

# 基于深度学习的肺音分类研究

张乙鹏<sup>1,2</sup>, 陈扶明<sup>1</sup>, 孙文慧<sup>1,2</sup>, 李川涛<sup>3</sup>, 李楠<sup>1</sup>

1. 中国人民解放军联勤保障部队第九四〇医院 医学工程科, 甘肃 兰州 730050;

2. 甘肃中医药大学 信息工程学院, 甘肃 兰州 730000; 3. 海军军医大学 海军医学中心航空生理心理训练队, 上海 200433

**[摘要]** 肺部疾病对人类健康和生命安全有重大的影响, 肺部出现异常是肺部疾病的直接反应, 对肺音的研究在临床诊断中有重要的意义。随着电子听诊技术的不断发展, 现代肺音的特征提取和分类技术也得到进一步研究。目前, 肺音分类的研究是将信号分析和深度学习算法相结合, 以提升辅助电子听诊器的实际应用。本文旨在对肺音的概念进行阐述, 并分析肺音分类的发展现状以及肺音分类技术存在的不足, 以期对肺音分类技术未来的研究方向和应用发展趋势进行展望。

**[关键词]** 肺音信号; 特征提取; 深度学习; 肺音分类

## Research on Lung Sounds Classification Based on Deep Learning

ZHANG Yipeng<sup>1,2</sup>, CHEN Fuming<sup>1</sup>, SUN Wenhui<sup>1,2</sup>, LI Chuantao<sup>3</sup>, LI Nan<sup>1</sup>

1. Department of Medical Engineering, The 940<sup>th</sup> Hospital of PLA Joint Logistic Support Force, Lanzhou Gansu 730050, China;

2. School of Information Engineering, Gansu University of Chinese Medicine, Lanzhou Gansu 730000, China;

3. Aviation Physiology and Psychology Training Team, Naval Medical Center, Naval Medical University, Shanghai 200433, China

**Abstract:** Pulmonary diseases have a significant impact on human health and life safety, and abnormalities in the lungs are a direct response to lung diseases. The study of lung sounds is of great significance in clinical diagnosis. With the continuous development of electronic auscultation technology, the feature extraction and classification techniques of modern lung sounds have also been further studied. At present, the research of lung sound classification is to combine signal analysis with deep learning algorithm to improve the practical application of auxiliary electronic stethoscope. This paper aims to elaborate on the concept of lung sounds, analyze the current development status of lung sound classification, and discuss the shortcomings of lung sound classification technology. The goal is to an outlook on future research directions and application development trends in the field of lung sound classification.

**Key words:** lung sound signal; feature extraction; deep learning; classification of lung sounds

[中图分类号] R319

[文献标识码] A

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2023.11.027

[文章编号] 1674-1633(2023)11-0155-06

## 引言

肺部疾病不仅会给患者带来死亡的威胁, 还会带来自身身体机能的缺失和损伤, 进一步导致患者其他伤残的发生和治疗费用的增加, 给原生家庭甚至社会带来负担<sup>[1]</sup>。肺部疾病除了吸烟这一个因素之外, 也与现今社会的工业化发展密切相关。如今空气污染日益严重, 人体吸入大量的有毒废气或大量雾霾颗粒后会导致严重的肺部疾病<sup>[2]</sup>。如何能够对肺部疾病患者进行及时有效地诊断, 是医学界所关注的重要问题。近几年新冠疫情发展的严峻趋势使肺音检测技术成为当下的一个研究热点<sup>[3]</sup>。听诊是目前诊断肺部是否有问题的最基本方法之一, 但是传统人工听诊往往对一些肺部疾病存在误诊或者漏诊的问题与风险, 而且需要根据专业医生的经验

