

## استفاده از الگوریتم های هوش مصنوعی در راستای فشرده سازی، حذف نویز، بخش بندی صدای قلب برای تشخیص آریتمی ها

فتانه کریمی زاده

گروه برق و کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کازرون

محمد امین پیربنیه

استاد گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کازرون

مهدی تقی زاده

استاد گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کازرون

### چکیده

این مقاله ها شامل طراحی نمونه هایی برای فشرده سازی، حذف نویز، بخش بندی و طبقه بندی دقیق سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام می باشند. سیگنال فونوکاردیوگرام، نمایش گرافیکی صدای قلب است که فعالیت های مکانیکی قلب انسان را بیان می کند. سیگنال فونوکاردیوگرام حاوی اطلاعات مفیدی در مورد کارکرد و وضعیت قلب است. سیگنال الکتروکاردیوگرام فعالیت های الکتریکی قلب انسان را نشان می دهد. سیگنال الکتروکاردیوگرام به طور وسیعی برای تشخیص بیماری های قلبی در بیمارستان ها و کلینیک ها استفاده می شود. در تشخیص بیماری های مختلف قلبی، تحلیل سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام مهم و حیاتی است زیرا که این سیگنال های می توانند نشانه زود هنگامی از ناهنجاری های بالقوه قلبی را فراهم کنند. استخراج اطلاعات قلبی از روی سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام برای تشخیص بیماری های قلبی در مرحله ابتدایی بیماری ها می تواند یک نقش حیاتی را در مانیتورینگ بیمار از راه دور ایفا نماید. در این مقاله، تکنیک های مختلف پردازش سیگنال از جمله یادگیری عمیق را با هم ترکیب کرده ایم تا فشرده سازی، حذف نویز، بخش بندی و طبقه بندی سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام به طور موثر و دقیقی صورت گیرد. ابتدا با استفاده از تکنیک تجزیه و تحلیل چند رزلوشنه مبتنی بر تبدیل موجک گسسته، سیگنال های فونوکاردیوگرام فشرده سازی و حذف نویز می شوند.

**واژگان کلیدی:** سیگنال های فونوکاردیوگرام، یادگیری ماشین و الکتروکاردیوگرام

### 1. مقدمه

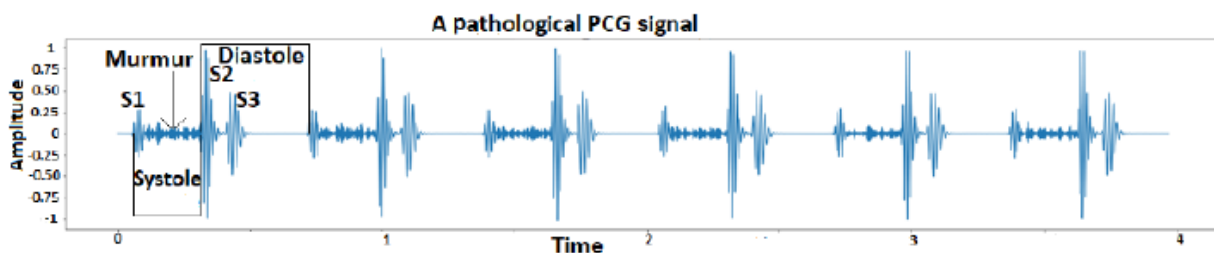
نارسایی قلبی یکی از علل اصلی مرگ و میر در سراسر جهان است. هر سال میلیون ها نفر در جهان به دلیل بیماری های قلبی می میرند. بیماری های قلبی نیز دلیل اصلی مرگ و میر در کشور ایالات متحده است. هر سال حدود ۶۵۵۰۰۰ نفر در ایالات متحده به دلیل بیماری قلبی جان خود را از دست می دهند بیماری هایی که برابر با ۱ مورد از هر ۴ مرگ است (Virani, 2020). اگر امکان تشخیص بیماری های قلبی و عروقی در مراحل اولیه این بیماری ها میسر شود، می توان از خیلی از این مرگ و میرها جلوگیری کرد. مانیتورینگ

