پژوهنده (مجله پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی)
سال هجدهم، شماره ۵، پی در پی ۹۵، صفحات ۲۷۷ تا ۲۸۶
آذر و دی ۱۳۹۲

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۵/۲۱
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۱۰/۱۸

طراحی و بررسی کارایی سیستم هوشمند جداسازی و طبقه‌بندی آریتمی‌های موجود در سیگنال‌های صوتی قلب با استفاده از فیلتر تطبیقی و شبکه عصبی چند لایه پس انتشار (MLP-BP)

خسرو رضایی[1]، دکتر جواد حدادنیا[2]*

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران
۲. دانشیار، گروه مهندسی پزشکی و عضو هیأت علمی دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران

چکیده

سابقه و هدف: شنیدن سیگنال‌های صوتی قلب یکی از روش‌های غیر تهاجمی و در عین حال آسان در تشخیص بی‌نظمی‌های عملکردی قلب انسان محسوب می‌شود که تحلیل صحیح آن، به دانش و تجربه‌ی پزشک متخصص نیاز دارد. هدف این مقاله، طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم هوشمند در جداسازی و طبقه‌بندی آریتمی‌های موجود در سیگنال‌های صوتی قلب است.

مواد و روشها: این پژوهش در مرحله‌ی نخست به صورت اکتشافی و در مرحله‌ی دوم، به صورت تجربی پیاده‌سازی شده است. در گام اول، سیگنال‌های صوتی قلب از طریق دستگاه ضبط کننده‌ی صداهای قلبی (PCG) به دست آمدند. داده‌ها از ۴۱ داوطلب به صورت آگاهانه و غیر مداخله‌ای در طول یک ماه، از مرکز مطالعات بالینی قلب و عروق بیمارستان واسعی شهر سبزوار، به صورت نرمالیزه شده دریافت شدند. با آزمایش نمونه‌های مورد مطالعه، ۱۰۴ سیگنال طبیعی و ۶۰ سیگنال صوتی غیر طبیعی قلب از مجموع افراد گردآوری شد. در مرحله‌ی پردازش اولیه‌ی داده‌ها، با استفاده از فیلتر تطبیقی، نویزها و اختلالات محیطی، از سیگنال صوتی جداسازی می‌شوند. سپس با اعمال تبدیل CWT به داده‌ها، فرایند استخراج ویژگی بر اساس سیکل‌های قلبی سیگنال صوتی صورت گرفته و در نهایت بردارهای ویژگی ۳۲ گانه موجک با استفاده از ضرایب جزئی، تشکیل می‌شود. طبقه‌بندی نهایی سیگنال‌های صوتی طبیعی و غیر طبیعی قلب، با استفاده از شبکه‌ی عصبی چند لایه پرسپترون و به صورت پس انتشار (MLP-BP) صورت می‌پذیرد. ۷۰٪ داده‌ها در آموزش شبکه‌ی عصبی پیشنهادی و ۳۰٪ آنها برای آزمایش شبکه MLP-BP به کار گرفته شدند.

یافته‌ها: پیاده‌سازی مرحله‌های جداسازی و طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی با استفاده از ۱۵ بیمار قلبی که شامل ۱۰ مرد و ۵ زن با میانگین سنی ۵/۷±۶۱ سال و ۲۶ فرد سالم که شامل ۱۹ مرد و ۷ زن با میانگین سنی ۸/۷±۵۶/۵ سال انجام گرفت و مشاهده شد که به ترتیب دقت‌های ۱/۵±۹۶/۹۰ درصد و ۹۴ درصد در خروجی الگوریتم حاصل آمدند. عملکرد قابل قبول سیستم، بر اساس طراحی دقیق نرم افزاری بوده و به همین دلیل کارایی مناسبی را در عمل به همراه دارد.

نتیجه‌گیری: بر مبنای قابلیت اطمینان به خروجی نرم افزار در طبقه‌بندی صحیح سیگنال‌های صوتی قلب و به دلیل انطباق بالای تشخیص در مرحله‌ی اکتشاف با تشخیص در واقعیت، امکان پیاده‌سازی این سیستم در بخش‌های بیمارستانی وجود داشته و انجام آن را توجیه می‌کند.

واژگان کلیدی: سیگنال صوتی قلب، آریتمی، جداسازی، طبقه‌بندی، فیلتر تطبیقی و شبکه‌های عصبی MLP-BP

لطفاً به این مقاله به صورت زیر استناد نمایید:

Rezaee K, Haddadnia J. Design and performance evaluation of intelligent system to segregate and classify the phonocardiograph abnormalities using matched filter and multilayer perceptron-back propagation neural networks. Pejouhandeh 2013;18(5):277-286.

مقدمه

در سراسر دنیا، بیماری‌های قلبی- عروقی به عنوان یکی از دلایل عمده در افزایش میزان مرگ و میر شناخته می‌شوند. سازمان جهانی بهداشت (World Health Organization) در سال ۲۰۰۵ با انتشار آماری، برآورد کرد که سالیانه جمعیتی بالغ بر ۱۷/۵ میلیون نفر در سراسر دنیا بر اثر بیماری‌های قلبی و عروقی جان خود را از دست می‌دهند. این رقم، ۳۰٪ کل مرگ و میرهای دنیا را به خود اختصاص داده است (۱). از میان این میزان مرگ و میر، تخمین زده می‌شود که ۷/۲ میلیون نفر بر اثر انسداد در عروق قلب و ۵/۲ میلیون

*نویسنده مسؤول مکاتبات: دکتر جواد حدادنیا؛ دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، مرکز تحقیقات نوین پزشکی، تلفن: ۴۰۰۳۵۸۷ (۰۵۷۱)، نمابر: ۴۰۰۲۱۷۴ (۰۵۷۱)، تلفن همراه: ۰۹۱۵۱۷۱۰۶۴۹؛ پست الکترونیک: Haddadnia@hsu.ac.ir

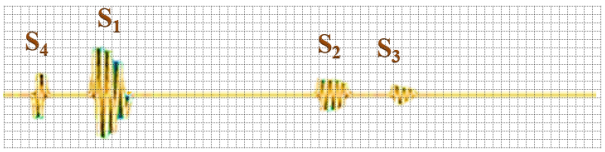
[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

نفر بر اثر سکته‌های قلبی جان خود را از دست می‌دهند. پیش‌بینی‌های آماری نشان می‌دهند که در سال ۲۰۳۰ در حدود ۲۳/۶ میلیون نفر بر اثر بیماری‌های قلبی، جان خود را از دست خواهند داد (۲).

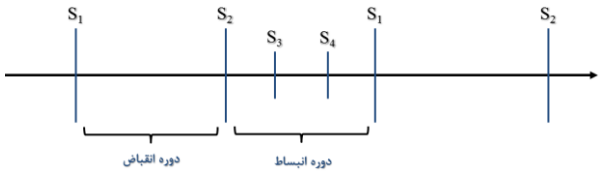
شنیدن صداهای مربوط به قلب انسان، یکی از تکنیک‌های سنتی در علم طب است که از دیرباز مورد استفاده‌ی پزشکان بوده است. منشأ صداهای قلب، به حرکت‌های مکانیکی قلب باز می‌گردد. این حرکات، امواج صوتی را با فرکانس‌های کم و طول موج‌های پایین تولید می‌کند. به طور کلی، این روش در غربال کردن تشخیص و در درمان اولیه می‌تواند مناسب باشد، چرا که روشی کاملاً غیر تهاجمی بوده و تکنیکی است که در آن غربال‌سازی کم هزینه، آسان و مطمئن می‌باشد. از طرفی، با استفاده از این روش، اطلاعات مفیدی از عملکرد قلب فراهم می‌آید که با استفاده از آن می‌توان بی‌نظمی‌ها و اختلالات کاری قلب را شناسایی نمود.