判断, 主观性较强, 对医务人员专业素质有极高的要求。

新冠疫情爆发后, 医护人员身穿防护服, 使用传统听诊器无法直接与学生接触。部分地区专业人员缺乏, 如负压病房背景噪声使听诊变得极为困难, 在高原地区, 受到外界气压、噪音等干扰, 导致传统听诊器判断出现误差。根据世界卫生组织的相关统计, 有45%的国家中医生的占比不足千分之一, 因此, 在医疗条件匮乏的地区, 具备无线听诊功能的智能听诊系统显得十分必要。同时建立一个能够有效辅助诊断的肺音分类模型对临床研究具有重要的参考意义。它可以通过分析肺部的音频信号来识别和区分不同类型的肺部疾病, 如哮喘、肺炎和慢性阻塞性肺病(Chronic Obstructive Pulmonary Disease, COPD)等。传统的肺音分类方法基于人工特征提取和简单的机器学习算法, 但这些方法存在准确度低和分类结果不稳定等问题。近年来, 深度学习技术促进了肺音分类领域的发展, 该技术从原始数据学习特征, 构建具有较强表达能力的分类模型, 从而提高分类准确度和稳定性。

收稿日期: 2023-05-25

基金项目: 国家自然科学基金(61901515); 甘肃省自然科学基金(22JR5RA002)。

通信作者: 陈扶明, 高级工程师, 主要研究方向为医学信号检测与处理。

通信作者邮箱: cfm5762@126.com

本文介绍了肺音的分类技术, 总结近年来国内外基于深度学习的肺声分类技术的发展情况并分析存在的一些问题, 对肺声分类技术的研发趋势及其应用前景进行综述。

## 1 肺音介绍

肺音信号是人体最关键的生理信号之一, 含有丰富的生理和病理学信息<sup>[4]</sup>。可以透过肺部区域的听诊来听见与辨识所产生的肺音<sup>[5]</sup>, 肺音主要是人体肺部的收缩与扩张使肺泡进行气体交换时, 流过呼吸道的空气发生振动而产生的声音, 肺音变频的描述通常包括周期性的呼气与吸气差异、持续的时间、所听见的声音音高以及强度的大小。

在没有呼吸系统相关疾病时表现为正常肺音, 主要是通过呼吸道与肺叶的空气流动发出的声音, 也称为正常肺泡音<sup>[6]</sup>, 其声音均匀柔和且低频, 整个吸气阶段均可听见, 连续无间断地进入呼气阶段后, 强度在呼气三分之一处逐渐减弱。若肺部出现问题, 则多了附加音<sup>[7-8]</sup>, 即异常肺音, 常见情况如湿啰音、喘鸣、干啰音、哮鸣音、肋膜摩擦音。正常肺音与常见异常肺音的类别、成因及特性如表 1 所示。

表 1 正常肺音与常见异常肺音的成因及特性<sup>[9]</sup>

肺音类别	成因	特性
正常肺泡音	通过呼吸道与肺叶的空气流动发出	均匀柔和、低频
细湿啰音	呼吸道突然的开关形成水泡破裂的断续冒泡声	短暂、高频、强度弱
粗湿啰音	呼吸道内阻塞或平滑肌痉挛变得窄小使管道内流动速度提高	低频、响亮、连续
喘鸣	黏液、异物阻塞呼吸道	连续、高频、音量大、吱吱声
干啰音	气管、会厌或喉部的阻塞	沉闷、低频
哮鸣音	发炎的肋膜层失去润滑与肋膜间互相摩擦产生阻力	刺耳、高频
肋膜摩擦音		类似皮革摩擦的刺耳声音

通过不同的肺部异常音可以检测出不同的肺部疾病, 如哮喘病可以通过哮鸣音检测<sup>[10]</sup>、COPD 可以通过干啰音和(或)湿啰音检测<sup>[11]</sup>、湿啰音是肺炎检测的重要特征<sup>[12]</sup>、上呼吸道感染则可以通过干啰音检测等等, 见图 1。

## 2 肺音信号的分类技术研究现状

作为一整套智能肺音信号处理系统的组成部分, 研究人员的目标是利用适当的算法和模型, 通过对大规模的肺音数据的准确处理和判别, 不断提高肺音分类功能的判断能力, 从而实现准确、有效的自动分类。通常, 肺音信号分类技术的实施需要数据的标准化收集与建库、肺音数据的处理、肺音信号的特征提取、肺音分类模型的建立等步骤<sup>[13-14]</sup>。图 2 展示了肺音信号分类流程。