مداوم بیمار می تواند یک نقش مهمی را در تشخیص ناهنجاری های قلبی در مراحل اولیه بیماری ایفا نماید. مراکز مراقبت بهداشتی سنتی نیاز به برنامه ریزی قرار ملاقات در کلینیک ها یا بیمارستان ها برای معاینات بهداشتی پیشگیرانه دارند. اگرچه این مدل می تواند بیماری ها را در مراحل اولیه با موفقیت تشخیص دهد، اما در درمان بیماری های مزمنی که قبلاً تا مرحله نهایی پیشرفت کرده است، ناکام است. علاوه بر این، همیشه نمی توان بیماری ها را در مرحله اولیه تشخیص داد، زیرا علائم همراه ممکن است برای مدت کوتاهی وجود داشته باشد که ممکن است منجر به مرحله نهایی بیماری شود که قابل درمان نیست (Krishnan, 2020). بنابراین، راه حل این مشکل، نظارت مداوم از راه دور بیماران سرپایی با استفاده از حسگرهای پوشیدنی است. این فرآیند می تواند به طور مداوم داده ها را از بدن انسان جمع آوری کند و اطلاعات کاملی در مورد سلامت بیمار ارائه دهد. به طور مشابه، برای تعیین علت ناهنجاری های قلبی، قلب بیمار باید به طور مداوم تحت نظر باشد، بنابراین پزشک او می تواند این اختلال را به طور دقیق تشخیص دهد. این بسیار مهم است زیرا بیماران می توانند به طور مداوم از وضعیت قلب خود مطلع شوند و در صورت بروز هر گونه ناهنجاری می توانند فوراً با متخصص قلب مشورت کنند (Steven, 2018). استخراج اطلاعات قلبی از سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام برای تشخیص ناهنجاری های قلبی می تواند نقش حیاتی در تشخیص بیماری های قلبی در مرحله اولیه داشته باشد. این فرآیند می تواند میزان مرگ و میر ناشی از بیماری های قلبی عروقی را به میزان قابل توجهی کاهش دهد. بنابراین، نظارت مداوم فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام برای مانیتورینگ بیمار از راه دور بسیار مورد توجه است. با این حال، ۲۴ ساعت نظارت آنلاین، حجم زیادی از داده ها را برای انتقال و ذخیره در مراکز مراقبت های بهداشتی تولید می کند (Sing, 2020). همچنین دریافت اطلاعات مناسب از سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام کار بسیار دشواری است، زیرا این سیگنال ها معمولاً با انواع مختلف نویز، سوپل و اطلاعات غیر ضروری ترکیب می شوند که ممکن است منجر به تشخیص بالینی نادرست شود. بنابراین، قبل از تقسیم بندی، لازم است این اطلاعات اضافی از سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام حذف شود تا عملکرد مناسب قلب ارزیابی شود. علاوه بر این، برای به اشتراک گذاری داده ها بدون به خطر انداختن حریم خصوصی یا امنیت، یک رمزگذاری پایان به انتها نیز لازم است. بنابراین، فشرده سازی، حذف نویز و رمزگذاری برای نظارت مستمر سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام ضروری است (Meziani, 2012). تبدیل فوریه یا FT و تبدیل فوریه کوتاه مدت ابزارهایی هستند که معمولاً برای بررسی سیگنال های ثابت استفاده می شوند. اما آنها عملکرد محدودی را در بررسی سیگنال های غیر ثابت نشان می دهند، زیرا نمی توانند زمان و مکان سازی فرکانس همزمان را ارائه دهند (Emmanuel, 2012). سیگنال های غیر ثابت مانند فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام را می توان با استفاده از تبدیل موجک گسسته یا DWT به درستی آنالیز کرد، زیرا مکان یابی فرکانس زمانی بسیار خوبی را فراهم می کند (Sawant, 2014). با استفاده از تکنیک تجزیه و تحلیل چند وضوحی مبتنی بر تبدیل موجک گسسته، سیگنال های فونوکاردیوگرام و الکتروکاردیوگرام می توانند به زیر باندهای مختلف با محدوده فرکانسی متفاوت تجزیه شوند. زیر باندهای مورد نیاز که حاوی اطلاعات بالینی ارزشمند هستند را می توان برای تجزیه و تحلیل بیشتر انتخاب کرد (Zhong, 2013). سایر باندهای فرعی که حاوی سوپل، نویز یا سایر اطلاعات غیر ضروری هستند را می توان دور انداخت (Nabih, 2017). تکنیک یادگیری عمیق اهمیت تحقیق در مورد سیگنال های زیست پزشکی را افزایش داده اند. تکنیک های مدرن یادگیری عمیق به فرآیند استخراج ویژگی وابسته هستند. استخراج ویژگی های مناسب از سیگنال خام بسیار چالش برانگیز است. الگوریتم های یادگیری عمیق می توانند این مشکل را با استخراج ویژگی های بهینه با کیفیت بالا از طریق شبکه عصبی خود حل کنند و نیاز به مهندسی ویژگی یا فرآیند استخراج پارامتر را کاهش دهند. هدف این مقاله استفاده از تکنیک های پردازش سیگنال با روش یادگیری عمیق برای استخراج ویژگی ها از اصوات قلب اطلاعات قابل توجهی در مورد وضعیت قلب ارائه می کند که به تشخیص آریتمی و بیماری های قلبی در مرحله اولیه است.

## ۲. سیگنال PCG

یک سیگنال PCG نرمال شامل دو صدای اصلی قلبی است که به عنوان اولین صدای قلبی (S1) و دومین صدای قلبی (S2) شناخته می‌شوند که اولی به خاطر بسته شدن دریچه‌های دهلیزی-بطنی و دومی به خاطر بسته شدن دریچه‌های هلالی ایجاد می‌شوند. فاصله زمانی از نقطه شروع S1 تا نقطه شروع S2، فاصله سیستول نامیده می‌شود و فاصله زمانی از نقطه شروع S2 تا نقطه شروع S1، فاصله زمانی دیاستول نامیده می‌شود (Chowdhury, 2020). معمولاً فاصله زمانی دیاستول از فاصله زمانی سیستول طولانی تر است. علاوه بر S1 و S2، دو صدای دیگر به عنوان صداهای S3 و S4 می‌توانند در وضعیت‌های نرمال و پاتولوژیک ظاهر شوند. S3 درست بعد از S2 و S4 درست قبل از S1 ظاهر می‌شود (Chowdhury, 2020). علاوه بر این صداهای قلبی ممکن است که انواع مختلفی از مورمورهای قلبی نیز در سیگنال PCG نمایان شوند که به دلیل آشفتگی و تلاطم جریان خون عبوری از دریچه‌های قلبی ایجاد می‌شوند و مربوط به بیماری‌های قلبی می‌شوند. مورمورها ممکن است در فواصل زمانی سیستول یا دیاستول و یا در هر دوی آنها وجود داشته باشند. معمولاً، مورمورها دارای فرکانس بالاتری نسبت به صداهای قلبی هستند (Chowdhury, 2019). زمانی که خون از طریق دریچه‌های قلبی و محفظه‌ها به چرخش در می‌آید، گاهی اوقات ممکن است که مورمورها بی‌ضرر باشند و به هیچ گونه بیماری قلبی مربوط نشوند. سه نوع مورمور اساسی قلبی وجود دارد:

- مورمورهای سیستولیک: بعد از S1 شروع می‌شود و قبل از S2 پایان می‌پذیرد.
  - مورمورهای دیاستولیک: بعد از S2 شروع می‌شود و قبل از S1 پایان می‌یابد.
  - مورمورهای پیوسته: معمولاً در سرتاسر و یا بخشی‌هایی از چرخه قلبی رخ می‌دهند.
- شکل ۲-۳، یک سیگنال PCG را با مورمورها و S3 نسبت به S1 و S2 نشان می‌دهد.