گوش دادن به صدای قلب و تحلیل صحیح عملکرد آن از مهارت‌های بسیار سخت محسوب می‌شود که فرد تنها در صورت داشتن تجربه چند ساله قادر خواهد بود با استفاده از آن صداهای طبیعی و غیر طبیعی را از یکدیگر متمایز سازد. دلیل اصلی این مسأله از آنجا نشأت می‌گیرد که صداهای مربوط به عملکرد قلب و صداهای تنفس در ریه، بازه‌ی زمانی کوتاهی داشته و از این رو در یک بازه‌ی زمانی کوتاه، چندین صدای متفاوت از ناحیه قفسه سینه به گوش خواهد رسید. آنگونه که مشخص است، تقریباً ۸۷٪ افرادی که به دلیل بیماری‌های قلبی به مراکز درمانی مراجعه می‌کنند، روش گوش دادن به صدای قلب را به عنوان یکی از روش‌های غیر تهاجمی و ملایم در تشخیص قلمداد می‌کنند (۳). استفاده از سیستم‌های مبتنی بر محاسبات کامپیوتری و تحلیل‌های نرم افزاری می‌تواند تا حد چشمگیری دقت و صحت تشخیص را افزایش داده و در مقابل، مراجعات مکرر بیمار را به مراکز درمانی به حداقل برساند. شنیدن صداهای قلب معمولاً با استفاده از گوشی‌های طبی (Stethoscope) و یا ضبط از طریق دستگاه فونوکاردیوگراف انجام می‌شود. فونوکاردیوگراف، دستگاهی است که عملیات ضبط صدا در آن بر اساس نوسانات صوتی ناحیه‌ی قفسه‌ی سینه، در اثر قلب و گردش خون صورت می‌گیرد (۴). این دستگاه، اطلاعات مفیدی را از وضعیت گردش خون قلب نیز به همراه دارد و ظرفیت‌های ویژه‌ای را از بیماری‌های قلب و عروق و امراض مرتبط با آن، ارائه می‌دهد (۵). سیگنال‌های صوتی دریافت شده از قلب، به دو بخش مجزای صدای اولیه (S1) و صدای ثانویه (S2) تقسیم می‌شوند. صداهای خارج از این دو سیگنال را با نام سیگنال‌های صوتی غیر طبیعی قلب می‌شناسند که در تشخیص بیماری‌های قلبی مناسب هستند. بسیاری از پزشکان، دستگاه PCG را به عنوان یکی از ابزار کارآمد در شناخت وضعیت‌های غیر طبیعی قلب می‌دانند؛ به این دلیل که نه تنها اطلاعات کلینیکی مهمی را از بیمار در اختیار متخصص قرار می‌دهد، بلکه استفاده از آن آسان، کم هزینه و مؤثر می‌باشد.

صداهای قلب، به دلیل فعالیت‌های مکانیکی قلب و در پاسخ به پالس‌های الکتریکی به وجود آمده در گره SA رخ می‌دهد. پالس‌های الکتریکی که در نتیجه‌ی کار عضلات قلب، از طریق فعالیت‌های دهلیزها و بطن‌ها انتقال می‌یابد، قابلیتی را در سیستم قلب و عروق فراهم می‌آورد که می‌توان آنرا توسط دستگاه ECG نمایش داد. مطابق با عملکرد قلب، صداهای متفاوتی در مراحل گوناگون رخ می‌دهد و می‌توان منشأ هر یک را به انبساط و انقباض عضلات قلب و باز یا بسته شدن دریچه‌ها مرتبط دانست. بر این اساس، در مجموع ۴ صدای متفاوت از قلب را می‌توان شنید که در شکل ۲ این ۴ صدا و فواصل زمانی آنها به نمایش درآمده است. در شکل ۳ نیز شاهد نمایش موقعیت صداهای قلبی در هنگام انبساط و انقباض عضلات قلبی هستیم.



شکل ۲. صداهای قلب که به صورت اصوات S1، S2، S3 و S4 به نمایش درآمده‌اند.



شکل ۳. موقعیت صداهای تولید شده در قلب که در طول دوره‌ی انبساط و انقباض، به وجود می‌آیند.

صداهای تولید شده در قلب را به همراه دلیل شکل‌گیری‌شان، می‌توان در ۷ گروه متفاوت طبقه‌بندی کرد که از این تعداد، ۳ صدا مربوط به صداهای غیرطبیعی قلب به سبب عملکرد نامطلوب می‌باشد:

۱) اولین صدای قلب: بسته شدن دریچه‌ی میترال و دریچه‌های سه گوش

۲) دومین صدای قلب: بسته شدن دریچه‌های آئورتی و ریوی

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

۳) سومین صدای قلب: پر شدن بطن‌ها از خون قبل از انبساط
۴) صدای غیر طبیعی: گردش نامنظم خون
۵) صدای تیک تیک: تنگ شدن مجرای آئورتی و ریوی
۶) صدای گسیخته و غیر یکنواخت: تنگ شدن مجرای دریچه AV
۷) صدای شبیه به سایش: التهاب کیسه‌ی اطراف قلب

صداهای نظیر صدای تیک تیک، صدای غیر یکنواخت (گسیخته) و صداهای شبیه به سایش را می‌توان جزو صداهای غیر طبیعی قلب دانست که در حین شنیدن از افراد بیمار قابل استماع هستند. صداهای تیک تیک غیر طبیعی قلب کوتاه هستند و شدت نسبتاً بالایی دارند، در حالی که صداهای غیر یکنواخت و غیر طبیعی قلب، فرکانس بالایی دارند و این به سبب انقباضات دریچه میترال است. دریچه AV بیماران قلبی دارای انقباضاتی است که ممکن است با باز شدن نامنظم و یا انبساط آغاز شود. برای بیمارانی که دریچه میترال ضعیفی دارند، ممکن است که یک نیم دوره انقباض با صدای تیک را در قلب خود داشته باشند که معرف صدای غیر طبیعی از جانب قلب است. هم انقباضات مربوط به دریچه آئورت و هم دریچه‌های ریوی ممکن است که پس از تولید صدای اول، به سرعت پس زده شوند.

