·医学工程·

面向心肺音检测及分析的多通道电子听诊器研究进展

张弛[1,2] 姜厚琦[1] 佘瑾[3*] 侯晓旭[4] 谢晟[5]

［1. 高端医疗装备与器械创新及转化工业和信息化部重点实验室；国家医学攻关（医工结合方向）高端医疗装备与器械产教融合创新平台，生物与医学工程学院，北京航空航天大学，北京 100191；2. 虚拟现实技术与系统全国重点实验室，北京 100191；3. 宜昌市中心人民医院医学工程部，宜昌 443003；4. 中国食品药品检定研究院医疗器械检定所，北京 100050；5. 中日友好医院放射科，北京 100029］

【摘要】 心血管与呼吸系统疾病已成为全球高负担公共卫生问题，心肺音精准采集与分析是疾病早诊早治的核心技术手段。传统听诊主观性强且无法量化追溯，商用单通道电子听诊器存在心肺音混叠、智能化不足等局限，多通道电子听诊器凭借空间信息富集、抗干扰能力强等优势成为研究热点。本文综述多通道电子听诊器的研究进展，聚焦多体位适配、柔性传感阵列应用等硬件采集系统优化，盲源分离算法、深度学习方法等心肺音分离算法创新，以及生命体征监测、杂音识别、辅助诊断等临床应用，分析当前技术在集成化、鲁棒性、智能化等方面的突破与瓶颈，建议未来可从数据建设、算法融合及临床转化层面协同突破，旨在为该领域技术落地与推广提供参考。

【关键词】 多通道电子听诊器；心肺音分离；辅助疾病诊断；可穿戴设备；非负矩阵分解

【中图分类号】 R443.4 **【文献标识码】** A **【DOI】** 10.11876/mimt202603006

Research progress of multi-channel electronic auscultation instruments for cardiopulmonary sound detection and analysis

Zhang Chi[1,2], Jiang Houqi[1], She Jin[3], Hou Xiaoxu[4], Xie Sheng[5]*

［*1. Key Laboratory of Innovation and Transformation of Advanced Medical Devices, Ministry of Industry and Information Technology; National Medical Innovation Platform for Industry-Education Integration in Advanced Medical Devices (Interdiscipline of Medicine and Engineering), School of Biological Science and Medical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;*

2. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beijing 100191, China;

3. Medical Engineering Department, Yichang Central People's Hospital, Yichang 443003, China;

4. Institute for Medical Devices Control, National Institutes for Food and Drug Control, Beijing 100050, China;

5. Department of Radiology, China-Japan Friendship Hospital, Beijing 100029, China］

【Abstract】 Cardiovascular and respiratory diseases are leading global public health burdens, and accurate acquisition and analysis of cardiopulmonary sounds are critical for early disease diagnosis. Traditional auscultation is subjective and non-quantifiable, while commercial single-channel electronic stethoscopes face issues such as signal aliasing and limited intelligence. Multi-channel electronic auscultation systems have emerged as a research hotspot due to their advantages of rich spatial information and strong anti-interference capabilities. This article reviews the research progress of multi-channel electronic stethoscopes, focusing on the optimization of hardware acquisition systems such as multi-position compatibility and flexible sensor array

收稿日期：2026-01-28

基金项目：湖北省自然科学基金项目（2024AFD183）；北京市自然科学基金-海淀原始创新联合基金项目（L252053）；虚拟现实技术与系统全国重点实验室项目

第一作者：张弛，男，博士研究生，副教授，研究方向：医学信号与仪器

通信作者：佘瑾，男，博士研究生，高级工程师，研究方向：医疗器械

applications, as well as innovations in algorithms for separating heart and lung sounds such as blind source separation algorithms and deep learning methods, and clinical applications including vital sign monitoring, abnormal sound identification, and auxiliary diagnosis. We highlight current technical breakthroughs and bottlenecks in integration, robustness, and intelligence, and propose future directions including standardized dataset construction, physics–informed algorithm design, and clinical translation pathways to promote the field's development.

