

· 论 著 ·

基于心音信号的常见先天性心脏病智能诊断算法研究



全文二维码

张慧琼¹ 贾伟杰² 俞凯³ 徐玮泽³

¹ 南方医科大学附属广东省人民医院(广东省医学科学院)儿科, 广州 510080; ² 浙江科技学院, 杭州 310023; ³ 国家儿童健康与疾病临床医学研究中心, 浙江大学医学院附属儿童医院心脏外科, 杭州 310052

通信作者: 徐玮泽, Email: weizexu@zju.edu.cn

【摘要】 目的 对室间隔缺损、房间隔缺损、动脉导管未闭和卵圆孔未闭合并肺动脉高压 4 种常见先天性心脏病(简称先心病)心音信号进行分析, 提出一种基于深度学习的智能听诊算法, 实现心音信号的自动分类。 **方法** 基于数字信号处理技术, 将一维时序信号分类问题转换为二维图像分类问题, 利用深度神经网络实现心音的自动分类。采用该算法对浙江大学医学院附属儿童医院采集的 941 例心音数据进行训练、验证和测试, 按照 8 : 1 : 1 的比例分为训练集、验证集和测试集。此外, 本研究还收集了 107 例基于临床筛查环境的心音数据, 用于验证智能听诊算法在实际临床应用中的效果。

结果 本文采用离散小波变换法对心音信号进行降噪处理, 观察到降噪处理对模型性能的显著改善。与未经降噪处理的模型相比, 经过降噪处理的模型在测试集上的准确率、灵敏度、特异度和 F1 分数分别提高了 15.8%、32.6%、11.1% 和 27.3%。比较 5 种通用分类神经网络模型(Swin_transform、Vit、Mobilenet、Resenet 和 Vgg)的性能, F1 分数分别为 0.905、0.842、0.687、0.814 和 0.864。使用 Swin_transform 模型对 107 例外部数据集进行测试, 得到 0.833 的准确率、0.872 的灵敏度和 0.801 的特异度。

结论 先心病心音信号的自动分类模型性能受噪声与神经网络结构的影响较大。通过应用离散小波变换法对心音信号进行降噪处理, 模型性能显著改善。比较多种通用分类神经网络模型发现 Swin_transform 模型展现出了最佳的分类性能。智能听诊算法在实际临床应用中具有良好的有效性、准确率、灵敏度和特异度。基于深度学习的智能听诊算法在先心病心音信号自动分类方面具有潜在应用价值。

【关键词】 心脏病; 心音; 算法; 外科手术; 儿童

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(82270309); 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划(2022C03087)

DOI:10.3760/cma.j.cn101785-202207056-008

Deep learning based intelligent auscultation of heart sounds in neonates with congenital heart disease

Zhang Huiqiong¹, Jia Weijie², Yu Kai³, Xu Weize³

¹ Department of Pediatrics, Guangdong Provincial People's Hospital (Guangdong Academy of Medical Sciences), Southern Medical University, Guangzhou 510080, China; ² Zhejiang University of Science & Technology, Hangzhou 310023, China; ³ Department of Cardiac Surgery, Affiliated Children's Hospital, Zhejiang University School of Medicine, National Clinical Research Center for Children's Health & Disease, Hangzhou 310052, China

Corresponding author: Xu Weize, Email: weizexu@zju.edu.cn

【Abstract】 Objective To examine the heart sound signals of four common congenital heart diseases of ventricular septal defect, atrial septal defect, patent ductus arteriosus and patent foramen with associated pulmonary hypertension and propose a deep learning-based intelligent auscultation algorithm for automatic classification of heart sound signals. **Methods** The algorithm in this study was based upon digital signal processing technology of converting one-dimensional temporal signal classification into a two-dimensional image classification and further applying deep neural networks for automatic classification of heart sound signals. A total of 941 heart sound data samples collected from Children's Hospital of Zhejiang University School of Medicine were employed for training, validation and testing with a ratio of 8 : 1 : 1 for training, validation and testing sets respec-