در برخی از پژوهش‌های پیشین، بر روی مدل‌سازی سیگنال‌های قلبی کار شده و در این میان مدل‌سازی سیگنال S2 بیش از S1 مد نظر محققان بوده است. در مطالعات قبلی، هر مؤلفه از S2 توسط یک سیگنال ویژه مدل شده که در آن سیگنال غیر خطی با پهنای باند باریک در نظر گرفته شده است (۶). در دیگر روش‌ها، جداسازی و استخراج میزان هم‌پوشانی مؤلفه‌های موجود در صداهای به وجود آمده در دریچه‌ی آئورت و دریچه‌ی ریوی قلب مورد مطالعه قرار گرفته است (۷). استفاده از ضریب همبستگی، تکنیک دیگری است که بدون استفاده از دستگاه ECG محقق می‌شود و ایراد اصلی آن عدم کارایی در مواقعی است که فواصل زمانی و طیف صوتی سیگنال با مؤلفه‌های بزرگی همراه باشند (۸). جداسازی سیگنال‌ها با استفاده از تجزیه‌ی ضرایب موجک و ساخت ۴ مؤلفه‌ی S1، S2، دوره انقباض و دوره انبساط کاری بود که توسط Liang و همکارانش انجام شده و در اصل با بکارگیری قاعده‌ی انرژی Shannon و یک ماسک تعریف شده در واحد زمان، سیگنال و اجزای آن تخمین زده می‌شود (۹). الگوریتم‌های مبتنی بر استخراج ویژگی، از دیگر روش‌های تحلیل این نوع سیگنال‌هاست که در بیشتر مطالعات از سوی محققان از تجزیه‌ی ضرایب موجک و یا بازسازی این ضرایب برای ساخت بردارهای ویژگی استفاده شده است (۱۰). اما در زمینه‌ی طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی قلب و تقسیم بندی آنها در دسته‌های طبیعی یا غیر طبیعی، روش‌های مختلفی پیشنهاد شده که از آن جمله می‌توان به قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، روش خوشه‌بندی K-means، FCM و سایر روش‌های یادگیری ماشینی یا هوش مصنوعی اشاره نمود (۹ و ۱۱). در تکنیک‌های جدید نیز از روش‌های طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جدید نظیر VQ، MLP یا SO داده‌ها آموزش دیده‌اند و سپس وارد مرحله آزمایش می‌شوند. جداسازی لحظه‌ای بر اساس الگوهای صوتی ضبط شده از قلب (۱۲)، استفاده از آنالیز بر اساس مؤلفه‌های اصلی سیگنال PCA (۱۳) و استفاده از مدل Hidden Markov (۱۴)، روش‌هایی برای جداسازی سیگنال‌های قلبی بوده‌اند که اخیراً توسط محققین انجام شده است. همچنین روش‌هایی برای تحلیل هوشمند اصوات ضبط شده از قلب بر اساس تبدیل‌های کارآمد و جدید، صورت پذیرفته است (۱۵). سیستم‌های فازی نیز از جمله ابزار کارآمد در طبقه‌بندی سیگنال‌های قلبی به شمار می‌روند که اصول و ساختار یادگیری مناسب می‌تواند در طبقه‌بندی داده‌های صوتی کارآمد تلقی گردد (۱۶). در روش‌های اخیر نیز از تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده تا آریتمی‌های موجود در سیگنال‌های به دست آمده از قلب تحلیل شود و به پزشک متخصص این امکان را بدهد تا با دقت بالاتر و اطمینان بیشتری اظهار نظر کند (۱۷ و ۱۸).

مواد و روش‌ها

تحقیق حاضر، در مرحله اول به صورت طراحی و ساخت سیستم اکتشافی (Exploratory) بوده و در مرحله دوم به روش تجربی (کارآزمایی بالینی) انجام گرفت. در ابتدا، سیگنال‌های صوتی قلب از طریق دستگاه ضبط کننده صداهای قلبی (PCG) به دست آمدند. داده‌ها از ۴۱ داوطلب به صورت آگاهانه و غیر مداخله‌ای در طول یک ماه از مرکز مطالعات بالینی قلب و عروق بیمارستان واسعی شهر سبزوار به صورت نرمالیزه شده دریافت شدند. با آزمایش نمونه‌های مورد مطالعه، ۱۰۴ سیگنال طبیعی و ۶۰ سیگنال صوتی غیر طبیعی قلب از مجموع افراد گردآوری شد. سیگنال اولیه دو مرتبه نمونه برداری شد و رزولوشن آن به فرکانس ۴ KHz تقلیل پیدا کرد تا با استفاده از معادله‌ی شماره ۱، بتوان آن را نرمالیزه نمود. دلیل اصلی نرمالیزه کردن داده‌های اولیه، یک‌دست نمودن آنها برای جلوگیری از داشتن دامنه‌های بالا در هنگام تحلیل است.

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

$$D_{norm}(t) = \frac{D_{4KHz}(t)}{\max(|D_{4KHz}(t)|)}$$

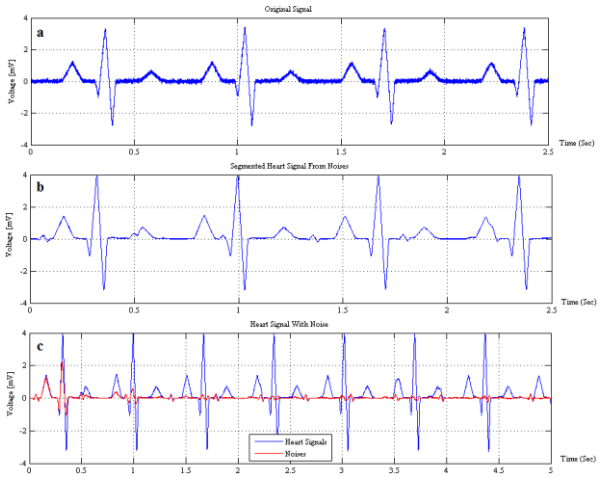
معادله ۱. در این معادله $D_{4KHz}(t)$ سیگنال نمونه‌برداری شده پس از تقلیل فرکانس می‌باشد.

حذف نویز و جداسازی

مرحله‌ی جداسازی، شامل بخشی است که در آن سیگنال صوتی از قسمت نویزی و پارازیت‌های محیطی تفکیک می‌شود. سیگنال صوتی پس از خروج از دستگاه فونوکاردیوگراف، به دلیل اغتشاشات و نویزهای داخل بدن یا خارج از بدن، تحت تأثیر قرار گرفته و به همین دلیل فیلتری نیاز است که بتواند بخش‌های ناخواسته‌ی سیگنال صوتی قلب را تا حد قابل توجهی حذف کند. در تحلیل‌های مربوط به نویز، نشان داده شده است که اغلب، فرکانس سیگنال اصلی با فرکانس نویز تفاوت دارد. اگر محیطی بی سر و صدا برای ضبط سیگنال‌های صوتی قلب در نظر گرفته شود، آنگاه تنها اغتشاشات باقی‌مانده در داخل بدن با سیگنال اصلی همراه خواهند شد. بیشتر نویزهای بدن، سیگنال‌های با دامنه کم و فرکانس بالا هستند. برای این کار، فیلتری طراحی شده که قادر است با استفاده از فیلتر کردن سیگنال، نویز را از بخش اصلی سیگنال جدا کند. جهت سادگی در کار، فیلتر تطبیقی (Adaptive filter) با LMS (Least-mean-square) با پانزده ضریب و اندازه‌ی گام ۰/۰۰۰۰۷ و با این تنظیمات میزان نویز موجود در هر یک از سیگنال‌های بدست آمده پس از چند ثانیه میرا و در نهایت از سیگنال اصلی تفکیک شدند. در نهایت، نویز موجود در داخل بدن (اغلب مربوط به صداهای تولید شده اندام‌های درگیر تنفس) از سیگنال قلبی جدا می‌شوند. یک نمونه از سیگنال‌های قلب که نرمالیزه شده و پس از آن فیلتر مذکور بر آن اعمال شده، در شکل ۴ به نمایش درآمده است.

