

基于人工智能的电子听诊器在心脏瓣膜病中的研究进展与应用前景

阿不都沙拉木·沙德尔德丁¹ 刘海煜¹ 彭辉²

(1. 新疆医科大学, 新疆 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆医科大学 新疆维吾尔自治区人民医院心血管内科, 新疆 乌鲁木齐 830017)

【摘要】 心脏瓣膜病是常见的心血管疾病之一,其发病率与致残率在老龄化社会中持续上升。传统听诊器作为心脏瓣膜病的初筛手段虽具低成本优势,但依赖医生经验,存在识别精度与一致性不足的问题。近年来,基于人工智能的电子听诊器技术的快速发展,已在心音自动分析与心脏瓣膜病筛查中展现出临床潜力。现系统综述心脏瓣膜病的基本概况与诊断流程,分析电子听诊器的构造原理、核心功能和与智能设备结合的趋势,并重点探讨人工智能在心音特征提取、模型训练与临床验证中的研究进展。

【关键词】 人工智能;电子听诊器;心脏瓣膜病;深度学习;远程医疗

【DOI】 10. 16806/j. cnki. issn. 1004-3934. 2026. 01. 004

Research Progress and Application Prospects of Electronic Stethoscopes Based on Artificial Intelligence in Valvular Heart Disease

Abudushalamu·Shadeerding¹, LIU Haiyu¹, PENG Hui²

(1. *Xinjiang Medical University, Urumqi 830017, Xinjiang, China*; 2. *Department of Cardiology, Xinjiang Uygur Autonomous Region People's Hospital, Xinjiang Medical University, Urumqi 830017, Xinjiang, China*)

【Abstract】 Valvular heart disease is one of the common cardiovascular diseases, with its incidence and disability rates continually rising in an aging society. Although traditional stethoscopes have the advantage of low cost as a preliminary screening method for valvular heart disease, they rely on the experience of doctors and suffer from insufficient recognition accuracy and consistency. In recent years, artificial intelligence-based electronic stethoscope technology has advanced rapidly, demonstrating significant clinical potential in the automated analysis of heart sounds and screening for valvular heart disease. This article systematically reviews the fundamental overview and diagnostic procedures of valvular heart disease, analyzes the construction principle, core functions of electronic stethoscopes, and the trend of their integration with smart devices, and emphasizes the research advancements in artificial intelligence for heart sound feature extraction, model training, and clinical validation.

【Keywords】 Artificial intelligence; Electronic stethoscope; Valvular heart disease; Deep learning; Telemedicine

心脏瓣膜病 (valvular heart disease, VHD) 是全球范围内具有显著临床负担的心血管疾病之一。据《柳叶刀》全球疾病负担研究^[1]显示,2020 年全球有超过 4 100 万人罹患风湿性心脏病,其中退行性瓣膜病的发病率亦随人口老龄化迅速上升。《中国心血管健康与疾病报告 2023》^[2]指出,2022 年共收治 VHD 患者 188.2 万人次。传统听诊器作为 VHD 初筛的重要工具,具有简便、低成本等优势,但其准确性极度依赖临床医生的经验水平与培训背景,不同医生间判断一致性较差,在一项对比了经胸超声心动图和传统听诊方法的研究^[3]中,发现心脏专科医生使用传统听诊器仅

能准确检测出 54.1% 的 VHD 病例,常导致漏诊或误诊。

为提升早期识别率,近年来电子听诊器技术与人工智能 (artificial intelligence, AI) 算法迅速发展^[4]。电子听诊器可实现心音信号的高保真采集、放大及数字存储,为后续 AI 分析提供可靠数据基础。结合深度学习模型,AI 可对心音进行自动分类与 VHD 识别,在资源有限地区有望弥补专业医生的不足,推动心血管疾病的基层筛查智能化。现系统回顾 VHD 的基本概况、传统听诊器的诊断效能与局限,深入分析电子听诊器与 AI 融合技术的进展与挑战,探讨其在临床筛查中的

基金项目:新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2022B03009-3)

