

先天性心脏病心音听诊筛查的人工智能技术应用现状

徐玮泽,俞凯,徐佳俊,叶菁菁,李昊旻,舒强
浙江大学医学院附属儿童医院心脏中心 国家儿童健康与疾病临床医学研究中心
国家儿童区域医疗中心,浙江 杭州 310052

[摘要] 近年来,电子听诊器结合人工智能技术实现了心音的数字化采集和先天性心脏病的智能识别,为心音听诊提供了客观依据,提高了先天性心脏病诊断的准确率。现阶段基于人工智能技术的智能听诊技术主要侧重于人工智能算法的研究,国内外学者也针对心音音频数据的特点设计总结了多种有效算法,其中梅尔频率倒谱系数(MFCC)是最常用且有效的心音特征,被广泛应用于智能听诊技术中。然而,当前心音智能听诊技术均基于筛选的特定数据集实现,并且尚未在实际临床环境中基于大样本进行实验验证,因此各个算法的实际临床应用表现尚待进一步验证。心音数据匮乏,特别是高质量、标准化、带疾病标注且公开的心音数据库的缺失,进一步制约了心音智能诊断分析技术的发展和听诊筛查的应用。因此,相关医疗单位应当组织有关专家共同建立先天性心脏病心音听诊筛查的专家共识和标准化心音听诊筛查流程,并以此建立权威心音数据库。本文就现阶段基于人工智能的听诊算法和硬件设备在先天性心脏病听诊筛查中的研究及应用进行综述,提出人工智能心音听诊筛查技术在临床应用中有待解决的问题。



[关键词] 心脏缺损,先天性;新生儿筛查;心脏听诊;人工智能
[中图分类号] R44 **[文献标志码]** A

Artificial intelligence technology in cardiac auscultation screening for congenital heart disease: present and future

XU Weize, YU Kai, XU Jiajun, YE Jingjing, LI Haomin, SHU Qiang (*The Heart Center, Children's Hospital, Zhejiang University School of Medicine, National Clinical Research Center for Child Health, National Regional Medical Center for Children, Hangzhou 310052, China*)
Corresponding author: SHU Qiang, E-mail: shuqiang@zju.edu.cn, <https://orcid.org/0000-0002-4106-6255>

收稿日期:2020-08-27 接受日期:2020-09-15
基金项目:浙江省重点研发计划(2020C03120)
第一作者:徐玮泽(1983—),男,博士研究生,副主任医师,主要从事心血管疾病预防诊治研究;E-mail: 120heart@zju.edu.cn; <https://orcid.org/0000-0003-0744-7537>
通信作者:舒强(1965—),男,博士,主任医师,教授,博士生导师,主要从事出生缺陷综合防治研究;E-mail: shuqiang@zju.edu.cn; <https://orcid.org/0000-0002-4106-6255>

[Abstract] The electronic stethoscope combined with artificial intelligence (AI) technology has realized the digital acquisition of heart sounds and intelligent identification of congenital heart disease, which provides objective basis for heart sound auscultation and improves the accuracy of congenital heart disease diagnosis. At the present stage, the AI based cardiac auscultation technique mainly focuses on the research of AI algorithms, and the researchers have designed and summarized a variety of effective algorithms based on the characteristics of cardiac audio data, among which the mel-frequency cepstral coefficients (MFCC) is the most effective one, and widely used in the cardiac auscultation. However, the current cardiac sound analysis techniques are based on specific data sets, and have not been validated in clinic, so the performance of algorithms need to be further verified. The lack of heart sound data, especially the high-quality, standardized, publicly available heart sound database with disease labeling, further restricts the development of heart sound diagnostic analysis and its application in screening. Therefore, expert consensus is necessary in establishing an authoritative heart sound database and standardizing the heart sound auscultation screening process for congenital heart disease. This paper provides an overview of the research and application status of auscultation algorithm and hardware equipment based on AI in auscultation screening of congenital heart disease, and puts forward the problems to be solved in clinical application of AI auscultation screening technology.

[Key words] Heart defects, congenital; Neonatal screening; Heart auscultation; Artificial intelligence

[J Zhejiang Univ (Med Sci), 2020,49(5):548-555.]