بخش‌های فعال سیگنال‌های صوتی قلب که S1 و S2 می‌باشند، بیش از هر چیز به دامنه‌ی یک موج تحمیلی شباهت دارند. این در حالی است که سیگنال‌های صوتی قلب که نمایانگر عملکرد غیر طبیعی قلب هستند، هم به دامنه و هم به فرکانس امواج تحمیلی شباهت دارند. یافتن مکان و موقعیت بخش‌های S1 و S2، از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است و لذا به ابزاری نیاز است که بتوان ترکیبات غیر خطی سیگنال‌های صوتی قلب را به به مؤلفه‌های خطی تبدیل نماید.

اگر انرژی سیگنال ورودی متناسب با فرکانس نمونه‌برداری سیگنال صوتی قلب E(n) فرض شود، آنگاه می‌توان سیگنال انرژی E(n) را به صورت حاصل ضرب SV(n) در FV(n) در نظر گرفت که در آن SV(n) و FV(n) به ترتیب بخش‌های با تغییرات جزئی و بخش‌های با تغییرات زیاد فرض خواهند شد.



شکل ۴. (a) نمایانگر سیگنالی از حالت طبیعی قلب، (b) اعمال فیلتر تطبیقی و حذف نویز و (c) نمایش سیگنال قلب در کنار نویز جدا شده از آن در دو برابر زمان اولیه.

قسمت اعظم بخش‌های S1 و S2 سیگنال صوتی قلب، در SV(n) قرار دارد و سیگنال‌های صوتی قلب که نمایانگر عملکرد غیر طبیعی قلب هستند، در بخش FV(n) قرار خواهند گرفت. با استفاده از تعریف لگاریتم در معادله‌ی شماره ۲ خواهیم داشت:

$$z(n) = \log E(n) = \log \mathrm{SV}(\mathrm{n}) + \log \mathrm{FV}(\mathrm{n})$$

معادله ۲.

در این معادله، مؤلفه‌هایی که فرکانس بالایی دارند به عنوان تغییرات آنی در زمان شناخته می‌شوند. یکی از تبدیلات کارآمد که در تولید طیف‌های مختلف سیگنالی قادر است میزان فرکانس را برای سیگنال‌های صوتی به صورت یک تابع از زمان نمایش دهد و تابع زمان پیوسته را به موجک‌های مختلف تقسیم نماید، تبدیل موجک پیوسته (CWT: Continues Wavelet Transform) می‌باشد. این تبدیل قابلیت دیگری نیز به همراه دارد که از آن در جهت ساختن یک فضای ترکیب شده از زمان و فرکانس از سیگنال‌ها استفاده می‌شود، به طوری که زمان و فرکانس در آن بخش قابل دسترسی بوده و لذا سیگنال را به مانند سیگنال‌های با فرکاس و رزولوشن‌های متفاوت تحلیل می‌کند. CWT در بسیاری از جنبه‌ها با تبدیل STFT مشترک است. تنها تفاوت اصلی آن در استفاده از نوع ماسکی است که فرکانس را با

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

مقیاس بندی متفاوت جابه‌جا می‌کند. ماسک در فرکانس‌های بالا، کوچکتر می‌شود و به همین ترتیب برای فرکانس‌های کم، بزرگ خواهد بود. ضرایب CWT در واقع اندازه‌گیری میزان مشابهت موجک‌ها در یک مقیاس به خصوص در یک نقطه زمانی خاص است. با اعمال CWT به یک سیگنال (مانند x(t))، با مقیاس‌بندی و جابه‌جای مکانی تابع Ψ، سیگنال محاسبه می‌شود. می‌توان CWT را بر اساس معادله شماره ۳ بیان نمود:

$$C_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\, \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \qquad \text{که} \qquad a \neq 0$$

معادله شماره ۳.

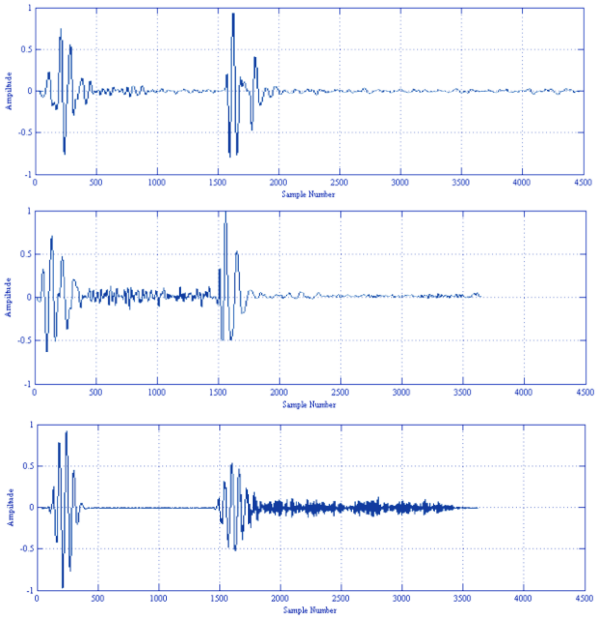
که در آن $\Psi(t)$ تابع مختلط موجک پایه است، a فاکتور مقیاس بندی، b فاکتور انتقال و x(t) سیگنال ورودی است. معرفی یک پارامتر مقیاس‌گذاری در CWT باعث خواهد شد تا ماسک زمان- فرکانس منعطف‌تر شود و از طرفی، با این کار فشرده سازی و میزان تأخیر در سیگنال موجک حادث خواهد شد. عبارت‌های مقیاس‌گذاری توسط یک تغییر در فرکانس پیشنهاد می‌شوند و با فرکانس نسبت عکس دارند. CWT یک سیگنال می‌تواند توسط فضای مقیاس‌بندی مبتنی بر زمان توصیف شود. این تکنیک در برابر نویزهای اضافه شده به سیگنال مقاوم است و می‌تواند در تعیین نرخ میرا شدگی سیگنال‌های نوسانی، کارآمد باشد.

سیگنال‌های صوتی حالت طبیعی قلب، هر دو بخش SV و FV را دارا می‌باشند. با اعمال تبدیل CWT می‌توان بخش S1 را در فواصل فرکانسی پایین یافت، به این ترتیب که فرکانس آن در این محدوده بالاست و نسبت به یک شعاع همسایگی مشخص، از میزان فرکانس بالاتری برخوردار است. معمولاً این میزان فرکانس غالب، در فاصله بین ۱۰۰ تا ۲۰۰ هرتز قرار می‌گیرد. همچنین در سیگنال‌های صوتی غیر طبیعی قلب، بخش FV در فاز انقباضی و در فاز انبساطی نمایان خواهند شد. زمان نیز دربین پیک‌های S1 و S2 در بازه‌ی مشخصی (معمولاً ۳۰ تا ۸۰ میلی ثانیه) قرار دارد.

سیکل منفرد سیگنال صوتی ضبط شده‌ی قلب و برای حالت طبیعی با استفاده از روش کلاسه‌بندی در شکل ۵(a) به نمایش درآمده است. همچنین، این سیکل در شکل‌های ۵(b) و ۵(c) به ترتیب برای صداهای غیر طبیعی قلب در زمان انقباض و انبساط عضلات قلب نشان داده شده است.

