https://doi.org/10.30495/jce.2023.1990276.1222

## Vol. 14/ No. 56/2025

**Research Article** 

## Improving the Performance of Heart Disease Diagnosis by Combining the Cochleogram Transformation and Variable Auto-Encoder (VAE) Network

Mahbubeh Bahreini <sup>1</sup> 🕩 | Ramin Barati<sup>2</sup> 🕩 | Abbas Kamali<sup>3</sup> 🕩

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, mahbubehbahryni@yahoo.com

<sup>2</sup>Department of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, barati.ramin@aut.ac.ir

<sup>3</sup>Department of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, abbas\_kamali@yahoo.com

#### Correspondence

Ramin Barati, Assistant Professor of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, barati.ramin@aut.ac.ir

Main Subjects: Heart Disease Diagnosis with deep learning

Paper History: Received: 12 September 2023 Revised: 13 November 2023 Accepted: 12 December 2023

#### Abstract

Early detection of abnormal heart sounds can largely prevent sudden death caused by heart diseases. A low-cost and noninvasive method for detecting abnormal heart sounds is the use of PCG signals. In this article, after segmenting the heart sound signal, a two-dimensional representation of the signal is obtained through cochleogram transformation. Then, with the help of deep learning and a variational autoencoder network, four final features are extracted from each signal. Finally, support vector machine and k-nearest neighbor algorithms with k-fold validation are used to classify the heart sound signal into one of the predetermined categories: normal and abnormal sound classes. In this research, the Physionet database, which contains 3,482 heart sounds from a standard collection, is used to train and evaluate the proposed method. The best results of the proposed method for classifying the two classes of heart sounds are 99.55%, 98.75%, and 99.70% in terms of accuracy, sensitivity, and specificity, demonstrating the superior capability of the proposed method compared to other methods. This abnormal sound detection system can be highly useful in rural health centers and small hospitals to assist doctors without specialized expertise in diagnosing heart problems.

**Keywords**: Cochleogram Transformation, Heart Disease Diagnosis, Variable Auto-Encoder Network, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor.

#### Highlights

- Gammatone filter bank extracts frequency info via cochleagram transformation.
- Latent space from autoencoders provides effective, compact features for classification.
- Autoencoders excel in unsupervised learning by compressing features efficiently.
- Robust to noise, autoencoders improve accuracy using compact latent features.

**Citation:** M. Bahreini, R. Barati, and A. Kamali, "Improving the Performance of Heart Disease Diagnosis by Combining the Cochleogram Transformation and Variable Auto-Encoder (VAE) Network," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 14, no. 56, pp. 42-57, 2025, doi:10.30495/jce.2023.1990276.1222 [in Persian].

#### COPYRIGHTS

©2025 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) https://creativecommons.org/licenses/by/4.0



#### 1. Introduction

Cardiovascular disease remains one of the most significant and concerning fatal conditions worldwide. Published statistics indicate that 32% of global deaths in 2019 were attributed to cardiovascular diseases [1]. The rising prevalence of cardiovascular disorders, their complications, and the associated healthcare costs have spurred extensive research into early detection and diagnostic methods. While various diagnostic approaches have been proposed, most are either prohibitively expensive or invasive in nature. Invasive procedures not only cause patient discomfort but may also pose life-threatening risks.

Among non-invasive, cost-effective diagnostic methods, cardiac auscultation using a stethoscope stands out for early heart disease detection. However, this method's accuracy heavily depends on the clinician's expertise [2]. Consequently, the stethoscope remains the most frequently used medical device, while phonocardiography (PCG) - the graphical recording of heart sounds - has emerged as an effective diagnostic tool for cardiovascular conditions. Healthy heart sounds typically consist of two distinct components (S1 and S2), whereas abnormal sounds result from turbulent blood flow through cardiac valves, caused by conditions such as valvular regurgitation, ventricular septal defects, or stenotic valves. While most abnormal sounds suggest cardiac pathology, some may not indicate specific diseases. These sounds can be categorized based on their spatial characteristics.

Despite its utility, PCG has limitations in detecting certain mechanical cardiac dysfunctions, including vascular anomalies or septal defects, and cannot identify coronary artery occlusions. While electrocardiography (ECG) serves as the gold standard for diagnosing mechanical heart failure, it remains relatively costly [2,3] and requires trained specialists for image acquisition, expert interpretation, and precise analysis. A highly accurate, affordable automated system could provide a reliable alternative for clinicians in resource-limited settings, potentially reducing the need for expensive and invasive diagnostic procedures.

#### 2. Innovation and contributions

This research presents a novel approach for early detection of abnormal heart sounds using Phonocardiogram (PCG) signals. The key innovations include:

- Cochleogram Transformation: The use of cochleogram transformation to generate two-dimensional representations of heart sound signals, providing a new analytical approach.
- Deep Feature Extraction: A combination of deep learning and variational autoencoder network to extract four discriminative features from each signal, enhancing detection accuracy.
- Advanced Classification: Implementation of support vector machines and k-nearest neighbor algorithms with k-fold validation, achieving exceptional performance (accuracy: 99.55%, sensitivity: 98.75%, specificity: 99.70%).
- Comprehensive Validation: Evaluation using the standard Physionet database containing 3,482 heart sounds, demonstrating reliability and effectiveness.
- Clinical Application: A low-cost, non-invasive system suitable for rural healthcare settings, enabling general practitioners to diagnose cardiac abnormalities without specialist expertise.

These advances establish new standards in heart sound analysis, outperforming existing methods and improving cardiac healthcare outcomes.

#### 3. Materials and Methods

Figure I illustrates the complete workflow of the proposed algorithm. The method involves several key steps: initial preprocessing followed by application of the cochleogram transform to each signal window using a gammatone filter bank. The resulting vector from the cochleogram transform is then fed into the network, where its hidden space representation serves as effective features. These extracted features are subsequently input to the classification function for final class determination. Further details of the proposed methodology are elaborated in the following sections.



Figure I. Steps of the Proposed Method

This study utilizes the PhysioNet-2016 database for validating the proposed heart sound recognition algorithm [4,5]. The database comprises 2,435 recordings of both normal and abnormal heart sounds. While collected using

various recording devices, all signals were uniformly resampled at 2 kHz following bandwidth limitation through an anti-aliasing filter based on Nyquist-Shannon sampling theory.

The abnormal recordings primarily represent cases of valvular disorders and coronary artery occlusions, though detailed clinical annotations are limited. From these recordings, we extracted 3,482 heart sound cycles, consisting of:

- 1,754 normal cycles
- 1,728 abnormal cycles

The dataset was partitioned with 80% allocated for classifier training (organized into 128 clusters) and 20% reserved for testing. During training, 30% of the training data served as validation, with this subset being randomly selected and refreshed each epoch to ensure robust model evaluation.

#### 4. Results and Discussion

The results demonstrate the superior performance of the proposed variational autoencoder method for dimensionality reduction when compared to other advanced feature selection techniques including Genetic Algorithm (GA), Evolutionary Algorithm (EA), and Non-Dominated Sorting Multi-Objective Symbiotic Organism Search (NSMOSOS). The key findings reveal:

- Enhanced Accuracy: The proposed variational autoencoder achieves consistently higher accuracy with both KNN and SVM classifiers, surpassing the performance of classical autoencoder and other feature selection methods.
- Improved Robustness: Combined with SVM classification, the method demonstrates significant performance gains, exceeding 99% across all key metrics (specificity, sensitivity, and accuracy).
- Effective KNN Performance: While SVM delivers superior overall results, the variational autoencoder still substantially enhances KNN classification compared to baseline and alternative approaches.

These results collectively validate the effectiveness and robustness of the proposed method for both dimensionality reduction and classification tasks, establishing its advantage over existing techniques.