先天性心脏病居我国新生儿出生缺陷第一位,病死率在新生儿非感染性疾病死亡中居首位^[1]。我国每年约有15万先天性心脏病患儿出生,如不经治疗,约1/3的患儿将在6~12月龄时死亡^[2]。近年来,随着先天性心脏病筛查诊治手段不断进步,先天性心脏病患儿已能够在早期得到诊治,从而提高存活率,改善生活质量。

先天性心脏病早期筛查的主要手段是心音听诊和经皮血氧饱和度的双指标检测法。目前,心音听诊广泛采用传统听诊器,但传统听诊器要求医生具有一定的听诊技能与经验,听诊数据不能数字化保存、判断依据不客观,尤其在具有先天性心脏病筛查职能的基层医疗单位,基层医生的听诊技能与经验不足已成为先天性心脏病早期筛查效果的瓶颈。

随着人工智能技术的发展,传统医疗器械的数字化升级换代不断推动着临床医学发展。数字听诊器结合人工智能技术,包括手机端应用程序、电脑端软件及云端服务器,能够实现心肺音采集、听诊数据的数字化存储和浏览,并能通过人工智

能算法实现智能听诊。本文综述了数字化心音与人工智能技术结合的相关文献,试图总结近10年来人工智能技术在心脏杂音智能识别领域的发展及应用情况,并对人工智能技术在先天性心脏病筛查领域的应用进行展望。

1 先天性心脏病智能听诊的研究现状

心音是指由心肌收缩、心脏瓣膜关闭和血液撞击心室壁、大动脉壁等引起振动所产生的声音^[3],可分为第一心音、第二心音、第三心音和第四心音,通过R波峰和T波末端可判断第一心音和第二心音的大致位置(图1)^[4]。第一心音由二尖瓣关闭和三尖瓣关闭组成,第二心音由主动脉瓣和肺动脉瓣活动形成,第三心音是紧跟在第二心音后的低频心音,第四心音也是低频心音。一般来说,第一心音和第二心音正常情况下均可听到,第三心音通常仅在儿童及青少年中听到,第四心音正常情况很少听到。心脏杂音是指心音与额外心音(第一心音和第二心音以外的心音)之外,在心脏收缩或舒张时血液在心脏或血管内产生湍

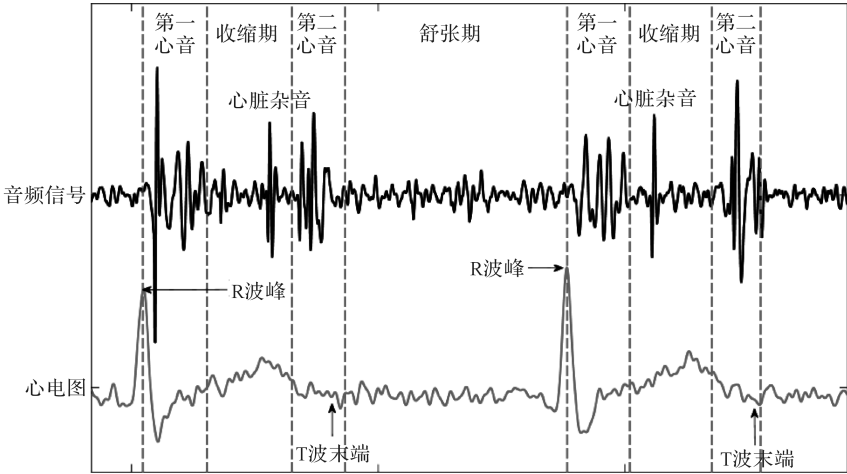


图1 心音波形示意图^[4]
Figure 1 Diagram of heart sound waveform^[4]

流所致的室壁、瓣膜或血管振动所产生的异常声音^[5]。通常,基于第一心音和第二心音的分割识别并针对性地提取心音特征,然后利用机器学习分类器即可实现心音信号的智能分类诊断。但心音信号采集过程中普遍存在多种噪声干扰,特别是婴幼儿哭闹声等,对分割和分类算法造成挑战,最终影响算法的识别准确率。

1.1 心音智能听诊技术的关键环节

心音智能听诊流程主要包括信号采集、信号预处理、心音特征提取和模型训练(图2)。心音信号采集主要通过电子听诊器实现,通过传感器将声音模拟信号转化为数字信号,用于后续的人工智能算法分析。心音信号的预处理主要包含心音去噪和定位分割,其中针对电子听诊器在临床心音采集过程中受到的环境噪声、受试者说话和

