

基于最小均方误差对数谱幅度估计的心音降噪算法

冯帅¹, 刘飞飞², 伍昕宇^{2,3}, 张健文¹, 刘子由⁴, 李嘉豪⁵

1. 江西理工大学机电工程学院, 江西 赣州 341000; 2. 江西理工大学电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000; 3. 上海博瑟特智能科技有限公司, 上海 200000; 4. 赣南医学院第一附属医院心脏大血管外科, 江西 赣州 341000; 5. 赣州职业技术学院汽车工程系, 江西 赣州 341000

【摘要】将基于最小均方误差对数谱幅度估计的语音增强算法用在心音降噪中,该方法基于统计模型方法将降噪归于统计框架中,通过对带噪心音信号进行最优幅度谱估计,最小化估计心音与干净心音的差异来去除噪声,恢复原始的信号。实验结果表明,本文算法有效改善了心音信号的时频特征,并在后续的心音分类算法中获得了更高的准确率。本文方法在心音降噪中表现优秀,对电子听诊器、心脏病自动检测技术的发展具有重要意义。

【关键词】心音降噪;最小均方误差对数谱幅度;心音分类;电子听诊器

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)11-1370-07

Heart sound denoising algorithm based on minimum mean-square error log-spectral amplitude estimation

FENG Shuai¹, LIU Feifei², WU Xinyu^{2,3}, ZHANG Jianwen¹, LIU Ziyu⁴, LI Jiahao⁵

1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China; 2. School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China; 3. Shanghai PULSATE Technology Co., Ltd, Shanghai 200000, China; 4. Department of Cardiovascular Surgery, First Affiliated Hospital of Gannan Medical University, Ganzhou 341000, China; 5. Department of Automotive Engineering, Ganzhou Polytechnic, Ganzhou 341000, China

Abstract: The study is the first to apply a speech enhancement algorithm based on minimum mean-square error log-spectral amplitude estimation in heart sound denoising. Based on statistical modeling, the denoising is incorporated into a statistical framework. Through the optimal amplitude spectrum estimation on noisy heart sound signals, the difference between estimated and clean heart sounds is minimized to remove noise and restore the original signals. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the time-frequency characteristics of heart sound signals and achieve higher accuracy in subsequent heart sound classification. The excellent performance of the proposed method in heart sound denoising is of great significance for the development of electronic stethoscopes and automatic heart disease detection technology.

Keywords: heart sound denoising; minimum mean-square error log-spectral amplitude; heart sound classification; electronic stethoscope

前言

心血管疾病是目前世界上主要的致死疾病之一。据世界卫生组织的统计,近些年因心血管疾病导致的死亡病例在不断上升^[1]。为了尽早检测到心血管疾病,研究人员开发了多种诊断方法,如超声波

心动图^[2]、心脏计算机断层显像^[3]等,以便更准确地诊断心脏健康状况。但是,由于上述检测设备价格高、体型大、操作复杂,很难实现普及和实时监测^[4]。所以寻找一种成本低、操作简单的诊断方法是有必要的。

心音听诊是检测心脏是否存在异常活动的一种物理手段。由心肌收缩、心脏瓣膜关闭和血液撞击心室壁、大动脉壁等引起的机械波现象产生的声音叫做心音^[5],心音反映了心脏的运转状态。但在传统的听诊中,准确的听诊需要医生具有丰富的临床经验来判断,而一个具有丰富临床经验的医生需要耗费大量的时间与金钱来培养,这个过程实现起来是比较困难的。随着人工智能技术的发展越来越成

【收稿日期】2023-06-16

【基金项目】国家自然科学基金(81960326);江西省重点研发计划(20192BBE50010);江西省重点创新研发平台计划(20181BCD40009)

【作者简介】冯帅,硕士研究生,研究方向:信号处理、深度学习等, E-mail: 1724156843@qq.com

【通信作者】刘飞飞,教授, E-mail: gzlff@126.com

熟,不少学者开始将其应用到心脏病的检测中,并且得到了预期的结果。然而,由于在心音的采集过程中,环境噪声、采集设备与采集对象之间的摩擦声、设备本体噪声是不可避免的^[6],在后续的数据处理中以及分类中会产生较大影响,因此,对采集到的心音信号进行降噪是必不可少的。