#### 5. Conclusion

This paper presents a novel approach for heart sound classification using a variational autoencoder network to extract features from cochleogram-transformed signals. Our methodology employs a balanced dataset containing 3,482 normal and abnormal PCG cycles for training and evaluation. The system processes signals through a gammatone filter bank that generates 64-dimensional vectors per frame, accurately modeling human auditory frequency response. This proven technique provides precise cochleogram feature extraction for cardiac sound analysis.

The core innovation involves our designed variational autoencoder network, which effectively reduces dimensionality by extracting 10 discriminative features from its hidden layer representation. Experimental results demonstrate exceptional classification performance, achieving 99.55% accuracy, 98.75% sensitivity, and 99.70% specificity when paired with an SVM classifier.

This system offers significant clinical potential as both a diagnostic aid for physicians and a foundation for portable heart disease detection systems. The model's computational efficiency enables deployment on standard personal computers, suggesting practical implementation in clinical settings through relatively simple hardware requirements. These capabilities position our approach as a valuable tool for non-invasive cardiac abnormality detection.

#### References

- [1] Cardiovascular diseases (CVDs): WHO Fact Sheet. WHO (11 June 2021). https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds).
- [2] E. Etchells, C. Bell, K. Robb, "Does this patient have an abnormal systolic murmur?," *Jama*, vol. 277, no 7, pp. 564–571, 1997.
- [3] S. Das, S. Pal, and M. Mitra, "Deep learning approach of murmur detection using Cochleagram," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 1, no. 77, p. 103747, 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2022.103747.
- [4] C. Liu *et al.*, "An open access database for the evaluation of heart sound algorithms," *Physiol. Meas.*, vol. 37, no. 12, pp. 2181–2213, 2016, doi: 10.1088/0967-3334/37/12/2181.

[5] A.L. Goldberger, L.A.N. Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff, P.C. Ivanov, R.G. Mark, J. E. Mietus, G.B. Moody, C.-K. Peng, and H.E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, 2000, pp. 215-220, doi: 10.1161/01.cir.101.23.e215.

**Declaration of Competing Interest:** Authors do not have conflict of interest. The content of the paper is approved by the authors.

#### **Author Contributions:**

Mahbubeh Bahreini: Software, methodology, writing original draft preparation; Ramin Barati: Resources; Abbas Kamali: manuscript editing.

**Open Access:** Journal of Southern Communication Engineering is an open-access journal. All papers are immediately available to read and reuse upon publication.

https://doi.org/10.30495/jce.2023.1990276.1222

مهندسی مخابرات جنوب دانشگاه آزاد اسلامی واحد بوشهر

مقاله پژوهشی

# بهبود عملکرد تشخیص بیماری قلبی با ترکیب تبدیل کوچلیگرام و شبکه خود رمزنگار

محبوبه بحريني 🔍 | رامين براتي 🖤 | عباس كمالي 🖤

| چکید     | <sup>۱</sup> گروه مهندسی برق، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، ایران.             |
|----------|---|
| تشخيص    | mahbubehbahryni@yahoo.com   |
| ناگھانی  | <sup>۲</sup> گروه مهندسی برق، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، ایران.             |
| هجومى    | barati.ramin@aut.ac.ir  |
| است. د   | المعادية بالمعالمة فالمراشية عالم أناما المعالم                                   |
| سيگنال   | Ab.Kamali@iau.ac.ir   |
| عميق     |   |
| استخرا   | نويسنده مسئول:  |
| همسايه   | " رامین براتی، استادیار گروه مهندسی برق، واحد شیراز،<br>دانشگاه آناد اسلامی ایران |
| یکی از   | barati.ramin@aut.ac.ir  |
| استفاده  |   |
| 3442     |   |
| روش      |   |
| پيشنها   |   |
| حساسي    | موضوع اصلی:<br>تشخیر در از مقار باللگ بتر بلاگ مرمد ت                             |
| لهنشي    | مسحيط بيماري فنبى بالموريتم يدييري عميق   |
| سيستم    | تاريخچه مقاله:  |
| د. مانہ  | <b>تاریخ دریافت:</b> ۲۱ شهریور ۱۴۰۲   |
| کر تک کی | <b>تاریخ بازنگری:</b> ۲۲ آبان ۱۴۰۲  |
| پزشگان   | تاريخ يذيوش: ٢١ آذر ١۴٠٢  |

س اولیه صداهای غیرطبیعی قلب تا حد زیادی می تواند از مرگ ناشی از بیماریهای قلبی جلوگیری کند. یک روش کمهزینه و غیر ر برای تشخیص صداهای غیر طبیعی قلب، به کار گیری سیگنال PCG ر این مقاله، بعد از قسمت بندی سیگنال صدای قلب، نمایش دوبعدی ل توسط تبدیل کوچلیگرام حاصل می شود، سپس به کمک یادگیری و شبکه خود رمزنگار متغیر، چهار ویژگی نهایی از هر سیگنال ج می شود. در نهایت از ماشین بردار پشتیبان و k-نزدیک ترین ، با اعتبارسنجی K-fold برای طبقهبندی سیگنال صدای قلب، در دستههای از پیش تعیین شده کلاس صدای نرمال و غیرنرمال ه میشود. در این پژوهش از مجموعه دادهی فیزیونت که دارای صدای قلب از یک مجموعه استاندارد است، جهت آموزش و ارزیابی پیشنهادی استفاده میشود. بهترین نتایج بهدستآمده روش دی جهت طبقهبندی دو کلاسه صدای قلب بهترتیب بهدقت، بت و ویژه بودن ۹۹/۵۵، ۹۸/۷۵ و ۹۹/۷۰ است که توانایی بالاتر روش دی در مقایسه با سایر روشهای موجود را اثبات میکند. از این تشخیص صداهای غیرنرمال می توان به صورت بسیار مفید در مراکز بهداشت روستایی و بیمارستانهای کوچک بهمنظور کمک به ن بدون تخصص برای تشخیص مشکلات قلبی استفاده کرد.

**کلید واژهها:** تبدیل کوچلیگرام، تشخیص بیماری قلبی، شبکه خود رمزنگار متغیر، ماشین بردار پشتیبان، K-نزدیکترین همسایه

## تازه های تحقیق:

- بانک فیلتر گاماتون اطلاعات فرکانس را از طریق تبدیل حلزون گوش استخراج میکند.
- فضای پنهان از رمزگذارهای خودکار ویژگی های موثر و فشرده را برای طبقه بندی فراهم میکند.
  - رمزگذارهای خودکار در یادگیری بدون نظارت با فشرده سازی کارآمد ویژگی ها برتری مییابند.
- رمز گذارهای خودکار که دربرابر نویز مقاوم هستند، دقت را با استفاده از ویژگیهای پنهان فشرده بهبود میبخشند.