tively. Additionally, 107 heart sound data samples gathered from a clinical screening environment were collected to validate the effectiveness of intelligent auscultation algorithm in real-world clinical applications. **Results** In this study, discrete wavelet transformation was utilized to denoise the heart sound signals and there was a significant improvement in model performance. Compared to model without denoising, the denoised model achieved notable enhancements in accuracy, sensitivity, specificity and F1 score on testing set with improvements of 15.8%, 32.6%, 11.1% and 27.3% respectively. Furthermore, the authors compared the performance of several common classification neural network models, including Swin_transform, Vit, Mobilenet, Resenet and Vgg, with their respective F1 scores of 0.905, 0.842, 0.687, 0.814 and 0.864. Finally, using Swin_transform model, tests on the external dataset of 107 cases yielded an accuracy of 0.833, a sensitivity of 0.872 and a specificity of 0.801. **Conclusion** This study highlights the significant impact of noise and neural network structure on the performance of automatic classification models for CHD heart sound signals. Through the application of discrete wavelet transform for denoising heart sound signals, a substantial improvement in model performance is observed. Among various common classification neural network models, Swin_transform model exhibits the best classification performance. Additionally, the validation of intelligent auscultation algorithm on an external dataset of 107 cases demonstrates its effectiveness in real-world clinical applications, yielding favorable accuracy, sensitivity and specificity results. In summary, this study demonstrates the promising potential of deep learning-based intelligent auscultation algorithms for automatic classification of CHD heart sound signals.

[Key words] Heart Diseases; Heart Sounds; Algorithms; Surgical Procedures, Operative; Child

Fund program: National Natural Science Foundation of China (82270309); Leading Research & Development Plan of Zhejiang Province (2022C03087)

DOI:10.3760/cma.j.cn101785-202207056-008

先天性心脏病(简称先心病)是最常见的出生缺陷,约占先天性出生缺陷患者总数的 1/3^[1-2]。目前我国针对先心病主要采取经皮氧饱和度(pulse oximetry, POX)与心脏听诊“双指标法”筛查。其中经皮动脉血氧饱和度可经成熟商用仪器测得,因此误差较低。而心脏听诊为人工听诊,其听诊准确率易受医务人员主观因素影响,造成误诊和漏诊情况较为严重^[3]。

根据 Pan 等^[4]总结的浙江省先心病发病图谱,较为常见的先心病有室间隔缺损(ventricular septal defect, VSD)、房间隔缺损(atrial septal defect, ASD)、卵圆孔未闭(patent foramen ovale, PFO)、动脉导管未闭(patent ductus arteriosus, PDA)等。实际上,多数先心病患儿只要能够获得及时治疗,早期治愈率可达 98%,且大部分预后良好^[5]。然而每年新增的 13 万例先心病患儿中,有大量患儿因延误诊断而错过最佳诊治时机,近 42.4% 的患儿依赖出生后筛查诊断^[6]。新生儿先心病诊断主要依靠超声诊断,但我国先心病超声判读能力整体不足,新生儿出院前总漏诊率达 52.51%,即每年有近 1/4 先心病患儿无法通过早期筛查获得诊断^[7]。心脏听诊在早期筛查中非常重要,特别适用于医疗资源匮乏和经济条件落后的地区。然而很多基层单位缺乏经验丰富的心脏病诊疗专家,且人工听诊水平参

差不齐,误诊、漏诊现象时有发生。研发计算机辅助听诊技术对于提升先心病的早期筛查能力、缩小区域医疗水平差异将起到至关重要的作用。

心音信号是人体重要的生理信号,含有大量生理、病理信息。目前心音采集设备日趋成熟,可以通过信号处理技术提取心音信号特征,构建算法模型,实现心音信号的智能听诊。通常心脏智能听诊有两种方法,即机器学习和深度学习。机器学习方法需要通过人工设计提取特征来实现心音分类,其特征的选择直接影响分类器的性能,且心音信号成分复杂、没有准确的心音特征提取标准,需要不断探索提取的心音特征是否有效。Aziz 等^[8]提出一种将心音信号梅尔频率特征系数(Mel-Frequency Cepstral Coefficient, MFCC)特征与一维局部三元模式(one-dimensional local ternary pattern, 1DLTP)特征相结合的方式,实现了房间隔缺损、室间隔缺损和正常心音的三分类,准确率达 95.24%。Ölmez 等^[9]通过小波变换来进行分割和特征提取,将人工神经网络(artificial neural networks, ANNs)作为分类器,实现了 7 种不同心音信号的分类识别,但人工神经网络的频域计算过程繁琐,识别过程及运算耗时过长,不适合临床推广。Ari 等^[10]采用最小二乘支持向量机方法识别心音信号,测试结果准确率达 86.72%。Ning 等^[11]利用自回归模型评分对心音信