【Key words】 Multi–channel electronic auscultation instruments; Cardiopulmonary sound separation; Auxiliary disease diagnosis; Wearable devices; Non–negative matrix factorization

心血管系统与呼吸系统疾病已成为全球重大公共卫生挑战。世界卫生组织数据显示，全球每年约1 790万人死于心血管疾病，380万人死于慢性阻塞性肺疾病，此类疾病的高发率和致死率对医疗诊断技术提出了迫切需求[1-4]。心肺音信号蕴含丰富的生理病理信息，是早期筛查心肺杂音、肺部啰音等异常体征的关键依据，其精准采集与分析对疾病早诊早治具有重要临床价值[5]。

传统听诊依赖医生经验进行主观判断，易受听觉敏感度、环境噪声等因素影响，诊断一致性难以保障，且无法实现信号的量化、存储与追溯。目前商用的电子听诊器虽然实现了信号放大与数字化记录，但存在心肺音信号混叠、智能化处理不足等问题，难以满足现代临床对高精度诊断的需求。单通道的听诊采集方案虽然设备简便，但空间信息易损失、抗干扰能力弱，无法全面反映心肺区域的功能状态；而多通道采集方案凭借多位点同步检测的优势，能够提供更加丰富的空间信息，为听诊信号的定位、去噪和心肺音分离奠定了基础，逐渐成为研究热点[6]。

近年来，压电传感技术的发展为多通道电子听诊器的研发提供了技术支撑。压电传感器一般更易实现微型化、阵列化，且频响宽、信噪比高、成本低，适合用于电子听诊器的硬件系统的开发，使得多通道心肺音采集系统实现了阵列化、高密度的信号采集，采集性能得到了显著提升。多通道的心肺音采集也使得心肺音处理软件和分析算法出现了革新，基于多通道信号的独立成分分析（independent component analysis, ICA）、以非负矩阵分解（nonnegative matrix factorization, NMF）为代表的盲源分离算法以及深度学习方法，都有效提升了心肺音分离的精度与可靠性。深度学习网络等人工智能技术的发展则进一步加速了电子听诊器向智能化方向的发展。本文围绕多通道电子听诊器的研究进展进行综述，重点梳理硬件采集系统的优化、心肺音分离算法的创新及临床应用等方面的成果，分析当前技术在通道数量优化、心肺音分离算法创新、临床应用普及等方面的突破与不足，为该领域的进一步发展提供参考。

1 多通道心肺音采集系统

1.1 从单通道到多通道的发展

早期电子听诊器仅使用单个传感器来检测心音，往往通过悬臂梁结构等机械梁设计来提升灵敏度，经过简单的信号放大及去噪算法，实现对心音的采集和显示。用于肺音采集的电子听诊器，则需要更复杂的滤波算法，才能从心肺音混合信号中提取出肺音。单通道的心肺音采集具有明显的局限性：①空间信息缺失，仅能获取传感器所在位置的心肺音信号，无法全面反映心肺区域的整体功能状态；②仅有一个通道采集，信号干扰影响大，易受环境噪声和其他生理信号的干扰，无法进行筛选从而导致后续算法复杂。因此，对于需要精确定位和详细分析的复杂病例，多通道采集具有显著的优势。

多通道心音采集发端于1995年，Cozic等[7]提出的前胸振动测量系统可同时记录胸前22个部位的振动信号，实现了二维心音图的可视化。此后心音采集的通道数量逐渐增多，到2022年，出现了72个信号通道的心音采集系统，使得高空间分辨率的动态实时心音图显示成为可能[8-9]，如图1所示。

与心音相比，肺音响度较低，易受噪声干扰，所以心肺音同步采集系统对抗噪能力有更高的要求，信号处理的算法往往更加复杂，采集使用的传

感器往往也更加精密。2018年以来，面向肺音分析的采集系统开始出现，它们使用具有更高灵敏度的麦克风或振动传感器阵列来检测肺和气管的呼吸音，通过数字滤波器、ICA算法等，去除心音干扰，从而实现肺音的高精度采集和分析[10-12]。