通信作者:彭辉, E-mail: lucy-ph@163.com

应用前景及推广价值,期望为智能辅助筛查在心血管领域的临床转化提供理论支持与实践参考。

1 VHD 的基本概况

1.1 VHD 的诊断

VHD 的诊断通常遵循多步骤流程,包括临床病史采集、体格检查、辅助检查及影像学评估。初步筛查主要依赖体格检查中的心脏听诊,以发现杂音、震颤等提示性体征,而确诊则依赖超声心动图,可提供瓣膜结构、反流程度、压差和射血分数等定量指标,是当前 VHD 诊断的金标准^[5]。在复杂或影像质量不佳的情况下,经食管超声心动图和心脏磁共振亦可作为补充手段。然而,这些影像学检查在基层医疗机构中的可及性有限,影响了 VHD 的早期发现与及时治疗。

1.2 听诊在 VHD 早期识别中的地位

尽管超声心动图是确诊 VHD 的金标准,但心脏听诊仍是初级医疗机构进行筛查的核心方法。听诊通过识别心音中的杂音类型、位置、传导方向等,可初步判断病变性质。例如,主动脉瓣狭窄常表现为收缩期喷射性杂音,最佳听诊区在胸骨右缘第 2 肋间;而二尖瓣关闭不全则多为吹风样全收缩期杂音,位于心尖部并向腋下放射。然而,传统听诊器高度依赖医师经验,研究^[6]发现医学生和非心脏病医生对中重度 VHD 的杂音识别准确率不足。此外,环境噪声、患者体型及心音叠加亦可能干扰判断。因此,尽管听诊在早期识别中不可或缺,但其局限性亦亟待新技术补充。

2 电子听诊器的发展现状

2.1 原理与构造

传统听诊器依靠空气振动将体内的声音传至医生耳朵,是一种完全被动信号传导设备^[7-8],其优点在于结构简单、无需电源,但在嘈杂环境或低音频信号的情况下性能较差^[9]。电子听诊器则在此基础上进行了革新,其核心原理是通过麦克风或压电传感器将心音、肺音等生理声音信号转化为电信号,并进行后续的数字处理^[10]。电子听诊器一般由声音接收端、信号放大器、模拟-数字转换器、滤波模块和音频输出模块组成。部分先进型号还配备 OLED 显示屏和蓝牙模块,以便与智能设备联动。与传统听诊器相比,电子听诊器不仅可放大微弱的心音,还可实现心音的录制、回放及远程传输,极大地拓宽了其在教育、远程医疗及智能辅助筛查中的应用前景。

2.2 核心功能

电子听诊器的关键优势之一是其对心音高频信号的捕捉能力。心音主要分布在 20~1 000 Hz,其中 S1 和 S2 的频率多在 30~200 Hz,而杂音在 600 Hz 以上^[11]。传统听诊器对高频成分的感知能力有限,尤其

对早期 VHD 识别率较低。电子听诊器通过内置放大器和滤波器对信号进行前处理,可显著提高信噪比,增强心音成分的可听性^[12]。此外,数字化处理通过心音信号降噪和特征提取,生成 AI 可识别的波形图。部分设备还配备多档滤波模式,如心音模式、肺音模式和全频段模式,以适应不同临床应用场景^[13]。这些功能显著提升了电子听诊器在精密诊断中的价值,尤其适用于需识别细微音变的 VHD 筛查。

2.3 声音数据的获取与标准化

电子听诊器除可用于听诊外,其采集的声音数据亦可作为临床研究和 AI 训练的重要资源。为提升心音数据的可复用性与比较性,国际上逐步探索心音数据标准化方案。PhysioNet 数据库中已有多个标准化心音数据集,如 CinC Challenge 2016 数据集,包含典型心音类型并配有专家标签。这些数据集推动了算法模型训练的公平性与可比性。另一方面,临床声音数据受多种因素影响,如采集位置、压力、患者体型、背景噪声等,需进一步制定统一采集协议和标注指南。当前,部分厂商也开始尝试将其设备采集的声音数据标准化存储于云端,利于跨中心研究与模型共享,为 AI 赋能心音分析奠定基础。