#### ۱–مقدمه

بیماری قلبی عروقی یکی از مهمترین بیماریهای مهلک و نگرانکننده در کل دنیا است. بر اساس آمارهای منتشر شده ۳۲ درصد از مرگ و میر در کل دنیا در سال ۲۰۱۹ ناشی از بیماریهای قلبی عروقی بوده است [۱]. رشد روزافزون بیماریهای قلبی و عروقی و عوارض آنها و هزینههایی که به سیستم پزشکی جامعه تحمیل میکند باعث شده است که تحقیقات زیادی در زمینه بررسی روشهای شناسایی و تشخیص زودهنگام آن صورت پذیرد. اگرچه روشهای تشخیص و شناسایی متفاوتی ارائه شده است، اما اکثر آنها یا بسیار گران است و یا ماهیت هجومی دارد. روشهای هجومی هم میتوانند باعث ناراحتی بیمار شده و هم برای او مرگآفرین باشند. یکی از روشهای غیر هجومی، ارزان و ساده برای تشخیص اولیه بیماری قلبی، شنیدن صدای قلب با استفاده از گوشی پزشکی است. هرچند که دقت این رویکرد بستگی زیادی به مهارت پزشک دارد [۲]. از این رو استتوسکوپ بیش از هر وسیله پزشکی مورد استفاده پزشکان قرار می گیرد و فونوکاردیوگرافی(PCG)<sup>۱</sup>و یا ثبت گرافیکی سیگنال صدای قلب بهعنوان یک راهکار مؤثر به منظور تشخیص بیماریهای قلبی عروقی شناخته شده است. صدای قلب سالم دارای دو صدای واضح و مجزا به نامهای S1 و S2 می باشد و صداهای غیرعادی قلب، صدای گذر ناگهانی جریان خون از درون دریچه قلب است که ناشی از بازگشت خون از طریق دریچه سوراخدار، نقص جدار بطنی و یا جریان رو به جلو از طریق دریچههای باریک است. اکثرا این صداهای مبهم غیرطبیعی نشاندهنده مشکلات قلبی بوده، اما بعضاً نشان از هیچ مورد خاص بیماری نیست. صداهای غیرطبیعی قلب را میشود بر اساس مشخصههای فضایی آنها دستهبندی کرد. اگرچه PCG یک روش ثبت گرافیکی سیگنال یک روش تشخیص بیماری قلبی است، اما عدم کارکرد مکانیکی قلب، شامل ایرادات عروقی یا نواقص SEPTAL ، با این روش قابل تشخیص نمی باشد. به طوری که دستگاه PCG قابلیت تشخیص انسداد عروق کرونری را ندارد. اگرچه ECG <sup>2</sup> یک روش استاندارد برای تشخیص نارسایی مکانیکی قلب است، اما بهنوعی یک روش پرهزینه است [۲، ۳]. همچنین نیاز به یک کارشناس حرفهای و آموزشدیده برای اخذ تصاویر، ارائه نظر کارشناسی و تفسیر صحیح و دقیق دارد. سیستم خودکار بادقت بالا و هزینه کم، میتواند جایگزین قابل اعتمادی برای پزشکان در بیمارستان های کوچک باشد. همچنین این روش نیاز به روشهای تشخیصی پرهزینه و تهاجمی را بهشدت کاهش میدهد.

در طول یک دهه اخیر، به دلیل پیشرفتهای حاصل در زمینه هوش مصنوعی، محققان به آنالیز و پردازش سیگنال PCG توسط روشهای یادگیری ماشین بهشدت علاقهمند شدهاند و تعداد قابل توجهی از تحقیقات بر روی شناسایی، تشخیص و دستهبندی صداهای طبیعی و غیرطبیعی قلب انجام شده است، این تحقیقات بر اساس ویژگیهای استخراج شده از حوزهی فرکانس [۳۲،۶،۴] و حوزهی زمان-فرکانس است [۷–۱۵،۱۴،۱۲]. دلیل اصلی انتخاب ویژگی در حوزهی زمان-فرکانس، رفتار غیرایستا و شبهتناوبی سیگنالهای PCG است.

سافارا و همکاران، با استفاده از ترکیب تبدیل موجک بستهای<sup>۳</sup> و استخراج ویژگی مبتنی بر آنتروپی<sup>۴</sup>، راهکاری را برای دستهبندی صدای قلب بادقت ۹۶/۹۴ درصد پیشنهاد دادند [۷]. برای تشخیص صدای غیر طبیعی قلب (سیستولیک) روش ترکیب آنتروپی ضرایب موجک بستهای با استفاده از توان ضرایب موجک [۸] پیشنهاد شده است. علت رایج استفاده از تبدیل موجک و انواع آن در تحلیل و آنالیز سیگنال PCG، امکان دسترسی به محتوای زمان-فرکانس و تجزیه سیگنال بر اساس فرکانس مشخص (فرکانس پایین و فرکانس بالا) است. روش تبدیل موجک پیوسته<sup>۵</sup> (CWT)، بر اساس موجک مورلت<sup>۶</sup>، نمونهی دیگری است که برای تشخیص صداهای غیرطبیعی قلب پیشنهاد شده است [۹،۱۰]. وارگیز و همکاران، روش تبدیل موجک تجربی<sup>۷</sup> (TWB) را برای آنالیز سیگنال صدای قلب پیشنهاد دادند [۱۱]. EWT روشی است که ابتدا اجزاء فرکانس را پیدا می کند و سپس روش فیلترینگ

<sup>3</sup> Packet wavelet transform

- <sup>5</sup>Continuous wavelet transform
- <sup>6</sup>Morelet wave <sup>7</sup>Experimental wavelet transfer
- <sup>7</sup>Experimental wavelet transform

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Phonocardiography

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Electrocardiogram

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>Entropy

کیفیت تأثیر روشهای مبتنی بر WT وابسته به دو فاکتور مهم موجک مادر و تعداد سطوح تجزیه است. از دیگر ابزار پرکاربرد ویژگی حوزهی زمان-فرکانس، ویژگیهای ضرایب کپسترال فرکانسی مل<sup>۱</sup> (MFCC) است [۱۲]. بعد از موفقیت چشم گیر استفاده از این روش در تجزیهوتحلیل گفتار و صدا، از آن برای آنالیز و بررسی سیگنال صدای قلب نیز استفاده شده است. ویژگی صوتی برگرفته از ضرایب کپسترال مل فرکانسی برگرفته از سیستم غیرخطی ادراک شنوایی انسان است و دارای ۱۳ بعد است [۱۳]. مکینتاش و همکاران، از روش MFCC برای دستهبندی سیگنال صدای طبیعی و غیرطبیعی قلب استفاده کردهاند [۱۴]. علاوه بر MFCC برای استخراج مجموعهای از ویژگیهای فراکتال از روشهایی چون برازش منحنی استفاده شده است [۱۵]. ویژگی MFCC، در حضور اعوجاج کم عملکرد خوبی دارد.

افت فاحش عملکرد این روش زمانی است که صداهای ضبط شده قلب تا حدودی با اغتشاشات و نویز آمیخته باشد که البته باتوجهبه روشهای دادهبرداری بدون کنترل قابلدرک است. روشهای یادگیری ماشین بهمنظور تجزیهوتحلیل PCG به ترتیب شامل مراحل استخراج ویژگیها، انتخاب ویژگیها و دستهبندی ویژگیها هستند. محققان بر اساس ویژگیهای انتخابیشان از انواع مختلف دستهبندی کنندهها استفاده می کنند. در سالهای اخیر اکثر محققین ترجیح می دهند از روشهای یادگیری عمیق برای دستهبندی صدای قلب استفاده کنند. در حال حاضر شبکه عصبی عمیق یکی از روشهای پراستفاده و مورد استقبال محققان در زمینههای مختلف است. در تحقیقات زیادی، از شبکه عصبی عمیق (DNN) برای دستهبندی صدای قلب به دسته نرمال و غیرنرمال استفاده شده است [۱۲، ۱۷–۱۵]. کریشنان و همکاران، برای دستهبندی صداهای قلب از ۱۰۸۱ نمونه ثبت شده PCG در مجموعه دیتا عمومی، برای آموزش و اعتبارسنجی مدلهای DNN پیشنهادی استفاده کرده است [۱۸]. مدل WAVENET عميق برای دستهبندی ۵ نوع از صداهای غیرطبیعی قلب پیشنهاد شده است [۱۹]. DNN فقط قادر به دستهبندی دیتاهای سری زمانی است درحالی که CNN می تواند دیتاهای سری زمانی را به تصاویر تبدیل کند و بهعنوان لایه ورودی CNN به کار گیرد. [۲۱٬۲۰٬۱۴] مدلهای CNN به ترتیب در MFCC، تبدیل موج متقابل<sup>۲</sup> و سنسورهای شنوایی نورومورفیک<sup>۳</sup> (NAS) استفاده شده است. این ویژگیها برای توصیف سیگنال صدای قلب بهصورت تصویر مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین در [1۲] قابلیت بالای تبدیل کوچلیگرام<sup>۴</sup> برای طبقهبندی سیگنال PCG و بدون اعمال هیچ گونه فیلتری (پیش پردازش) نشانداده شده است [۳۱،۲۹]. بانک فیلتر گاماتون<sup>6</sup> با الگوبرداری از مدل بانک فیلتر سیستم شنوایی انسان، ویژگیهای کوچلیگرام را استخراج کرده است. با استفاده از ماتریس ویژگی ۶۴ بعدی کوچلیگرام، یک مدل DNN، برای دستهبندی صداهای طبيعي و غيرطبيعي قلب آموزشداده شده است [۳].