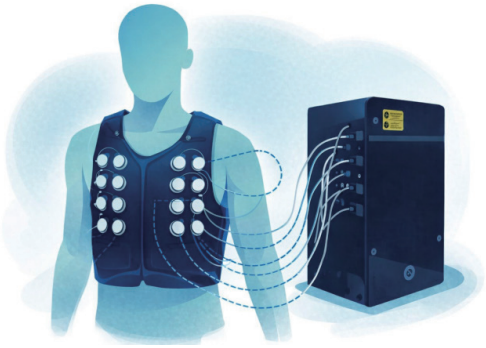


图1 多通道心音采集系统示意

1.2 通道数量、空间分辨率与系统复杂性的博弈

多通道采集的核心优势在于通过空间阵列捕捉心肺音的全域分布特征，但通道数量的提升必然带来系统复杂度的指数级增长。早期的多通道采集大多追求高通道数量或密度，以实现高空间分辨率的心音图可视化。初代系统开启了心音从“听”到“看”的范式转变，但有线连接和庞大的设备体积仅能满足实验室研究的需求[7]；后续研究将通道数提升至72个，结合3次样条插值实现了动态心音图显示，但44.1 kHz的高采样率导致单小时数据量超过10 GB，对存储和传输系统提出了苛刻要求[9]。

为平衡系统性能与临床实用性，近年来研究者开始探索“精准通道”策略。Giordano等[13]2023年提出的48通道柔性阵列通过优化传感器布局，聚焦心脏瓣膜投影区和肺叶听诊点，在保持90%有效空间信息的前提下，将设备重量降低至初代系统的1/5；Han等[12]设计的可穿戴系统则进一步将压电电容阵列压缩至8通道，通过算法补全空间信息缺失，实现了日常场景下的连续监测。通道数量的选择本质上是“诊断精度”与“临床可行性”之间的博弈，多通道电子听诊器的发展与比较见表1。

表1 多通道电子听诊器的发展与比较

年份	作者	通道数量（个）	空间分辨率	便携性	适配应用场景	成本
1995年	Cozic等[7]	22	中（间距5 cm）	差（台式）	实验室	中等
2022年	Guo等[9]	72	高（间距2 cm）	差（半穿戴式）	专科	较高
2023年	Giordano等[13]	48	高（间距3 cm）	中（可穿戴背心）	门诊/家庭监测	中等
2023年	Han等[12]	8	低（间距10 cm）	高（贴片式）	日常监测	较低
2025年	Miah等[14]	8	低（间距10 cm）	差（半穿戴式）	专科	中等

从当前的研究结果来看，对于需要精准定位瓣膜杂音的专科诊断场景，30～50通道的阵列可能是最优解；而面向基层筛查和慢病管理的可穿戴设备，8～16通道结合空间插值算法更能实现成本与性能的平衡[15]。由于声音信号的采集对采样率有较高的要求，且高保真的声音传感器成本可观，高保真、高密度、多通道的心肺音采集系统必然会提高系统复杂度、信号传输难度和系统成本。

1.3 采集系统的性能瓶颈

当前多通道电子听诊器在选择通道数量时，主要需要在设备成本及可用性与设备性能如同步性、抗干扰能力、信号保真度等之间进行权衡。以保真度为例，若要实现声音信号44.1 kHz的高保真采样（10位以上），如果通道数量达到30，则每秒采集数据量可达2.5 MB，已逼近蓝牙数据传输速率的上限[11]，如果改用有线传输，则几十个通道对应的线缆总重量可超过1.2 kg，不仅限制了患者体位，还会因线缆牵拉导致传感器移位，引入额外噪声[9]。另一方面，通道数量增加还增大了通道间同步的难度。多通道心肺音分析所用的空间定位、盲源分离等算法均要求各通道信号的时间偏差控制在毫秒级。若同步误差超过5 ms，心音的空间传播时间特征会被完全掩盖，导致心音图的定位误差超过2 cm，使系统无法满足瓣膜杂音定位的临床需求[15]。在临床环境中，多通道采集对于提升系统抗干扰能力通常是有益的。心肺音信号强度通常在5～40 dB，远弱于环境噪声（40～60 dB）、运动伪影（通常60 dB以上）引起的信号干扰，通过传感器阵列来捕捉信号，有助于运用自适应滤波、盲源分离算法等来消除噪声，但是这通常也会降低心肺音

