

doi: 10.3969/j.issn.1674-1242.2025.05.013

生理声音在疾病诊断中的现状与进展

朱伟¹, 许师明²

(1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093;
2. 上海理工大学东方泛血管器械创新学院, 上海 200093)

【摘要】生理声音作为人体在正常和病理状态下产生的自然声音, 在疾病诊断中具有重要价值。随着医疗技术的进步, 基于生理声音的诊断方法, 特别是心音、肺音和肠鸣音分析, 已经逐渐走向数字化、自动化和智能化, 成为现代临床诊断的重要辅助手段。心音分析可辅助心血管疾病的诊断, 肺音分析用于呼吸系统疾病的检测, 肠鸣音分析则用于消化系统疾病的识别。这些技术结合人工智能和数字信号处理, 提高了诊断的准确性和自动化水平, 支持远程医疗和早期筛查。当前技术尚面临成本和标准化等挑战, 未来的研究将聚焦多模态分析、数据个性化与可穿戴设备, 进一步提升生理声音在临床上的应用。

【关键词】生理声音; 疾病诊断; 心音; 肺音; 肠鸣音

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

文章编号: 1674-1242(2025)05-0699-09

Current Status and Progress of Physiological Sounds in Disease Diagnosis

ZHU Wei¹, XU Shiming²

(1. College of Health Sciences and Engineering, University of Shanghai for Science and
Technology, Shanghai 200093, China;
2. Oriental Pan-Vascular Devices Innovation College, University of Shanghai for Science and
Technology, Shanghai 200093, China)

【Abstract】Physiological sounds, as the natural sounds produced by the human body under normal and pathological conditions, are of great value in disease diagnosis. With the progress of medical technology, diagnostic methods based on physiological sounds, especially the analysis of heart sounds, lung sounds and bowel sounds, have gradually become digital, automated and intelligent, and become important auxiliary means of modern clinical diagnosis. Heart sounds analysis can assist in the diagnosis of cardiovascular diseases; lung sounds analysis is used to detect respiratory diseases, and bowel sounds analysis is used to identify digestive diseases. These technologies, combined with artificial intelligence and digital signal processing, improve diagnostic accuracy and automation, supporting telemedicine and early screening. While current technology faces cost and standardization challenges, future research will focus on multi-modal analysis,

收稿日期: 2025-02-05。

作者简介: 朱伟(2000—), 男, 江苏省宿迁市人, 硕士研究生, 从事生物医学工程研究。

通信作者: 许师明, 男, 教授, 博士生导师, 电话: 15700189004, 邮箱: xsm2020@usst.edu.cn。

data personalization, and wearable devices to further enhance the clinical application of physiological sounds.

【Key words】 Physiological Sound; Disease Diagnosis; Heart Sound; Lung Sound; Bowel Sound

0 引言

生理声音是人体在正常或病理状态下产生的自然声音，是临床诊断中一种重要的无创性工具^[1]。在过去几十年中，人们已经开发出多种基于人体生理声音的非侵入性监测技术，用于研究多种疾病，包括心血管、呼吸系统和胃肠道等方面病症^[2]。通过对心音、肺音、肠鸣音等生理声音的分析，医生可以初步了解患者的健康状态，从而推断潜在的疾病。传统的听诊技术自19世纪被发明以来，一直是临床医生最常使用的诊断手段之一。随着数字化医疗和计算机技术的进步，生理声音的自动化分析（如计算机化心音分析和计算机化肺音分析^[3]等）为疾病诊断提供了更高的准确性和效率。

心音、肺音与肠鸣音作为三种主要的人体生理声音，在疾病的早期发现与准确诊断方面有着至关重要的作用。心音是心脏瓣膜开启与关闭时产生的声音，通常分为四个主要音。正常的心音反映了心脏的健康状态，而心音的异常（如心脏杂音、额外心音等）可能提示心脏瓣膜病、心律不齐等问题。心音分析是心血管疾病诊断中的重要环节。肺音是呼吸过程中气体流经气道和肺泡时产生的声音。医生通过听诊判断患者的肺音是否正常。异常的肺音（如啰音、哮鸣音等）常与呼吸道阻塞、肺部感染或气道疾病有关，是诊断呼吸系统疾病的重要依据。肠鸣音是胃肠道内容物在消化过程中移动时产生的声音。正常的肠鸣音是柔和而规律的，而异常肠鸣音（如过度活跃或完全缺失）可能提示肠梗阻、消化系统炎症或腹膜炎等疾病^[4]，对肠鸣音的检测在消化系统疾病的诊断中具有重要意义。

基于生理声音的诊断具有非侵入性特性，不需要手术或复杂的设备即可完成，且通过相应的设备能够做到实时监测患者状态，因此具有显著的临床优势。与传统的影像学或侵入性检测相比，声音诊断不仅简单便捷，而且对患者没有创伤，这使其特别适用于早期筛查、远程诊断和慢性病管理。随着