استخراج ویژگی

استخراج ویژگی بر اساس تبدیلات موجک، یکی از روش‌های سودمندی است که برای بدست آوردن ویژگی‌های یک سیگنال از آن استفاده می‌شود و سیگنال‌های ضبط شده‌ی صوتی قلب نیز به دلیل غیر ایستا بودن، نیازمند به‌کارگیری تبدیلی هستند تا بتوانند بهترین ویژگی‌ها را با خطای اندک از سیگنال دریافت کنند. طیف سیگنال‌های قلبی به دو مجموعه تقسیم می‌شوند تا بخش طبیعی و بخش غیر طبیعی سیگنال ورودی با استفاده از یک تفکیک کننده‌ی مناسب طبقه بندی شوند. استفاده از تبدیل موجک پیوسته این امکان را فراهم خواهد نمود که ضرایب به دست آمده از سیگنال به عنوان بخش‌های مختلف فرکانسی در نظر گرفته شوند و از این رو در مرحله‌های تعریف ضرایب، سطوح مختلف سیگنال صوتی قلب نیز در اختیار باشند.

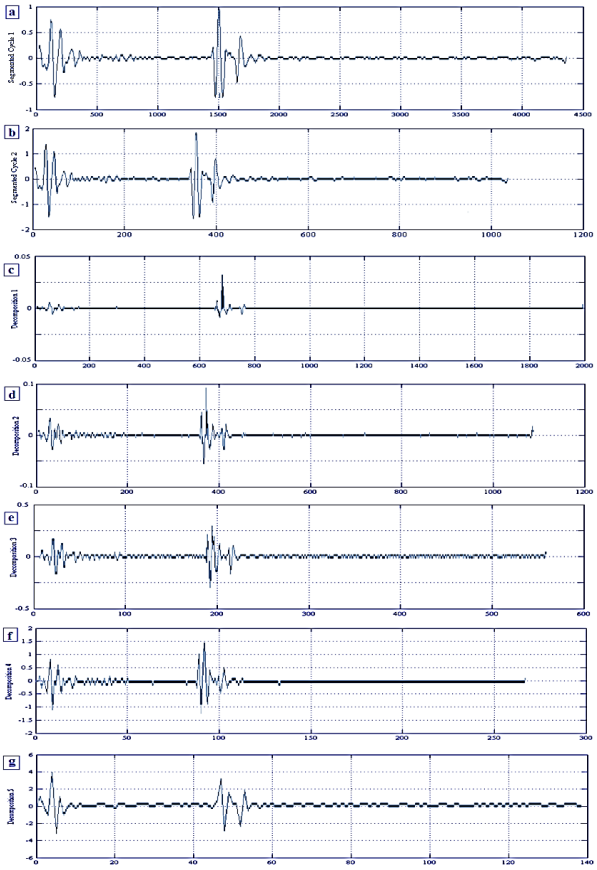


شکل ۵. نمودار اول مربوط به سیکل منفرد از یک سیگنال صوتی است که نشان دهنده عملکرد طبیعی قلب شخص می‌باشد. شکل دوم و سوم نیز مربوط به سیگنال صوتی غیر طبیعی قلب در زمان انقباض و انبساط یک شخص است.

در مجموعه‌ی شکل ۶، دو مجموعه‌ی جداسازی شده از یک سیگنال قلبی در قسمت‌های (a) و (b) به نمایش درآمده و در بخش‌های (c) تا (g) تا شش ضریب تجزیه شده موجک نیز برای دو مجموعه تعریف شده از سیگنال صوتی ورودی مشخص شده است. سیگنال اصلی، با استفاده از ضرایب تبدیل موج شکل می‌گیرد و به ۳۰ تا ۳۲ ماسک جداگانه بدل می‌گردد که در هر ماسک ۱۲۸ مقدار داده پیوسته از تبدیل وجود دارد. عناصر بردارهای ویژگی با استفاده از توان یا انرژی سیگنال بدون ماسک‌های نمونه شکل خواهند گرفت. می‌توان این وضعیت را برای سه سیگنال متفاوت قلبی (حالت طبیعی قلب، صدای غیر طبیعی در حین انقباض و صدای غیر طبیعی

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

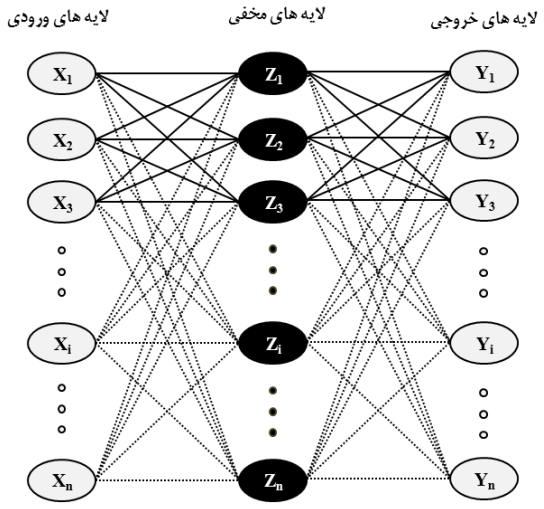
در حین انبساط) نمایش داد که هر یک، فرایند جداسازی بر آنها اعمال شده و ضرایب موجک برای تشکیل بردارهای ویژگی حاصل آید به نحوی که نرخ تغییرات بردار ویژگی نسبت به ماسک انتخابی در سیگنال ضبط شده حالت طبیعی قلب، پایین بوده در حالی که همین نرخ، در دو صدای غیر طبیعی قلب در حین انقباض و در حین انبساط، از تغییرات فراوانی برخوردار است. همین مسأله سبب خواهد شد تا بردارهای ویژگی با مرز مشخصی از یکدیگر تفکیک شوند.



شکل ۶. (a) و (b) نمایش دهنده دو مجموعه جداسازی شده از یک سیگنال قلبی هستند و شکل‌های (c) تا (g) معرف تجزیه ضرایب موجک دو مجموعه جداسازی شده از سیگنال اصلی در فواصل فرکانسی متفاوت می‌باشند.

طبقه‌بندی نهایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی MLP-BP

شبکه عصبی مصنوعی، به دلیل توانایی در مدل کردن سیستم‌های غیر خطی و پیچیده، در بسیاری از شاخه‌های علوم مهندسی به عنوان یک ابزار کارآمد هوش مصنوعی کاربرد دارد. این شبکه، یک مدل شبیه‌سازی شده‌ی ابتکاری و در عین حال ساده از اعصاب و مغز انسان و نحوه‌ی کار آن است. شبکه‌های عصبی از ترکیب و کنار هم گذاشتن تعدادی نرون با عملکردهای موازی ایجاد می‌شوند. نرون‌ها یا گره‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی وظیفه پردازش اطلاعات را بر عهده دارند. ارتباط بین نرون‌ها، لایه نام دارد و میزان تأثیر نرون‌ها را بر یکدیگر، وزن لایه‌ها در نظر می‌گیرند و نیز یک مقدار ثابت به عنوان بایاس به لایه اضافه می‌شود. شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه، شناخته شده‌ترین شبکه عصبی هستند که دارای بیشترین کاربرد در میان انواع مختلف ساختارهای عصبی می‌باشند. این شبکه‌ها از سه مجموعه، لایه ورودی، لایه مخفی (میانی) و لایه خروجی تشکیل شده است. خروجی هر لایه پس از تأثیر گذاشتن، تابع محرک ورودی لایه بعدی خواهد شد. هر چه میزان پیچیدگی مسایل برای تجزیه و تحلیل بالاتر برود، تعداد لایه‌های مخفی نیز افزایش خواهد یافت. در این پژوهش، طبقه‌بندی با استفاده از شبکه‌های عصبی بر مبنای روش MLP-BP انجام شده است و مزیت‌های عمده این تکنیک سبب شده تا دقت و صحت طبقه‌بندی، به مراتب افزایش یابد. مشکلی که در این روش خود نمایی می‌کند، مدت زمان زیادی است که صرف یادگیری یا آموزش این نوع شبکه‌ها می‌شود. البته یادگیری تنها یکبار انجام می‌شود و لازم نیست در هر بار که داده‌های جدید به سیستم وارد می‌شود، فرایند یادگیری تکرار شود. تعیین تعداد مناسب گره‌های لایه مخفی نیز از دیگر مشکلاتی است که معمولاً با استفاده از روش صحیح و خطا می‌توان تعداد بهینه را در این شبکه‌ها بدست آورد. شکل ۷ نمونه‌ای را از یک مدل MLP-BP نمایش می‌دهد که بایاس‌های انتخاب شده در آن دارای ورودی‌ها و وزن‌های برابر با یک است و بر همین اساس مدل اصلی طبقه‌بندی کننده شکل گرفته است.