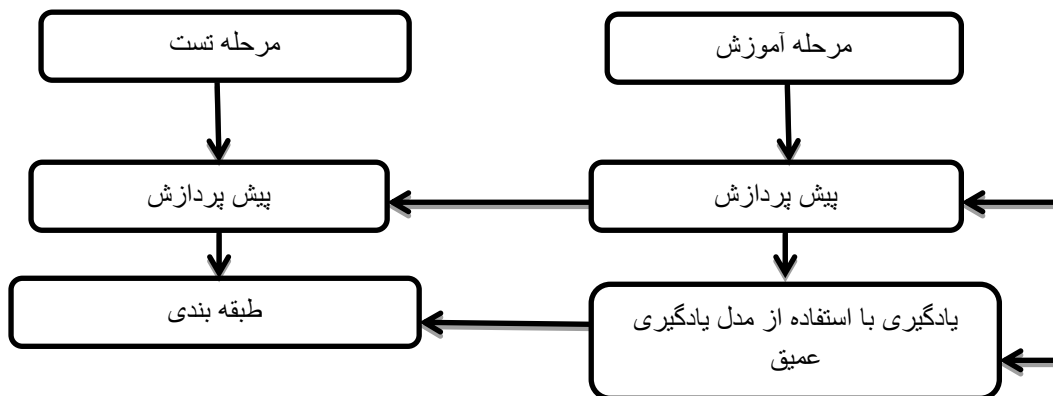
شکل ۱، یک نمونه سیگنال PCG پاتولوژیک

ثبت یک سیگنال PCG بسیار سرراست است. استوتوسکوپ دیجیتالی، انواع مختلفی از سنسورها و میکروفن‌ها را می‌توان برای ثبت سیگنال PCG بر روی پوست قفسه سینه قرار داد. مشکل عمده در هنگام ثبت سیگنال PCG، وجود انواع مختلفی از نویزها می‌باشد که بخش بندی و طبقه بندی سیگنال PCG را دچار مشکل می‌سازد.

## ۳. الگوریتم بخش بندی

مدت زمان صداهای قلب، فواصل سیستول و دیاستول، چرخه قلبی و تعداد ضربان قلب در دقیقه پارامترهای مهمی برای تعیین عملکرد قلبی یک فرد هستند (Hampton, 2003). برای استخراج این ویژگی‌های مهم از سیگنال‌های PCG، باید سیگنال‌های PCG را به درستی تقسیم بندی کرد. برای تقسیم بندی، انرژی شانون متوسط نرمال شده در تحقیقات ما برای تشخیص اجزای سیگنال PCG با محاسبه پوشش انرژی آن استفاده می‌شود. الگوریتم عبور از صفر برای تشخیص نقاط شروع و توقف صداهای قلب استفاده می‌شود (Singh, 2015). بر اساس این اطلاعات می‌توان مدت و دامنه هر صدای قلب، فاصله سیستول، فاصله دیاستول، یک سیکل قلبی و ضربان قلب یک فرد را بدست آورد (vinaykumar, 2019). بنابراین، به طور مداوم مقادیر پارامترهای مختلف قلبی مهم قلب را ارائه می‌دهد. این به بیماران کمک می‌کند تا به طور مداوم از وضعیت قلب خود مطلع شوند و در صورت مشاهده هر گونه ناهنجاری قلبی در مراحل اولیه بیماری می‌توانند با پزشک مشورت کنند. یادگیری عمیق می‌تواند این مشکل را از طریق معماری لایه‌های پنهان خود حل نماید. الگوریتم یادگیری عمیق کارکرد مغز انسان را شبیه سازی می‌کنند. در معماری‌های سنتی و متعارف یادگیری ماشین، لازم است که ویژگی‌های مهم توسط یک متخصص این حوزه شناسایی شوند تا پیچیدگی داده‌ها کاهش و دقت افزایش یابد. مهم ترین

مزیت معماری های یادگیری عمیق توانایی و قابلیت آن در یادگیری ویژگی های سطح بالا از روی داده ها در هنگامی است که این ویژگی ها در حجم فوق العاده زیادی از داده ها نهفته شده باشند و همچنین عدم نیاز به متخصص در این حوزه برای استخراج ویژگی های مهم است. شکل ۲ به ترتیب فرآیند طبقه بندی توسط معماری یادگیری عمیق را نشان می دهند.



شکل ۲، فرآیند طبقه بندی الگوریتم های یادگیری عمیق

#### ۴. فشردن سازی سیگنال

سیستم های کامپیوتری پردازش سیگنال های پزشکی نظیر ECG و PCG، مقدار عظیمی از داده هایی را که ذخیره سازی و انتقال آنها دشوار می باشد، بدست می آورند. بنابراین، استفاده از یک تکنیک فشردن سازی که بتواند مقدار داده ها را بدون از دست رفتن هرگونه اطلاعات مهم قلبی کاهش دهد، بسیار اهمیت دارد. تمامی الگوریتم های فشردن سازی داده ها، سعی دارند تا با دور ریختن اطلاعات تکراری و نویز، فضای ذخیره سازی داده ها را به حداقل مقدار ممکن برسانند. به یک نسبت بالای فشردن سازی با اعوجاج بسیار اندک نیاز می باشد. یک الگوریتم فشردن سازی موثر داده ها، بایستی دارای قابلیت فشردن سازی سیگنال ها با همنوایی قابل قبولی باشد. در فشردن سازی داده های بیومدیکال، پذیرش کلینیکی سیگنال بازسازی شده به همنوایی آن که می تواند به وسیله محاسبه اختلاف میان سیگنال اصلی و سیگنال بازسازی شده اندازه گیری شود، بستگی دارد. در پردازش سیگنال بیومدیکال، هدف اصلی فشردن سازی بهینه، حداقل کردن تعداد نمونه ها بدون از دست رفتن اطلاعات پاتولوژیکی قابل توجه سیگنال اصلی می باشد تا یک تشخیص کلینیکی درستی حاصل شود.