2.4 与其他电子设备结合趋势

随着移动医疗与可穿戴技术的进步,电子听诊器正逐步融入智能终端生态系统。一些新型设备支持与智能手机、平板电脑连接,借助 App 实现心音的可视化分析、自动标注和云端存储^[14-15]。例如,美国 Eko Health 推出的电子听诊器系列通过蓝牙与 App 联动,可实时显示心音波形并接入 AI 辅助筛查系统,已获得 FDA 批准用于心房颤动与杂音检测^[16]。与此同时,可穿戴听诊设备也逐渐兴起,如集成于胸贴或智能背心中的声学传感器,具备长时间连续心音监测能力,适用于慢病管理与居家筛查^[17-19]。这一趋势不仅增强了听诊工具的便携性与智能性,还拓展了其在远程医疗、社区卫生及老年照护中的应用潜力,为构建数字化、智能化的初级心血管筛查系统提供了重要支撑。

3 AI 技术在心音分析中的应用

3.1 AI 心音分析的基本流程

AI 在心音分析中的应用主要分为 4 个核心步骤:数据采集、信号预处理、特征提取、模型构建与训练(图 1)。心音信号的采集依赖于高质量的电子听诊器设备,这些设备可将听诊得到的模拟声音转化为数字信号^[20]。采集完成后,需进行预处理,包括去噪、滤波、统一化和心音分段,以剔除背景噪声并提取关键心音成分。接着,通过特征提取方法,包括梅尔频率倒谱系数、小波变换、时频图像转换等将心音信号转

化为可被 AI 模型识别的数值或图像形式。最后,构建合适的机器学习或深度学习模型进行训练,实现对心音的分类和病种的识别。随着深度学习的发展,越来越多的研究采用端到端训练策略,直接将心音原始波形或其频谱图输入神经网络,以提高其分析自动化水平。

3.2 常用算法

在心音分析领域,深度学习算法已成为主流方法,尤其是卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)在信号与时序建模中的表现突出^[14,21-23]。CNN 擅长

从心音的时频图(如短时傅里叶变换或梅尔频谱图)中提取局部空间特征,常用于分类任务中,例如正常心音对比异常心音^[24]。RNN 及其变种,包括长短期记忆网络和门控循环单元等,则能捕捉心音中的连续节律变化,适合用于心音分段与序列预测任务。近年来,Transformer 结构也被引入心音分析,由于其在长距离依赖建模中的优势,特别适用于处理复杂杂音识别任务和多瓣膜病同时识别的场景^[25]。此外,一些研究^[21,26]尝试使用融合模型,如 CNN-BiLSTM 和 CNN-Transformer 等组合架构,进一步提升模型的鲁棒性与泛化能力。

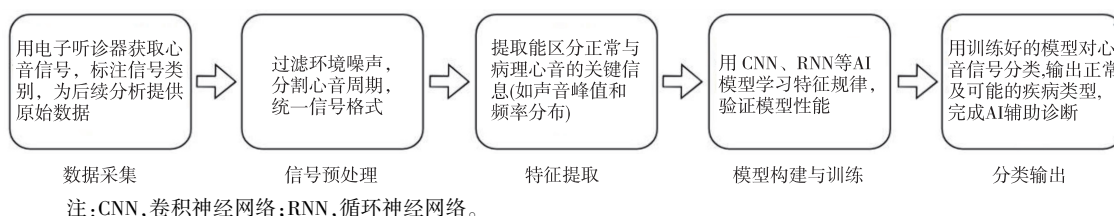


图 1 AI 心音分析流程

心音 AI 模型的有效性高度依赖于数据质量与标注准确性。PhysioNet 平台于 2016 年主办了心音分类挑战赛,公开发布了包含 3 153 条心音的 CinC/PhysioNet 2016 数据集,其中数据采集自不同国家、设备和患者,分类标签包括正常、异常及无法确定等^[27]。该数据集成为 AI 研究者进行模型训练和比较的重要基准。然而,公开数据集普遍存在数量有限、样本不均衡、病种不细化等问题,限制了模型泛化能力。为克服该问题,部分研究团队构建了自有数据集,但由于缺乏统一的采集协议与专家标注标准,不同数据间存在较大异质性。