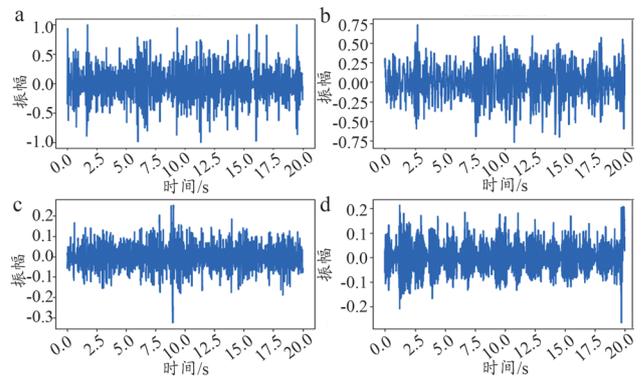


图 1 肺音波形图<sup>[13]</sup>

注: a. 哮喘病; b. 慢性阻塞性肺病; c. 肺炎; d. 上呼吸道感染。

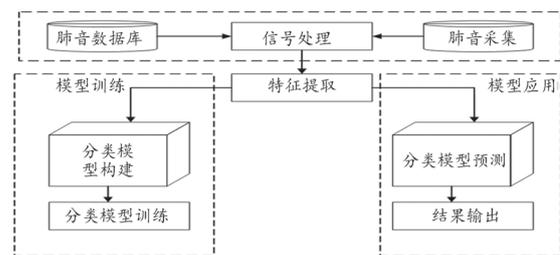


图 2 肺音信号分类流程图

### 2.1 数据标准化收集与建库

目前医院通常使用带有录音功能的电子听诊器采集肺音数据, 数据采集对象包括正常人和各种肺部疾病患者(如肺炎、COPD、呼吸道感染等), 在喉咙处、胸部以及背部等主要听诊部位采集, 每个部位应至少采集 2 个以上的呼吸周期, 随着样本量的增加, 呼吸音数据库得以充实<sup>[16]</sup>。目前的肺音研究主要集中于单一疾病, 各研究团队建立的肺音数据库相对简单, 采集的呼吸音数量通常仅在几十条。然而, 随着近年来深度学习算法的兴起, 对于数据量的要求不断提升, 需要收集更多的数据才能构建更为完整的肺音数据库, 使建库逐渐困难。在完成数据收集后, 每个音频文件需要经过临床医师的标注, 以将其打上不同的标签。目前公开数据库中比较常用的是 ICBHI 2017 挑战赛肺音数据库<sup>[13]</sup>, 该数据库是由两个国家的两个研究小组在几年内独立收集, 该数据库由共计 5.5 h 的记录组成, 包含 6898 个呼吸周期, 其中 1864 个包含湿啰音, 886 个包含喘息, 506 个包含湿啰音和喘息, 来自 920 个受试者的 126 个注释音频样本。Petmezas 等<sup>[17]</sup>在该数据集上采用 CNN-LSTM 混合网络对肺音信号分类; Kim 等<sup>[9]</sup>在该数据集上采用卷积神经网络对肺音信号进行分类。印度新德里 Fortis 医院<sup>[18]</sup>以及约旦科技大学<sup>[19]</sup>分别建立自己的肺音数据集, 但使用相对较少。表 2 列举了 3 个不同团队所建立的数据库, 并分别对其进行简要描述。

表2 3个数据库的特征介绍

数据来源	分类数量/个	录制时长/s	音频数目/个
ICBHI 2017 <sup>[13]</sup>	5	10~90	920
印度新德里Fortis Hospita <sup>[18]</sup>	4	10~15	532
约旦科技大学 <sup>[19]</sup>	6	5	336

## 2.2 数据处理

对于肺音信号的预处理,主要包括信号增强和去噪等步骤。在此过程中,可以通过一系列方法,如滤波、振幅归一化和采样率转换等,来降低噪音的影响,并对采集的肺音信号进行处理以便后续使用。Ayari等<sup>[20]</sup>通过构建多个滤波函数,提出了一种基于自适应滤波算法,实验结果表明,该方法能够达到良好的去噪效果。Falk等<sup>[21]</sup>提出使用短时频谱能量的时间轨迹来表示心肺音信号,并且使用带通和带阻来调制滤波器对心肺音信号进行预处理。