در ادامه بخشبندی مقاله بهصورت زیر است. مواد و روشهای مورداستفاده در این کار در بخش۲ توضیح داده شده است. مجموعهدادهها، فرایند استخراج ویژگی و مدل دستهبندی در بخش۲ به طور خلاصه ارائه شده است. آزمایشها و نتایج دقیق در بخش ۳ گزارش شده است. در بخش ۴ خلاصه مباحث ذکرشده است و در نهایت، بخش ۵ به نتیجهگیری تحقیق میپردازد.

## ۲- مواد و روشها

## ۲-۱- تبدیل کوچلیگرام

بهطورکلی تبدیلهای زمان-فرکانس را میتوان به دودسته پویا و ایستا گروهبندی کرد. در روشهای پویا تلاش میشود که زمان بهصورت واقعی و نه انتزاعی نمایش داده شود. تبدیل کوچلیگرام در واقع همان اسپکتروگرام پویا یا اسپکتروگرام با مدل حلزونی گوش است و در آن از ضرایب کپسترال فرکانس گاماتون<sup>6</sup> که یک ساختار فیلتر بانکی دارد برای استخراج اطلاعات فرکانسی استفاده میشود. ضرایب کپسترال فرکانس گاماتون مشابه ضرایب کپسترال فرکانس مل<sup>۷</sup> است و تنها تفاوت آن در نوع فیلتر و پهنای باند مربوط به آن است، به طوری که فیلتر استفاده شده در فیلتر گاماتون به کمک فیلترهای حلزونی مدل شده است.

- <sup>5</sup>Gammatone filter bank <sup>6</sup>Gammatone Frequency Capstral
- <sup>7</sup>Mel frequency

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Mel frequency capstral coefficients

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Coss-Wavelet Transform

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Nerumorphic Auditory Sensors

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Kochilgram

برای محاسبه ضرایب کپسترال فرکانسی گاماتون، اندازهی پاسخ فرکانسی بهدستآمده از اعمال تبدیل فوریه بر روی سیگنال صدای قلب، از فیلتر بانک گاماتون که به صورت رابطه ۱ تعریف میشود عبور داده میشود،

$$G(\omega) = \frac{A}{2} \frac{6}{\left(2\pi b \operatorname{ERB}(f_c)\right) + j\left(\omega - \omega_c\right)^4} + \frac{A}{2} \frac{6}{\left(2\pi b \operatorname{ERB}(f_c)\right) - j\left(\omega - \omega_c\right)^4}$$
(1)

که در رابطه بالا ERB پهنای باند مستطیلی متناظر با فرکانس است. که به کمک آن میتوان طیف هموارتری برای دامنه انتظار داشت. در نهایت لگاریتم طیف سیگنالهای میان گذر به حوزهی زمان انتقال داده میشود. ضرایب بدست آمده، ضرایب کپستروم گاماتون خواهد بود. بیان طیفی سیگنال صدای قلب به صورت ضرایب کپستروم گاماتون از نظر ویژگیهای طیفی محلی میتواند قابلیت بالایی در تمایز کلاسهای مختلف داشته باشد. با توجه به اینکه ضرایب طیف گاماتون در نتیجه لگاریتم اعداد حقیقی هستند به کمک تبدیل کسینوسی گسسته میتوان سیگنال حوزهی زمان را بازیابی کرد. از اینرو اگر ضرایب طیفی توان با x<sub>k</sub>

$$c_{n} = \sum_{k=1}^{K} \left( \log S_{k} \right) \cos \left( n \left( k - \frac{1}{2} \right) \frac{\pi}{k} \right), \ n = 1, 2, ..., k$$
(Y)

در این مقاله از ۶۴ فیلتر گاماتون با ضریب پهنای باند ۱۵ استفاده شده است.

## ۲-۲- ساختار روش پیشنهادی

در شکل ۱ تمام مراحل الگوریتم پیشنهادی به طور خلاصه نشانداده شده است. در روش پیشنهادی، بعد از پیش پردازش اولیه، تبدیل کوچلیگرام سیگنال با به کارگیری بانک فیلتر گاماتون بر روی هر پنجره از سیگنال اعمال می شود و سپس بردار بهدست آمده از تبدیل کوچلیگرام وارد شبکه خود رمزنگار می شود و از فضای پنهان آن به عنوان ویژگی مؤثر استفاده می شود و در نهایت ویژگی های به دست آمده وارد تابع دسته بند می شوند و کلاس داده مشخص می گردد. در ادامه جزئیات بیشتری در مورد روش پیشنهادی ارائه می شود.



شکل ۱: مراحل روش پیشنهادی Figure 1. Steps of the Proposed Method

## ۲–۲–۱– پایگاه داده

در این بخش از پایگاهداده PhysioNet-2016 برای اعتبارسنجی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر تشخیص صدای قلب استفاده شده است [۲۴،۲۳] . این پایگاهداده شامل ثبت ۲۴۳۵ سیگنال صدای قلب شامل صداهای طبیعی و غیرطبیعی قلب است. اگرچه فرایند دستیابی به دادهها با استفاده از دستگاههای ضبط مختلف انجام شده است، اما نتایج تمام ثبتها در فرکانس ۲KHz با استفاده از فیلتر تصحیح فرکانس دوباره نمونهبرداری می شوند (فیلتر تصحیح فرکانس فیلتری است که قبل از نمونه برداری سیگنال برای محدود کردن پهنای باند یک سیگنال مورد استفاده قرار می گیرد و از تئوری نمونه برداری نایکوئیست شانون استفاده می کند). بیشتر صداهای غیر طبیعی قلب از بیماران مبتلا به اختلالات دریچه قلب و انسداد عروق کرونری جمع آوری می شوند و جزئیات دیگری در دسترس نیست. با توجه به سیگنالهای موجود یک مجموعه داده شامل ۳۴۸۲ سیکل از صدای قلب بدست آمده که شامل دو کلاس صدای نرمال (۱۷۵۴) و کلاس غیرنرمال (۱۷۲۸) می باشد و از ۸۰٪ از کل دادهها برای آموزش و ۲۰٪ برای تست دسته بندی کننده استفاده شده است . دادههای آموزشی به دستههای ۱۲۸ تایی تقسیم شدهاند. ٪۳۰ از دادههای آموزشی برای اعتبارسنجی نگهداشته شده که به صورت تصادفی انتخاب و در هر دوره تغییر داده شده است.

## ۲-۲-۲-پیش پردازش داده

پایگاه داده صداهای قلب PhysioNet از سراسر جهان با استفاده از سیستمهای مختلف دستیابی داده در محیطهای بالینی و غیربالینی جمعآوری میشوند، بنابراین در ابتدا دامنه دادههای PCG با استفاده از تکنیک Min-Max نرمالیزه شده است.