3.3 AI 模型评估与识别 VHD 研究进展

心音 AI 模型的评估一般采用分类指标,包括准确率、灵敏度、特异度与受试者操作特征曲线下面积(area under curve, AUC)。在 PhysioNet 挑战赛中,最终评分指标采用了加权平均 F1-score,旨在衡量模型对正常与异常类别的平衡识别能力。近年来,多个研究^[21,28-30]已成功构建基于深度学习的模型,实现对 VHD 的高精度识别(见表 1)。这些研究主要基于心音图,通过提取音

频特征并训练 CNN、RNN,以及最新的 Transformer 架构,有效提升了分类性能,广泛应用于 VHD 的筛查与辅助诊断。例如,Jiang 等^[28]开发了一种基于深度学习的心音自动诊断系统,能识别特定的 VHD 而非仅做二分类判断,提升了临床实用性。Khan 等^[29]提出的 Cardi-Net 模型在混合性 VHD 分类任务中实现了 98.9% 的准确率,但该模型还未在临床进行验证。

此外,Alkhodari 等^[21]基于 CNN 和 RNN 模型在 CinC 2016 数据集上进行了评估,总体准确率为 87.3%,AUC 为 0.9,在使用 CNN-BiLSTM 网络时实现最高性能,准确率为 99.3%,体现出该模型对 VHD 分类的稳健性。Abbas 等^[30]的研究中结合心音图信号与视觉 Transformer 结构,进一步提升了检测的鲁棒性与泛化能力。这些进展表明,AI 辅助心音分析技术正逐步从研究走向临床,尤其在 VHD 早期筛查与远程医疗中展现出广泛的应用前景。Ainiwaer 等^[31]将 AI 应用于混合性 VHD 与先天性心脏病分类中,进一步扩大了算法适用范围,拓展了 AI 听诊器的联合筛查能力,并且强调了建立标准化心音数据库的重要性。

表 1 AI 模型识别 VHD 的性能比较

作者	年份	样本量	样本来源	模型临床验证环境	分类方法	灵敏度/%	特异度/%	准确率/%
Alkhodari 等 ^[21]	2021	9 600	公开数据集	社区场景	CNN-BiLSTM+RNN	98.3	99.5	99.3
Jiang 等 ^[28]	2024	499	临床	三甲医院	CNN	71.4~100	83.5~100	97.5~100
Khan 等 ^[29]	2022	1 000	实验室	社区场景	CNN	99.2	96.7	98.9
Abbas 等 ^[30]	2022	2 400	公开数据集	社区场景	CNN-Transformer	99.0	99.5	99.0

4 AI 电子听诊器在 VHD 中的临床研究与应用

近年来,AI 电子听诊器在 VHD 筛查中的应用逐

步进入临床研究阶段,部分研究已在真实临床场景中进行初步验证。这些研究通过将电子听诊器采集的

心音信号输入 AI 算法,实现自动识别杂音或判断 VHD 类型。例如,Chorba 等^[32]利用 AI 算法开发了一套可通过数字听诊器平台自动识别心脏杂音的系统,并在真实临床患者中对主动脉瓣狭窄筛查进行了验证,取得了良好的灵敏度表现。Roquemen-Echeverri 等^[33]则通过评估商业化 AI 听诊平台(Eko EMAS)在 VHD 识别中的准确性,确认了其在外部临床环境下的有效性。此外,Ghanayim 等^[34]则基于 100 例患者开发了一种 AI+听诊系统,专门用于主动脉瓣狭窄的检测,在 50 例真实患者中完成了验证试验,灵敏度为 84%,特异度为 92%,但总体样本量较小。Ogawa 等^[35]开发了 Super Stethoscope 系统并进行心音 AI 辅助筛查,该系统将心音可视化实时频谱图,可视化技术的使用使得在客观事物中捕捉声音成为可能,此系统可将这些视觉数据与声音数据一起实时发送上传至平台,为远程听诊及远程医疗开辟了新视野。

当前市面上已有多款代表性 AI 电子听诊器产品,其中最具影响力的为美国 Eko、Thinklabs 及国产品牌“云听”。Eko Stethoscope 系列产品(K 号 K213794)配备 FDA 认证的 AI 算法,可识别杂音、心房颤动等异常心音,且广泛用于美国临床教学与 VHD 初级筛查。Thinklabs One 则以高灵敏度和全数字输出著称,适用