监测的实时性。

总体来说，目前通过引入心电信号等的多模态融合方法是突破性能瓶颈的有效途径。已有研究[13]表明，在有心电信号作为标尺的情况下，多通道信号同步误差可降低到2 ms以下；引入惯性测量单元，可有效识别和去除运动伪影，提升抗干扰能力。未来在人工智能技术的赋能下，心肺音分离及分析算法对多通道的依赖可能会降低，系统有望通过更少、更优化分布的通道来还原出更高保真度、更高空间分辨率的心肺音信号，从而突破多通道心肺音采集系统的性能瓶颈。

2 心肺音分离算法

2.1 心肺音分离的挑战

心肺音分离算法的演进本质是对“信号特征提取方式”的迭代：从人工设计特征到数据驱动学习，核心目标都是解决心肺音在频域（100 ~ 1 000 Hz）的重叠问题。自适应滤波通过对滤波器参数的迭代优化，以最小化心音中的噪声为目标函数，从而实现心肺音信号的分离[16]。自适应滤波与小波变换的结合可以更好地实现这一目标[15,17]。通过小波变换提取多分辨率的频带特征，根据这些特征将心肺音混合信号中的非平稳成分（心音）与平稳成分（肺音）分离开，自动检测心音出现的位置，在无需参考信号的条件下，即可实现心肺音分离。

将一维的声音信号转换为二维图像，再通过卷积神经网络（convolutional neural networks, CNN）等图像处理技术来捕捉心音和肺音的谱图特征，从而克服频带混叠问题，将两种声音分离开，也是一种常用的方法。Pourazad等[18]将录制的混有心音的肺音信号转换成二维的时频频谱图，通过图像处理方法将频谱中的心音频段分离出来。CNN还可以应用于对心肺音信号的梅尔倒谱图的特征提取，实现肺音的分离和分析[19–20]。结果表明，这种CNN结构可以鉴别多种不同的肺音，并达到较高的分类准确率。

上述方法大多是基于单通道听诊信号提出的，在解决心肺音频域混叠问题时，仍存在一定局限性，例如需要提前获知心率或呼吸节律、需要对呼吸进行控制、无法应对嘈杂环境等。而当面向多通道心肺音信号时，一些具有更好心肺音分离效果和泛化性能的心肺音分离方法被提出，成为目前研究的热点。

2.2 算法演进的内在逻辑与性能边界

盲源分离算法在多通道心肺音信号的处理和分析中表现出色。传统盲源分离算法依赖明确的信号假设，如：ICA基于信号统计独立性假设，在多通道数据下可实现92%的分离精度，但无法处理非平稳噪声[15]。NMF通过提取频谱的稀疏特征，对临床环境中的杂音干扰具有一定的鲁棒性；作为无监督方法，它也无需依赖标注数据，计算复杂度和实现难度较低。但是，NMF也存在一定局限性，如：依赖信号非负性假设，待分离的源信号数量需要预先设定，且对于强非平稳信号或复杂频域混叠的情况，分离精度与稳定性仍有不足[21–24]。

深度学习方法则打破了人工提取特征的局限性：周期编码自编码器利用心率与呼吸率的周期差异，在无监督条件下实现了89%的分离精度，弥补了传统方法对标注数据的依赖[25]；而结合时频掩码的双向门控循环网络（bidirectional gated recurrent unit, BiGRU）可动态捕捉时频域的混叠特征，使分离精度提升至95%，但单段信号处理时间超过200 ms，难以满足实时监测的需求[26]。

当前几种主流的心肺音分离算法的比较见表2。需要注意的是，传统算法与深度学习算法并非简单的替代关系，目前更多是互补。在多通道临床设备中，ICA可作为快速分离的前置模块，有助于快速综合多通道信息，降低深度学习算法的复杂度。当前算法的性能边界在于复杂噪声下的泛化能力，即临床环境中的运动伪影、环境噪声与心肺音的非平稳混叠，会导致所有算法的真实临床分离精度比实验室场景要降低很多。未来需开发“物理先验+深度学习”的混合模型，将心肺音的生理特征如QRS波与心音的时间关联融入网络训练，则有望进一步提升算法的临床鲁棒性。心肺音分离算法的分类见图2。