شکل ۷. مدل MLP-BP با یک لایه خروجی که در آن تعداد گره‌های لایه‌ی میانی (مخفی) بر اساس روش صحیح و خطا به دست می‌آیند.

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

فرایند یادگیری شبکه عصبی تا زمانی ادامه خواهد یافت که در آن یا مرزی از همگرایی حاصل آید، یا تعداد مشخصی از تکرار رخ دهد و یا خطای بازگشتی، به کوچکترین مقدار خود برسد. در الگوریتم مورد نظر، هدف دستیابی به کمترین مقدار خطای مربعی مابین مقادیر هدف و خروجی واقعی شبکه است. در فاز پیش رونده این نوع شبکه، هیچ یادگیری وجود ندارد و شبکه به صورت هوشمند مقداری خطا را در قبل از یادگیری به همراه خواهد آورد. این مقدار خطا با مقدار هدف مقایسه می‌شود و خطای به وجود آمده از طریق لایه‌های قبلی به سمت ورودی انتشار می‌یابد. در این حالت فرایند یادگیری یا آموزش شبکه رخ می‌دهد و متناسب با تعداد گره‌های ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی، وزن‌ها مشخص شده و پس از قیدهای ذکر شده در همگرایی، خروجی‌ها تعیین می‌شوند.

یافته‌ها

خروجی قابل قبول سیستم نشان داد که طراحی نرم افزاری دقیق بوده و کارایی مناسب آن در عمل نیز قابل دستیابی است. داده‌های دریافتی از ۴۱ داوطلب به صورت آگاهانه و غیر مداخله‌ای در طول سی روز از مرکز مطالعات بالینی قلب و عروق بیمارستان واسعی شهر سبزوار شامل ۱۵ بیمار قلبی انجام گرفت که تعداد ۱۰ مرد و ۵ زن با میانگین سنی ۵/۷±۶۱ سال و ۲۶ فرد سالم شامل ۱۹ مرد و ۷ زن با میانگین سنی ۸/۷±۵۶/۵ سال به صورت نرمالیزه شده در یک مرحله آزمایش به دست آمدند. الگوریتم پیشنهادی در مرحله جداسازی با استفاده از ۳ نمونه‌ی موجود در پایگاه داده به‌دست آمده آزمایش شد که در میان داده‌ها از ۱۵ بیمار مشکوک به بیماری قلبی، ۳ نوع صدای غیر طبیعی قلب دریافت شد که مطابق با نظر پزشک متخصص به انقباض و انبساط نامناسب عضلات قلب، عملکرد نامناسب دریچه‌ها در اثر تنگ شدگی مجرای آئورتی و یا التهاب کیسه‌ی محاط بر قلب بوده و ۲ نمونه‌ی دیگر، صداهایی شبیه به تیک تیک قلبی داشته‌اند و صدای گسیخته و منقطع در میان سیگنال‌های صوتی ضبط شده دریافت شد. همه‌ی سیگنال‌های صوتی، در سه حالت سیگنال طبیعی، سیگنال غیر طبیعی در هنگام انقباض قلب و سیگنال غیر طبیعی حین انبساط قلب تقسیم بندی شدند و لذا خروجی شبکه‌ی عصبی مصنوعی ۳ متغیر معرف این حالات را در بر می‌گرفت. برای بالا بردن تعداد نمونه‌ها و نشان دادن جامعیت نرم افزار در جداسازی صحیح سیگنال‌های صوتی، دو پایگاه داده دیگر استفاده شده است که پایگاه داده دوم از ۴۷ نمونه صدای ضبط شده از New Research Resource for Complex Physiologic Signals مجموعه‌ای از آریتمی‌های قلبی در یک کانال ۲۴ بیتی و با دامنه‌ی حداکثر ولتاژ ۱۰ میلی ولت بوده است (۱۹). پایگاه داده سوم نیز مربوط به MIT-BIH است که در آن ورودی‌ها بر اساس دو اصل مهم انتخاب می‌شوند: ۱) اندازه‌ی استاندارد به نحوی که نه خیلی کوچک و نه خیلی بزرگ باشند، ۲) حداقل در هر پنج ورودی، یک حالت غیر طبیعی از عملکرد قلب وجود داشته باشد.

شدت بالای فرکانس سیگنال‌های حین انقباض قلب و نیز درصد بالای نویز آمیخته با سیگنال اصلی، سبب بروز خطا در جداسازی می‌شود. در جدول ۱، هر سه سیگنال مورد بررسی با استفاده از عملکرد الگوریتم پیشنهادی سنجیده شده است و در آن خروجی‌های نهایی به دست آمده‌اند. جدول ۲ نیز نمایانگر خروجی نرم افزار در طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی است که توسط الگوریتم MLP-BP یا شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با عملکرد روش پس‌انتشار، انجام شده است. در مرحله‌ی آزمایش سیستم، گره‌های لایه‌ی ورودی، بر اساس نتایج به دست آمده از مرحله‌ی جداسازی و تشکیل بردار ویژگی‌ها، دارای ۳۲ گره است. به همین ترتیب، تعداد گره‌های لایه‌ی خروجی شبکه عصبی پیشنهادی، ۳ گره است که به صورت هوشمند مشخص می‌سازد سیگنال ورودی به کدام دسته از سیگنال‌های صوتی سه‌گانه‌ی قلب، تعلق دارد. فاکتور دقت بر اساس معادله‌ی ۴ در جدول برآورد شده است:

$$Accuracy = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FN} + N_{TN} + N_{FP}}$$

معادله ۴.

در این معادله، NTP تعداد سیگنال‌های صوتی از قلب افرادی است که بیمار قلبی نبوده و نرم افزار نیز به درستی آنها را سالم تشخیص داده است. NFN: تعداد سیگنال‌های صوتی از قلب افرادی است که بیمار قلبی بوده‌اند و نرم افزار به اشتباه آنها را سالم تشخیص داده است. NTN: تعداد سیگنال‌های صوتی از قلب افرادی است که بیمار قلبی بوده‌اند و نرم افزار نیز به درستی آنها را بیمار قلبی تشخیص داده است. NFP: تعداد سیگنال‌های صوتی از قلب افرادی است که بیمار قلبی نبوده‌اند اما نرم افزار به اشتباه آنها را بیمار تشخیص داده است.