号收缩期和舒张期进行定位,并使用收缩期和舒张期的相对持续时间差异作为先验信息对第一心音和第二心音的定位进行分割。

基于深度学习的分类方法,大多无需人工设计手工提取特征,可直接将预处理后的信号输入神经网络获取心音信号的特征,得到预测结果。Maknickas 等^[12]利用二维卷积对心音信号梅尔频谱系数特征进行心音分类,准确率达 84.15%。Potes 等^[13]利用自适应增强分类器对心音数据的 124 个时频特征进行分类,采用一维卷积神经网络对心音信号的 4 个频带进行分解,其结果的最终输出规则是基于两个分类器的集合来实现心音信号正常或异常的分类,灵敏度达 0.88。

现阶段心音分类的深度学习网络以卷积神经网络为主导。心音信号是一种具有周期性的时序信号,但是卷积神经网络受卷积核大小的限制,不能很好地抓取长时依赖信息,造成在进行心音分类任务时不能对心音信号时序特征进行分析。因此,本研究选取 Swin-Transformer 模型作为骨干网络来实现心音分类任务,提出一种基于深度学习的智能听诊算法实现心音信号的自动分类。

资料与方法

一、数据获取

本研究为回顾性研究,选取 2020 年 1 月至 2020 年 12 月在浙江大学医学院附属儿童医院采集的 941 例 2 日龄至 14 岁新生儿及儿童心音音频,建立心音数据集。心音音频数据分布见表 1,其中正常 533 例,VSD 187 例,ASD 119 例,PFO 70 例,PDA 32 例。采集设备为上海拓萧智能科技有限公司的智能听诊器 ChildCare G-100。研究中将数据集分为 3 部分:训练数据(进行模型训练)、验证数据(用于模型参数调整)、测试数据(用于模型的最终评估),各部分数据量比例为 8:1:1。

为进一步探究本文提出算法在实际临床筛查环境下的性能,2022 年 1~6 月期间由经过专业培训的临床医师在浙江大学医学院附属儿童医院新生儿科中使用前述智能听诊器对新生儿进行心音采样,获取真实临床筛查环境下心音音频数据。收集心音数据的超声诊断结果如表 1 所示,这些临床采集的外部数据将作为测试集,来测试本文提出算法的性能。

为保持心音数据的一致性和有效性,所有心音

音频均在受试者保持平卧位时使用智能听诊器在受试者胸骨左缘第二、第三肋间进行 20 s 心脏听诊获得。为了使本文研究结果更符合实际临床筛查环境,本研究在数据采集过程中没有对数据进行预先选择。心音音频均由经过专业培训的资深临床医师采用智能听诊器在相对安静环境下于术前儿童心脏听诊过程中采集获取。先心病诊断依据为超声结果,超声图像均由两位经过小儿先心病超声培训的专业超声科医师判定,并对相应心音音频数据进行标注。在本研究中先心病的入组标准参考了 Pan 等^[4]对常见先心病的筛选方法(表 2),本研究已获中国临床试验注册中心(ChiCTR2000031759)和浙江大学医学院儿童医院伦理委员会(2019-IRB-146)批准。

表 1 心音数据集疾病分布情况

Table 1 Data distribution of heart sound dataset

疾病种类	原有数据	新增数据
正常	533	51
室间隔缺损	187	12
房间隔缺损	119	25
卵圆孔未闭	70	12
动脉导管未闭	32	7

注 原有数据指 2020 年 1~2020 年 12 月所采集数据;新增数据指 2022 年 1~2020 年 6 月所采集数据

表 2 先天性心脏病入组标准

Table 2 Inclusion criteria for congenital heart diseases

诊断内容	就诊者年龄	诊断结果
卵圆孔未必合并肺动脉高压	任何年龄	常见先心病
房间隔缺损 ≤ 5 mm	儿童(>6 个月)	常见先心病
房间隔缺损 ≤ 5 mm	任何年龄	常见先心病
动脉导管未闭 ≤ 2 mm	儿童(>6 个月)	常见先心病
$2\text{ mm} < \text{动脉导管未闭} \leq 4\text{ mm}$	任何年龄	常见先心病
室间隔缺损	任何年龄	常见先心病