#### ۴-۱ ارزیابی عملکردی یک الگوریتم فشردن سازی

چندین تکنیک تحلیل ارزیابی عملکردی برای بررسی کیفیت یک الگوریتم فشردن سازی و نیز همنوایی سیگنال بازسازی شده با سیگنال اصلی وجود دارد. در زیر تکنیک هایی را که در این تحقیق مورد استفاده قرار می گیرند، معرفی می کنیم:

- **نسبت فشردن سازی ( $CR^1$ ) و درصد فشردن سازی ( $PC^2$ ):** نسبت فشردن سازی و درصد فشردن سازی، هر دو برای اندازه گیری راندمان فشردن سازی الگوریتم فشردن ساز استفاده می شوند. این پارامترها با استفاده از روابط (۱) و (۲) به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$CR = \frac{a}{b} \quad (1)$$

$$PC = \frac{(a-b)}{b} \times 100 \quad (2)$$

<sup>1</sup> Compression Ratio

<sup>2</sup> Percentage of Compression

که  $a$  اندازه سیگنال اصلی فشرده نشده و  $b$  اندازه سیگنال فشرده شده است.

- درصد جذر میانگین مربعات اختلاف ( $PRD^3$ ): برای اندازه گیری همناوی سیگنال بازسازی شده با سیگنال اصلی از این پارامتر استفاده می شود. اط نظر ریاضی می توان این پارامتر را به صورت زیر بیان نمود:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_1(n) - x_2(n))^2}{\sum_{n=1}^N (x_1(n))^2}} \quad (3)$$

که  $x_1(n)$  سیگنال اصلی و  $x_2(n)$  سیگنال بازسازی شده است و  $N$  طول سیگنال و  $n$  یک عدد صحیح است. بهترین نتیجه زمانی حاصل می شود که روش فشرده سازی دارای  $CR$  و  $PC$  بالا و  $PRD$  بسیار پایین باشد.

- امتیاز کیفیت ( $Quality\ Score$ ): برای مقایسه عملکرد یک تکنیک فشرده سازی با دیگر روش های فشرده سازی از امتیاز کیفیت استفاده می شود. این امتیاز به صورت نسبت  $CR$  به  $PRD$  تعریف می شود:

$$QS = \frac{CR}{PRD} \quad (4)$$

اگر امتیاز کیفیت یک روش فشرده سازی نسبت به روش های دیگر فشرده سازی بالاتر باشد، در این صورت این روش به عنوان یک روش کارآمد فشرده سازی در نظر گرفته می شود.

## ۵. نويز زدایی سیگنال

نويز یک سیگنال نامطلوب است که معمولاً حاوی هیچ گونه اطلاعات مهم و مفیدی نیست. معمولاً نويز با هر نوع سیگنال مطلوب هم پوشانی پیدا می کند و استخراج اطلاعات معنا دار اصلی را از سیگنال اصلی دشوار می سازد. نويز مهم ترین عاملی است که باعث ایجاد محدودیت در انتقال سیگنال های بایومدیکال می شود و بر روی میزان دقت نتیجه تاثیر منفی می گذارد. بنابراین، در پردازش سیگنال های بایومدیکال، حذف نويز بسیار اهمیت دارد. در هنگام ثبت، سیگنال های  $PCG$  و  $ECG$  معمولاً با انواع مختلفی از نويزها و اطلاعات غیر ضروری آمیخته می شوند که ممکن است باعث ایجاد تشخیص های نادرست کلینیکی شوند. بنابراین، لازم است که قبل از بخش بندی سیگنال، این نويزها از سیگنال های  $ECG$  و  $PCG$  زدوده شوند تا کارایی مناسب قلب ارزیابی گردد.

### ۵-۱ ارزیابی عملکرد یک الگوریتم نويز زدا

عملکرد هر یک از الگوریتم های حذف نويز و یا نويز زدا را می توان توسط معیار نسبت سیگنال به نويز ارزیابی نمود. برای اندازه گیری میزان نويز در یک سیگنال از نسبت سیگنال به نويز ( $SNR$ ) استفاده می شود. نسبت سیگنال به نويز به صورت نسبت توان سیگنال به توان نويز تعریف می شود و معمولاً بر حسب دسی بل بیان می شود (Chowdhury, 2020). از نظر ریاضی فرمول  $SNR$  را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$SNR = 10 \cdot \log \left( \frac{E_{signal}}{E_{noise}} \right) \quad (5)$$

که در آن  $E_{signal}$  دامنه ریشه میانگین مربعات سیگنال و  $E_{noise}$  دامنه ریشه میانگین مربعات نويز است.

### ۶. تبدیل موجک گسسته (DWT)

تبدیل موجک گسسته یک روش تحلیل حوزه فرکانس- زمان سیگنال بر اساس تبدیل فوریه است. این روش دارای تمرکز محلی و موضعی خیلی خوبی در هر دو حوزه فرکانس و زمان است. تبدیل موجک گسسته به طور وسیعی در پردازش سیگنال های بایومدیکال استفاده می شود. اگرچه تبدیل فوریه و تبدیل فوریه زمان کوتاه ابزارهایی برای آزمایش سیگنال های ایستایی هستند، اما این روش ها عملکرد محدودی را از خود در پردازش سیگنال های غیر ایستایی از خود نشان می دهند، زیرا که این روش ها قادر به تمرکز موضعی همزمان فرکانس و زمان نیستند (Alabandi, 2019). در فرکانس های بالا، می توان به رزلوشن زمانی خوب و رزلوشن فرکانسی ضعیف دست پیدا کرد. به طور مشابه، در فرکانس های پایین می توان به رزلوشن فرکانسی خوب و رزلوشن زمانی ضعیف دست پیدا کرد. این

<sup>3</sup> Percentage Root Mean Squared Difference

ویژگی با استفاده از مقیاس گذاری و انتقال در موجک مادر حاصل می شود. یک موجک مادر به صورت یک تابعی با میانگین صفر به صورت زیر تعریف می شود:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (6)$$

زمانی که این موجک مادر به وسیله یک ضربی مانند  $a$  مقیاس گذاری می شود و یا توسط یک ضربی مانند  $b$  انتقال پیدا می کند، آن را به صورت  $\psi_{a,b}$  به صورت زیر تعریف می کنند:

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (7)$$

در DWT، پارامترهای مقیاس گذاری و انتقال به گونه ای انتخاب می شوند که مجموعه موجک حاصله یک مجموعه متعامد را شکل دهد. ضرایب مقیاس گذاری به صورت توانی از ۲ انتخاب می شوند. بنابراین، مقادیر  $a$  و  $b$  به صورت  $a = n \times 2^m$  و  $b = 2^m$  انتخاب می شوند که  $m$  و  $n$  اعداد صحیح هستند. بنابراین، موجک مادر در DWT را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-\frac{m}{2}}t - n) \quad (8)$$