بر اساس محاسبات، تجربه و معیارهای مختلف در سیستم پیشنهادی، تعداد گره‌های لایه‌ی میانی، ۳۰ تا ۳۲ گره فرض

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

شد. خروجی هدف برای یادگیری الگوهای به دست آمده عدد یک و برای سایر کلاس‌ها که هدف نبودند، مقدار صفر انتخاب شد. در این شبکه فرایند طولانی مدت یادگیری که تنها یک‌بار انجام می‌شود تا زمانی ادامه داشت که به مقدار متوسط خطا به کمتر از مقدار ۰/۰۵ برسد.

بحث

تحقیق حاضر نشان داد که اولاً طراحی سیستم مورد نظر عملی است و ثانیاً دارای کارایی لازم در افتراق سیگنال‌های صوتی قلب می‌باشد. در میان تکنیک‌های نسبتاً محدودی که در زمینه‌ی طبقه‌بندی و شناسایی آریتمی‌های قلبی صورت گرفته، روش Uğuz بیش از سایر راه‌کارها، خودنمایی می‌کند. وی در سال ۲۰۱۰ با دریافت سیگنال‌های صوتی ضبط شده از افراد بیمار و افراد سالم به طبقه‌بندی و خوشه‌بندی آریتمی‌های قلبی پرداخت (۱۲).

استفاده از تبدیل فوریه گسسته (DFT) در مرحله‌ی استخراج ویژگی و بهره‌گیری از تکنیک تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، سبب شده تا ابعاد سیگنال به دست آمده کاهش یابد و در نهایت با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی به طبقه‌بندی سیگنال‌های شنیده شده از قلب بیانجامد. در این تکنیک برای رفع نویزهای احتمالی هیچ راه‌کاری ارائه نشده است و در عین حال با وجود نویز و اختلالات محیطی، سیستم قابلیت قبل خود را نخواهد داشت.

جدول ۱. محاسبه‌ی دقت در جداسازی سیگنال‌ها با استفاده از عملکرد الگوریتم پیشنهادی.

سیگنال صوتی ورودی	DB_1	DB_2	DB_3	میزان آمیختگی با نویز	N_{FP}	N_{TN}	N_{TP}	N_{FN}
سیگنال صوتی عملکرد طبیعی قلب	۱۰۴	۶۱	۳۸	همراه با نویز بالاتر از ٪۱۰	۷	-	۱۹۶	-
				همراه با نویز کمتر از ٪۱۰	۴	-	۱۹۹	-
سیگنال صوتی عملکرد قلب در حین انقباض	۳۳	۱۱	۴	همراه با نویز بالاتر از ٪۱۰	-	۴۶	-	۲
				همراه با نویز کمتر از ٪۱۰	-	۴۵	-	۳
سیگنال صوتی عملکرد قلب در حین انبساط	۲۷	۷	۵	همراه با نویز بالاتر از ٪۱۰	-	۳۸	-	۲
				همراه با نویز کمتر از ٪۱۰	-	۳۹	-	۰
مجموع	۱۶۴	۷۹	۴۷	عملکرد مجموع	۱۱	۱۶۸	۳۹۵	۷
حساسیت در عملکرد	٪۹۸/۲۵ ± ٪۰/۰۶۵							
ویژگی تشخیص	٪۹۳/۸۵ ± ٪۲/۱۱							
دقت در شناسایی	٪۹۶/۹۰ ± ٪۱/۵۶							

جدول ۲. نشان دهنده‌ی دقت سیستم نرم افزاری در طبقه‌بندی هوشمند سیگنال‌های صوتی قلب.

طبقه بندی سیگنال صوتی در الگوریتم MLP-BP	DB_1	DB_2	DB_3
مدت زمان یادگیری شبکه عصبی پیشنهادی (دقیقه)	۱۳/۸۵	۳۸/۵۶	۱۸/۴۶
مدت زمان آزمایش شبکه عصبی پیشنهادی (ثانیه)	۱/۷۹۵۰	۲/۵۶۶۱	۱/۹۱۰۸
تشخیص صحیح حالت طبیعی قلب (مرحله یادگیری)	۷۰|۷۲	۴۰|۴۳	۲۶|۲۷
تشخیص صحیح حالت طبیعی قلب (مرحله آزمایش)	۳۱|۳۲	۱۶|۱۸	۹|۱۱
تشخیص صحیح حالت غیر طبیعی قلب در حین انقباض (مرحله یادگیری)	۲۰|۲۳	۷|۸	۳|۳
تشخیص صحیح حالت غیر طبیعی قلب در حین انقباض (مرحله آزمایش)	۸|۱۰	۳|۳	۱|۱
تشخیص صحیح حالت غیر طبیعی قلب در حین انبساط (مرحله یادگیری)	۱۷|۱۹	۳|۵	۳|۳
تشخیص صحیح حالت غیر طبیعی قلب در حین انبساط (مرحله آزمایش)	۸|۸	۲|۲	۱|۲
عملکرد نهایی (مرحله یادگیری)	٪۹۳/۳۵	٪۸۹/۲۸	٪۹۶/۹۷
عملکرد نهایی (مرحله آزمایش)	٪۹۴/۰۰	٪۹۱/۳۰	٪۸۴/۶۱
دقت نهایی	٪۹۳/۶۸	٪۹۰/۲۹	٪۹۰/۷۵