二、心音信号预处理

将采集的心音信号开始和结尾的 0.5 s 移除,并统一重新采样至 2 000 Hz,以减少在心音采集过程中产生的噪音和不同心音采集设备对分类器性能的干扰。在本研究中我们对心音信号进行降噪和归一化预处理。使用小波变换作为心音信号的降噪处理方式,通过实验对比不同小波基和不同小波分解层数去噪后信号的信噪比与均方误差,最终发现小波基为 db6、小波分解层数为 4、软阈值为 10% 时,已经能够将心音信号进行有效信噪分离。去噪后将心音信号归一化在 $[-1,1]$ 之间,使心音在幅值上具有统一性和可比性,归一化公式为:

$$S_{norm}[i] = S[i] / \max(s[i]) \quad i \in (1, t)$$

式中 $S[i]$ 代表去噪信号段, $S_{norm}[i]$ 代表归一化后信号段, t 代表心音信号的记录时间。

三、心音数据样本扩增

针对原始心音信号特征不够全面的特点,本研究将梅尔频谱倒谱系数作为心音信号的特征送入神经网络进行训练。在理想状况下,心音信号识别算法只需要一个心动周期内的有效特征即可完成对心音信号的诊断,因此为了在有限的的数据下产生更多的训练样本,本研究首先利用滑动窗口来对心音信号梅尔频谱特征图进行分帧处理,实现心音数据的扩增,提高数据的利用率。

数据扩增具体步骤为:首先将一维心音信号转化为二维梅尔频谱特征图(图1);其次对心音信号添加一个步长为 1.25 s、大小为 2.5 s 的滑动窗,将每例心音数据分割成若干段长度为 2.5 s 的心音样本。每次对频谱图进行分割,根据频谱图的时间长度 S 将每例样本扩增 $S/1.25$ 倍。最后在本文提出的智能听诊算法中加入投票机制,以解决单例样本的不同信号片段进入分类器处理后结果的异质性,提高分类器在心音识别任务中的性能。

四、训练与测试

本文提出的智能听诊算法首次采用 Liu 等^[15]提出的 Swin-transformer 模型结构进行心音智能听诊实现常见先心病的早期筛查。为了解决网络的过拟合和陷入局部最优问题,增强模型泛化能力,本文加入了自适应学习率变化方法,学习率会随着训练批处理大小变化。为了提高模型的泛化能力、防止模型过拟合,加入了权重衰减系数为 0.0001 的 L2 正则化^[16]。

在训练过程中设置 Swin-transformer 模型参数块大小为 4、窗口大小为 7,使用了自适应矩阵优化器训练模型、设置批量大小为 12、初始学习率为 $5e-4$ 。本次实验神经网络在深度学习开源框架 Py-

torch 1.7.1 中实现,所有训练和测试都在桌面电脑中完成,其中 CPU(Core i9-10850K @ 3.6 GHz × 20, Intel, 美国),内存(DDR4 16 GB, 金士顿, 美国),显卡(NVIDIA GeForce 3060 12 GB, 英伟达, 美国)。

本研究将所有数据分成正负两类(先心病患者为正样本,其余为负样本),在训练过程中为保证正负样本的平衡性,将所有数据分成 1 和 0 两类制作标签(1 为正样本,0 为负样本),训练的每一个批次两类样本都按一定比例输入网络。最后将训练得到的最优模型用于心音信号的测试,将临床采集的外部数据库采用与训练集相同的预处理方式,将心音信号进行降噪处理归一化后转化为频谱图输入网络。

五、评价指标

为了评价模型在先心病早期筛查中的应用性能,研究使用以下指标对模型性能进行评估:精准率(pre)、灵敏度(Se)、特异度(Sp)、F1 分数(F1-score)。下面式中,TP 表示真阳性,即实际为阳性且被分类器划分为阳性的样本数;FP 表示假阳性,即实际为阴性但被分类器划分为阳性的样本数;FN 表示假阴性,即实际为阳性但被分类器划分为阴性的样本数;TN 表示真阴性,即实际为阴性且被分类器划分为阴性的样本数。