于远程诊疗场景。“云听”智能听诊器是由上海交通大学医学院附属上海儿童医学中心联合科技企业研发的国产 AI 医疗设备,其元器件实现了 100% 国产化。它在临床应用中表现出色,在一项使用云听 G200 为云南省某偏远山区的 1 169 例儿童进行心音采集并诊断先天性心脏病的研究^[36]中,云听 G200 实现了 85.8% 的准确率,且诊断效能明显高于传统听诊器。“云听”智能听诊器是 AI 技术赋能医疗、实现“中国智造”的典型代表,其推广运用对于提升基层诊疗能力、落实分级诊疗政策具有重要意义。

基层医生在社区中可借助 AI 电子听诊器开展 VHD 的早期筛查。推荐流程为:首先,在患者静息状态下依次采集胸骨右缘第 2 肋间和心尖部心音,确保声音清晰稳定;其次,App 会实时显示心音频谱图,并在发现可疑杂音时提示,例如主动脉瓣狭窄典型的收缩期喷射性杂音。若 AI 初筛结果为阳性,应立即转诊完善超声心动图以确诊,避免延误病情(图 2)。对于体重指数 $\geq 30 \text{ kg/m}^2$ 的人群,因体表脂肪厚度易干扰信号,需重复采集并启用高频滤波模式,以提高信噪比和识别准确性。此流程不仅提高了基层筛查效率,还能帮助医生早期发现潜在 VHD 患者,减轻上级医院负担,推动心血管疾病的早期干预与管理。

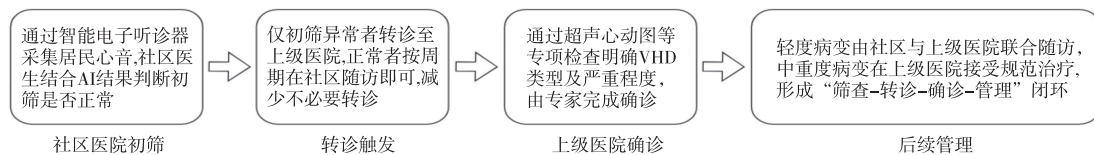


图 2 基层筛查转诊路径

5 局限性与临床应用壁垒

尽管 AI 电子听诊器在 VHD 筛查中的表现优于传统听诊器,但其临床应用仍存局限,需正视其在临床应用中的潜在壁垒。现有的算法都存在假阳性,在一项 AI 电子听诊器诊断左心瓣膜病的研究^[37]中发现,诊断二尖瓣疾病的总体准确率和特异度略低,总体假阳性率为 26.32%。该研究还表明,AI 电子听诊器的诊断性能可能会受到肥胖、肺气肿以及 VHD 严重程度的影响。在误诊或漏诊情况下的法律归属、伦理责任界定仍缺乏统一规范,需在推广前建立明确的法律与伦理框架。AI 电子听诊器产品的市场化还需符合《医疗器械监督管理条例》中“人工智能医疗器械分类界定”的要求^[38],或参照 FDA 针对 AI 医疗器械监管框架^[39]。此外,标准化数据平台缺失导致算法泛化能力较弱,进一步加剧特殊人群的判读误差。

6 结语

相比传统听诊器,AI 电子听诊器在音频采集与分析的准确性明显更高,Makimoto 等^[40]开发的 AI 模型

在诊断重度 VHD 中与使用传统听诊器的心脏病专家进行比较,AI 模型实现了 95.5% 的准确率,高于心脏病专家的 89.4%。该设备作为非侵入性工具,可在无需放射或创伤性操作的前提下完成初步筛查,极大地提高了患者的接受度;其成本远低于心脏超声及其他影像学检查设备,且可重复使用,例如常规彩色多普勒超声设备均价约 ¥80 万,而部分 AI 电子听诊器售价约 ¥2 000,这有助于在社区、乡镇卫生院等基层医疗机构部署,提升心血管疾病筛查的普及率与覆盖面。在当前医疗资源分布不均的背景下,AI 电子听诊器有望成为实现心血管疾病“早发现、早干预”的关键工具,并推动智能化听诊在常规临床实践中优先在基层 VHD 初筛患者随访中落地,为实现全民心血管健康管理提供有力的技术保障。