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

علاوه بر این، تکنیک کاهش بعد PCA به کرنلی بسط داده شده از جنس خود PCA نیاز دارد تا بتواند به درستی فرایند استخراج ویژگی را انجام دهد. از طرفی، این روش استخراج ویژگی نه تنها نیازمند به وابستگی میان متغیرهاست، بلکه نامتغیر مقیاس‌بندی شده نیز به حساب نمی‌آید. در روش Uğuz هیچ دقت یا حساسیتی نسبت به تشخیص آریتمی‌های شنیده شده از قلب، گزارش نشده است، لیکن، این پژوهش از پتانسیل‌های عمده‌ای در شناسایی سیگنال‌های شنیده شده از ضربان نامنظم قلب برخوردار است. در تحقیق دیگری که از سوی Choi و Jiang در سال ۲۰۱۰ برای طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی و غیر طبیعی قلب ۳۴ فرد بیمار و ۶ فرد سالم صورت گرفت، از دو پارامتر F_{max} و F_{width} به صورت ابتکاری در تحلیل داده‌ها استفاده شد (۲۱). این پارامترها به ترتیب توصیف کننده پیک منحنی NAR-PSD و پهنای فرکانسی نقاط برخورد با منحنی NAR-PSD بودند. البته در روش آنان یک آستانه‌گذاری سلیقه‌ای استفاده شده تا محدوده‌ی مناسب پیک منحنی و پهنای فرکانسی سیگنال صوتی قلب، شناسایی شود. با این اوصاف، آنها از ماژول ماشین بردار پشتیبان (Support vector machine) چندگانه و تحلیل خود بازگشت استفاده کردند و در ارزیابی نتایج و در طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی غیرطبیعی و طبیعی قلب، به دقتی حدود ۹۸٪ دست یافتند. ایراد اصلی کار آنان، ایزوله نبودن در مقابل نویز و سر و صدای محیطی و نیز زمان بر بودن پردازش داده‌های دریافتی است. از سوی دیگر، تکنیک ماشین بردار پشتیبان یک روش یادگیری با ناظر است که در نتیجه به یک تابع کرنل مناسب و انتخاب پارامتر C نیاز دارد. در مقایسه‌ی این سیستم با روش پیشنهادی، دقت کمتر است، چرا که تعداد افراد بیمار روش Choi و Jiang بیشتر از نمونه‌های بیمار روش کنونی می‌باشد. با این حال، نرخ خطای مثبت (TPR) روش پیشنهادی از روش Choi نتیجه‌ی مناسبی حاصل آمده و دلیل آن به تنوع آماری نمونه‌های انتخاب شده باز می‌گردد. در پژوهش دیگری که از سوی Joo و همکارانش در سال ۲۰۱۲ بر روی نرخ ضربان قلب صورت گرفت، از یک طبقه‌بند شبکه‌های عصبی سیگنالی برای دسته‌بندی و پیش‌بینی آریتمی‌های ناشی از وقایع VTA استفاده شد که در آن مشکل سیستم Choi را در استفاده از ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی داده‌های غیرخطی حل نموده است (۲۲). البته در این روش کماکان مشکل جداسازی سیگنال و تفکیک آن از سیگنال‌های مخرب وجود دارد و از طرفی بالا بودن میزان خطا در طبقه‌بندی صحیح به ایرادات کار می‌افزاید (دقت حدود ۸۵٪). پارامتر A_z نیز که معرف ناحیه‌ی نرمالیزه شده‌ی محصور به منحنی شاخص عملکرد (ROC) یک الگوریتم به حساب می‌آید، در این شیوه به حدود ۰/۸۱ می‌رسد که در مقایسه با همین مقدار در الگوریتم پیشنهادی کمتر است. در هر دو روش یاد شده، فرایند استخراج ویژگی و انتخاب بردار ویژگی برای ورودی طبقه‌بند نامشخص است. در حالی که در شیوه‌ی کنونی، از بردار ویژگی ۳۲ گانه و استفاده از تبدیل موجک برای انتخاب بهترین ویژگی‌ها استفاده شده است. از طرفی، با وجود استفاده از سه پایگاه داده، شامل داده‌های گردآوری شده از مرکز مطالعات بالینی قلب و عروق بیمارستان واسعی شهر سبزوار، ۴۷ نمونه صدای ضبط شده از MIT-BIH و New Research Resource for Complex Physiologic Signals، پایین بودن زمان عملکرد در مرحله‌ی آموزش و آزمایش الگوریتم پیشنهادی، نرخ خطای مثبت کمتر (به دلیل پراکندگی و تنوع بالای داده‌ها) و قادر بودن الگوریتم در جداسازی صحیح سیگنال اصلی از سیگنال‌های مزاحم را می‌توان به عنوان فاکتورهای متمایز کننده‌ی روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مشابه برشمرد. در این زمینه، سیستم مورد نظر در مرحله‌ی نخست قادر به عملکرد مناسب خود است و نویسندگان مقاله در آینده قصد دارند با بهینه‌سازی سیستم مذکور، نرم افزار Real-Time شود، خطا به حداقل برسد و سیستمی با قابلیت‌های گسترده در مراکز مسکونی و بیمارستانی پیاده‌سازی گردد.

REFERENCES

1. American Heart Association Statistical Fact Sheet, International Cardiovascular Disease Statistics, Update 2012, Available from: http://www.heart.org/downloadable/heart/1236204012112INTL.pdf.

2. World Health Organization Fact sheet N˚317, Cardiovascular diseases, Updated September 2012, Available from: http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/print.html.

3. Faizan J, Venkatachalam PA, Fadzil A. A signal processing module for the analysis of heart sounds and heart murmurs. J Phys Conference Series (International MEMS Conference) 2006;34:1098-105.

4. Vollenhoven E, Chin J. Phonocardiography: past, present and future. Acta Cardiol 1993;48(4):337–44.

5. Durand LG, Pibarot P. Digital signal processing of phonocardiogram: Review of the most recent advancements. Crit Rev Biomed Eng 1995;22(3/4):163–219.

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]

6. Jingping X, Durand LG, Pibarot P. Nonlinear transient chirp signal modeling of the aortic and pulmonary components of the second heart sound, IEEE Trans. Biomed Eng 2000;47:1328–35.

7. Jingping X, Durand LG, P Pibarot. Extraction of the aortic and pulmonary components of the second heart sound using a nonlinear transient chirp signal model, IEEE Trans. Biomed Eng 2001;48:277–83.

8. Leung TS, White PR, Collis WB, Salmon AP, Brown E. Time frequency methods for analyzing pediatric heart murmurs. Appl Signal Process 1997;4(3):154–67.

9. Liang H, Lukkarinen S, Hartimo I. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction. Proceedings of 19th International IEEE/EMBS Conference; November 2007. p. 1630–3.

10. Liang H, Hartimo I. A feature extraction algorithm based on wavelet packet decomposition for heart sound signals. Proceedings of IEEE-SP International Symposium on Time Frequency and Time Scale Analysis, October 2008. p. 93–6.

11. Barschdorff D, Ester S, Most E. Phonocardiogram analysis of congenital and acquired heart diseases using artificial neural networks. Advances in Fuzzy Systems-Applications and Theory, Comparative Approaches to Medical Reasoning. World Scientific Publishing 1995;3:271–88.

12. Yan Z, Jiang Z, Miyamoto A, Wei Y. The moment segmentation analysis of heart sound pattern. Comput Methods Programs Biomed 2010;98(2):140–50.

13. Uğuz H. A biomedical system based on artificial neural network and principal component analysis for diagnosis of the heart valve diseases. J Med Syst 2012;36:61–72.

14. Schmidt SE, Holst-Hansen C, Graff C, Toft E, Struijk JJ. Segmentation of heart sound recordings by a duration-dependent hidden Markov model. Physiol Meas 2010;31(4):513–29.

15. Moukadem A, Dieterlen A, Brandt Ch. Automatic Heart Sound Analysis Module Based on Stockwell Transform. eTELEMED 2013; The Fifth International Conference on eHealth, Telemedicine, and Social Medicine; 2013.

16. Jia L, Song D, Tao L, Lu Y. Heart Sounds Classification with a Fuzzy Neural Network Method with Structure Learning. 9th International Symposium on Neural Networks, Shenyang, China, July 11–14, 2012. Proceedings, Part II.

17. Salari N, Shohaimi Sh, Najafi F, Nallappan M, Karishnarajah I. An improved artificial neural network based model for prediction of late onset heart failure. Life Sci J 2012;9(4):3684–9.

18. Cheng X, Ma Y, Liu C, Zhang X, Guo Y. Research on heart sound identification technology. Sci China Inf Sci 2012;55:281–92.

19. Goldberger A, Amaral L, Glass L, Hausdorff J, Ivanov P, Mark R, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and Physionet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 2000;101(23):215–20.

20. Brown G, MIT-BIH Arrhythmia database, MIT Chickh M. Belgacem AN, Bereksi-Reguig F. Neural classifier to classify ectopic beats, 2002. Acte des Xèmes rencontre de la Societe Francophone de Classification, Toulouse, 2006;le:16–18.

21. Choi S, Jiang Z. Cardiac sound murmurs classification with autoregressive spectral analysis and multi-support vector machine technique. Comput Biol Med 2010;40(1):8–20.

22. Joo S, Choi KJ, Huh SJ. Prediction of spontaneous ventricular tachyarrhythmia by an artificial neural network using parameters gleaned from short-term heart rate variability. Expert Syst Appl 2012;39(3):3862–6.

[Downloaded from pajoohande.sbmu.ac.ir on 2026-11-14]