$$\text{pre} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

$$\text{Se} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

$$\text{Sp} = \text{TN} / (\text{FP} + \text{TN})$$

$$F_1 = 2 (\text{pre} \times \text{Se}) / (\text{pre} + \text{Se})$$

结 果

一、降噪算法对模型性能的影响

图 2A 为离散小波变换降噪得到的滤波效果图^[17]。图 2B 蓝色和橙色线条分别代表降噪前后模型损失值的变化趋势。可以看出以 947 例特征样本

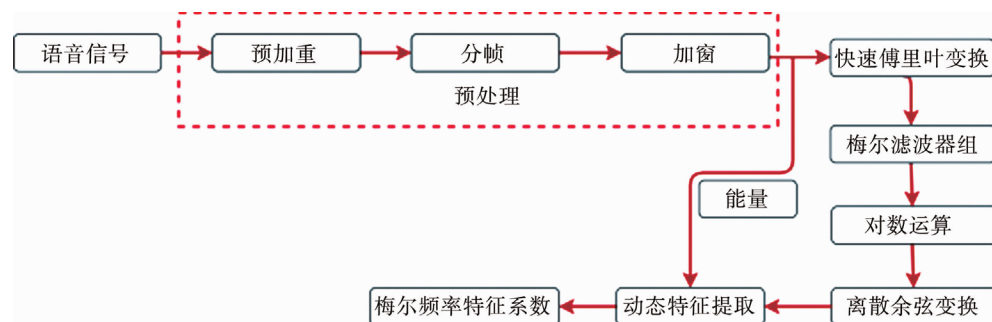
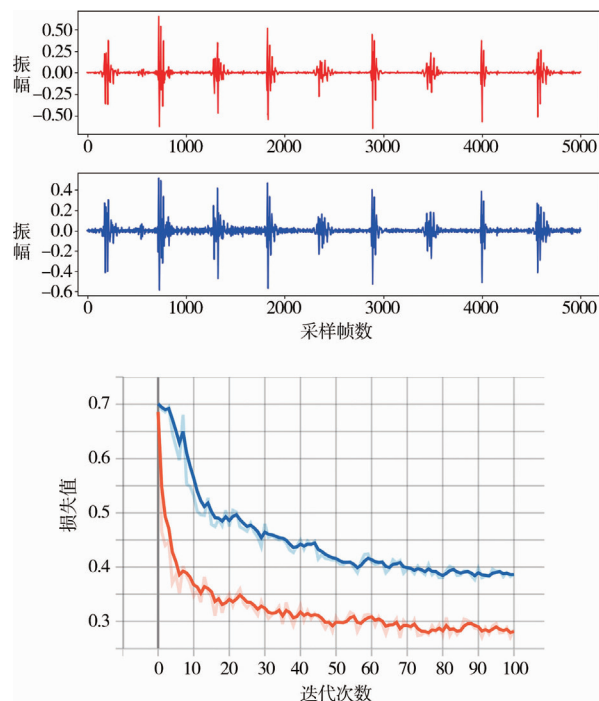


图1 梅尔频率特征系数特征提取流程图^[14]

Fig. 1 Extraction flow chart of MFCC^[14]

用于模型训练,使用自适应矩阵优化器进行模型优化,共迭代 100 次,随着训练步数的增加,训练集的损失值逐步下降直至收敛,最终获得了准确率 0.921、损失值 0.284 的训练结果。

为探究心音信号的降噪情况对分类器性能的影响,本研究采用 Swin-transformer 模型对比了降噪(离散小波变换去噪)和不降噪两种心音信号预处理方式对算法的影响,结果见表 3。



注 A:蓝色和红色曲线分别代表心音信号降噪前后波形图; B:蓝色和橙色分别代表心音信号降噪前后模型准确率变化图,横轴为迭代次数,纵轴为损失率

图2 降噪前后信号波形对比及模型准确率变化

Fig.2 Comparison of signal waveforms before and after denoising and variation in model accuracy

表3 是否进行降噪处理对模型性能的影响

Table 3 Impact of noise reduction on model performance

是否降噪处理	准确率	灵敏度	特异度	F1 分数
是	0.923	0.888	0.943	0.905
否	0.765	0.562	0.832	0.632

二、不同模型测试结果

使用不同模型进行训练测试所得各项指标的值如表4所示,由表4可知,Swin-transformer 分类效果优于其他模型,其 F1 分数较在分类任务中常用的 Resnet 模型高出约 9%,说明 Swin-transformer 模型在将一维心音信号转换为二维梅尔频谱图作为特征输入网络的分类任务中有显著优势。