哭闹干扰等噪声,目前研究人员提出了一系列去噪算法。采用带通滤波器实现信号滤波是常见且有效的去除高低频率噪声的方式^[6-7],带通滤波器实现滤波去噪的关键在于高低截止频率的选择。小波去噪是另外一种广泛使用的去噪方式,通过选择特定的小波和小波分解层数将原始心音信号分解为多层,并采用阈值和加权特定层重建分解信号,最终实现去噪^[8-10]。小波去噪的关键在于选择合适的小波分解层数和重建层,不恰当的分解层数将不利于保留有效心音信号,从而影响后续的人工智能诊断分析算法。心音信号去噪后,进一步通过心音定位分割识别区分第一心音和第二心音,并基于第一心音和第二心音提出多种有效特征,从而实现准确的心音分类。由于在第一心音和第二心音的不同阶段含有区分先天性心脏病的重要特征,因此现阶段已有算法主要基于分割第一心音和第二心音并提取有效特征来实现分类器的训练。例如,陈洁等^[11]提出基于包络的第一、第二心音识别方法,通过改进型希尔伯特-黄变换获取心音包络,再通过双门限法对心音信号进行分割,实现第一心音和第二心音的自动识别;房玉等^[12]提出一种特征矩波形的分析方法分割并提取出心脏收缩杂音期和舒张杂音期信号;Springer等^[4]使用隐半马尔科夫模型(logistic regression hidden semi-Markov model, LRHSM)在含噪音的心音中准确分割了第一心音和第二心音;侯雷静等^[13]提出了一种面向心音分割的个性化高斯混合建模方法,通过主成分分析提取心动周期信号,并通过无监督学习构建个性化的统计模型,实现窗内每一心动周期的分割,该算法的平均分割准确率比主流的LRHSM算法提高3%;Fernando等^[14]提出了一种基于注意力的双向长短期记忆网络的心音分割方法,证明了循环神经网络结合注意力机制可以从不规则和嘈杂的心音中有效地学习特征。

随着人工智能技术的飞速发展,人工智能在

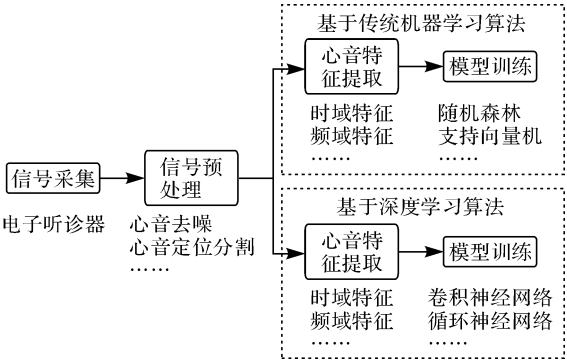


图2 心音智能听诊的主要流程
Figure 2 The principal processes of artificial intelligence-based heart sound auscultation

医学领域发挥了越来越大的作用,特别是机器学习算法在先天性心脏病智能听诊领域研究及应用广泛。根据机器学习算法的原理与实现,先天性心脏病智能听诊技术可分为基于传统机器学习的先天性心脏病智能听诊技术和基于深度学习的先天性心脏病智能听诊技术。其中,传统机器学习主要是指通过人工设计并提取心音有效特征,采用支持向量机、随机森林等分类器实现分类;深度学习主要是指针对心音信号的波形图或提取的时频图等特征,采用神经网络自动抽取更加抽象高级的特征并实现分类。

1.2 基于传统机器学习的智能听诊技术

传统机器学习的智能听诊算法是基于人工设计并提取心音的有效特征,通过训练传统机器学习分类器实现心音的分类识别。其中梅尔频率倒谱系数(mel-frequency cepstral coefficients, MFCC)是一种在语音识别领域广泛使用的特征,在心音智能识别领域也应用广泛。Aziz 等^[15]提出针对心音信号提取 MFCC 特征并结合一维局部三元模式(one-dimensional local ternary patterns, 1D-LTP)特征实现先天性心脏病分类,在训练阶段采用支持向量机分类器,最终实现了房间隔缺损、室间隔缺损和正常心音的三分类,平均准确率高达 95.24%。Ghosh 等^[6]提出采用线调频小波变化方法在时频域提取心音的局部能量和熵特征,并最终采用稀疏表达分类器形成多类组合分类器实现四分类(二尖瓣反流、二尖瓣狭窄、主动脉瓣狭窄和正常心音),平均准确率高达 98.33%。Son 等^[16]提出采用 MFCC 特征结合离散小波变换(discrete wavelets transform, DWT)特征实现心音分类,并将支持向量机、基于质心位移的 K 邻近算法和深度神经网络算法进行比较,结果显示采用支持向量机分类器实现了最优分类性能,平均准确率高达 97.9%。Zhu 等^[10]采用反向传播神经网络作为分类器将 MFCC 特征和线性预测倒谱系数(linear predictive cepstral coefficients, LPCC)特征在先天性心脏病分类识别中的作用进行对比,结果表明 MFCC 特征优于 LPCC 特征,然而研究者并未验证分类器对结果的影响。采用多种分类器进行实验对比将更具说服力。Patidar 等^[17]针对心音中的间隔缺损类数据,提出了一种基于可调品质因子小波变换(tunable-Q wavelet transform, TQWT)的特征提取方法,利用最小二