و در نتیجه DWT سیگنال  $x(t)$  به صورت زیر بیان می شود:

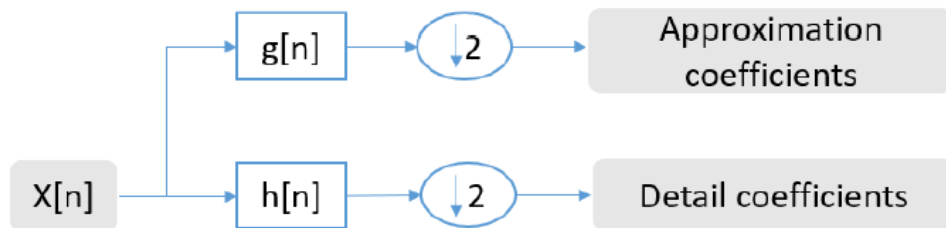
$$X_{DWT} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-\frac{m}{2}}t - n) dt \quad (9)$$

که در آن،  $m$  ضریب مقیاس گذاری و  $n$  ضریب انتقال است. ضریب مقیاس گذاری  $m$  به پهنای موجک مادر وابسته است و موجک های مختلف دارای پهنای متفاوتی هستند. موجک های باریک با فرکانس بالا توسط گام های کوچکی شیفیت پیدا می کنند و برای تحلیل مولفه های فرکانسی بالا شبیه به پنجره های با داده های کم عمل می کنند و موجک های عریض تر با فرکانس پایین توسط گام های بزرگی که شبیه به پنجره هایی با داده های زیاد عمل می کنند، شیفیت پیدا می کنند تا مولفه های فرکانسی پایین سیگنال را تحلیل نمایند. تحلیل زمان-فرکانس یک سیگنال  $x$  با استفاده از DWT می تواند با عبور دادن سیگنال از درون یک سری فیلترهای بالا گذر و پایین گذر محاسبه گردد. ابتدا نمونه های سیگنال  $x$  با استفاده از یک فیلتر پایین گذر با پاسخ ایمپالس  $g$  و یک فیلتر بالا گذر با پاس ایمپالس  $h$  به طور همزمان تجزیه می شوند. نتایج کانولوشن سیگنال  $x$  با این فیلترها به صورت زیر بیان می شوند:

$$Y_l[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k]g[n-k] \quad (10)$$

$$Y_h[n] = (x * h)[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k]h[n-k] \quad (11)$$

که  $n$  یک عدد صحیح است. شکل ۳، بلوک دیاگرام تحلیل فیلتر را نشان می دهد.



شکل ۳، بلوک دیاگرام تحلیل فیلتر

بعد از فرآیند فیلترینگ، که نصف فرکانس ها حذف می شوند، نصف کل نمونه های می تواند مطابق با قاعده نایکوئیست کنار گذاشته شوند. بنابراین، سیگنال با ضریب ۲ زیر نمونه برداری می شود تا نصف کل نمونه ها از سیگنال اصلی دور ریخته شوند. این فرآیند تجزیه یک سطحی سیگنال نامیده می شود و از نظر ریاضی می تواند به صورت زیر بیان شود:

$$Y_{low}[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k]g[2n-k] \quad (12)$$

$$Y_{high}[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k]h[2n-k] \quad (13)$$

که  $Y_{low}[n]$  و  $Y_{high}[n]$  به ترتیب خروجی های فیلتر پایین گذر و بالا گذر بعد از نمونه برداری رو به پایین با ضریب ۲ هستند.

۷. بخش بندی سیگنال های PCG





یک چرخه قلبی یا یک تپش کامل قلب شامل اولین صدای قلب (S1)، فاصله زمانی سیستولیک، دومین صدای قلب (S2)، و فاصله زمانی دیاستولیک است. برای تعیین وضعیت قلبی یک فرد، این پارامترها بسیار مهم هستند. بخش بندی سیگنال PCG، دستیابی به وضعیت و مدت زمان دقیق صداهای قلب، و فواصل زمانی سیستولیک و دیاستولیک را تسهیل می کند. اما وجود مورمورها که به وسیله جریان آشفته خون ایجاد می شود، دلیل اصلی تشخیص نادرست صداهای قلب است. بنابراین، قبل از بخش بندی، حذف مورمورها بسیار حائز اهمیت است. بعد از دور ریختن مورمورها، برای بخش بندی سیگنال های PCG می توان از الگوریتم های مختلف بخش بندی استفاده کرد.

## ۷-۱ پوش انرژی شانون

روش انتروپی شانون وزن بیشتری را به سیگنال های با شدت پایین نسبت به سیگنال های با شدت بالا اختصاص می دهد. اما روش انرژی شانون با تاکید بر اینکه سیگنال دارای شدت متوسطی است، نتیجه بهتری را در مقایسه با دیگر روش ها بدست می دهد و تاثیر سیگنال های کم دامنه را در مقایسه با سیگنال هایی که دامنه بیشتری دارند، کاهش می دهد. بنابراین، تشخیص تفاوت شدت پوش صداهای با دامنه بالا و دامنه کم از هم امکان پذیر می شود. به دلیل این اثرات سودمند، برای شناسایی دقیق مرزهای تمامی صداهای قلب و حذف نویز فرکانس پایین از سیگنال، در این تحقیق از روش انرژی شانون استفاده می شود. برای حذف اثر نویز و سیگنال کم دامنه، یک آستانه تنظیم می شود. عبارت ریاضی این فرآیند به صورت زیر است:

$$\text{Shannon Energy: } E = -x' \log(x') \quad (14)$$

که در آن،  $x$  سیگنال عاری از نویز است. متوسط انرژی شانون در سگمنت های پیوسته 0.02s از سیگنال کامل PCG با سگمنت هم پوشانی کننده 0.01s محاسبه می شود. متوسط انرژی شانون را می توان به صورت زیر محاسبه کرد:

$$E_s = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x'(i) \log(x'(i)) \quad (15)$$