数字化听诊设备和声音信号分析技术的进步，基于声音信号的自动化诊断逐渐发展^[5]，为疾病诊断提供了新的方向和方法。

随着人工智能和医疗领域的结合，人们对“通过生理声音实现精准诊断”的技术探索日益深入。近年来，机器学习在生理声音分析中的应用不断扩展。例如，DigiVoice平台^[6]通过语音生物标志物的特征提取与分析管道，支持从原始语音数据中挖掘与疾病相关联的特征，为生理声音（心音、肺音、肠鸣音等）的多模态分析提供了新思路。此外，有研究提出了基于计算机声学信号分析的自动化非侵入性病理语音检测方法，并在多数据库上评估了不同分类器的表现，展示了该方法在提高病理语音检测准确性方面的潜力^[7]，为增强生理声音分析的泛化能力提供了重要参考。这些进展不仅提高了诊断效率，而且增强了通过人体生理声音检测疾病的应用潜力。

本综述旨在总结心音、肺音和肠鸣音在疾病诊断中的应用现状与技术进展，通过探讨三者在医学诊断中的作用，评估其临床价值，同时探讨现代技术如何增强这些声音的分析和应用。此外，本综述还将讨论新兴技术如何进一步推动该领域的发展，并提出未来可能的研究方向。本综述的最终目标是提高医疗专业人员对利用生理声音进行疾病诊断的认知水平，促进更加高效、便捷且准确的诊疗流程形成。

1 心音与心脏疾病的诊断

心音是心脏在收缩和舒张过程中产生的声音。它主要由心脏瓣膜的开闭、血流冲击心室壁及心肌本身的振动产生。根据产生时机和特点，心音主要分为第一心音（S1）和第二心音（S2），两者主要由心脏瓣膜关闭产生。此外，还有比较少见的第三心音（S3）和第四心音（S4），以及一些和心脏疾病相关的杂音，通常只在特定情况下才能听到。S1出现于心室收缩早期，由二尖瓣和三尖瓣关闭产

生。S1 通常音调低沉，持续时间较长，并且在心尖部更容易听到。S2 由主动脉瓣和肺动脉瓣关闭产生，通常音调短促而清晰，主要听诊于心底部。S3 在心室舒张早期快速充盈期间出现，是由快速充盈期中血液突然流入过度扩张的左心室引发震动所致，生理性 S3 是正常的，但病理性 S3 常见于左心功能不全或心力衰竭的患者。S4 与心房收缩末期相关，当心室顺应性下降时，心房推动血液进入心室，此过程会引发振动，因此 S4 出现在 S1 之前，通常与心室顺应性下降相关疾病有关，如急性心肌梗死或心肌缺血。心音的分类和分析对理解心脏的机械活动有很大帮助。异常心音往往提示心脏结构或功能出现异常，因此心音在心脏疾病的诊断中具有重要价值。正常心脏在心动周期中的心音图如图 1 所示。

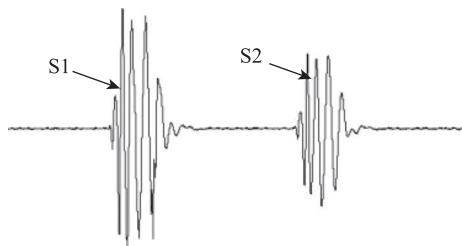


图 1 正常心脏在心动周期中的心音图^[8]

Fig.1 Phonocardiogram of a normal heart during the cardiac cycle

心音的异常通常与一些心脏疾病密切相关。S1 增强表示心脏收缩时二尖瓣和三尖瓣关闭的声音比正常声音更响亮。这可能是因为血液流动速度增加，使瓣膜在关闭时产生更大的振动，也可能是瓣膜本身的问题导致其关闭更加有力，通常与二尖瓣狭窄和左心室肥厚有关。S1 减弱指的是二尖瓣和三尖瓣关闭时产生的声音比正常声音更轻或更模糊，通常反映了心脏的病理性改变，与二尖瓣关闭不全、心力衰竭和心肌病相关。S2 分裂是指主动脉瓣 (A2) 和肺动脉瓣 (P2) 关闭的时间差增大，使它们听起来像两个独立的声音。S2 有生理性分裂，这是正常的。但有些异常分裂 (固定性 S2 分裂、宽 S2 分裂、反常性 S2 分裂^[9-11]) 通常反映了房间隔缺损、束支传导阻滞和心脏瓣膜狭窄的情况。病理性 S3 在成年人中通常与心脏疾病相关，尤其是当心脏无法有效排出血液，导致心室过度充盈时。常见的病理性原因包括心力衰竭^[12]、心肌病和心脏瓣膜疾病。S4

是在心脏舒张晚期，由心房收缩将血液强行注入僵硬或顺应性差的心室时产生的一种低频音。S4 并不是正常的心音，通常与心脏的病理变化有关。S4 常提示心脏顺应性减弱，多见于与心室僵硬或肥厚相关的疾病，如左心室肥厚、高血压心脏病、主动脉瓣狭窄、肥厚性心肌病。心音的变化提供了识别心脏结构和功能异常的重要线索，临幊上，心音分析是心脏病检查的关键步骤之一。