## 2.3 肺音的特征提取

对于肺音信号而言,特征提取技术是为了从不同的信号数据中提取出能够标记不同肺音信号类型的数据而开发出来的。针对肺音信号,如何使用相应的变换方法来量化不同肺音信号在时域和频域内的特征以便于分类极为重要。因此,特征提取方法对于不同肺音信号的特征区分度和分类精度具有直接影响。

对于肺音特征提取,常用相关算法包括自回归模型算法、功率谱密度算法<sup>[22]</sup>、梅尔频率倒谱系数法、离散小波分解法<sup>[23]</sup>、小波包分解法、线性预测倒谱系数以及希尔伯特黄变换等。Ahmet等<sup>[24]</sup>通过经验小波变换提取肺音特征,然后分别输入到支持向量机(Supportvectormachine, SVM)、AdaBoost、随机森林、J48决策树中,以区分COPD患者和健康受试者,都取得了较高准确度。Altan等<sup>[25]</sup>基于肺音的希尔伯特黄变换的统计特征,使用深度学习算法将COPD患者和健康受试者区分开,准确度相对提高。

## 2.4 肺音分类模型

肺音的分类旨在建立一个分类模型或分类函数(也称为分类器),可根据一定的分类准则,将提取出的特征数据中的数据项映射到给定类别中的一个类别。在肺音分类领域,已经对多种典型分类方法进行了尝试和应用,以达到更好的分类效果。

Yamamoto等<sup>[26]</sup>提出将隐马尔可夫模型和二元语法相结合,该模型可用来区分正常的呼吸音和异常呼吸音。李真真等<sup>[27]</sup>通过S变换取得肺音的时频特征,并用局部时频谱的峰值来识别肺部啰音与正常音。刘国栋等<sup>[28]</sup>使用小波分析法来提取肺音特征,然后利用SVM进行训练分类,其结果对分辨轻度病变状态有良好效果。Mazic等<sup>[29]</sup>构建了一种简单的两层级联的SVM模式识

别架构,该架构可用于记录呼吸音中所识别到的哮喘音。Chen等<sup>[30]</sup>设计了一个数字听诊器以及能够检测到异常肺音的听诊系统,采用K-均值算法进行特征聚类,以便识别出不同肺音。Sengupta等<sup>[31]</sup>进行了一项研究,旨在探究统计参数在肺音识别中的作用,提出了一种基于传统倒谱特征统计特性的新特征集来进行计算,并使用ANN构建识别模型。张晓燕<sup>[32]</sup>提出使用小波变换和BP神经网络结合,进行肺音识别分类效果较好。

在肺音分类研究早期,主要应用的是传统的机器学习分类模型,但在互联网软件与硬件技术的高速发展下,传统机器学习的局限逐渐暴露出来。在处理大规模、复杂数据时,传统机器学习模型处理复杂函数的能力相对较弱,缺乏良好的建模和高级表达能力,也难以选择更准确的数据特征。如李真真等<sup>[27]</sup>未能充分提取啰音信号特征信息;刘国栋等<sup>[28]</sup>的实验则对重度病变效果不佳且对大样本数据分类有待改善;而张晓燕<sup>[32]</sup>提出的方法对数据样本要求较高。相比之下,深度学习通过调整网络结构和增加训练次数,能够自主学习数据中适合目标的特征,从而免除了繁琐的特征工程。

Li等<sup>[33]</sup>提出了使用深度神经网络与隐马尔可夫模型相结合构建组合模型DNN-HMM,实验结果表明该模型可以用于正常肺音和异常肺音的识别,但没有考虑到肺音数据的时间序列特征,这可能导致在分类时出现误差。Bardou等<sup>[34]</sup>使用了3种不同的学习方法进行肺音分类的比较研究,前两种方法使用SVM、最近邻居法和高斯混合模型等分类器构建训练模型,进行手工特征提取;第3种方法使用卷积神经网络进行模型构建。实验结果表明,相比于手工特征提取模型,CNN模型的性能更优。但该模型中采用的特征提取方法是手动设计的频谱包络和梅尔频率倒谱系数,可能无法充分提取肺音的特征信息,且模型使用的卷积核数量较少,可能无法充分学习复杂的肺音特征,只能识别正常和非正常的肺音,不能进一步细分非正常肺音类型。