## ۲-۲-۳ استخراج ویژگی اولیه با اعمال تبدیل کوچلیگرام

بعد از پیش پردازش اولیه، فرایند استخراج ویژگی انجام می شود. در گام اولیه فرایند استخراج ویژگی، دادههای PCG با طول فریم ۶۴ میلی ثانیه و با جابجایی زمانی ۱۰ میلی ثانیه برای محاسبه تبدیل فوریه زمان کوتاه استفاده شده است. بهعنوان مثال، اگر فاصله زمانی صدای قلب ۱۵۸ میلی ثانیه در نظر گرفته شود، در کل شامل ده فریم خواهد بود. نمونههای با طول ۴ میلی ثانیه واقع در بخش انتهایی حذف خواهند شد. هر داده اضافی فراتر از چار چوب نهایی که کمتر از ۱۰ میلی ثانیه است، کنار گذاشته می شود. سپس از بانک فیلتر گاماتون ۶۴ فیلتری، دارای فرکانسهای مرکزی در محدوده ۵۰ هرتز تا ۱ کیلوهرتز برای به دست آوردن ماتریس ویژگی ۶۴ بعدی مربوط به تبدیل کوچلیگرام استفاده می شود. در شکل ۲ به عنوان نمونه یک سیگنال صوتی صدای نرمال و غیرنرمال قلب و کوچلیگرام مربوط به آن نشان داده شده است.



شکل ۲: نمونه سیگنالهای صوتی طبیعی و غیر طبیعی قلب و خروجی مربوط به تبدیل کوچلیگرام آن Figure 2. Samples of normal and abnormal sound signals of the heart and the output related to its cochleogram conversion

۲-۲-۴ استخراج ویژگی با خودرمزنگار عمیق خودرمزنگار نقش مهمی در یادگیری بدون نظارت ایفا می کند. بازسازی دادهها هدف اصلی این نوع شبکهها میباشد و اساسیترین مزیت این شبکهها استخراج ویژگیهای فشرده میباشد. به بیان دیگر خودرمزنگارها کارایی بسیار مناسبی در کاهش ابعاد و استخراج ویژگی و بازنمایی دادهها دارند و اخیراً مورد توجه پژوهشگران زیادی قرار گرفته است. بعد از اعمال تبدیل کوچلیگرام،ابعاد دادهی مسئله ۶۴ میباشد که افزونگی بسیاری دارد و برای حل مسئله کلاسبندی به تمامی مقادیر دادهها احتیاج نداریم با توجه به اینکه تعداد دادههای آموزشی محدود میباشد و برای بهبود عملکرد سیستم طبقهبندی و همچنین کاهش پیچیدگی محاسباتی نیاز به کاهش ابعاد دادهی ورودی داریم ، ساختار خودرمزنگار این امکان را فراهم میکند که با طراحی یک شبکه عمیق، بهترین ویژگیها از طریق لایه پنهان (latent) از هر سیگنال استخراج شود.



شکل ۳: ساختار شبکه خودرمزنگار Figure 3. Self-encrypting network structure

همانطور که در شکل ۳ مشخص است، ساختار کلی خودرمزنگارها به دو بخش رمزگذار و رمزگشا تقسیم میشود. در قسمت رمزگذار دادههای ورودی (خروجی فیلتربانک گاماتون) را به فضای پنهان F : L < F نگاشت می کند ( F بعد فضای ورودی و L بعد فضای پنهان است) که در این مقاله بعد فضای ویژگی ۴ در نظر گرفته شده است و در بخش رمزگشایی از فضای ویژگی ، دادههای اصلی بازسازی میشود. خودرمزنگار متغیر یا VAE یک نوع جدید از خودرمزنگارها میباشد که برای کاهش ابعاد دادههای نویزی از طریق فضای پنهان استفاده می شود. عملکرد کلی این شبکه مشابه یک خودرمزگذار معمولی است که مبتنی بر یادگیری بدون نظارت، یک بردار خروجی تولید کند که حدوداً مشابه بردار ورودی میباشد. تفاوت اصلی آن این است که فضای پنهان با پارامترهای یک توزیع احتمال مشخص میشود، به عبارتی خودرمزنگار متغیر مدل احتمالی این است که فضای پنهان با پارامترهای یک توزیع احتمال مشخص می شود، به عبارتی خودرمزنگار متغیر مدل احتمالی خودرمزنگار کلاسـیک میباشد. برای این منظور، تابع هزینه در خودرمزنگار متغیر ترکیبی از میانگین مربعات خطا و تابع درمزنگار کلاسـیک میبان با پارامترهای یک توزیع احتمال مشخص می شود، به عبارتی خودرمزنگار متغیر مدل احتمالی خودرمزنگار کلاسـیک میبان با پارامترهای یک توزیع احتمال مشـخص می شود، به عبارتی خودرمزنگار متغیر مدل احتمالی می و دان به همین دلیل خودرمزنگار متغیر قابلیت حذف نویز و دادههای پرت را دارد و فضای پنهان را می توان به عنوان بهترین و فشردهترین ویژگیها برای بهبود دقت طبقهبندی در نظر گرفت.

## ۲-۲-۴-۱- هایپر پارامترهای مورد استفاده در شبکه خودرمزنگار

به منظور همگرایی سریعتر شبکه خودرمزنگار، چندین هایپرپارامتر وجود دارد که باید آنها را به صورت سعی و خطا تنظیم کرد. در ادامه مهمترین آنها بررسی شده است:

 ۱. ابعاد فضای پنهان: این متغیر ابعاد نهایی فضای ویژگی را مشخص میکند. یک فضای پنهان با ابعاد کمتر میتواند ویژگیهای پیچیدهتری از دادههای ورودی را استخراج کند، اما ممکن است شبکه همگرا نگردد و یا دیرتر همگرا شود.
 ۲. نرخ یادگیری: همان گونه که از اسم این پارامتر مشخص است سرعت یادگیری توسط این پارامتر تعیین میگردد. نرخ یادگیری بالا سرعت یادگیری را افزایش میدهد، با این حال ممکن است شبکه همگرا نگردد و نرخ یادگیری کوچک، همگرایی شبکه را طولانی میکند. ۳. لندازهی بچ<sup>۱</sup>: این پارامتر تعداد دادههای ورودی به شـــبکه را مشــخص می کند. هرچقدر لندازهی بچ بزرگتر باشـــد همگرایی سریعتر میشود، اما فرایند آموزشی ثبات کمتری دارد.

۴. طراحی شبکه، تعداد لایهها و نرونهای هر لایه: این پارامتر عمق شبکههای رمزگذار و رمزگشا را مشخص میکند. هر چقدر شبکه عمیقتر باشد قابلیت یادگیری الگوهای پیچیدهتر را دارد، اما ممکن است به زمان آموزشی و منابع محاسباتی بیشتری نیز نیاز داشته باشد.

با توجه به اینکه تعیین مناسب این هایپرپارامترها میتواند تأثیر زیادی بر همگرایی و عملکرد نهایی شبکه داشته باشد، یکسری آزمایشها بهصورت سعی و خطا صورت گرفته است و مقادیری که بهترین نتیجه را داشتهاند برای الگوریتم پیشنهادی انتخاب شده است و در شکل ۴ جزئیات شبکه پیشنهادی نشانداده شده است. همچنین نرخ یادگیری و اندازه بچ به ترتیب ۰/۰۰۰۲ و ۱۲۸ در نظر گرفته شده است.