在临幊上，传统的心音诊断主要依赖医生使用听诊器直接听取患者的心音，并通过经验和知识判断是否存在异常^[13]。但是这种方法存在一定的主观性和局限性。听诊法主要依赖医生的经验和主观判断，还可能受到环境噪声、听诊器质量等因素的影响，导致诊断结果不够准确。随着人工智能和算法技术的发展，心音数字化和自动化分析^[14]成为心脏疾病诊断的一个新兴领域，心音信号的检测、提取、分类和分析也成为心脏疾病领域的重点研究方向。目前，研究中常通过 Mel 频率倒谱系数 (MFCCs) 和离散小波变换 (DWT) 从心音信号中提取特征，并应用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、深度神经网络 (Deep Neural Network, DNN) 和基于 k 近邻的质心位移方法对特征进行分类^[15]。在通过心跳声分析诊断心脏病的研究中，已有方法通过滤波器去除噪声，结合降采样技术获取判别特征，并使用递归神经网络 (Recursive Neural Network, RNN) 模型将心音分为正常音、杂音和超收缩期心跳音三类^[16]。此外，有研究提出了结合经典机器学习 (Machine Learning, ML) 和端到端深度学习 (Deep Learning, DL) 的心音慢性心力衰竭 (Chronic Heart Failure, CHF) 检测方法^[17]、用于心音图信号自动分类的深度神经网络架构^[18]，以及基于改进 Mel 频率倒频谱系数 (MFCC) 特征和卷积递归神经网络的心音分类新方法^[19]。在心音信号分析中，卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 是应用较为广泛的算法。CNN 通过对声谱图等二维特征的自动提取，有效捕捉局部频率和时空特征，适用于处理高维数据；RNN 则擅长处理具有时序

特性的声音信号，能够捕捉长时间依赖关系。然而，这些算法在实际应用中面临数据量不足、信噪比低及个体差异较大等挑战，因此研究中通常结合数据增强、迁移学习及混合模型等策略，以提高模型的鲁棒性和泛化能力。

目前，新兴技术在心音分析中的应用越来越广泛。信号处理算法（如小波变换和傅里叶变换）能够对心音信号进行时频域分析，将复杂的心音信号分解为不同频段，帮助医务人员识别出常规听诊难以察觉的心音异常。低成本、以患者为中心的设备，可用于心音的初步筛查，帮助用户自我监控心脏健康并与医生分享数据^[20]。新型无线传感系统（集成了心音采集、存储和异步分析功能）用于监测和分析心脏状况，并通过物联网将信息发送给护理人员和医生^[21]。还有智能、便携、低成本的嵌入式系统，用于分类与心脏杂音相关的心脏疾病^[22]。

听诊是当今临床实践中常用的检查方法，基于人工智能的心音分析系统有望融入临床医生的实践。心音分析技术正向更加智能化、自动化的方向发展，人工智能在心音听诊中的作用越来越大^[23]。人工智能辅助听诊平台的远程听诊功能和自动听诊异常心音检测功能均具备较高的准确率。超级听诊器也将为心音研究和远程医疗开辟新的视野^[24]。未来，这类心音技术可能进一步与可穿戴设备和家庭健康监测系统相结合。智能手机或手表等设备也有望配备心音采集功能^[25]，从而实现24小时心脏健康监测。这些技术不仅能够克服传统方法的局限性，提高诊断的准确性和可靠性，还能够实现远程医疗监测和智能辅助诊断等功能，为患者提供更加便捷、高效的医疗服务。

心音作为生理声音的重要组成部分，在心脏病的诊断中发挥着重要作用。通过深入了解心音的产生机制与分类、心音异常与常见心脏疾病的关联，以及如何使用当前先进技术分析心音以辅助诊断心脏疾病等知识，为患者提供更加全面、准确的诊断服务。同时，随着科技的不断进步和新兴技术的不断涌现，心脏疾病的早期筛查已被推向新的高度，心音诊断领域也将迎来更加广阔的发展前景。

2 肺音在呼吸系统疾病中的应用

肺音也称呼吸音，指在胸壁或胸腔部位听到或检测到的所有呼吸音，以及在该部位额外检测到的附加音。其产生源于人体呼吸过程：气流依次经过主支气管、细支气管、终末细支气管，最终抵达肺泡时引发振动。肺音的产生机制与呼吸道、肺泡及胸膜的振动有关。肺音的频率范围为50~3000Hz，其信号具有非高斯随机特性，大部分能量集中在中低频段。

肺音的基本分类包括正常呼吸音和异常呼吸音^[26]。正常呼吸音包括支气管呼吸音、气管呼吸音和肺泡呼吸音，这些声音在人体肺部无器质性病变、呼吸道无过多病理性分泌物、支气管等无狭窄或扩张时产生。异常肺音主要包括啰音、哮鸣音和胸膜摩擦音。其中，啰音又称断续音，分为干啰音、细湿啰音和粗湿啰音，多见于肺水肿、肺炎等疾病。干啰音多见于气道黏液阻塞，声音较高调，常伴随气道痉挛或分泌物阻塞。细湿啰音主要发生在小气道或肺泡。粗湿啰音则多见于较大的气道。哮鸣音是气流通过狭窄的气道时产生的持续性高音调声音^[27]，通常与哮喘、慢性阻塞性肺疾病（Chronic Obstructive Pulmonary Disease, COPD）等相关。胸膜摩擦音是由胸膜炎等导致胸膜层摩擦^[28]而产生的声音。肺音的分类不仅反映了正常与异常的呼吸生理状态，还为临床疾病的初步诊断提供了依据。