2.3 算法临床应用的核心障碍

尽管近年来心肺音分离算法在精度指标上取得了显著提升，但其在临床场景中的实际应用仍面临计算成本与可解释性的核心障碍。在评价深度学

表 2 心肺音分离算法的比较

算法	原理假设	多通道依赖性	噪声鲁棒性	心肺音分离精度（%）	计算复杂度	可解释性
自适应滤波[16]	迭代优化滤波器参数	无	较低	82	较低	较高
独立成分分析[25]	信号统计独立性假设	有	中等	92	中等	较高
非负矩阵分解[23]	频谱稀疏特征提取	有	较高	88	较高	中等
周期编码自编码器[25]	基于周期特征的无监督学习	无	较高	89	中等	较低
双向门控循环网络[26]	时频掩码动态建模	无	较高	95	中等	较低

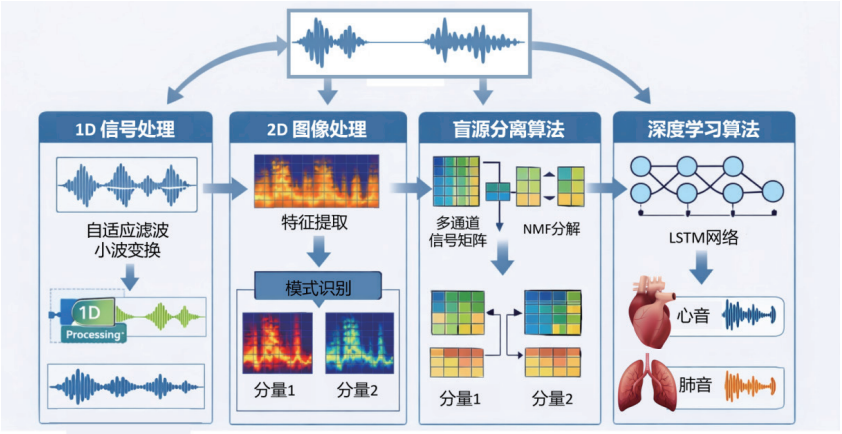


图 2 心肺音分离算法的分类

习算法的计算成本时，既要考虑模型在推理计算时所需要的计算复杂度、对图形处理器（graphics processing unit, GPU）或高性能处理器的依赖等，也要考虑到在训练模型阶段所需的数据收集及维护成本、模型训练及参数优化过程等。其中，数据的收集及维护，对于大多数的临床应用机构来说，可能是最大的障碍。

深度学习模型对大规模、高质量标注数据的依赖，使其计算成本从单纯的算法运行问题扩展为涵盖数据获取、标注一致性控制以及模型持续更新的系统性工程问题。在实际临床环境中，不同医疗机构在听诊设备、采集流程和患者人群构成上均存在显著差异，导致模型往往需要针对特定场景进行重新训练或微调，这进一步增加了数据收集与模型维护的长期成本。相比之下，传统基于信号处理或统计假设的方法虽然在性能上存在一定局限性，但其对训练数据的依赖程度较低，更易于在不同临床环境中快速部署[27]。

与此同时，计算成本的提升往往伴随着模型结构复杂度的增加，从而加剧了算法可解释性不足的问题。当前多数深度学习模型通过高维特征提取和非线性映射实现心肺音分离与分类，其内部决策机制难以直接对应临床医师所熟悉的听诊特征，如心音时相、频谱分布或解剖位置相关信息。在缺乏清晰解释的情况下，临床医师难以评估算法输出在异常样本或边界条件下的可靠性，这不仅影响其临床可信度，也增加了算法在实际应用中所需的验证和监管成本。因此，计算成本与可解释性并非彼此独立的问题，而是在临床应用场景中相互耦合、相互放大的核心障碍。

3 多通道电子听诊器的临床应用

目前多通道电子听诊器在临床中的应用可以分为多个层次，见图 3。较低层次的应用是使用电子听诊器分离出心音或肺音，并且从时间维度上分析出心动周期或呼吸周期，计算心率或呼吸率。这一层次的应用不需要挖掘心音或肺音中的病理特征，而仅仅考虑其周期性，主要用于床旁或远程生命体征的监测[28-30]。在心率、呼吸率辨识的基础上，对心音或肺音中的杂音进行自动识别和提取，供医护人员进一步诊断，也是电子听诊器的一种应用方式。McLane 等[31]提出了一种通用的肺音信号分析系统，用于在复杂环境中分析肺音中的啰音，从而辅助临床医师基于这些特殊呼吸音进行疾病诊断。