شکل ۴: شبکه خود رمزنگار برای استخراج ویژگی [۳۳] Figure 4. Self-encrypting network for feature extraction

## ۲-۳-طبقه بندی

در نهایت، ویژگیهای استخراج شده به کمک یک تابع دستهبند مشخص دستهبندی میشوند برای این کار توابع دستهبند زیادی وجود دارد که میتوان از آنها استفاده کرد، مانند تحلیل تفکیک خطی<sup>۲</sup> (LDA)، K- نزدیک ترین همسایه<sup>۳</sup> (KNN)، ماشینهای بردار پشتیبان<sup>۴</sup> (SVM)، جنگلهای تصادفی و شبکههای عصبی<sup>۵</sup> (NN). در این پژوهش از تابع SVM و KNN برای طبقهبندی نهایی استفاده میشود که در پژوهشهای تصادفی و شبکههای عصبی<sup>۵</sup> (NN). در این پژوهش از تابع SVM و KNN برای طبقهبندی نهایی استفاده میشود که در پژوهش از تابع SVM و KNN برای طبقهبندی در این این استفاده میشود که در پژوهشهای قبلی قابلیت این دستهبندها در کار با سیگنالهای حیاتی اثبات شده است [۲۵] روشی سریع با درصد صحت بالا، طبقهبندی را انجام میدهد، بنابراین دقت عملکرد به میزان زیادی بهبود مییابد. در این روش با استفاده از روشهای تکاملی، نمونهها میتوانند با حداقل مجموع فواصل درون خوشهای، خوشهبندی شوند و به منظور کاهش با استفاده از روشهای تکاملی، نمونهها میتوانند با حداقل مجموع فواصل درون خوشهای، خوشهبندی شوند و به منظور کاهش خطا در طبقهبندی، خوشهها در دورترین مکان نسبت به هم واقع شوند. همچنین به دلیل اینکه هایپرپارامترهای تابع دستهبند این روش خطا در طبقهبندی، خوشهها در دورترین مکان نسبت به هم واقع شوند. همچنین به دلیل اینکه هایپرپارامترهای تابع دستهبند بر روی عملکرد نهایی سیستم تأثیرگذار است، یک سری بهینه سازی بر روی هایپرپارامترهای تابع دستهبند در این رو

- <sup>1</sup> Batch
- <sup>2</sup> Linear Discriminant Analysis
- 3 Nearest Neighbor
- <sup>4</sup> Support Vector Machines
- <sup>5</sup> Neural Networks

این مقاله یک تابع دستهبند SVM با هسته گاوسی γ برابر با ۰/۰۱ و C برابر با ۲ و یک تابع دستهبند KNN با K=۵ و بافاصله ماهالانویوس<sup>۱</sup> در نظر گفته میشود. در بخش بعدی نتایج بهدست آمده را گزارش می *ک*نیم.

## ۲-۴-معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، بعد از تخمین ماتریس درهمریختگی محاسبه، دقت (.Acc)، حساسیت (.Se) و درصد ویژه بودن (.Sp) محاسبه میشود. نسبت نمونههای پیشبینیشده درست به تعداد کل نمونهها بهعنوان دقت شناخته میشود که اعتبار طبقهبندیکننده را اندازه گیری میکند. حساسیت بهعنوان نسبت نمونههای مثبت واقعی به همهی نمونههای که مثبت تشخیص داده شدهاند. ویژه بودن بهعنوان نسبت موارد منفی واقعی به همهی نمونههای که منفی تشخیص داده شدهاند. روابط ریاضی برای محاسبه این معیارها عبارتاند از،

$$Acc.(\%) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \tag{(7)}$$

$$Se.(\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$$
(\*)

$$Sp.(\%) = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \tag{(a)}$$

که در آن TT و TT تعداد نمونههایی هستند که به ترتیب در کلاسهای نرمال و غیرنرمال به درستی پیشبینی شدهاند. FP تعداد نمونههایی است که مدل به اشتباه تعداد نمونههایی است که مدل به اشتباه آنها را غیرنرمال پیشبینی می کند و FN تعداد نمونههایی است که مدل به اشتباه آنها را غیرنرمال پیشبینی می کند و FN تعداد نمونههایی است که مدل به اشتباه آنها را غیرنرمال پیشبینی می کند و FN تعداد نمونههایی است که مدل به اشتباه آنها را غیرنرمال پیشبینی می کند. همچنین برای گزارش نهایی مقادیر، اعتبارسنجی متقابل با ۵ لایه انجام می شود تا اطمینان حاصل گردد که هیچ بایاسی در عملکرد طبقهبندی وجود ندارد. در این مرحله، مجموعه دادهها به پنج زیر گروه افراز می شوند، از این ۵ زیر مجموعه دادهها به پنج زیر گروه افراز می شوند، از این ۵ زیر مجموعه دادهها به پنج زیر گروه افراز می شوند، از این ۵ زیر مجموعه دادهها به پنج زیر گروه افراز می شوند، از این ۵ زیر مجموعه دادهها به پنج زیر گروه افراز می شوند، از این ۵ زیر مجموعه داده با ۲ زیر مجموعه برای آموزش و زیر مجموعه باقی مانده برای ارزیابی و تست استفاده می شود و این روال ۵ بار تکرار می شود به موری که هر نمونه یکبار برای ارزیابی استفاده گردد. در نهایت میانگین این ۵ بار تست به عنوان میزان میزان می روال ۵ بار تکرار می شود به طوری که هر نمونه یکبار برای ارزیابی استفاده گردد. در نهایت میانگین این ۵ بار تست به عنوان میزان میزان میلار د نهایی گزارش می شود.

در این قسمت ابتدا آزمایشی را برای نشاندادن مزیت کاهش بعد توسط شبکه خود رمزنگار متغیر<sup>۲</sup> انجام میدهیم. سپس، رویکرد پیشنهادی خود را با سایر روشهای بهروز موجود مقایسه میکنیم تا مزیت و قابلیت رویکرد پیشنهادی خود را نشان دهیم. در ادامه ابتدا عملکرد رویکرد کاهش بعد مبتنی بر رویکرد پیشنهادی را با سه روش انتخاب ویژگی پیشرفته مقایسه میکنیم، همچنین حالتی که در آن انتخاب ویژگی صورت نمیپذیرد را بهعنوان روش پایه در نظر میگیریم. انتخاب ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک<sup>۳</sup> (GA) [۲۶]، انتخاب ویژگی مبتنی بر الگوریتمهای تکاملی<sup>۴</sup> (EA) [۷۲]، و الگوریتم جستجوی ارگانیسمهای همزیست چندهدفه مرتبسازی غیرمسلط<sup>۵</sup> (NSMOSOS) [۲۸]، برای مقایسه استفاده شده است. نتایج عددی رویکرد پیشنهادی در جدول ۱ خلاصه شده است.

در این قسمت فرض شده است که تمام مراحل (پیش پردازش، استخراج ویژگی، طبقهبندی کننده) یکسان هستند و تنها تفاوت در مرحله کاهش بعد و انتخاب ویژگی است، سپس رویکرد پیشنهادی را بر اساس معیارهای دقت، حساسیت و ویژه بودن مقایسه می کنیم. اولین و بدیهی ترین مشاهدات این است که استفاده از همه ویژگیها کمترین عملکرد را در طبقهبندی دارد که مشکل ابعاد بزرگ را نشان می دهد. همان طور که می بینیم، روش کاهش بعد مبتنی بر یادگیری عمیق پیشنهادی، قادر است که به عملکرد بالاتری نسبت به روش های دیگر دست یابد. در مقایسه روش پیشنهادی مبتنی بر خود رمزنگار کلاسیک با خود رمزنگار متغیر، برتری ناچیز در روش خود رمزنگار متغیر مشخص است. برای نشان دادن مزیت اصلی روش خود رمزنگار متغیر حالتی را در نظر می گیریم که سیگنال ورودی با نویز گوسی همراه باشد. نتایج به دست آمده از این سناریو در جدول ۲ نشان داده شان