肺音与呼吸系统疾病之间存在密切的关系，区分正常和异常的呼吸音对准确诊断与治疗非常重要。肺炎、哮喘、慢性阻塞性肺疾病等呼吸系统疾病往往会导致肺音发生变化。肺炎是一种常见的呼吸系统疾病，其症状包括发热、咳嗽、胸痛等。在肺炎患者中，肺部炎症导致分泌物增多，常常可以听到湿啰音。哮喘则是一种影响肺部气道的慢性疾病，其症状包括喘息、气急、胸闷等。哮喘发作时，患者的呼吸音变得亢进，并可能出现哮鸣音。COPD是一种以气流阻塞为特征的慢性支气管炎和/或肺气肿，会干扰正常呼吸模式^[29]，患者常常表现为呼气性呼吸困难，并可能听到干啰音或湿啰音。

听诊器是临床医生用于听诊肺音的传统工具，其演变过程如图2所示^[30]。通过听诊器，医生可

以听到患者肺部的呼吸音和异常声音，从而初步判断患者是否存在呼吸系统疾病。听诊法是医生使用听诊器直接置于胸部特定位置来听取声音异常的方法。听诊时应按照一定顺序进行，如由肺尖开始，自上而下，由前胸到侧胸、背部。听诊时要进行上下对比、左右对称部位对比，每处至少听1~2个呼吸周期。然而，听诊器听诊的结果往往受到医生经验和听诊技巧的影响，存在一定的主观性^[31]。



图2 听诊器的演变过程
Fig.2 Evolution of stethoscope

随着数字信号处理和机器学习等技术与听诊器的融合，听诊器不断进步和发展^[32]。目前可以通过电子听诊器、数字听诊器等听取肺音，诊断相关呼吸系统疾病。电子听诊器通过滤波和放大技术提高心肺音信号强度，信号经采样并数字化后，可借助傅里叶变换进行分析。结合了传统听诊器和嵌入式电容麦克风的电子听诊器可高效采集肺音，并利用人工智能进行声音分类^[30]，分类效果很好。先进的电子听诊器可以优化体内声音的采集，支持将患者的肺音记录到计算机中，便于后续的可视化和分析，从而提高医疗质量。数字听诊器具备心肺声音信号数字化、增强并实现传输功能，能够进一步提高疾病诊断的准确率，还可以连接到蓝牙，远程传输声音信号^[33]。结合了深度学习技术的数字听诊器通过基本的肺音分类，为COPD等呼吸系统疾病提供即

时诊断支持。数字听诊器能够克服传统听诊器的局限性，因为声音数据被转换成电信号，经放大、存储、回放后，不仅可以给专家提供意见，还能适配远程医疗场景^[34]。随着医疗技术的不断进步和听诊器的不断发展，肺音的获取精度、分析深度及相关疾病的诊断准确性将不断提升，这对患者和医疗工作者都有很大的帮助。

计算机技术和算法的发展推动数字肺音分析技术不断完善。数字肺音分析技术通过采集和分析肺音信号，可以客观地描述肺音特征，使计算机辅助肺音分析的结果越来越高效和精准。具体而言，数字信号处理（Digital Signal Processing, DSP）技术可发挥关键作用。例如，傅里叶变换可以将信号分解到频域，帮助识别并去除与肺音无关的频段，从而提高信号质量，便于后续的特征提取和分析。DSP技术还可以通过滤波、降噪算法（如自适应滤波、小波变换等）有效增强肺音信号，同时抑制环境噪声、心音及其他干扰信号。

然而，肺音信号通常是非平稳信号，具有时变性和随机性，容易受到呼吸状态、体位变化及个体差异的影响，给特征提取和模式识别带来困难。引入新的频谱特征和谱图特征，并利用最大信息系数对肺音进行优化和分析，可以实现对健康肺音和异常肺音的分类，从而实现对肺部疾病的分类。结合信号处理和机器学习方法，通过二次判别分类器和特征（包括时域、倒谱和频谱特征）融合，帮助肺科医生准确诊断COPD和肺炎^[35]。

自动化诊断系统通过融合机器学习和人工智能技术，克服了传统听诊技术固有的局限性，能够自动分析肺音数据并给出诊断建议。另有研究提出利用机器学习技术从肺音中自动诊断多种肺部疾病的方法，以应对慢性呼吸系统疾病的广泛流行^[36]。这类技术可以减少人为误差，特别适用于远程医疗或基层医疗机构场景。其中，远程医疗^[37]是肺音分析技术的一个重要应用方向，尤其适用于无法前往医院的患者：通过智能设备（如智能手机、可穿戴设备^[38]）和云端肺音分析系统，医生可以远程收集和分析患者的肺音数据。