参考文献

[1] Chen QF, Shi S, Wang YF, et al. Global, regional, and national burden of valvular heart disease, 1990 to 2021 [J]. *J Am Heart Assoc*, 2024, 13

- (24);e037991.
- [2] 刘明波,何新叶,杨晓红,等.《中国心血管健康与疾病报告 2023》要点解读[J]. 临床心血管病杂志,2024,40(8):599-616.
- [3] Davidsen AH, Andersen S, Halvorsen PA, et al. Diagnostic accuracy of heart auscultation for detecting valve disease: a systematic review [J]. *BMJ Open*, 2023, 13(3):e068121.
- [4] Springer DB, Tarassenko L, Clifford GD. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2016, 63(4):822-832.
- [5] Otto CM, Nishimura RA, Bonow RO, et al. 2020 ACC/AHA guideline for the management of patients with valvular heart disease: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Joint Committee on Clinical Practice Guidelines[J]. *Circulation*, 2021, 143(5):e72-e227.
- [6] Lv J, Dong B, Lei H, et al. Artificial intelligence-assisted auscultation in detecting congenital heart disease[J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2021, 2(1):119-124.
- [7] Wann LS. The traditional stethoscope may be obsolete but the need for human connection is not[J]. *Am J Cardiol*, 2022, 184:147-148.
- [8] Peacock WF, Dhand A, Albert NM, et al. Stethoscope barriers narrative review; It's time for a strategy unfriendly to multi-drug resistant organisms (MDROs) [J]. *J Infect Public Health*, 2024, 17(6):1001-1006.
- [9] Zauli M, Peppi LM, di Bonaventura L, et al. Exploring microphone technologies for digital auscultation devices [J]. *Micromachines (Basel)*, 2023, 14(11):2092.
- [10] Seah JJ, Zhao J, Wang Y, et al. Review on the advancements of stethoscope types in chest auscultation[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(9):1545.
- [11] Alanazi AA, Atcherson SR, Franklin CA, et al. Frequency responses of conventional and amplified stethoscopes for measuring heart sounds[J]. *Saudi J Med Med Sci*, 2020, 8(2):112-117.
- [12] Kalimuthu M, Hemanth C. Preliminary study on real-time phonocardiogram signal acquisition and analysis using machine learning and IoMT for digital stethoscope[J]. *IEEE Access*, 2025, 13:68682-68709.
- [13] Park M, Kim JJ. Photoplethysmogram (PPG) and phonocardiogram (PCG) integrated circuits for multi-mode health monitoring system on the chest. 2023 International Conference on Electronics, Information, and Communication [C]// 2023 International Conference on Electronics, Information, and Communication. Piscataway:IEEE, 2023:1-3.
- [14] Zhao Q, Geng S, Wang B, et al. Deep learning in heart sound analysis: from techniques to clinical applications[J]. *Health Data Sci*, 2024, 4:0182.
- [15] Chen W, Sun Q, Chen X, et al. Deep learning methods for heart sounds classification: a systematic review[J]. *Entropy (Basel)*, 2021, 23(6):667.
- [16] van der Harst P, Nathoe H. Transforming cardiology with AI: the eko CORE 500 digital stethoscope[J]. *Neth Heart J*, 2025, 33(4):141-142.
- [17] Han L, Liang W, Xie Q, et al. Health monitoring via heart, breath, and Korotkoff sounds by wearable piezoelectret patches[J]. *Adv Sci (Weinh)*, 2023, 10(28):e2301180.
- [18] Ahmad RUS, Khan MS, Hilal ME, et al. Advancements in wearable heart sounds devices for the monitoring of cardiovascular diseases[J]. *Smartmat*, 2025, 6(1):e1311.
- [19] Kong F, Zou Y, Li Z, et al. Advances in portable and wearable acoustic sensing devices for human health monitoring [J]. *Sensors (Basel)*, 2024, 24(16):5354.
- [20] de Fazio R, Cascella I, Yalcinkaya SE, et al. Synchronous acquisition and processing of electro- and phono-cardiogram signals for accurate systolic times' measurement in heart disease diagnosis and monitoring[J]. *Sensors (Basel)*, 2025, 25(13):4220.
- [21] Alkhodari M, Fraiwan L. Convolutional and recurrent neural networks for the detection of valvular heart diseases in phonocardiogram recordings[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 200:105940.