Ma等<sup>[35]</sup>在肺音信号识别方面使用小波变换和短时傅里叶变换进行特征提取,并将其应用于双向ResNet神经网络结构中,再通过全连接层来融合模型,最终实现了对不同肺音信号的区分,但是该分类模型在区分不同类型的肺音方面表现还有待提升。裴振伟等<sup>[36]</sup>提出了一种基于ICEEMDAN-MLP的肺音信号识别研究方法,并将其与BP网络分类进行比较。实验结果表明,基于ICEEMDAN-MLP的方法具有更高的分类精度,可达到91%。Gupta等<sup>[37]</sup>使用变分模式分解技术对呼吸声音进行去噪,再使用不同的基于深度卷积神经网络架构的迁移学习模型对这些伽马能谱图进行分类,如AlexNet、GoogLeNet、ResNet-50和Inceptionv3等迁移学习模型已被用于肺部声音分类。

张旭楠<sup>[38]</sup>提出了基于 CNN-BiGRU 的心肺音分类模型。在 CNN 中使用一维卷积核,保留输入特征的时间维度并通过 BiGRU 提取,充分利用 CNN 提取空间特征和 BiGRU 提取时间特征的优势;然后提取梅尔频率倒谱系数作为模型的输入特征;根据 CNN 激活函数的优缺点选择适合的激活函数;构建 CNN-BiGRU 模型并训练得出分类结果,但该实验方案肺音数据较少。Neili 等<sup>[39]</sup>将这些肺音信号分别转换为声谱图、标度图、融合声谱图和伽马通图。这 4 种类型图像分别输入 VGG16、ResNet-50 和 AlexNet 深度学习架构。基于准确性、精确性、召回率和 F1 分数对网络性能进行分析和比较。使用这 3 个常用的 CNN 深度学习网络对 4 种表示的性能进行分析的结果表明,生成的伽马通图和量图与 ResNet-50 相结合,实现了最大的分类精度。Hamdi 等<sup>[40]</sup>提出了一种基于深度学习的架构,该架构将 CNN 和 LSTM 与注意力机制相结合,用于构建分类模型。通过使用大规模 COUGVID 咳嗽数据集的一组测试场景以及与 3 个基线模型比较,证明了所提出的方法的可行性,准确度可以达到 91.13%。Borwankar 等<sup>[41]</sup>在 ICBHI 肺音数据集上,提出了一种新的方法来预处理数据,并将其通过新提出的 CNN 架构。预处理步骤 MFCC、梅尔谱图和 Chroma CENS 与 CNN 的结合提高了所提出结构的性能,比较分析表明,所提出的方法与以往最先进的研究方法相比表现更好。Choi 等<sup>[42]</sup>提出了一种使用注意力模块和深度学习的肺部疾病分类模型,呼吸音使用 log-Mel 频谱图 MFCC 提取。通过改进 VGGish 并添加一个光注意力连接模块,将有效通道注意力模块应用于该模块,可以有效地对正常和 5 种类型的不定音进行分类,该模型的准确性为 92.56%。

以上研究表明,深度学习技术在肺音分类方面得到了广泛的应用。深度学习技术与其他信号处理技术的结合可以进一步提高肺音分类的准确度,且使用深度学习方法进行肺音分类可以避免繁琐的手工特征提取过程,同时能够更好地捕捉数据的非线性特征,与传统特征提取技术相结合也得到极大地提升。深度学习是人工智能的核心,是使计算机具有智能化的根本途径,主要使用归纳和综合的方法来获取新的知识并重新组织已有的知识结构,不断改善人工智能系统的性能。这些研究也表明,深度学习在构建分类模型方面的方法日趋成熟,为研究人员在肺音分类方面提供了极大的便利。

