدزاده اصل، ب.، "تشخیص آریتمی انقباضات زودرس بطنی در سیگنال الکتریکی قلب با استفاده از ترکیب طبقه‌بندها"، *پژدازش علائم و داده‌ها*، جلد ۱۵، شماره ۱، صفحات ۵۵-۷۰، ۱۳۹۷.

[13] Pasolli, E., Melgani, F., "Active learning methods for electrocardiographic signal classification", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, No. 6, pp. 1405-1416, 2010.

[14] Alajlan, N., Bazi, Y., Melgani, F., Malek, S., Bencherif, M.A., "Detection of premature ventricular contraction arrhythmias in electrocardiogram signals with kernel methods", *Signal, Image and Video Processing*, Vol. 8, No. 5, pp. 931-942, 2014.

[15] Zarei, R., He, J., Huang, G., Zhang, Y., "Effective and efficient detection of premature ventricular contractions based on variation of principal directions", *Digital Signal Processing*, Vol. 50, pp. 93-102, 2016.

[16] Kaur, I., Rajni, R., Marwaha, A., "ECG Signal Analysis and Arrhythmia Detection using Wavelet Transform", *Journal of the Institution of Engineers*, Vol. 97, No. 4, pp. 499-507, 2016.

[17] Nasiri, J. A., Naghibzadeh, M., SadoghiYazdi, H., Naghibzadeh, B., "ECG Arrhythmia Classification with Support Vector Machines and Genetic Algorithm", *Third UKSim European Symposium on Computer Modeling and Simulation*, pp. 187-192, 2009.

زیر نویس‌ها

¹ Tachycardia

² Bradycardia

³ Wavelet transform

⁴ Principal component analysis (PCA)

⁵ Quadrature spline wavelet transform

⁶ Radial basis function neural network (RBF)

⁷ K-Nearest neighbor (K-NN)

⁸ Support vector machine (SVM)

⁹ Particle swarm optimization (PSO)

¹⁰ Premature ventricular contractions (PVCs)

¹¹ Local binary pattern (LBP)

¹² Teager energy operator

¹³ Sparse structured principal component analysis (SSPCA)

¹⁴ Sparse non-negative matrix factorization (SNMF)

-
- ¹⁵ Skewness
 - ¹⁶ Power line interface
 - ¹⁷ Linear sparse coding
 - ¹⁸ Non-negative matrix factorization
 - ¹⁹ Kullback-Leibler divergence
 - ²⁰ Cardinality
 - ²¹ K-sparse
 - ²² Source confusion
 - ²³ Source distortion
 - ²⁴ Kullback-Leibler divergence
 - ²⁵ Least absolute shrinkage and selection operator
 - ²⁶ Block-coordinate descent algorithm
 - ²⁷ Occlusion problem
 - ²⁸ Dictionary learning
 - ²⁹ Right bundle branch block
 - ³⁰ Left bundle branch block
 - ³¹ Paced beat
 - ³² Lead
 - ³³ Modified limb lead II
 - ³⁴ Classification accuracy rate
 - ³⁵ Scaled conjugate gradient
 - ³⁶ Hyperbolic tangent sigmoid
 - ³⁷ Sequential minimal optimization
 - ³⁸ Symlet
 - ³⁹ Biorthogonal
 - ⁴⁰ Confusion matrix