为了进一步测试本文提出智能听诊算法在临床实际应用环境中的性能,将临床采集的 107 例心音数据作为测试集进行测试,其中正样本 37 例,负

样本 70 例。测试结果显示准确率、灵敏度、特异度、F1 分数分别为 0.833、0.872、0.801、0.852。

表4 不同分类模型的性能对比

Table 4 Comparison results of different classification models

模型	准确率	灵敏度	特异度	F1 分数
Swin_base_patch4_window7_224	0.923	0.888	0.943	0.905
Vit_base_patch16_224	0.887	0.814	0.943	0.842
Mobilenetv2_140	0.786	0.543	0.971	0.687
Resenet50	0.862	0.703	0.703	0.814
Vgg16	0.849	0.827	0.933	0.864

讨论

心音智能听诊的推广和应用在实际临床筛查中仍然面临一些挑战和难点。首先,复杂的临床筛查环境使得心音智能听诊难以保持准确性,包括背景噪声的干扰、人体生理噪声的影响以及不同医疗设备的差异等因素。这些因素都可能对心音信号的采集和分类造成干扰,进而影响筛查结果的准确性。因此,在实际筛查环境中保持心音分类的准确性一直是心音智能听诊推广的难点。

高质量、标准化、带有疾病标注的公开心音数据库缺乏限制了心音智能算法的改进和优化^[18]。随着近年来人工智能技术在医学领域的广泛应用,心音智能听诊领域也取得了一些重要的技术进步,对先心筛查产生了积极影响。2022 年 Xu 等^[19]提出一种在心音信号中手工设计提取 84 种时频特征来对心音信号进行异常检测,准确率达 95.3%;2020 年 Alafif 等^[20]提出了一种二维卷积神经网络框架,该框架不需要对心音信号进行分割,将 MFCC 作为网络输入特征进行训练,准确率达 89.5%。然而,现阶段心音智能听诊深度学习算法大多基于卷积神经网络构建,卷积是一种局部操作,一个卷积层通常只会建模邻域像素之间的关系,但是心音信号是一种具有时序特征的周期信号,因此在构建网络模型时心音的局部特征和全局特征都应受到关注。目前心音智能听诊算法大多只是对心音信号进行异常检测,而并没有对具体的某一心血管疾病进行预测。因此本研究旨在实现基于心音信号分析的四种常见先心病的早期筛查。

本研究使用 Swin-Transformer 作为骨干网络,能够与卷积形成互补。Transformer 是一种全局操作,其中的注意力机制可以有效对数据的长程依赖进

行建模,并且其设计的移位窗口方案将自注意力计算限制在不重叠的局部窗口,同时还允许跨窗口连接来提高效率。在本研究首先利用数字信号处理技术将带有大量背景噪声的一维时序心音信号进行降噪处理,然后对心音信号使用滑动窗口的方式进行样本扩增,再将心音信号转换成干净的二维信号特征频谱图,最后将频谱图送入 Swin-Transformer 中进行训练。本研究提出的算法精准率达 92.3%,在没有经过预先选择的实际临床筛查环境下提取的数据集中精准率达 83.3%。虽然在临床外部测试数据集中算法性能有所下降,但证明了本算法在心音数据缺乏高质量、标准化数据集的背景下仍然具有良好的性能表现,也表明使用深度学习方法对常见先心病在实际临床环境中进行早期筛查具有一定的可行性。

然而该方法在实际应用推广中仍有进一步提高心音智能听诊算法性能和鲁棒性的需求。其中,首要问题是如何解决复杂环境下的信号噪声和干扰。为应对这个挑战,可以采用先进的信号处理技术和噪声抑制算法,如将模态分解、自适应滤波器等信号处理技术应用于心音信号,以提高其质量和减少噪声的影响^[21-22]。其次,应进一步提升算法的鲁棒性,以适应不同人群、不同设备和不同环境下的应用。Schlüter 等^[23]使用神经网络构建了可学习的音频处理前端,可用于减少背景噪声对信号的影响,并且可以作为梅尔滤波器组的一个替代品,提高模型的鲁棒性。此外,还可以通过引入更多的数据样本进行训练和验证,并使用跨数据集的评估来评估算法的泛化性能。另外,考虑到心音智能听诊算法在实际临床环境中的应用,还需要进一步关注算法的可解释性和可靠性。通过深入分析和解释算法的分类决策过程,可以提高医生和患者对算法结果的信任和接受程度。此外,建立多中心的合作研究和数据共享平台,收集更多不同心血管疾病患者的心音数据,有助于进一步改进算法的性能。