که  $x(i)$  سیگنال PCG عاری از نویز است.  $N$  طول سیگنال و یا تعداد ضرایب و  $i$  عدد صحیح است. در نهایت برای دستیابی به پوش انرژی شانون سیگنال، متوسط انرژی شانون نرمالیزه شده محاسبه می شود. متوسط انرژی شانون نرمالیزه شده را از لحاظ ریاضی می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$E_n = \sum_{i=1}^N \frac{E_s(i) - M(E_s(i))}{\max(|E_s(i)|)} \quad (16)$$

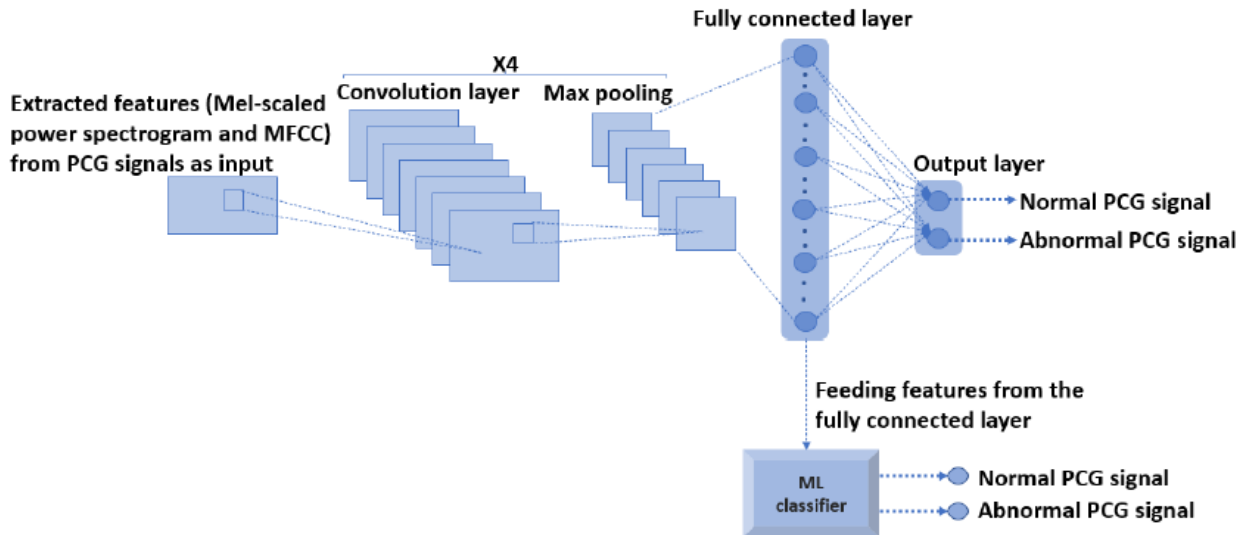
در رابطه بالا،  $M(E_s(i))$  مقدار میانگین  $E_s(i)$  است. بعد از محاسبه نمودن مرز صداهای قلب به طور دقیق، برای مشخص کردن نقطه شروع و توقف سیگنال، یک الگوریتم عبور از صفر پیاده سازی می شود (از طریق محاسبه نقاطی که در آنها علامت مرزها از مثبت به منفی و یا برعکس تغییر می کند).

## ۸. مدل DHL پیشنهادی برای طبقه بندی سیگنال های فونوکار دیوگرام

شکل ۴، طرح معماری پیشنهادی ترکیبی عمیق را نشان می دهد. این معماری دارای چهار لایه کانولوشن یک بعدی به ترتیب با ۲۵۶، ۵۱۲، ۱۰۲۴ و ۲۰۴۸ فیلتر می باشد. تمام لایه ها دارای کرنل یک اندازه به اندازه ۲ هستند. هر لایه کانولوشن از یک تابع فعال سازی ReLU استفاده می کند، و هر لایه max-pooling دارای اندازه ۲ است. یک لایه dropout با نرخ dropping ده درصد به هر لایه کانولوشن متصل می شود تا مشکل overfitting برطرف شود. بعد از کانولوشن و max-pooling، ویژگی های آموزش دیده در داخل یک بردار واحد قرار می گیرند و از یک لایه کاملاً متصل با ۵۱۲ فیلتر عبور داده می شوند. لایه کاملاً متصل نیز از تابع فعال سازی ReLU با نرخ dropping بیست درصد استفاده می کند تا مسئله overfitting برطرف شود. لایه کاملاً متصل به عنوان یک بافر بین ویژگی های آموزش دیده و خروجی عمل می کند. تابع هزینه به وسیله بهینه ساز adam مینیمم می گردد. تعداد اپیاک های آموزش،



batch size، و نرخ یادگیری به ترتیب برابر ۱۰۰، ۶۴ و ۰.۰۰۰۱ قرار داده می شوند. بعد از بهینه سازی و آموزش CNN، ویژگی های آموزش دیده از لایه کاملاً متصل از طبقه بندی کننده یادگیری ماشین عبور داده می شوند تا پیش بینی نهایی حاصل شود.



شکل ۴، معماری مدل DHL برای طبقه بندی سیگنال های فونوکاردیوگرام

#### ۹. نتایج شبیه سازی

مدل یادگیری عمیق پیشنهادی می تواند سیگنال های فونوکاردیوگرام نرمال و غیر نرمال با دقت عالی قابل مقایسه با الگوریتم های یادگیری ماشین متعارف از هم تشخیص دهد. مدل های یادگیری عمیق پیشنهادی در این مقاله از نظر معیارهای حساسیت، دقت و اختصاصی بودن، نسبت به مدل های یادگیری ماشین برتری قابل توجهی دارند. برای مدل های CNN و DNN پیشنهادی، تقریباً نتایج مشابه و یکسانی حاصل گردید. مدل DNN پیشنهادی، سیگنال های فونوکاردیوگرام نرمال و غیر نرمال را با یک دقت تست بسیار خوب 91.7% تشخیص داده است. همچنین، معیارهای حساسیت و اختصاصی بودن روش DNN پیشنهادی در تشخیص سیگنال های نرمال و غیر نرمال فونوکاردیوگرام، به ترتیب برابر 85.45% و 92.93% است. مدل CNN به دقت 92% دست یافته است. همچنین، معیارهای حساسیت و اختصاصی بودن روش CNN پیشنهادی در تشخیص سیگنال های نرمال و غیر نرمال فونوکاردیوگرام، به ترتیب برابر 87.69% و 93.05% است. جدول ۱، عملکرد مدل های CNN و DNN پیشنهادی را با دیگر مدل های یادگیری ماشین متعارف نشان می دهد. عملکرد مدل های ترکیبی با دیگر مدل های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در جدول ۲ نشان داده شده است.