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Mahalanobis

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Autoencoder

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>Genetic algorithm

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Evolutionary Algorithms

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> Non-dominated sorting multi-objective symbiotic organisms search algorithm

| Ref.            | Feature Reduction                 | Category<br>Function | Precision | Sensitivity | Being<br>Special |
|-----------------|-----------------------------------|----------------------|-----------|-------------|------------------|
| -               | All features                      | KNN                  | 84.22     | 84.38       | 82.19            |
|                 |                                   | SVM                  | 84.56     | 84.62       | 83.72            |
| [26]            | Genetic algorithm                 | KNN                  | 89.90     | 90.27       | 90.19            |
|                 |                                   | SVM                  | 91.22     | 93.37       | 92.65            |
| [27]            | Evolutionary algorithm            | KNN                  | 96.49     | 98.38       | 97.56            |
|                 |                                   | SVM                  | 97.88     | 98.62       | 98.02            |
| [28]            | Searching for symbiotic organisms | KNN                  | 97.19     | 98.25       | 97.41            |
|                 |                                   | SVM                  | 98.22     | 98.81       | 98.15            |
| Proposed method | Classic self-encryption           | KNN                  | 98.87     | 98.29       | 98.23            |
|                 |                                   | SVM                  | 99.02     | 98.37       | 99.14            |
|                 | Variable self-encryption          | KNN                  | 99.43     | 98.62       | 99.21            |
| Proposed method |                                   | SVM                  | 55        | 98.75       | 99.70            |

جدول ۱: بررسی عملکرد شبکه خود رمزنگار متغیر در کاهش ابعاد ورودی و مقایسه آن با شبکه خود رمزنگار کلاسیک و روشهای نوین دیگر Table 1. Investigating the performance of the variable self-encryptor network in reducing input dimensions and comparing it with the classic self-encryptor network and other modern methods.

جدول ۲: بررسی عملکرد شبکه خود رمزنگار متغیر در کاهش ابعاد ورودی و مقایسه آن با شبکه خود رمزنگار کلاسیک در حالت شرایط نویزی و با

#### نسبت سیگنال به نویز ۳dB

Table 2. Investigating the performance of the variable self-encryptor network in reducing input dimensions and comparing it with the classic self-encryptor network in noisy conditions and with a signal-to-noise ratio of 3dB.

| Ref.              | Feature Reduction          | Category<br>Function | Precision | Sensitivity | Being<br>Special |
|-------------------|----------------------------|----------------------|-----------|-------------|------------------|
|                   | All features               | KNN                  | 62.88     | 62.76       | 62.33            |
|                   |                            | SVM                  | 63.78     | 64.55       | 63.87            |
| Duan acad math ad | Classic self-encryption    | KNN                  | 73.88     | 75.12       | method           |
| Proposed method   |                            | SVM                  | 78.35     | 78.29       | 79.12            |
|                   | d Variable self-encryption | KNN                  | 82.86     | 81.33       | 82.97            |
| Proposed method   |                            | SVM                  | 85.91     | 82.32       | 83.42            |

جدول ۲ نشان میدهد که با اضافه شدن سیگنال تنفسی به سیگنال PCG، عملکرد طبقه بندی کاهش می یابد. بااین حال، روش میتنی بر خود رمزنگار متغیر عملکرد بهتری را در مقایسه با سایر خود رمزنگار کلاسیک نشان میدهد و این برتری به طور محسوس قابل مشاهده است. این توانایی، طرح پیشنهادی را برای طبقه بندی سیگنالهای PCG در میان نویز تنفسی بالا نشان میدهد. در نهایت عملکرد رویکرد پیشنهادی با تکنیکهای موجود مقایسه شده است. در جدول ۳، مقایسه کلی روش پیشنهادی با می هدی معرفی می وان برتری به طور می مان می می مان می م محسوس قابل مشاهده است. این توانایی، طرح پیشنهادی را برای طبقه بندی سیگنالهای PCG در میان نویز تنفسی بالا نشان می می دهد. در نهایت عملکرد رویکرد پیشنهادی با تکنیکهای موجود مقایسه شده است. در جدول ۳، مقایسه کلی روش پیشنهادی با هفت تکنیک به روز نشان داده شده است. این نویز می نکته اشاره کرد به منظور مقایسه منصفانه، مراجع با پایگاه داده مشابه با کار خود مان برای مقایسه انتخاب شده است.

جدول ۳: مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با جدیدترین روش¬های موجود

| Ref.               | Work method   | Precision | Sensitivity | Being<br>Special |
|--------------------|---|-----------|-------------|------------------|
| [12]               | Feature extraction using MFCC and MFSC, and using deep networks   | 97.10     | 99.26       | 94.86            |
| [14]               | Feature extraction using MFCC and a convolutional network   | 84.15     | 80.63       | 87.66            |
| [18]               | Feature extraction from the time domain and a deep neural network   | 85.65     | 86.73       | 84.75            |
| [20]               | Using Wavelet Transform and Convolutional Neural Network  | 98        | 98          | 98               |
| [31]               | Feature extraction using MFCC and short-time Fourier transform, using<br>convolutional neural networks and LSTM neural networks | 91.31     | 93.80       | 92.60            |
| [32]               | Combining time, frequency, and time-frequency domain features and<br>employing deep neural networks                             | 94.5      | 98.2        | 92.60            |
| [3]                | Cochleogram transformation and application of deep neural networks  | 98.33     | 98.20       | 98.45            |
| Proposed<br>method | Cochleogram transformation and application of deep neural networks  | 99.85     | 99.95       | 99.42            |

## ۴- نتیجهگیری

در این مقاله به کارگیری شبکه خود رمزنگار متغیر برای استخراج ویژگی از بردار بهدست آمده از تبدیل کوچلیگرام را برای طبقهبندی صدای قلب مورد مطالعه قرار دادهایم. یک مجموعهداده متعادل از سیگنال PCG نرمال و غیرنرمال شامل ۳۴۸۲ سیکل صدای قلب برای آموزش و ارزیابی روش پیشنهادی استفاده شده است. بانک فیلتر گاماتون برای هر فریم از سیگنال، یک بردار ۶۴ بعدی که معادل پاسخ فرکانسی سیستم شنوایی انسان است را تولید میکند. این فیلتر بانک برای استخراج ویژگی کوچلیگرام استفاده شده است و ثابت شده است که در پردازش صدای قلب بسیار دقیق و کارآمد است. در ادامه به کمک طراحی یک شبکه خود رمزنگار متغیر و با دسترسی به لایه پنهان این شبکه، ۱۰ ویژگی مفید استخراج میشود. به بیان دیگر از شبکه خود رمزنگار برای کاهش ابعاد استفاده شده است. یافتههای عددی، اثر بخشی رویکرد پیشنهادی برای دستهبندی صدای قلب را اثبات میکنند به طوری که با استفاده از تابع دستهبند SVM بهدقت ۹۹/۵۵، حساسیت ۹۸/۷۵ و ویژه بودن ۹۹/۷۰ دست یافتهایم. این مدل میتواند بهعنوان یک ابزار تشخیصی برای تشخیص ناهنجاریهای قلبی به پزشکان کمک کند. برای توسعه یک سیستم تشخیص بیماری قلبی مبتنی بر صدای قلب، این مدل میتواند توسط یک رایانه شخصی آموزش داده شود و بهعنوان یک سیستم قابل حمل برای مصارف بالینی استفاده شود.