乘支持向量机进行分类,并评估了品质因子从 1 到 50 的 TQWT 特征对分类性能的影响,当 $Q=6$ 时分类精度明显提高,其敏感度为 98.80%,特异度为 99.29%。以上传统机器学习算法依赖手工设计的心音有效特征,一旦特征选择不理想将导致算法性能不佳,因此特征的选择至关重要。但是,针对各种环境下不同病理的心音,设计并筛选统一有效的特征异常困难,这使得基于传统机器学习的算法难以进一步优化。

1.3 基于深度学习的智能听诊技术

深度学习智能听诊算法采用人工提取的特征结合自动学习提取的特征训练神经网络分类模型,最终实现心音的准确分类。Oh 等^[18]针对手工设计特征的局限性提出利用神经网络自动学习并提取有用特征,实现心音信号的分类(正常、主动脉瓣狭窄、二尖瓣脱垂、二尖瓣狭窄和二尖瓣反流),分类准确率达 97%。谭朝文等^[9]提出采用梅尔对数频率系数(log mel-frequency spectral coefficients, MFSC)代替 MFCC 特征,并同时采用一阶差分和二阶差分增强特征的时域连续性,组成三通道特征用于神经网络训练,通过设计的卷积神经网络提取输入样本中有效高级特征最终实现心音信号的二分类,平均准确率达 89.5%,优于基于 MFCC 特征分类算法的准确率。Deng 等^[7]采用 MFCC 特征结合一阶和二阶差分特征作为网络输入实现心音分类,并对比了不同的网络模型,结果表明卷积循环神经网络具有最优分类准确率(98.34%)。在针对不同深度学习网络结构对心音分类影响的研究中,谭朝文等^[8]对比了卷积神经网络、循环神经网络和长短期记忆网络,结果表明基于卷积神经网络的分类算法获得最优性能。Nilanon 等^[19]提出,采用卷积神经网络结合 MFCC 特征和心音信号的光谱图特征实现心音分类,并在分类过程中采用多段音频分类投票的策略,提升了分类准确率,同时对比了支持向量机、随机森林和逻辑回归算法的分类性能,结果显示卷积神经网络分类算法性能最佳。常见的心音分类算法均依赖于预处理阶段实现去噪和心音定位分割,而 Sujadevi 等^[20]提出采用直接输入音频信号实现分类的方案,并采用循环神经网络、长短期记忆网络和门控循环单元网络作为分类器进行算法对比和验证,结果显示基于长短期记忆网络的分类器分类性能最佳。该方法不依赖预处理

步骤,仅利用神经网络自动学习提取原始音频信号中的有用特征并实现准确分类,在算法的实现上较为简单。

现阶段,智能听诊技术主要侧重于人工智能算法的研究,国内外学者也针对心音音频数据的特点设计总结了多种有效算法,其中 MFCC 是最常用且有效的心音特征,被广泛应用于智能听诊技术中。然而,当前心音智能听诊技术均为基于筛选的特定数据集实现,尚未在临床环境中基于大样本进行实验验证,因此各个算法的临床应用表现尚待进一步验证,尤其是针对各种未知噪声及干扰,当前的人工智能技术是否具有较强的鲁棒性(robust)还有待验证。

2 先天性心脏病智能听诊的应用现状

随着信号处理技术及工业技术的不断完善,现阶段市面上存在多款电子听诊设备及系统,主要有美国 3M 公司推出的 Littmann 3200 电子听诊器、美国 eMurmur 公司推出的 eMurmur ID 智能系统、澳大利亚 CliniCloud 公司推出的智能听诊器、美国 Thinklabs 医疗公司推出的 The One 智能听诊器和上海拓萧智能科技有限公司推出的云听 G200 智能听诊器。五款电子听诊设备(系统)的功能和优缺点见表 1。