شکل ۵، دقت مدل DHL پیشنهادی بر حسب ایپاک های مدل DHL پیشنهادی را نشان می دهد. با توجه به نتایج، مدل های DHL پیشنهادی می توانند یک راه حل امیدوار کننده ای برای تشخیص زود هنگام بیماری های قلبی و عروقی از طریق سیگنال های فونوکاردیوگرام باشند.

جدول ۱، مقایسه عملکرد مدل های یادگیری عمیق با مدل های یادگیری ماشین برای طبقه بندی سیگنال های

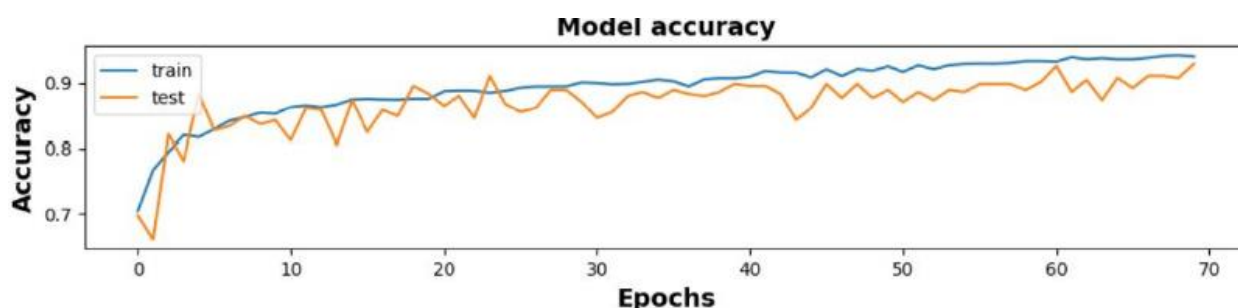
فونوکاردیوگرام



Classification model	Sensitivity(%)	Specificity(%)	accuracy(%)
DT	70.30	88	84.60
RF	78.13	90.70	88.30
LR	71.85	63.47	65.10
SVM	76.50	58.85	62.30
KNN	75	82.70	81.20
AB	76.50	84.23	82.70
NB	34.38	78.07	69.40
CNN	87.69	93.02	92
DNN	85.45	92.93	91.70

جدول ۲، مقایسه عملکرد مدل های DHL پیشنهادی با مدل های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای طبقه بندی سیگنال های فونو کاردیوگرام

Classification model	Sensitivity(%)	Specificity(%)	accuracy(%)
CNN	97.60	93.44	92.00
LR	72.33	66.25	67.50
CNN-LR	94.58	92.27	92.70
RF	75.48	85.35	83.33
CNN-RF	92.03	94.83	94.30
KNN	75.19	80.12	97.10
CNN-KNN	95.33	90.79	91.72
DT	78.19	76.42	76.79
CNN-DT	92.03	92.47	92.37
NB	70.22	67.30	75.33
CNN-NB	97	90.17	91.60
SVM	77.20	80.15	79.56
CNN-SVM	93.30	91.80	92.10
AB	74.14	81.13	79.70
CNN-AB	94.14	92.23	92.62



شکل ۵، دقت آموزش و تست مدل DHL پیشنهادی بر حسب اپیاک ها

## ۸. نتیجه گیری

فونو کاردیوگرام و الکترو کاردیوگرام سیگنال هایی هستند که از خیلی وقت پیش برای تشخیص ناهنجاری های قلبی و عروقی مورد استفاده قرار می گیرند. استخراج مداوم اطلاعات مهم قلبی از این دو سیگنال مهم و تشخیص ناهنجاری قلبی و عروقی در مرحله ابتدایی بیماری

می تواند یک نقش مهمی در کاهش نرخ مرگ و میر ناشی از بیماری های قلبی و عروقی ایفا نماید. هدف اصلی این مقاله، ایجاد یک سری الگوریتم هایی برای تشخیص دقیق ناهنجاری های قلبی در مرحله ابتدایی بیماری قلبی و نیز مانیتورینگ پیوسته و مداوم قلب است. در این مقاله، با ترکیب کردن کاربرد پردازش سیگنال، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در سیگنال های PCG، تشخیص ناهنجاری های قلبی در طول مدت مراحل اولیه بیماری بدون نیاز به هیچ گونه پزشک و یا کاردیولوژیستی ممکن شده است. تکنیک پیشنهادی مانیتورینگ قلب که در این مقاله پیشنهاد شده است دارای سه مرحله زیر است: **فشرده سازی، نویز زدایی و رمزگذاری**: برای فشرده سازی و نویز زدایی سیگنال های فونوکاردیوگرام بدون از دست رفتن هر گونه اطلاعات پاتولوژیکی از تبدیل موجک گسسته استفاده می شود. بنابراین، این تکنیک نه تنها در فضای ذخیره سازی اطلاعات سنگین صرفه جویی می کند، بلکه اطلاعات غیر ضروری و نویز را که فرآیند جمع آوری داده ها را در حین مانیتورینگ مداوم دشوار می سازند، کاهش می دهد. **بخش بندی**: برای بدست آوردن پارامترهای مهم قلبی از روی سیگنال های PCG، از یک الگوریتم بخش بندی مبتنی بر پوش انرژی شانون استفاده شده است. برای رسیدن به تصویر کلی قلب (وضعیت سلامتی قلب)، این پارامترها بسیار مهم هستند. با الگوریتم پیشنهادی برای بخش بندی سیگنال های PCG، مدت زمان و دامنه صداهای اصلی قلب و نیز مدت زمان سیستول و دیاستول و چرخه های قلبی به طور دقیقی تعیین شده اند. این روش همچنین به طور مداوم ضربان های قلب یک بیمار را محاسبه می نماید و اگر هرگونه تضادی را در پارامترهای قلبی و عروقی مشاهده نماید، بیمار را مطلع خواهد ساخت. **طبقه بندی**: برای ایجاد یک مدل ترکیبی از روش های متعارف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق روشی به اسم DHL ایجاد کرده ایم که بتواند سیگنال های PCG را با دقت عالی طبقه بندی نماید. الگوریتم DHL پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به طور مجزا، دقت تست بهتری را نشان داده است.