### 3 总结与展望

研究表明,基于深度学习在肺音分类技术具有良好的性能。深度学习在肺音分类上的应用是一种利用计算机模拟人类大脑学习和处理信息的技术,通过多层次的神经网络对肺音进行分析和处理,从而实现

对肺音的分类。深度学习在肺音分类上的应用具有以下 4 个优点。① 自动化处理,深度学习可以实现对肺音信号的自动处理和分类,降低医生的工作量,提高医疗工作效率和准确性;② 大数据处理,深度学习需要大量的数据进行模型训练,而肺音数据集通常较大,因此深度学习可以有效地处理这些大数据,提高肺音分类的准确性;③ 高效性,深度学习具有较高的处理速度和准确性,可以在短时间内对大量的肺音信号进行分类;④ 可扩展性,深度学习具有良好的可扩展性,可以通过不断地训练和优化模型来适应不同的肺音信号分类需求。

虽然深度学习在肺音分类方面具有许多优点,但仍存在一些挑战:① 如何有效地处理不同患者、不同呼吸状态和不同噪声环境下的肺音信号;② 如何解决数据集不足问题。为了解决这些问题,需要进一步加强研究,开发更加智能化的肺音分类算法,提高深度学习在肺音分类上的应用水平。

在过去,家庭医疗仅包括一些基本的辅助设备,如体温计。但目前,血压计、血糖仪、血氧仪等电子医疗设备已逐步实现了普及。随着人工智能的发展,在未来,更多智能医疗设备,如智能听诊器将进入家庭。国内外的许多高校与医疗机构正进行相关合作研究,促进了智能医疗的发展,加快了肺音分类技术应用于临床辅助的步伐,肺音分类技术的未来发展将十分广阔,包含以下几个方面:① 多模态数据融合:在未来的研究中,可以尝试将肺音与其他生理信号(如心电信号、脉搏信号等)进行融合,构建多模态数据驱动的肺音分类模型,这将有助于提高模型的鲁棒性和分类性能。② 非侵入式传感器和实时监测:传统的肺音采集通常需要使用特定的设备或传感器,并且通常在受限制的实验室环境中进行。然而,随着非侵入式传感技术的进步,如可穿戴设备和智能手机等,未来的研究可以探索如何基于这些设备实现肺音的实时监测和分类,这将使得肺音分类技术更加便捷和普及,有助于早期发现肺部疾病和监测病情变化。③ 长期监测和动态分类:肺音的分类通常基于单次听诊,但某些肺部疾病的特征可能在不同时间段内发生变化。因此,未来的研究可以关注长期监测和动态分类方法,通过连续的肺音采集和分析,实现对疾病进展和治疗效果更准确的评估。

综上所述,基于深度学习的肺音分类研究在未来有着广阔的发展前景。通过关注非侵入式和便携式采集技术、多模态数据融合、长期监测和动态分类等方向的研究,有望进一步提升肺音分类的性能和应用范围,为肺部疾病的诊断和治疗提供更好的支持。