先进的技术突破进一步推动了生理声音分析

的临床应用。谷歌开发的 HeAR (Health Acoustic Representation) 模型通过生物声学基础模型和大规模声音数据集预训练，显著提升了肺结核等呼吸系统疾病的早期筛查效率。此外，基于数字听诊器的自动化系统结合 DL 算法，实现了呼吸音特征与血氧饱和度、呼吸频率等多模态数据的融合分析^[39]，这一方向有望进一步提升呼吸系统疾病的诊断效率与准确性。

利用相关技术，如数字听诊器、数字信号处理、机器学习和多模态分析，医生能够更早、更准确地通过肺音检查呼吸系统疾病。这些技术的结合不仅提高了疾病诊断的效率，还为远程医疗和长期健康监测提供了新的可能。未来，这些创新技术将在肺音分析领域发挥更大的作用，进一步改善呼吸系统疾病的早期检测和管理。

3 肠鸣音与消化系统疾病的关联

肠鸣音是由肠道内的气体、液体和固体内容物通过消化道时因运动引发肠壁振动而产生的声音，这一过程主要由消化道的蠕动运动和肠壁张力变化控制。肠鸣音的产生主要受以下几个因素影响。
①肠道蠕动：正常的肠道通过自主神经系统调节平滑肌的收缩，推动食物、液体和气体在肠道中流动，进而产生声音。②气体与液体的相互作用：消化道内的气体和液体在狭窄的肠腔中流动时，容易形成湍流，湍流振动通过肠壁传导至体表，形成可以听到的肠鸣音。③肠壁的弹性与张力：肠壁的弹性和张力会影响声音的传导，健康的肠壁可支撑产生规律、正常的肠鸣音。肠鸣音的生理起源和主要听诊位置如图 3 所示。

在健康个体中，正常情况下，肠鸣音通常为低音频的咕噜声，间歇性出现，反映了正常的肠蠕动活动。每分钟能听到 5~35 次肠鸣音，且不同个体或同一个人在进食前后的肠鸣音频率可能有所不同^[41]。然而，当肠鸣音的频率、音调等发生显著变化时，可能是肠道发出的异常信号。肠梗阻常导致肠鸣音增强或消失。在早期的机械性肠梗阻中，肠鸣音会变得高音调且频繁^[42]，呈现“金属声”，这是由于肠道内压力增大，肠道蠕动增强，试图推动内容物通过梗阻部位。然而，随着病情的加重，肠鸣音可

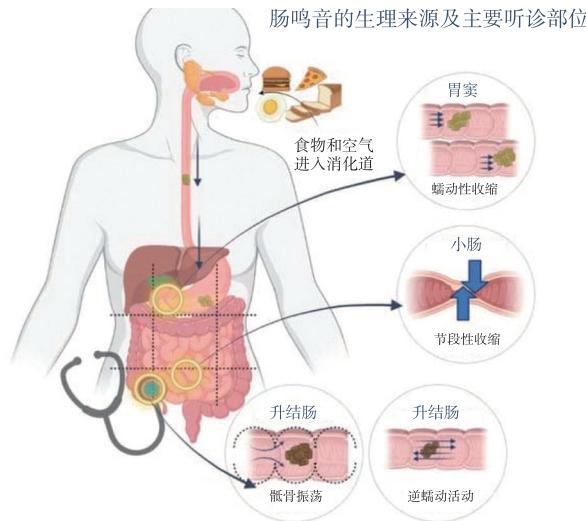


图 3 肠鸣音的生理起源和主要听诊位置^[40]
Fig.3 Physiological origin and major auscultation sites of bowel sounds

能逐渐消失，提示肠道的功能逐渐衰竭。腹膜炎会导致肠道蠕动减弱甚至停止，因此肠鸣音会减少甚至消失，这是急腹症的典型体征之一。腹膜炎发作时，肠道因受到炎症侵扰，蠕动能力大幅下降，导致肠鸣音消失^[43]。此外，肠易激综合征、克罗恩病、急性腹部疾病等疾病也会影响肠鸣音的产生，可能表现为肠鸣音过强、过弱或频率异常。因此，通过对肠鸣音的检测和分析评估肠道的健康状况还是很有必要的，对于预测和诊断肠道相关疾病也很有意义。

随着医学技术的进步，肠鸣音的检测技术获得了极大的发展，从早期的单纯听诊法发展到现代化数字分析方法，包括对肠鸣音信号的降噪、分割、增强、特征提取、声音定位和机器学习技术^[44]。传统听诊器可以听诊肠鸣音，但其听诊结果受限于医生的经验和主观判断。为克服这一缺点，电子听诊器被引入临床，通过对声音的放大和数字化处理，提高检测肠鸣音的精度。借助电子听诊器将肠鸣音信号转化为数字信号后，可通过计算机算法对肠鸣音的频率、幅度和持续时间等特征进行分析；也可以对肠鸣音进行频谱分析，或者利用小波变换对肠鸣音信号进行结构分解、去噪和增强之后再展开进一步分析。这些数字分析方法更具客观性和精确性，能够有效检测出异常的肠鸣音信号，甚至能识别出

早期的病理性变化。利用高敏感度的声学传感器，可以更灵敏地捕捉肠鸣音^[45]，并通过先进的信号处理技术对肠鸣音进行实时监测和分析。这类技术已应用于肠梗阻、腹膜炎等消化系统疾病的诊断评估中。