## منابع

- [1] S. S. Virani, A. Alonso, E. J. Benjamin, M. S. Bittencourt, C. W. Callaway, A. P. Carson, et al, "Heart disease and stroke statistics—2020 update: a report from the American Heart Association," *Circulation*, pp. 139–596, 2020.
- [2] P. T. Krishnan, P. Balasubramanian, and S. umapathy, "Automated heart sound classification system from unsegmented phonocardiogram (PCG) using deep neural network," *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, vol. 43, no. 2, Feb. 2020.
- [3] Steven McGee, "Auscultation of the Heart: General Principles," *Evidence-Based Physical Diagnosis (Fourth Edition)*, Elsevier., Ch. 39, pp. 327–332, 2018.
- [4] S. A. Sing and S. Majumder, "Short unsegmented PCG classification based on ensemble classifier," *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, pp. 875–889, 2020.
- [5] F. Mezziani, S. M. Debbal and A. Atbi, "Analysis of Phonocardiogram Signals using Wavelet Transform," *Journal of Medical Engineering and Technology*, vol. 36, pp. 283–302, 2012.
- [6] B. S. Emmanuel, "Discrete Wavelet Mathematical Transformation Method fo Nonstationary Heart Sounds Signal Analysis," *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 07, pp. 1021–1028, Aug. 2012.
- [7] C. Sawant, and H. T. Patii, "Wavelet Based ECG Signal De-noising," in 2014 First International Conference on Networks Soft Computing (ICNSC 2014), Guntur, AP, India , pp. 20–24, Aug. 2014.
- [8] J. Zhong and F. Scalzo, "Automatic Heart Sound Signal Analysis with Reused Multi-Scale Wavelet Transform," *International Journal of Engineering and Science*, vol. 02, pp. 50–57, Jan. 2013.
- [9] M. Nabih, E. A. El-Dahshan and A. S. Yahia, "Denoising of Heart Sound Signals Using Discrete Wavelet Transform," *Circuits, Systems and Signal Processing*, vol. 36, pp. 4482–4497, 2017.
- [10] Md. Chowdhury, K. Poudel and Y. Hu, "Time-Frequency Analysis, Denoising, Compression, Segmentation, and Classification of PCG Signals," *IEEE Access*, 2020.
- [11] Md. Chowdhury, K. Poudel and Y. Hu, "Detecting Abnormal PCG Signals and Extracting Cardiac Information Employing Deep Learning and Shannon Energy Envelope," *IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB)*, Philadelphia, PA, 2020.
- [12] Md. Chowdhury, K. Poudel and Y. Hu, "Automatic Phonocardiography Analysis using Discrete Wavelet Transform," *International Conference on Vision, Image, and Signal Processing (ICVISP)*, Vancouver, Canada, 2019.92
- [13] J. R. Hampton, "THE ECG MADE EASY," *Edinburgh : Churchill Livingstone*, 2003.



- [14] B. Singh, A. Kaur, and J. Singh, "A review of ECG data compression techniques," International Journal of Computer Application, vol. 116, no. 11, pp. 1-6, 2015.
- [15] R. vinaykumar, " Deep Learning Approaches to Detect Advanced Cyber Attacks," Ph.D. dissertation, Center for Computational Engineering and Networking, Amrita Vishwa Vidyapeetham University, Tamil Nadu, June. 2019.
- [16] Md. Chowdhury, K. Poudel and Y. Hu, "Automatic ECG Signal Analysis Based on Discrete Wavelet Transform and Deep Convolutional Neural Network," IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB), Philadelphia, PA, 2020.
- [17] G. A. H. Alabandi, " Combining Deep Learning with Traditional Machine Learning to Improve Classification Accuracy," M.Sc. dissertation, Department of Computer Science, Texas State University, June. 2019.



## Using artificial intelligence algorithms in order to compress, remove noise, and .segment heart sounds to detect arrhythmias

**Fatane KARIMZADE**

Electrical Engineering, Technical and Engineering Faculty, Islamic  
Azad University, Kazeroon Branch

**Mohammadamin pirbonye**

Electrical Engineering, Technical and Engineering Faculty, Islamic  
Azad University, Kazeroon Branch

Electrical Engineering, Technical and Engineering Faculty, Islamic  
Azad University, Kazeroon Branch

### Abstract

These articles include designing samples for compression, noise removal, segmentation and accurate classification of phonocardiogram and electrocardiogram signals. The phonocardiogram signal is a graphic representation of the sound of the heart that expresses the mechanical activities of the human heart. The phonocardiogram signal contains useful information about the function and condition of the heart. The electrocardiogram signal shows the electrical activities of the human heart. The electrocardiogram signal is widely used to diagnose heart diseases in hospitals and clinics. In the diagnosis of various heart diseases, the analysis of phonocardiogram and electrocardiogram signals is important and vital because these signals can provide an early indication of potential cardiac abnormalities. Extracting cardiac information from phonocardiogram and electrocardiogram signals to diagnose heart diseases in the initial stage of the disease can play a vital role in remote patient monitoring. In this article, we have combined various signal processing techniques, including deep learning, to effectively and accurately compress, remove noise, segment and classify phonocardiogram and electrocardiogram signals. First, using the multi-resolution analysis technique based on discrete wavelet transform, phonocardiogram signals are compressed and noise removed.

**.Keywords:** Phonocardiogram signals, machine learning and electrocardiogram