上述智能听诊设备除美国 eMurmur ID 智能

系统没有自主硬件设备外,其他均采用自主设计的电子听诊器采集心音信号,同时通过有线和无线技术实现信号传输,并通过人工智能算法或专业医生听诊给出最终听诊结果。其中,只有 eMurmur ID 智能系统和云听 G200 智能听诊器提供了人工智能听诊算法,满足了筛查应用场景下对自动化、智能化听诊的需求,但其在实际应用中人工智能算法的误诊率和漏诊率有待进一步验证。其余几款电子听诊设备均不提供人工智能算法,而是借助网络传输心音由远程医生听诊并给出诊断结果,因此在诊断的实时性和可靠性方面存在不确定性,并且不适用于大规模筛查。同时,上述电子听诊设备(系统)均不同程度适配了软件系统,能够实现数字心音的浏览、管理等,但是软件生态系统建设并不完善,在基于软件的交流、教育、会诊等多个方面的用户体验尚待优化。因此,现阶段心音智能听诊的筛查应用中,听诊设备应当结合人工智能算法,实现自动、快速、准确的智能听诊,同时开发相应的软件和应用程序,实现心音数据的存储、查看、传输和交流教育等,从多个方面发挥数字化和智能化的作用。

3 先天性心脏病智能听诊的展望

2016 年全球生理测量挑战赛(PhysioNet/Computing in Cardiology)收纳了来自世界范围内

表 1 五款主要电子听诊器的功能及优缺点一览

Table 1 An introduction to the function, advantages and disadvantages of electronic stethoscope equipment and systems

产品名称	功 能	优 点	缺 点
Littmann 3200 电子听诊器	具备环境降噪技术和蓝牙技术; 具备听诊助手客户端软件; 具备多种听诊模式,能实现全速或半速听诊	心音质量高; 浏览查看方便	无人工智能算法
eMurmur ID 智能系统	具备美国食品药品监督管理局认证的人工智能心脏杂音分类算法; 集算法、手机应用程序、门户网站为一体	能够实现心音智能听诊; 浏览操作简单; 支持跨平台操作	无自主研发硬件设备,依赖第三方电子听诊器
CliniCloud 智能听诊器	具备红外线和蓝牙技术; 具备苹果 iOS 和安卓客户端应用程序; 集成医生点播服务; 具备数字健康工具包,实现健康跟踪和心音回溯	适合家庭使用; 操作简单; 数据管理方便; 有利于医生回溯患者数据	无人工智能算法,医生远程听诊实时性不确定
The One 智能听诊器	超 100 倍声音放大功能; 具备 Thinklink 移动套件,实现听诊器与手机、电脑及其他设备连接; 具备移动端应用程序	音质好; 工业设计优; 在医生交流、教育、培训等方面体验友好	无人工智能算法
云听 G200 智能听诊器	具备蓝牙传输技术; 具备手机、电脑客户端软件; 能够根据需求定制接口; 提供人工智能听诊功能	能够实现智能听诊; 数据传输浏览方便; 售价便宜	软件生态系统欠完善

9 个不同的数据库,共收录了来自 1297 名健康受试者、心脏瓣膜病和冠状动脉疾病患者、胎儿和产妇的 2435 个心音^[21]。除此之外,国内外团队也不同程度地创建了多个小批量数据集,并依此进行人工智能算法的开发和验证,其准确率大多可达到 90% 以上^[22-25]。但上述数据集均存在数据量较小、噪声少、相关标准化认定缺乏等问题,因此难以证明其算法在实际筛查应用中的鲁棒性(robust);且数据集所涵盖的疾病分布较少,同样影响算法的普适性。

心音数据的匮乏,特别是高质量、标准化、带疾病标注且公开的心音数据库的缺失,使得人工智能听诊算法的研发与测试受阻,并进一步制约了心音智能诊断分析技术的发展和听诊筛查的应用。然而,心音数据属于音频数据,易受采集环境噪声干扰,且不同硬件设备所采集的音频质量存在差异,不同年龄段和不同病情人群的心音也可能表现出不同特征,因此建立一个标准化权威心音数据库并非易事。标准化权威心音数据库的建设需要通过组织专家形成共识,以此统一采集硬件设备的参数、规范心音采集的流程、明确心音数据库的数据分布和统一基于心音特征的先天性心脏病各病种诊断标准,并实现心音数据的收集和诊断标注工作。