现代技术通过融合声学分析、人工智能和大数据分析等技术，使肠鸣音的检测和疾病诊断变得更加准确和高效。利用DL算法对肠鸣音进行训练和分类，能够自动识别出正常与异常肠鸣音模式^[46]，从而帮助医生迅速判断患者是否存在消化系统疾病。同时，通过肠鸣音信号的计算机化处理，设计专用算法和计算机系统，可实现肠鸣音的自动化检测和分析^[47]。这些方法已应用于肠梗阻、炎症性肠病等疾病的早期检测。此外，将大量肠鸣音数据存储在数据库中，通过数据挖掘技术分析其特征，结合患者临床病史和其他生理指标，实现对肠鸣音异常的实时预警。这种方法不仅可以应用于医院环境，还可以通过远程监测技术为居家患者提供实时的健康监控，这对一些特殊情况的患者很有帮助，获得了较高的社会认可度。近年来，基于肠鸣音的可穿戴设备^[48]逐渐出现，这类设备可以持续监测患者的肠鸣音并实现无线传输，记录和分析肠道活动，帮助患者和医生实时了解肠道健康状况。这类设备特别适用于慢性消化系统疾病的长期监测。

肠鸣音作为一种无创的生理信号，在消化系统疾病的诊断中具有重要意义。随着现代检测技术的发展，肠鸣音数字化分析技术和声学传感器的应用深度融合，极大地提高了肠鸣音检测的精度和效率。这些技术为早期诊断肠梗阻、腹膜炎等消化系统疾病提供了新的手段。未来，随着人工智能和远程医疗技术的进一步发展，肠鸣音检测在疾病诊断领域的应用前景将更加广阔。

4 总结与展望

本综述详细探讨了生理声音在疾病诊断中的应用现状和技术进展，主要涵盖心音、肺音、肠鸣音在心脏、呼吸系统及消化系统疾病诊断中的应用。传统的生理声音诊断方法依赖医生的听诊经验。随着数字化、智能化医疗技术的进步，生理声音分析逐渐实现了自动化和精准化。目前，心音分析已在

心脏瓣膜疾病、心律失常等心血管疾病的诊断中得到应用，并借助ML提高了诊断准确性。肺音分析结合DL和电子听诊设备，能辅助COPD和哮喘等呼吸系统疾病的诊断。肠鸣音检测则依赖数字信号处理技术，为消化系统疾病（如肠梗阻和腹膜炎）的早期诊断提供了新的手段。这些技术极大地提升了生理声音在临床诊断中的效能，并为远程医疗提供了便捷的解决方案。

尽管现有的技术进步显著提升了诊断效果，但该领域仍然存在若干不足之处。首先，传统听诊的主观性和医生依赖性较强，导致诊断结果可能因操作者不同而异，人工智能辅助的听诊设备尽管能提高准确度，但在临床推广中仍面临成本和技术瓶颈。其次，由于生理声音受采集设备、环境噪声及个体生理差异的影响较大，目前各研究中心在数据采集标准和预处理流程上存在较大差异。这导致不同实验之间的数据难以直接比较，从而影响了模型的泛化能力和临床推广应用。最后，个体之间解剖结构和生理状态的差异，造成了相同疾病在生理声音表现上的多样性。目前许多模型在小样本或特定人群中表现良好，但在大规模、多中心的数据集中仍存在明显的性能下降问题。尽管DL、CNN和RNN等技术在信号特征提取与分类中展现出优势，但算法的“黑箱”特性使模型决策过程缺乏足够的解释性。此外，现有研究大多集中于单一生理声音分析，缺乏将多种生理声音相结合的多模态诊断体系。为解决生理声音的个体差异（如年龄、性别、呼吸模式）等可能导致模型泛化能力下降的问题，可以通过信号归一化（如Z-score标准化）和噪声抑制（小波去噪）减少个体间差异；也可以结合心音、肺音、肠鸣音与血氧饱和度等数据，通过注意力机制对特征进行加权融合，提升诊断的鲁棒性；还可以利用预训练模型（如HeAR）在小样本数据上进行微调，以适应个性化诊断需求，同时需建立大规模标准化数据库以支持算法优化。

未来研究可围绕以下几个方向展开。一是集成心音、肺音及肠鸣音等多种生理声音信息，结合其他生物特征（如心率、血氧）进行多模态分析，利用多模态数据融合技术构建更为全面的诊断体系，

从而提高疾病早筛和个性化诊断的准确性。二是探索解释性更强、鲁棒性更高的新型深度学习网络和混合算法，同时引入数据增强、迁移学习等策略，以克服样本不足和噪声干扰问题，为实现端到端的自动化诊断提供技术保障。三是依托物联网和移动健康技术的发展，推动可穿戴设备成为生理声音实时监测的重要载体：通过低成本、高精度的数字听诊器和可穿戴传感器与云计算平台深度融合，实现远程医疗和实时健康监控，为基层医疗和家庭健康管理提供更高效的解决方案。四是推动设备标准、数据采集与预处理流程的国际标准化建设，建立开放共享的生理声音数据库，为跨中心、跨地域的多中心研究提供坚实的数据支持，进而解决数据异质性和模型泛化性问题，提升诊疗效率和准确性。