#### [参考文献]

[1] 胡建平,饶克勤,钱军程,等.中国慢性非传染性经济负

- 担研究[J]. 中国慢性病预防与控制, 2007, 15(3): 189-193.
- Hu JP, Rao KQ, Qian JC, *et al.* The study of economic burden of chronic non-communicable diseases in China[J]. *Chin J Prev Control Chronic Dis*, 2007, 15(3): 189-193.
- [2] Hollman A. An ear to the chest: an illustrated history of the evolution of the stethoscope[J]. *J R Soc Med*, 2002, 95(12): 626-627
- [3] 教一鹭. 便携式电子心肺音听诊器的研制[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- Ao YL. Research on portable electronic heart sounds and lung sounds stethoscope[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [4] 徐泾平, 等. 肺音信号检测处理及其临床应用研究[J]. 国外医学(生物医学工程分册), 1992, (4): 222-227.
- [5] Easy Auscultation. Lessons, quizzes, guides heart and lung sounds[EB/OL]. (2017-12-24) [2023-04-01]. <https://www.easyauscultation.com/>.
- [6] Bickley LS. Bates' guide to physical examination and history taking[M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2009.
- [7] Berg. Atlas of Adult Physical Diagnosis[M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [8] Bohadana A, Izbicki G, Kraman SS. Fundamentals of lung auscultation[J]. *N Engl J Med*, 2014, 370(8): 744-751.
- [9] Kim Y, Hyon Y, Jung SS, *et al.* Respiratory sound classification for crackles, wheezes, and rhonchi in the clinical field using deep learning[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 17186.
- [10] Shaharum SM, Sundaraj K, Palaniappan R. Tracheal sound reliability for wheeze data collection method: a review[A]. 2012 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering[C]. Penang: IEEE, 2012: 264-267.
- [11] Sánchez Morillo D, Astorga Moreno S, Fernández Granero MÁ, *et al.* Computerized analysis of respiratory sounds during COPD exacerbations[J]. *Comput Biol Med*, 2013, 43(7): 914-921.
- [12] Piirilä P, Sovijärvi AR, Kaisla T, *et al.* Crackles in patients with fibrosing alveolitis, bronchiectasis, COPD, and heart failure[J]. *Chest*, 1991, 99(5): 1076-1083.
- [13] Wall C, Zhang L, Yu Y, *et al.* A deep ensemble neural network with attention mechanisms for lung abnormality classification using audio inputs[J]. *Sensors (Basel)*. 2022, 22(15): 5566.
- [14] Srivastava A, Jain S, Miranda R, *et al.* Deep learning based respiratory sound analysis for detection of chronic obstructive pulmonary disease[J]. *PeerJ Comput Sci*, 2021, 7: e369.
- [15] Rocha BM, Filos D, Mendes L, *et al.* An open access database for the evaluation of respiratory sound classification algorithms[J]. *Physiol Meas*, 2019, 40(3): 035001.
- [16] Fraiwan M, Fraiwan L, Khassawneh B, *et al.* A dataset of lung sounds recorded from the chest wall using an electronic stethoscope[J]. *Data Brief*, 2021, 35: 106913.
- [17] Petmezias G, Cheimariotis GA, Stefanopoulos L, *et al.* Automated lung sound classification using a hybrid CNN-LSTM network and focal loss function[J]. *Sensors (Basel)*, 2022, 22(3): 1232.
- [18] Baghel N, Nangia V, Dutta MK. ALSD-Net: Automatic lung sounds diagnosis network from pulmonary signals[J]. *Neural Comput Appl*, 2021, 33: 17103-17118.
- [19] Fraiwan L, Hassanin O, Fraiwan M, *et al.* Automatic identification of respiratory diseases from stethoscopic lung sound signals using ensemble classifiers[J]. *Biocybern Biomed Eng*, 2021, 41(1): 1-14.
- [20] Ayari F, Ksouri M, Alouani AT. Computer based analysis for heart and lung signals separation[A]. 2013 International Conference on Computer Medical Applications (ICCM) [C]. Sousse: IEEE, 2013: 1-6.
- [21] Falk TH, Chan WY. Modulation filtering for heart and lung sound separation from breath sound recordings[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2008, 2008: 1859-1862.
- [22] 郭震, 李欣, 徐凌峰, 等. 临床心肺转流中不同血流模式的能量特点分析[J]. 中华外科杂志, 2018, 56(9): 701-705.
- Guo Z, Li X, Xu LF, *et al.* Analysis of blood flow energy characteristics of pulsatile and non-pulsatile flow during extracorporeal circulation[J]. *Chin J Surg*, 2018, 56(9): 701-705.
- [23] 周宁. 基于电子听诊器的心音定位及心肺音分离方法研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2019.
- Zhou N. The method of cardiac sound localization and cardiopulmonary sound separation for the electronic stethoscope[D]. Suzhou: Soochow University, 2019.
- [24] Ahmet G. Computer-Aided diagnosis system for chronic obstructive pulmonary disease using empirical wavelet transform on auscultation sounds[J]. *Computer J*, 2021, 64(11): 1775-1783.
- [25] Altan G, Kutlu Y, Allahverdi N. Deep learning on computerized analysis of chronic obstructive pulmonary disease[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(5): 1344-1350.
- [26] Yamamoto H, Matsunaga S, Yamashita M, *et al.* Classification between normal and abnormal respiratory sounds based on stochastic approach[A]. Proceedings of 20<sup>th</sup> International Congress on Acoustics[C]. 2010: 23-27.
- [27] 李真真, 吴效明. 基于S变换的罗音信号检测算法[J]. 华南理