综上,心音智能听诊在常见先心病早期筛查方面具有潜力,可以进一步提高心音智能听诊算法的性能,从而更好地应用于先心病的早期筛查。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

作者贡献声明 张慧琼负责设计研究方案、收集、整理并分析数据、撰写和修订论文;贾伟杰负责提供算法实验技术支持参与论文撰写;俞凯负责数据的收集、清洗和筛选;徐玮泽提供项目指导、研究方案设计和论文修订

参 考 文 献

[1] van der Linde D, Konings EEM, Slager MA, et al. Birth preva-

lence of congenital heart disease worldwide: a systematic review and meta-analysis[J]. J Am Coll Cardiol, 2011, 58(21): 2241-2247. DOI: 10.1016/j.jacc.2011.08.025.

- [2] GBD 2017 Congenital Heart Disease Collaborators. Global, regional, and national burden of congenital heart disease, 1990-2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017[J]. Lancet Child Adolesc Health, 2020, 4(3): 185-200. DOI: 10.1016/S2352-4642(19)30402-X.
- [3] Qiu YX, Jiang W, Zhang JY, et al. Using echocardiography in newborn screening for congenital heart disease may reduce missed diagnoses[J]. World J Pediatr, 2022, 18(9): 629-631. DOI: 10.1007/s12519-022-00560-2.
- [4] Pan FX, Li JB, Lou HL, et al. Geographical and socioeconomic factors influence the birth prevalence of congenital heart disease: a population-based cross-sectional study in eastern China[J]. Curr Probl Cardiol, 2022, 47(11): 101341. DOI: 10.1016/j.cpcardiol.2022.101341.
- [5] Jacobs JP, O'Brien SM, Pasquali SK, et al. Variation in outcomes for risk-stratified pediatric cardiac surgical operations: an analysis of the STS Congenital Heart Surgery Database[J]. Ann Thorac Surg, 2012, 94(2): 564-572. DOI: 10.1016/j.athoracsurg.2012.01.105.
- [6] Liu XW, Xu WZ, Yu JG, et al. Screening for congenital heart defects: diversified strategies in current China[J]. World J Pediatr Surg, 2019, 2(1): e000051. DOI: 10.1136/wjps-2019-000051.
- [7] 赵趣鸣, 刘芳, 吴琳, 等. 危重先天性心脏病新生儿产儿科医院出院前漏诊情况分析[J]. 中华儿科杂志, 2017, 55(4): 260-266. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0578-1310.2017.04.006.
- [8] Zhao QM, Liu F, Wu L, et al. Assessment of undiagnosed critical congenital heart disease before discharge from maternity hospital[J]. Chin J Pediatr, 2017, 55(4): 260-266. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0578-1310.2017.04.006.
- [9] Aziz S, Khan MU, 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): 3790. DOI: 10.3390/s20133790.
- [10] Ölmez T, Dokur Z. Classification of heart sounds using an artificial neural network[J]. Pattern Recognit Lett, 2003, 24(1/3): 617-629. DOI: 10.1016/S0167-8655(02)00281-7.
- [11] Ari S, Hembram K, Saha G. Detection of cardiac abnormality from PCG signal using LMS based least square SVM classifier[J]. Expert Syst Appl, 2010, 37(12): 8019-8026. DOI: 10.1016/j.eswa.2010.05.088.
- [12] Ning TK, Ning J, Atanasov N, et al. A fast heart sounds detection and heart murmur classification algorithm[C]//2012 IEEE 11th International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 2012. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 1629-1632. DOI: 10.1109/ICOSP.2012.6491892.
- [13] Maknickas V, Maknickas A. Recognition of normal-abnormal phonocardiographic signals using deep convolutional neural networks and mel-frequency spectral coefficients[J]. Physiol Meas, 2017, 38(8): 1671-1684. DOI: 10.1088/1361-6579/aa7841.
- [14] Potes C, Parvaneh S, Rahman A, et al. Ensemble of feature-based and deep learning-based classifiers for detection of abnormal heart sounds[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC), Vancouver, BC, Canada, 2016. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 621-624.
- [15] Sahidullah M, Saha G. Design, analysis and experimental evaluation of block based transformation in MFCC computation for speaker recognition[J]. Speech Commun, 2012, 54(4): 543-