最为成熟的应用是直接将电子听诊器用于辅助诊断。2025年，Fang等[27]提出了一种4通道心音和单导联心电同步采集的听诊系统，可用于先天性心脏病的自动辅助诊断，在PhysioNet的公开数据集上达到了98.3%的准确率。同年，一种名为TLMACEA的AI听诊模型被提出[32]。这是一种可解释的迁移学习模型，由于在训练和验证阶段均使用了临床采集的数据集，因此在临床适用性上的表现超出现有的其他模型。该模型还探究了听诊模型特征与呼气体积、肺活量、体重、年龄等临床参数的相关性，大幅提升了模型可解释性和临床接受度。



图3 多通道电子听诊器在临床中的应用

4 总结与展望

4.1 当前面临的主要挑战与瓶颈

多通道电子听诊器为心肺音的高保真采集、空间定位及智能分析提供了新的技术路径，在心肺音分离、杂音识别和辅助诊断等方面展现出显著优势[32]。然而，从现有研究现状来看，该领域仍面临临床数据、分析算法以及临床转化等多方面的关键瓶颈，制约了相关技术的进一步发展与落地应用。

首先，临床数据是限制电子听诊器性能提升的核心因素之一。目前广泛使用的公开数据集如PhysioNet等在数据规模、采集场景和标注质量方面仍存在明显局限：一方面，数据规模不足，标注不统一，虽然可以通过数据扩增等方法扩大数据集规模，但会影响深度学习模型的泛化能力，难以支撑模型对心肺音临床复杂特征的充分学习；另一方面，数据多采集于理想化或半控制环境中，背景噪声、运动伪影和个体差异被显著弱化，导致算法在真实临床环境中的泛化能力不足；同时，不同数据集在听诊位置、采集设备、采样率及疾病标注标准上缺乏统一规范，特别是多通道心肺音采集缺乏统一的采集位置和范式，导致多通道心肺音数据的使用价值被大大降低。这些问题使得不同研究之间的算法性能难以横向比较，也限制了模型应用从实验室向临床迁移。未来亟需构建多中心、真实临床场景驱动的标准化心肺音数据库，并在数据采集协议和标注流程上形成共识，为算法发展提供可信的数据基础。

其次，算法的鲁棒性与可解释性仍是人工智能听诊系统临床应用的关键挑战。尽管深度学习模型在公开数据集上能够取得较高的心肺音分离精度和疾病分类准确率，但在真实临床环境中，其性能往往因环境噪声、运动伪影及患者生理差异而显著下降。现有研究表明，在包含强背景噪声或非平稳

干扰的条件下，算法的实际诊断准确率相比实验室结果可能下降 15% ~ 30%[25]。由于数据集的有限性，在特殊的临床应用环境下，或在面临罕见病例时，可能出现错误或“幻觉”。同时，深度学习模型的决策依据难以与临床医师熟悉的听诊特征如杂音时相、频率特征等直接对应，降低了模型结果的可理解性和临床信任度。未来的研究方向应聚焦于物理先验与数据驱动模型的融合，将心电–心音时序关系、呼吸生理节律等医学知识引入模型设计，同时通过特征可视化、注意力机制和可解释性学习方法，建立算法输出与临床体征之间的映射关系，从而提升模型的临床可接受度。

最后，从实验室原型到临床应用的转化仍面临显著的工程与法规壁垒。多通道电子听诊器在走向医疗器械认证如美国食品药品监督管理局（U. S. Food and Drug Administration, FDA）认证、国家药品监督管理局（National Medical Products Administration, NMPA）认证的过程中，需通过严格的临床验证以证明其诊断有效性和风险可控性。相比算法层面的快速迭代，医疗器械监管更强调可重复性、可追溯性和真实世界证据，而当前多数研究仍停留在离线分析或回顾性验证阶段，缺乏前瞻性、多中心临床试验数据支持。未来亟需加强工程研发、临床医学与监管科学之间的协同，推动多通道电子听诊器从“算法验证”向“系统级临床验证”的转变。