#### مراجع

- [1] Cardiovascular diseases (CVDs): WHO Fact Sheet. WHO (11 June 2021). https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds).
- [2] E. Etchells, C. Bell, and K. Robb, "Does this patient have an abnormal systolic murmur?," *Jama*, vol. 277, no 7, pp. 564–571, 1997.
- [3] S. Das, S. Pal, and M. Mitra, "Deep learning approach of murmur detection using Cochleagram," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 1, no. 77, p. 103747, 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2022.103747.
- [4] S.K. Randhawa and M. Singh, "Classification of heart sound signals using multi-modal features," *Procedia Computer Science*, vol. 58, pp. 165-171, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.08.045.
- [5] F. Ghaderi, H. R. Mohseni, and S. Sanei, "Localizing Heart Sounds in Respiratory Signals Using Singular Spectrum Analysis," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 12, pp. 3360-3367, Dec. 2011, doi: 10.1109/TBME.2011.2162728.
- [6] Y. Zeinali and S.T.A. Niaki, "Heart sound classification using signal processing and machine learning algorithms," *Machine Learning with Applications*, vol. 7, p. 100206. 2022, doi: 10.1016/j.mlwa.2021.100206.
- [7] F. Safara and A.R.A. Ramaiah, "RenyiBS: Renyi entropy basis selection from wavelet packet decomposition tree for phonocardiogram classification," *The Journal of Supercomputing*, vol. 77, pp. 3710-3726, 2021, doi: 10.1007/s11227-020-03413-9.
- [8] B. Daoud, K. Nayad, B. Braham, and B. Messaoud, "Heart murmurs detection and characterization using wavelet analysis with Renyi entropy," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 17, no. 6, 2017, doi: 10.1142/S0219519417500932.
- [9] E. Kay and A. Agarwal, "DropConnected neural network trained with diverse features for classifying heart sounds," *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, Vancouver, BC, Canada, 2016, pp. 617-620.
- [10] G. Eslamizadeh and R. Barati, "Heart murmur detection based on wavelet transformation and a synergy between artificial neural network and modified neighbor annealing methods," *Artif. Intell. Med.*, vol. 78, pp. 23-40, 2017, doi: 10.1016/j.artmed.2017.05.005.
- [11] H. Li, Y. Ren, G. Zhang, R. Wang, J. Cui, and W. Zhang, "Detection and Classification of Abnormities of First Heart Sound Using Empirical Wavelet Transform," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 139643-139652, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2943705.
- [12] H. Chowdhury, K. N. Poudel, and Y. Hu, "Time-Frequency Analysis, Denoising, Compression, Segmentation, and Classification of PCG Signals," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 160882-160890, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3020806.
- [13] J. Chen, Y. Wang, and D. Wang, "A Feature Study for Classification-Based Speech Separation at Low

Signal-to-Noise Ratios," in *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 22, no. 12, pp. 1993-2002, Dec. 2014, doi: 10.1109/TASLP.2014.2359159.

- [14] V. Maknickas and A. Maknickas, "Recognition of normal-abnormal phonocardiographic signals using deep convolutional neural networks and mel-frequency spectral coeffcients," *Physiol. Meas.*, vol. 38, no. 8, pp. 1671-1684, 2017, doi: 10.1088/1361-6579/aa7841.
- [15] M. Hamidi, H. Ghassemian, and M. Imani, "Classification of heart sound signal using curve fitting and fractal dimension," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 39, pp. 351–359, 2018, doi: 10.1016/j.bspc.2017.08.002.
- [16] M.S. Ahmad, J. Mir, M.O. Ullah, M.L.U.R. Shahid, and M.A. Syed, "An effcient heart murmur recognition and cardiovascular disorders classification system," *Australas. Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 42, no. 3, pp. 733– 743, 2019, doi: 10.1007/s13246-019-00778-x.
- [17] G. Yaseen, Y. Son, and S. Kwon, "Classification of heart sound signal using multiple features," *Appl. Sci.*, vol. 8, no. 12, 2018, doi: 10.3390/app8122344.
- [18] P.T. Krishnan, P. Balasubramanian, and S. Umapathy, "Automated heart sound classification system from unsegmented phonocardiogram (PCG) using deep neural network," *Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 43, no. 2, pp. 505–515,2020, doi: 10.1007/s13246-020-00851-w.
- [19] S.L. Oh, V. Jahmunah, C.P. Ooi, R.-S. Tan, E.J. Ciaccio, T. Yamakawa, M. Tanabe, M. Kobayashi, and U. Rajendra Acharya, "Classification of heart sound signals using a novel deep WaveNet model," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 196, p. 105604, 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105604.
- [20] P. Dhar, S. Dutta, and V. Mukherjee, "Cross-wavelet assisted convolution neural network (AlexNet) approach for phonocardiogram signals classification," *Biomed. Signal Process. Control.*, vol. 63, p. 102142, 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102142.
- [21] J. P. Dominguez-Morales, A. F. Jimenez-Fernandez, M. J. Dominguez-Morales, and G. Jimenez-Moreno, "Deep Neural Networks for the Recognition and Classification of Heart Murmurs Using Neuromorphic Auditory Sensors," in *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 12, no. 1, pp. 24-34, Feb. 2018, doi: 10.1109/TBCAS.2017.2751545.
- [22] S. Das, S. Pal, and M. Mitra, "Acoustic feature based unsupervised approach of heart sound event detection," *Comput Biol Med.*, vol. 126, p. 103990, 2020, doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.103990.
- [23] C. Liu *et al.*, "An open access database for the evaluation of heart sound algorithms," *Physiol. Meas.*, vol. 37, no. 12, pp. 2181–2213, 2016, doi: 10.1088/0967-3334/37/12/2181.
- [24] A.L. Goldberger, L.A.N. Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff, P.C. Ivanov, R.G. Mark, J. E. Mietus, G.B. Moody, C.-K. Peng, and H.E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, 2000, pp. 215-220, doi: 10.1161/01.cir.101.23.e215.
- [25] C. Xu, S.J. Chao, G. Jiang, X. Chen, Q. He, and P. Xie, "Two-level multidomain feature extraction on sparse representation for motor imagery classification," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 62, p. 102160, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102160.
- [26] H. Chang and J. Yang, "Genetic-based feature selection for efficient motion imaging of a brain-computer interface framework," *Journal of neural engineering, vol.* 15, no. 5, 2018, doi: 10.1088/1741-2552/aad567.
- [27] P. Tan, X. Wang, and Y. Wang, "Dimensionality reduction in evolutionary algorithms-based feature selection for motor imagery braincomputer interface," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 52, p. 100597, 2020, doi: 10.1016/j.swevo.2019.100597.
- [28] Y. Baysal, S. Ketenci, I.H. Altas, and T. Kayikcioglu, "Multi-objective symbiotic organism search algorithm for optimal feature selection in brain computer interfaces," *Expert Systems with Applications*,

vol. 165, no. 113907, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113907.

- [29] M. A. Nadoomi and S. Majid, "Using Ant Colony Algorithm and Pairwise Learning to Classify Attack in Intrusion Detection Systems," *Journal of Communication Engineering*, vol. 9, no. 36, pp. 39–53, 2020 [in Persian].
- [30] I. Jamali, S. Javad Mirabedini, and A. Haronabadi, "Offering a Model for Persian Texts Classify by Combination of Classification Methods," *Journal of Communication Engineering*, vol. 10, no. 38, pp. 61-72, 2020 [in Persian].
- [31] F. Hajiani, N. Parhizgar, and A. Keshavarz, "Hyperspectral Image Classification Using Low Rank Representation and Spectral-Spatial Information," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 11, no. 43, pp. 27-38, 2022, doi: 10.30495/jce.2022.689206 [in Persian].
- [32] M. Jalali and T. Sedghi, "Extraction of Multiple Hybrid Features to Reduce the Semantic Vacuum with the Semi-Supervised Classification," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 12, no. 45, pp. 31-44, 2022, doi: 10.30495/jce.2022.691134 [in Persian].
- [33] Innocent Tatchum Sado, Louis Fippo Fitime, Geraud Fokou Pelap, Claude Tinku, Gaelle Mireille Meudje, Thomas Bouetou Bouetou, "Early multi-cancer detection through deep learning: An anomaly detection approach using Variational Autoencoder," *Journal of Biomedical Informatics*, Vol 160, 2024, no. 104751, doi: 10.1016/j.jbi.2024.104751.