- 工大学学报(自然科学版), 2013, 41(6): 1-5.
- LI ZZ, WU XM. Detection algorithm of crackle signals based on S transform[J]. *J South China Univ Tech (Nat Sci Edit)*, 2013, 41(6): 1-5.
- [28] 刘国栋, 许静. 基于SVM方法的神经网络呼吸音识别算法[J]. 通信学报, 2014, 35(10): 218-222.
- Liu GD, Xu J. Neural network recognition algorithm of breath sounds based on SVM[J]. *J Comm*, 2014, 35(10): 218-222.
- [29] Mazic I, Bonkovic M, Dzaja B. Two-level coarse-to-fine classification algorithm for asthma wheezing recognition in children's respiratory sounds[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2015, 21: 105-118.
- [30] Chen CH, Huang WT, Tan TH, *et al.* Using K-nearest neighbor classification to diagnose abnormal lung sounds[J]. *Sensors (Basel)*, 2015, 15(6): 13132-13158.
- [31] Sengupta N, Sahidullah M, Saha G. Lung sound classification using cepstral-based statistical features[J]. *Comput Biol Med*, 2016, 75: 118-129.
- [32] 张晓燕. 基于BP神经网络的肺音识别与诊断研究[J]. 电子测试, 2016(13): 111-113.
- Zhang XY. Research of lung sound recognition and diagnosis based on BP neural network[J]. *Electron Test*, 2016(13): 111-113.
- [33] Li L, Xu W, Hong Q, *et al.* Classification between normal and adventitious lung sounds using deep neural network[A]. 2016 10<sup>th</sup> International Symposium on Chinese Spoken Language Processing (ISCSLP) [C]. Tianjin: IEEE, 2017: 1-5.
- [34] Bardou D, Zhang K, Ahmad SM. Lung sounds classification using convolutional neural networks[J]. *Artif Intell Med*, 2018, 88: 58-69.
- [35] Ma Y, Xu XZ, Yu Q, *et al.* LungBRN: a smart digital stethoscope for detecting respiratory disease using bi-ResNet deep learning algorithm[A]. 2019 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS) [C]. Nara: IEEE, 2019: 1-4.
- [36] 裴振伟, 朱平. 基于ICEEMDAN-MLP的肺音信号识别研究[J]. 电子设计工程, 2021, 29(1): 96-100.
- Pei ZW, Zhu P. Research on lung sound signal recognition based on ICEEMDAN-MLP[J]. *Electron Des Eng*, 2021, 29(1): 96-100.
- [37] Gupta S, Agrawal M, Deepak D. Gammatonegram based triple classification of lung sounds using deep convolutional neural network with transfer learning[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2021, 70: 102947.
- [38] 张旭楠. 基于深度学习的听诊信号识别系统的研究与设计[D]. 苏州: 江苏大学, 2022.
- Zhang XN. Research and design of auscultation signal recognition system based on deep learning[D]. Suzhou: Jiangsu University, 2022.
- [39] Neili Z, Sundaraj K. A comparative study of the spectrogram, scalogram, melspectrogram and gammatonegram time-frequency representations for the classification of lung sounds using the ICBHI database based on CNNs[J]. *Biomed Tech (Berl)*, 2022, 67(5): 367-390.
- [40] Hamdi S, Oussalah M, Moussaoui A, *et al.* Attention-based hybrid CNN-LSTM and spectral data augmentation for COVID-19 diagnosis from cough sound[J]. *J Intell Inf Syst*. 2022, 59(2): 367-389.
- [41] Borwankar S, Verma JP, Jain R, *et al.* Improvised approach for respiratory pathologies classification with multilayer convolutional neural networks[J]. *Multimed Tools Appl*. 2022, 81(27): 39185-39205.
- [42] Choi Y, Lee H. Interpretation of lung disease classification with light attention connected module[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2023, 84: 104695.

本文编辑 李佩