4.2 未来研究的展望

在未来研究方向上，多通道电子听诊器的发展可以在以下 3 个层面实现突破。

（1）可探索引入基于物理信息或元学习的 Few–Shot 学习框架，以降低模型对大规模高质量标注数据的依赖[33]。例如，可将心肺音的生理先验如 S1/S2 与心电 QRS 波的时序关系、呼吸周期的节律特征作为约束条件嵌入模型训练过程，在数据规模受限的情况下提升模型的泛化能力和临床适用性。

（2）从多模态传感器融合的角度拓展研究思路，引入毫米波雷达、惯性测量单元或柔性心电电极等，用于同步监测胸腔运动、运动信息和心电信号，并与多通道心肺音信号进行融合建模，有望在强背景噪声或运动伪影条件下为算法提供额外的判别依据，这可能成为提升系统抗干扰能力的一条新路径[34]。

（3）在系统层面更加重视多通道电子听诊器的临床验证与转化路径设计，建立标准化、多中心的临床验证流程与开源评测基准平台，对于推动算法性能的客观比较和重复验证具有重要意义。具体而言，可在统一采集协议、听诊位置定义和疾病标注规范的基础上，构建覆盖不同临床场景如安静卧位、床旁查房、门诊环境的分层数据集，并通过前瞻性、多中心临床试验评估系统的诊断有效性与安全性。这将有助于缩小实验室研究与医疗器械注册认证之间的差距，加速多通道电子听诊技术从实验室研究向临床产品的转化。

利益冲突：作者声明没有利益冲突。

[参 考 文 献]

[1] Mensah G A, Fuster V, Murray C J L, et al. Global burden of cardiovascular diseases and risks, 1990–2022 [J]. Journal of the American College of Cardiology, 2023, 82(25): 2350–2473.

[2] The top 10 causes of death [EB/OL]. (2024–08–07) [2025–02–23]. https://www.who.int/news–room/fact–sheets/detail/the–top–10–causes–of–death.

[3] Cardiovascular diseases [EB/OL]. [2025–02–23]. https://www.who.int/health–topics/cardiovascular–diseases.

[4] Adeloye D, Song P, Zhu Y, et al. Global, regional, and national prevalence of, and risk factors for, chronic obstructive pulmonary disease (COPD) in 2019: a systematic review and modelling analysis [J]. The Lancet Respiratory Medicine, 2022, 10(5): 447–458.

[5] Pei Y, Wang W, Zhang G, et al. Design and implementation of T–type MEMS heart sound sensor [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2019, 285: 308–318.

[6] Nowak L J, Nowak K M. Sound differences between electronic and acoustic stethoscopes [J]. Biomedical Engineering Online, 2018, 17: 104.

[7] Cozic M, Durand L G, Guardo R. Development of a cardiac acoustic mapping system [C]//Proceedings of 17th International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society: vol 2. Piscataway: IEEE, 1995: 1029–1030.

[8] Sapsanis C, Welsh N, Pozin M, et al. StethoVest: a simultaneous multichannel wearable system for cardiac acoustic mapping [C]//2018 IEEE Biomdeical Circuits and Systems Conference (BioCAS), October 17–19, 2018,

Cleveland, OH. Piscataway: IEEE, 2018: 1–4.

[9] Guo B, Tang H, Xia S, et al. Development of a multi–channel wearable heart sound visualization system [J]. Journal of Personalized Medicine, 2022, 12(12): 2011.

[10] Zhang X, Narakathu B B, Maddipatla D, et al. Digital signal processing and analysis of cardiopulmonary audio using a multi–channel stethography system [C] //2018 IEEE Sensors, October 28–31, 2018, New Delhi. Piscataway: IEEE, 2018: 1–4.

[11] Zhang X, Maddipatla D, Narakathu B B, et al. Development of a novel wireless multi–channel stethograph system for monitoring cardiovascular and cardiopulmonary diseases [J]. IEEE Access, 2021, 9: 128951–128964.

[12] Han L, Liang W, Xie Q, et al. Health monitoring via heart, breath, and Korotkoff sounds by wearable piezoelectret patches [J]. Advanced Science, 2023, 10(28): 2301180.