另外,人工智能算法的测试是为了验证算法的准确性,进而评估算法临床应用的可行性,测试方法的统一将有利于人工智能算法的对比。对于人工智能心音听诊分类算法的准确性测试,准确率、误诊率和漏诊率都是测试算法性能的重要指标,同时受试者工作特性曲线也是反映人工智能分类模型性能的重要指标;对于心音分割定位的准确性测试,可以考虑采用平均绝对偏差、均方误差等计算分割结果与实际结果之间偏差的统计方法。

总之,先天性心脏病是常见的出生缺陷疾病,电子听诊器和人工智能算法有利于先天性心脏病的快速筛查。人工智能算法依赖大规模有效的心音数据进行模型训练,目前权威标准化心音数据库的缺乏使得人工智能算法的准确性和鲁棒性(robust)较差,无法满足实际筛查应用场景下多变的心音数据情况。因此,建议相关医疗单位组织有关专家共同建立先天性心脏病心音听诊筛查的专家共识和标准化心音听诊筛查流程,并在此基础上建立权威心音数据库。另外,相关研究机

构须进一步研发并优化人工智能听诊算法,与医疗单位共同开展心音数据库的持续收集以及人工智能算法实际应用研究,解决实际应用中的问题,最终实现基于人工智能先天性心脏病心音听诊筛查的大规模推广应用。

志谢 感谢余方编辑和沈敏编审在本文修改中的建议和帮助

参考文献

[1] 黄国英.我国开展新生儿先天性心脏病筛查的重要性[J]. 中华儿科杂志,2017,55(4):241-243. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0578-1310.2017.04.001. HUANG Guoying. Importance of neonatal screening for congenital heart disease in China [J]. Chinese Journal of Pediatrics, 2017, 55(4): 241-243. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0578-1310.2017.04.001. (in Chinese)

[2] 周爱卿.先天性心脏病诊断思路和检查方法选择[J]. 诊断学理论与实践, 2006, 5(3): 276-278. DOI:10.3969/j.issn.1671-2870.2006.03.029. ZHOU Aiqing. Thinking and selection of methods in diagnosis of congenital heart disease [J]. Journal of Diagnostics: Concepts & Practice, 2006, 5(3): 276-278. DOI:10.3969/j.issn.1671-2870.2006.03.029. (in Chinese)

[3] 郭腾飞.心音信号的测量与处理[J]. 南北桥,2010, (9):44-46. DOI:10.3969/j.issn.1672-0407.2010.09.020. GUO Tengfei. Heart sounds signal's measurement and processing [J]. North South Bridge, 2010, (9):44-46. DOI:10.3969/j.issn.1672-0407.2010.09.020. (in Chinese)

[4] SPRINGER D B, TARASSENKO L, CLIFFORD G D. Logistic Regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(4): 822-832. DOI: 10.1109/TBME.2015.2475278.

[5] 谢梅兰.心脏杂音分级量化研究及心脏能量分析[D]. 重庆:重庆大学,2010. XIE Meilan. The study of heart murmur grading quantification and cardiac energy [D]. Chongqing: Chongqing University, 2010. (in Chinese)

[6] GHOSH S K, PONNALAGU R N, TRIPATHY R K, et al. Automated detection of heart valve diseases using chirplet transform and multiclass composite classifier with PCG signals[J]. Comput Biol Med, 2020, 118: 103632. DOI: 10.1016/j.compbimed.2020.103632.