- [22] Roy TS, Roy JK, Mandal N. Design of ear-contactless stethoscope and improvement in the performance of deep learning based on CNN to classify the heart sound[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2023, 61(9):2417-2439.
- [23] Gharehbaghi A, Partovi E, Babic A. Parallel recurrent convolutional neural network for abnormal heart sound classification[J]. *Stud Health Technol Inform*, 2023, 302:526-530.
- [24] Chen W, Zhou Z, Bao J, et al. Classifying heart-sound signals based on CNN trained on MelSpectrum and Log-MelSpectrum features [J]. *Bioengineering (Basel)*, 2023, 10(6):645.
- [25] Yang DR, Lin Y, Wei JW, et al. Assisting heart valve diseases diagnosis via transformer-based classification of heart sound signals[J]. *Electronics*, 2023, 12(10):2221.
- [26] Cheng J, Sun K. Heart sound classification network based on convolution and transformer[J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(19):8168.
- [27] Clifford GD, Liu C, Moody B, et al. Recent advances in heart sound analysis [J]. *Physiol Meas*, 2017, 38(8):E10-E25.
- [28] Jiang Z, Song W, Yan Y, et al. Automated valvular heart disease detection using heart sound with a deep learning algorithm[J]. *Int J Cardiol Heart Vasc*, 2024, 51:101368.
- [29] Khan JS, Kaushik M, Chaurasia A, et al. Cardi-Net: a deep neural network for classification of cardiac disease using phonocardiogram signal [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2022, 219:106727.
- [30] Abbas Q, Hussain A, Baig AR. Automatic detection and classification of cardiovascular disorders using phonocardiogram and convolutional vision transformers[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12(12):3109.
- [31] Ainiwaer A, Kadier K, Qin L, et al. Audiological diagnosis of valvular and congenital heart diseases in the era of artificial intelligence[J]. *Rev Cardiovasc Med*, 2023, 24(6):175.
- [32] Chorba JS, Shapiro AM, Le L, et al. Deep learning algorithm for automated cardiac murmur detection via a digital stethoscope platform [J]. *J Am Heart Assoc*, 2021, 10(9):e019905.
- [33] Roquemen-Echeverri V, Jacobs PG, Shalen EF, et al. External evaluation of a commercial artificial intelligence-augmented digital auscultation platform in valvular heart disease detection using echocardiography as reference standard [J]. *Int J Cardiol*, 2025, 419:132653.
- [34] Ghanayim T, Lupu L, Naveh S, et al. Artificial intelligence-based stethoscope for the diagnosis of aortic stenosis[J]. *Am J Med*, 2022, 135(9):1124-1133.
- [35] Ogawa S, Namino F, Mori T, et al. AI diagnosis of heart sounds differentiated with super StethoScope[J]. *J Cardiol*, 2024, 83(4):265-271.
- [36] 梁斌. 云听 G200 电子听诊器筛查云南偏远山区儿童先心病的应用价值研究[D]. 昆明:昆明医科大学, 2024.
- [37] Zhou Z, Xie K, Huang Y, et al. Automatic diagnosis of left valvular heart disease based on artificial intelligence stethoscope [J]. *JACC Adv*, 2025, 4(11 Pt 2):101993.
- [38] 国家药品监督管理局医疗器械技术审评中心. 关于发布《深度学习辅助决策医疗器械软件审评要点》的通告(2019 年第 7 号) [EB/OL]. (2019-07-03) [2025-07-21]. <http://www.cma.org.cn/CL0086/24471.html>.
- [39] U. S. Food and Drug Administration. Marketing Submission Recommendations for a Predetermined Change Control Plan for Artificial Intelligence/Machine Learning (AI/ML)-Enabled Device Software Functions; Draft Guidance for Industry and Food and Drug Administration Staff [EB/OL]. (2023-04-03) [2025-12-29]. <http://www.fda.gov/media/166877/download>.
- [40] Makimoto H, Shiraga T, Kohlmann B, et al. Efficient screening for severe aortic valve stenosis using understandable artificial intelligence: a prospective diagnostic accuracy study[J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2022, 3(2):141-152.