综上所述，生理声音在疾病诊断中具有广阔的应用前景和重要的临床价值，把握上述发展趋势将为生理声音的临床应用提供更加广阔的发展空间，使其在疾病早期诊断、慢性病管理及远程医疗等领域发挥更大的作用。

参考文献

- [1] MALLEGNINI N, MOLINARI G, RICCI C, et al. Sensing devices for detecting and processing acoustic signals in healthcare[J]. *Biosensors*, 2022, 12(10): 835.
- [2] COOK J, UMAR M, KHALILI F, et al. Body acoustics for the non-invasive diagnosis of medical conditions[J]. *Bioengineering*, 2022, 9(4): 149.
- [3] YANASE J, TRIANTAPHYLLOU E. A systematic survey of computer-aided diagnosis in medicine: past and present developments[J]. *Expert Syst Appl*, 2019, 138: 112821.
- [4] MOSIELLO G, SAFDER S, MARSHALL D, et al. Neurogenic bowel dysfunction in children and adolescents[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(8): 1669.
- [5] KIM Y, HYON Y, LEE S, et al. The coming era of a new auscultation system for analyzing respiratory sounds[J]. *BMC Pulm Med*, 2022, 22(1): 119.
- [6] ZHANG L, CHEN X, VAKIL A, et al. DigiVoice: voice biomarker featurization and analysis pipeline[EB/OL]. (2019-06-19). [2025-02-01].
- [7] HARAR P, GALAZ Z, ALONSO-HERNANDEZ J B, et al. Towards robust voice pathology detection[J]. *Neural Comput and Appl*, 2020, 32(20): 15747-15757.
- [8] BABAEI S, GERANMAYEH A. Heart sound reproduction based on neural network classification of cardiac valve disorders using wavelet transforms of PCG signals[J]. *Comput in Biol Med*, 2009, 39(1): 8-15.
- [9] BARMA S, CHEN B W, MAN K L, et al. Quantitative measurement of split of the second heart sound (S2)[J]. *IEEE ACM T Comput Bi*, 2015, 12(4): 851-860.
- [10] LEUNG T S, WHITE P R, COOK J, et al. Analysis of the second heart sound for diagnosis of paediatric heart disease[J]. *IEE P- SCI Meas Tech*, 1998, 145(6): 285-290.
- [11] BARMA S, CHEN B W, JI W, et al. Measurement of duration, energy of instantaneous frequencies, and splits of subcomponents of the second heart sound[J]. *IEEE T Instrum Meas*, 2015, 64(7): 1958-1967.
- [12] JOHNSTON M, COLLINS S P, STORROW A B. The third heart sound for diagnosis of acute heart failure[J]. *Current Heart Failure Reports*, 2007, 4(3): 164-169.
- [13] CHOWDHURY M E H, KHANDAKAR A, ALZOUBI K, et al. Real-time smart-digital stethoscope system for heart diseases monitoring[J]. *Sensors*, 2019, 19(12): 2781.
- [14] DWIVEDI A K, IMTIAZ S A, RODRIGUEZ-VILLEGAS E. Algorithms for automatic analysis and classification of heart sounds: a systematic review[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 8316-8345.
- [15] YASEEN, SON G Y, KWON S. Classification of heart sound signal using multiple features[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(12): 2344.
- [16] RAZA A, MEHMOOD A, ULLAH S, et al. Heartbeat sound signal classification using deep learning[J]. *Sensors*, 2019, 19(21): 4819.
- [17] GJORESKI M, GRADIŠEK A, BUDNA B, et al. Machine learning and end-to-end deep learning for the detection of chronic heart failure from heart sounds[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 20313-20324.
- [18] KRISHNAN P T, BALASUBRAMANIAN P, UMAPATHY S. Automated heart sound classification system from unsegmented phonocardiogram (PCG) using deep neural network[J]. *Phys Eng Sci Med*, 2020, 43(2): 505-515.
- [19] DENG M, MENG T, CAO J, et al. Heart sound classification based on improved MFCC features and convolutional recurrent neural networks[J]. *Neural Networks*, 2020, 130: 22-32.
- [20] THIYAGARAJA S R, DANTU R, SHRESTHA P L, et al. A novel heart-mobile interface for detection and classification of heart sounds[J]. *Biomed Signal Proces*, 2018, 45: 313-324.
- [21] REN H, JIN H, CHEN C, et al. A novel cardiac auscultation monitoring system based on wireless sensing for healthcare[J]. *IEEE J of Transl Eng He*, 2018, 6: 1-12.
- [22] RIAZ U, AZIZ S, UMAR KHAN M, et al. A novel embedded system design for the detection and classification of cardiac disorders[J].