565. DOI:10.1016/j.specom.2011.11.004.
- [15] Liu Z, Lin YT, Cao Y, et al. Swin transformer; hierarchical vision transformer using shifted windows [C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Montreal, QC, Canada, 2021. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 9992–10002. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00986.
- [16] Cortes C, Mohri M, Rostamizadeh A. L2 regularization for learning kernels [EB/OL]. (2012-05-09). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1205.2653>. DOI:10.48550/arXiv.1205.2653.
- [17] Shensa MJ. The discrete wavelet transform; wedding the a trous and Mallat algorithms [J]. IEEE Trans Signal Process, 1992, 40 (10): 2464–2482. DOI:10.1109/78.157290.
- [18] 徐玮泽, 俞凯, 徐佳俊, 等. 先天性心脏病心音听诊筛查的人工智能技术应用现状 [J]. 浙江大学学报 (医学版), 2020, 49 (5): 548–555. DOI:10.3785/j.issn.1008-9292.2020.10.01. Xu WZ, Yu K, Xu JJ, et al. Current application status of artificial intelligence technology in cardiac auscultation screening for congenital heart disease [J]. J Zhejiang Univ (Med Sci), 2020, 49 (5): 548–555. DOI:10.3785/j.issn.1008-9292.2020.10.01.
- [19] Xu WZ, Yu K, Ye JJ, et al. Automatic pediatric congenital heart disease classification based on heart sound signal [J]. Artif Intell Med, 2022, 126: 102257. DOI:10.1016/j.artmed.2022.102257.
- [20] Alafif T, Boulares M, Barnawi A, et al. Normal and abnormal heart rates recognition using transfer learning [C]//2020 12th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE), Can Tho, Vietnam, 2020. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 275–280. DOI:10.1109/KSE50997.2020.9287514.
- [21] Yang JJ, Yan K, Wang Z, et al. A novel denoising method for partial discharge signal based on improved variational mode decomposition [J]. Energies, 2022, 15 (21): 8167. DOI: 10.3390/en15218167.
- [22] Eltrass AS. Novel cascade filter design of improved sparse low-rank matrix estimation and kernel adaptive filtering for ECG denoising and artifacts cancellation [J]. Biomed Signal Process Control, 2022, 77: 103750. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.103750.
- [23] Schlüter J, Gutenbrunner G. Efficient LEAF: a faster learnable audio frontend of questionable use [C]//2022 30th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Belgrade, Serbia, 2022. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 205–208. DOI: 10.23919/EUSIPCO55093.2022.9909910.

(收稿日期: 2022-07-29)

本文引用格式: 张慧琼, 贾伟杰, 俞凯, 等. 基于心音信号的常见先天性心脏病智能诊断算法研究 [J]. 临床小儿外科杂志, 2023, 22 (7): 642–648. DOI: 10.3760/cma.j.cn101785-202207056-008.

Citing this article as: Zhang HQ, Jia WJ, Yu K, et al. Deep learning based intelligent auscultation of heart sounds in neonates with congenital heart disease [J]. J Clin Ped Sur, 2023, 22 (7): 642–648. DOI: 10.3760/cma.j.cn101785-202207056-008.

· 编读往来 ·

论著文章中、英文摘要的书写要求

摘要(文摘)是科技论文的重要组成部分。根据 GB6447-86 的定义,摘要是以提供文献内容梗概为目的,不加评论和解释,简明扼要地记述文献重要内容的短文。摘要应具自明性和独立性,并拥有与一次文献同等量的主要信息。它的详简程度取决于文献的内容。通常中文摘要以不超过 500 字为宜,英文摘要应与中文摘要在内容及数据上保持一致。摘要应以第三人称的语气书写。英文摘要要求语法正确,用词准确。

摘要的内容应包括四个要素,即目的、方法、结果、结论。①目的:指研究的前提和起缘,即为什么要作此项研究。②方法:指研究所用的原理、对象、观察和实验的具体方法等。③结果:指研究的结果、效果、数据等,着重反映创新、切实可行的成果。④结论:指对结果进行综合分析,逻辑推理得出的判断。有的可指出实用价值和推广价值,如有特殊的、例外的发现或难以解决的问题,可以提出留待今后深入探讨。

中文摘要书写格式:

[摘要] 目的……。方法……。结果……。结论……。

英文摘要具体书写格式:

[Abstract] Objective……。Methods……。Results……。Conclusions……。