[7] DENG M, MENG T, CAO J, et al. Heart sound

- classification based on improved MFCC features and convolutional recurrent neural networks [J]. **Neural Netw**, 2020, 130: 22-32. DOI: 10. 1016/j. neuronet. 2020. 06. 015.
- [8] 谭朝文,王威廉,宗 容,等. 卷积神经网络应用于先心病心音信号分类研究[J]. **计算机工程与应用**, 2019,55(12): 174-180. DOI:10. 3778/j. issn. 1002-8331. 1807-0115.
- TAN Zhaowen, WANG Weilian, ZONG Rong, et al. Research on classification of congenital heart disease heart sound signal using convolutional neural network [J]. **Computer Engineering and Application**, 2019,55(12): 174-180. DOI:10. 3778/j. issn. 1002-8331. 1807-0115. (in Chinese)
- [9] 谭朝文,王威廉,宗 容,等. 基于卷积神经网络的先心病心音信号分类算法[J]. **生物医学工程学杂志**, 2019,36(5): 728-736,744. DOI:10. 7507/1001-5515. 201806031.
- TAN Zhaowen, WANG Weilian, ZONG Rong, et al. Classification of heart sound signals in congenital heart disease based on convolutional neural network [J]. **Journal of Biomedical Engineering**, 2019, 36(5): 728-736,744. DOI:10. 7507/1001-5515. 201806031. (in Chinese)
- [10] ZHU L L, PAN J H, SHI J H, et al. Research on recognition of CHD heart sound using MFCC and LPCC[J]. **JPhCS**, 2019, 1169(1): 012011. DOI: 10. 1088/1742-6596/1169/1/012011.
- [11] 陈 洁,侯海良,罗良才,等. 基于双门限的第一、第二心音自动识别方法[J]. **计算机工程**, 2012, 38(16): 174-177, 181. DOI: 10. 3969/j. issn. 1000-3428. 2012. 16. 045.
- CHEN Jie, HOU Hailiang, LUO Liangcai, et al. Automatic identification method for the first and second heart sound based on double-threshold [J]. **Computer Engineering**, 2012, 38(16): 174-177, 181. DOI: 10. 3969/j. issn. 1000-3428. 2012. 16. 045. (in Chinese)
- [12] 房 玉,江钟伟,王海滨,等. 一种先天性心脏病杂音分割及分析方法[J]. **北京生物医学工程**, 2018, 37(2): 151-156. DOI: 10. 3969/j. issn. 1002-3208. 2018. 02. 007.
- FANG Yu, JIANG Zhongwei, WANG Haibin, et al. A heart murmur segmentation and analysis method for congenital heart disease [J]. **Beijing Biomedical Engineering**, 2018, 37(2): 151-156. DOI: 10. 3969/j. issn. 1002-3208. 2018. 02. 007. (in Chinese)
- [13] 侯雷静,郭婷婷,孙 燕,等. 面向心音分割的个性化高斯混合建模方法[J]. **声学学报**, 2019, 44(1): 22-29. DOI: 10. 15949/j. cnki. 0371-0025. 2019. 01. 003.
- HOU Leijing, GUO Tingting, SUN Yan, et al. A personalized Gaussian mixture model modeling method for heart sound segmentation [J]. **Acta Acustica**, 2019, 44(1): 22-29. DOI: 10. 15949/j. cnki. 0371-0025. 2019. 01. 003. (in Chinese)
- [14] FERNANDO T, GHAEMMAGHAMI H, DENMAN S, et al. Heart sound segmentation using bidirectional LSTMs with attention [J]. **IEEE J Biomed Health Inform**, 2020, 24(6): 1601-1609. DOI: 10. 1109/JBHI. 2019. 2949516.
- [15] AZIZ S, KHAN M U, ALHAISONI M, et al. Phonocardiogram signal processing for automatic diagnosis of congenital heart disorders through fusion of temporal and cepstral features [J]. **Sensors (Basel)**, 2020, 20(13). DOI: 10. 3390/s20133790.
- [16] SON G Y, KWON S. Classification of heart sound signal using multiple features [J]. **Applied Sciences**, 2018, 8(12): 2344. DOI: 10. 3390/app8122344.
- [17] PATIDAR S, PACHORI R B, GARG N. Automatic diagnosis of septal defects based on tunable-Q wavelet transform of cardiac sound signals [J]. **Expert Syst Appl**, 2015, 42(7): 3315-3326. DOI: 10. 1016/j. eswa. 2014. 11. 046.
- [18] OH S L, JAHMUNAH V, OOI C P, et al. Classification of heart sound signals using a novel deep WaveNet model [J]. **Comput Methods Programs Biomed**, 2020, 196: 105604. DOI: 10. 1016/j. cmpb. 2020. 105604.
- [19] NILANON T, YAO J, HAO J, et al. Normal/abnormal heart sound recordings classification using convolutional neural network [C]. **IEEE: 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)**, 2016: 585-588.
- [20] SUJADEVI V G, SOMAN K P, VINAYAKUMAR R, et al. Deep models for phonocardiography (PCG) classification [C]. **IEEE: 2017 International Conference on Intelligent Communication and Computational Techniques (ICCT)**, 2017: 211-216. DOI: 10. 1109/INTELCCT. 2017. 8324047.
- [21] LIU C, SPRINGER D, LI Q, et al. An open access database for the evaluation of heart sound algorithms [J]. **Physiol Meas**, 2016, 37(12): 2181-2213. DOI: 10. 1088/0967-3334/37/12/2181.
- [22] SUN S, JIANG Z, WANG H, et al. Automatic moment segmentation and peak detection analysis of heart sound pattern via short-time modified Hilbert transform [J]. **Comput Methods Programs Biomed**, 2014, 114(3): 219-230. DOI: 10. 1016/j. cmpb. 2014. 02. 004.
- [23] SUN S. An innovative intelligent system based on automatic diagnostic feature extraction for diagnosing heart diseases [J]. **Knowl-based Syst**, 2015, 75:

224-238. DOI:10.1016/j.knosys.2014.12.001.

[24] PATIDAR S, PACHORI R B. Segmentation of cardiac sound signals by removing murmurs using constrained tunable-Q wavelet transform[J]. **Biomed Signal Proces**, 2013, 8 (6): 559-567. DOI: 10.1016/j.bspc.2013.05.004.

[25] VARGHEES V N, RAMACHANDRAN K I. Effective heart sound segmentation and murmur classification using empirical wavelet transform and instantaneous phase for electronic stethoscope [J]. **IEEE Sens J**, 2017, 17 (12): 3861-3872. DOI: 10.1109/JSEN.2017.2694970.

[本文编辑 余 方 沈 敏]



· 读者 · 作者 · 编者 ·

2020 年本刊常用专业词汇缩写

世界卫生组织 World Health Organization, WHO	胎牛血清 fetal bovine serum, FBS
加强监护病房 intensive care unit, ICU	磷酸盐缓冲液 phosphate buffered saline, PBS
磁共振成像 magnetic resonance imaging, MRI	含吐温 20 的磷酸盐缓冲液 phosphate buffered saline with Tween [®] 20, PBST
计算机体层摄影 computed tomography, CT	吐温 20 三乙醇胺缓冲盐水溶液 tris buffered saline with Tween [®] 20, TBST
正电子发射计算机体层摄影 positron emission tomography CT, PET-CT	辣根过氧化物酶 horseradish peroxidase, HRP
自然杀伤细胞 natural killer cell, NK 细胞	腺苷三磷酸 adenosine triphosphate, ATP
人类免疫缺陷病毒 human immunodeficiency virus, HIV	二甲基亚砷 dimethyl sulfoxide, DMSO
信使核糖核酸 messenger RNA, mRNA	乙二胺四乙酸 ethylenediaminetetraacetic acid, EDTA
无特定病原体 specific pathogen free, SPF	异硫氰酸荧光素 fluorescein isothiocyanate, FITC
链霉菌抗生物素蛋白-过氧化酶 streptavidin-peroxidase, SP	碘化丙啶 propidium iodide, PI
苏木精(素)-伊红染色 hematoxylin-eosin staining, HE 染色	焦碳酸二乙酯 diethy pyrocarbonate, DEPC
聚合酶链反应 polymerase chain reaction, PCR	苯甲基磺酰氟 phenylmethanesulfonyl fluoride, PMSF
逆转录聚合酶链反应 reverse transcription polymerase chain reaction, RT-PCR	聚偏二氟乙烯 polyvinylidene fluoride, PVDF
酶联免疫吸附测定 enzyme-linked immunosorbent assay, ELISA	肿瘤坏死因子 tumor necrosis factor, TNF
二辛可宁酸法 bicinchoninic acid method, BCA 法	转化生长因子 transforming growth factor, TGF
放射免疫沉淀法 radio immunoprecipitation assay, RIPA	白细胞介素 interleukin, IL
四甲基偶氮唑盐 3-(4, 5-dimethyl-2-thiazolyl)-2, 5-diphenyltetrazolium bromide, MTT	白细胞分化抗原 cluster of differentiation, CD
十二烷基硫酸钠-聚丙烯酰胺凝胶电泳 sodium dodecyl sulfate-polyacrylamide gelelectrophoresis, SDS-PAGE	人类白细胞抗原 human leukocyte antigen, HLA
小牛血清 bovine calf serum, BCS	核因子 κB nuclear factor-κB, NF-κB
	辅助性 T 细胞 helper T cell, Th 细胞
	受试者工作特征曲线 receiver operating characteristic curve, ROC 曲线
	曲线下面积 area under the curve, AUC
	可信区间 confidence interval, CI