[13] Giordano N, Rosati S, Balestra G, et al. A wearable multi–sensor array enables the recording of heart sounds in homecare [J]. Sensors, 2023, 23(13): 6241.

[14] Miah S, Liu Z, Diercks C, et al. Pulmonary acoustic sensor telemetry array: a prototype for remote monitoring, diagnosis, and prognostication of pulmonary sounds [J]. IEEE Access, 2025, 13: 40594–40606.

[15] Tsai K H, Wang W C, Cheng C H, et al. Blind monaural source separation on heart and lung sounds based on periodic–coded deep autoencoder [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 24(11): 3203–3214.

[16] Singh D, Singh B K, Behera A K, et al. Design of multi–ensemble hybrid filtering approach for removal of heart sound from lung auscultations [J]. Journal of Information & Optimization Sciences, 2024, 45(3): 785–793.

[17] Shi Y, Li Y, Cai M, et al. A lung sound category recognition method based on wavelet decomposition and BP neural network [J]. International Jounal of Biological Sciences, 2019, 15(1): 195–207.

[18] Pourazad M T, Mousavi Z K, Thomas G. Heart sound cancellation from lung sound recordings using adaptive threshold and 2D interpolation in time–frequency domain [C] //Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(IEEE Cat. No.03CH37439). Piscataway: IEEE, 2003: 2586–2589.

[19] Borwankar S, Verma J P, Jain R, et al. Improvise approach for respiratory pathologies classification with multilayer convolutional neural networks [J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81: 39185–39205.

[20] Bardou D, Zhang K, Ahmad S M. Lung sounds classification using convolutional neural networks [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2018, 88: 58–69.

[21] 邹振城, 刘厶元. 基于非负矩阵分解的递归稀疏表示的心肺音分离方法 [J]. 自动化与信息工程, 2019, 40(5): 28–32.

[22] 黄梓欣, 蔡健苹, 朱璟, 等. 智能电子听诊系统 [J]. 物联网技术, 2021, 11(10): 3.

[23] Xie Y, Xie K, Yang Q, et al. Reverberant blind separation of heart and lung sounds using nonnegative matrix factorization and auxiliary function technique [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 69: 102899.

[24] Wang W, Wang S, Qin D, et al. Heart–lung sound separation by nonnegative matrix factorization and deep learning [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 79: 104180.

[25] Guo B, Tang H. A framework of heart sound noise reduction using multi–channel structure [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2024, 95: 106345.

[26] 陈骏霖, 张财宝. 几种循环神经网络和时频掩码在心肺音分离中的应用 [J]. 自动化与信息工程, 2020, 41(1): 39–44.

[27] Fang Y, Liu D, Guo Z, et al. Advanced heart disease classification based on multi–channel heart sound coupling features [J]. PLoS One, 2025, 20(5): e0321209.

[28] 赵峰, 胡南, 陈燕, 等. 基于心肺音智能听诊的呼吸音量化分析与应用评价 [J]. 中国数字医学, 2024, 19(8): 74–78.

[29] Torre–Cruz J, Revuelta–Sanz P, Canadas–Quesada F J, et al. An othogonal non–negative matrix factorization approach for respiratory rate estimation using a wireless stethoscope [J]. Computers and Electrical Engineering, 2026, 129: 110810.

[30] Zhang B, Wang J, Ye Z, et al. JASSNet: heart and lung sound separation network based on joint attention mechanism and semi–supervised learning [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2025, 104: 107525.

[31] McLane I, Lauwers E, Stas T, et al. Comprehensive analysis system for automated respiratory cycle segmentation and crackle peak detection [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2022, 26(4): 1847–1860.

[32] Singh D, Singh B K, Jaiswal A, et al. TLMACEA: design of a transfer learning model for correlative analysis of auscultation and clinical parameters via explainable AI–based recommender [J]. Biomedical Physics & Engineering Express, 2025, 11(6): 065056.

[33] Gannot S, Vincent E, Markovich–Golan S, et al. A consolidated perspective on multimicrophone speech enhancement and source separation [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2017, 25(4): 692–730.

[34] Gaikovich K P, Maksimovitch Y S, Badeev V A, et al. Microwave near–field dynamical tomography of thorax at pulmonary and cardiovascular activity [J]. Diagnostics, 2023, 13(6): 1051.