- Computational Intelligence**, 2021, 37(4): 1844-1864.
- [23] LONG Q, YE X, ZHAO Q. Artificial intelligence and automation in valvular heart diseases[J]. **Cardiology Journal**, 2020, 27(4): 404-420.
- [24] 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.
- [25] SANA F, ISSELBACHER E M, SINGH J P, et al. Wearable devices for ambulatory cardiac monitoring[J]. **J Am Coll Cardiol**, 2020, 75(13): 1582-1592.
- [26] PADILLA-ORTIZ A L, IBARRA D. Lung and heart sounds analysis: state-of-the-art and future trends[J]. **Cribme**, 2018, 46(1): 33-52.
- [27] NABI F G, SUNDARAJ K, KIANG L C, et al. Wheeze sound analysis using computer-based techniques: a systematic review[J]. **Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik**, 2019, 64(1): 1-28.
- [28] CASHEN K, PETERSEN T L. Pleural effusions and pneumothoraces[J]. **Pediatr Rev**, 2017, 38(4): 170-181.
- [29] NOORUL A. An Overview of COPD, Causes, Clinical Manifestations, Complications, and its Management[J]. **J Nurs Sci Pract Res Adv**, 2023, 5(1): 33-40.
- [30] WU Y C, HAN C C, CHANG C S, et al. Development of an electronic stethoscope and a classification algorithm for cardiopulmonary sounds[J]. **Sensors**, 2022, 22(11): 4263.
- [31] HAFKE-DYS H, BRĘBOROWICZ A, KLEKA P, et al. The accuracy of lung auscultation in the practice of physicians and medical students[J]. **PLoS One**, 2019, 14(8).
- [32] SEAH J J, ZHAO J, WANG DY, et al. Review on the advancements of stethoscope types in chest auscultation[J]. **Diagnostics**, 2023, 13(9): 1545.
- [33] SWARUP S, MAKARYUS A N. Digital stethoscope: technology update[J]. **Med Devices-Evid Res**, 2018, 11: 29-36.
- [34] LAKHE A, SODHI I, WARRIER J, et al. Development of digital stethoscope for telemedicine[J]. **Journal of medical engineering & technology**, 2016, 40(1): 20-24.
- [35] NAQVI S Z H, CHOUDHRY M A. An automated system for classification of chronic obstructive pulmonary disease and pneumonia patients using lung sound analysis[J]. **Sensors**, 2020, 20(22): 6512.
- [36] BAGHEL N, NANGIA V, DUTTA M K. ALSD-Net: automatic lung sounds diagnosis network from pulmonary signals[J]. **Neural Comput Appl**, 2021, 33(24): 17103-17118.
- [37] SIMEONE S, CONDIT D, NADLER E. Do not give up your stethoscopes yet—telemedicine for chronic respiratory diseases in the era of covid-19[J]. **Life**, 2022, 12(2): 222.
- [38] MICHARD F. A sneak peek into digital innovations and wearable sensors for cardiac monitoring[J]. **J Clin Monit Comput**, 2017, 31(2): 253-259.
- [39] NI X, OUYANG W, JEONG H, et al. Automated, multiparametric monitoring of respiratory biomarkers and vital signs in clinical and home settings for COVID-19 patients[J]. **P Natl A Sci**, 2021, 118(19).
- [40] REDIJ R, KAUR A, MUDDALOOR P, et al. Practicing digital gastroenterology through phonoenterography leveraging artificial intelligence: future perspectives using microwave systems[J/OL]. **Sensors**, 2023, 23(4): 2302.
- [41] WANG G, YANG Y, CHEN S, et al. Flexible dual-channel digital auscultation patch with active noise reduction for bowel sound monitoring and application[J/OL]. **IEEE J Biomed Health**, 2022, 26(7): 2951-2962.
- [42] WANG F, WU D, JIN P, et al. A flexible skin-mounted wireless acoustic device for bowel sounds monitoring and evaluation[J/OL]. **Sci China Inform Sci**, 2019, 62(10): 202402.
- [43] PRASAD NB G, REDDY K B. A study of acute peritonitis: evaluation of its mortality and morbidity[J/OL]. **Int J Surg**, 2016, 3(2): 663-668.
- [44] NOWAK J K, NOWAK R, RADZIKOWSKI K, et al. Automated bowel sound analysis: an overview[J/OL]. **Sensors**, 2021, 21(16): 5294.
- [45] DU X, ALLWOOD G , WEBBERLEY K M, et al. Bowel sounds identification and migrating motor complex detection with low-cost piezoelectric acoustic sensing device[J/OL]. **Sensors**, 2018, 18(12): 4240.
- [46] SITAULA C, HE J, PRIYADARSHI A, et al. Neonatal bowel sound detection using convolutional neural network and laplace hidden semi-markov model[J/OL]. **IEEE-ACM T Audio Spe**, 2022, 30: 1853-1864.
- [47] INDERJEETH A J, WEBBERLEY K M, MUIR J, et al. The potential of computerised analysis of bowel sounds for diagnosis of gastrointestinal conditions: a systematic review[J/OL]. **Systematic Reviews**, 2018, 7(1): 124.
- [48] ZHAO K, JIANG H, WANG Z, et al. Long-term bowel sound monitoring and segmentation by wearable devices and convolutional neural networks[J/OL]. **IEEE T Biomed Circ S**, 2020, 14(5): 985-996.