目前,对于心音信号的降噪,研究和应用较多的是基于小波分析去噪和基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法去噪^[7]。其中,基于小波变换的降噪算法主要是通过选择合适的小波基函数,确定合理的分解层次,以获得不同层次的小波系数^[8-10]。心音信号经过小波分解以后,主要信息集中在低频部分,而噪声基本在高频部分,因此对每一层高频系数进行阈值量化处理即可实现降噪过程,最后再通过小波重构,得到纯净的心音信号。而基于EMD的心音降噪方法^[11],通常是将心音信号分解成若干个固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,其分量包含噪声模态分量和有用信号模态分量,通过丢弃噪声模态分量,来实现对含噪心音信号降噪,最终得到干净心音。然而,实际采集的心音信号中含有的干扰噪声具有随机、非平稳、混沌等特性^[12],上述两种方法并不能完美还原出纯净心音。

针对心音降噪的问题,本文首次将最小均方误差对数谱幅度估计(Minimum Mean-Square Error Log-Spectral Amplitude, MMSE-LSA)降噪增强算法用于心音去噪处理中^[13-14],该方法与小波分析、EMD分解降噪的原理不同,它是基于统计模型方法将降噪归于统计框架中,通过对带噪心音信号进行最优幅度谱估计,最小化估计心音与干净心音的差异来去除噪声,恢复原始的信号。

1 基于MMSE-LSA的心音降噪

1.1 算法原理

由Ephraim等^[15]提出的MMSE-LSA算法通过对声学信号进行最优幅度谱估计来恢复干净信号,相较于一些经典的降噪算法,更能有效地降低信号失真,提高信号的可分析性,因此适合用于声音信号的降噪处理^[16]。而心音信号在某种意义上也算是声音信号,故该算法也可以用于心音的降噪中。假设心音信号和噪声信号是不相关的,那么带噪心音信号可以表示为:

$$y(m) = x(m) + d(m) \quad (1)$$

其中, $y(m)$ 表示带噪心音, $x(m)$ 表示纯净心音, $d(m)$ 表示噪声。由于心音信号整体上是平稳信号,不

能直接通过傅里叶变换转化到频域中进行分析。因此,需要对整段心音信号进行分帧、加窗处理,窗函数使用的是汉明窗。汉明窗在卷积过程中旁瓣较小可减小振铃效应,频域更平滑,在分帧加窗处理中具有特殊的优势^[17]。

$$\omega(l) = 0.54 - 0.46(\cos(2\pi l/L - 1)) \quad (2)$$

$$0 \leq l \leq L - 1$$

其中, $\omega(l)$ 表示汉明窗, l 表示第 l 个采样点, L 表示采样点总数。帧与帧之间选择重叠50%,经过分帧加窗处理后的信号可以表示为:

$$y(n, i) = x(n, i) + d(n, i) \quad (3)$$

$$0 \leq i \leq L - 1$$

$$0 \leq n \leq N - 1$$

其中, (n, i) 表示第 n 帧第 i 个样本点, N 表示总帧数。对式(3)进行傅里叶变换,得到相应的频域表示:

$$Y(n, k) = X(n, k) + D(n, k) \quad (4)$$

其中, n 和 k 分别代表频域的样本点数和帧数的索引数, $Y(n, k)$ 、 $X(n, k)$ 和 $D(n, k)$ 分别是 $y(n)$ 、 $x(n)$ 和 $d(n)$ 傅里叶变换后的结果。

$Y(n, k)$ 可用分帧形式表示:

$$Y(n, k) = \sum_{i=0}^{\text{win}-1} y(i+k \cdot \text{inc}) \cdot \omega(i) \cdot \exp\{-j(2\pi/\text{win})i \cdot n\} \quad (5)$$

其中,win表示帧长,inc表示帧移, $w(i)$ 为窗函数。

式(4)也可以用极坐标形式^[18]表示为:

$$R(n, k) \exp(j\varphi(n, k)) = A(n, k) \exp(j\varphi(n, k)) + N(n, k) \exp(j\varphi(n, k)) \quad (6)$$

其中, $R(n, k)$ 和 $\varphi(n, k)$ 分别是 $Y(n, k)$ 的频谱幅度和相位; $A(n, k)$ 和 $\varphi(n, k)$ 分别是 $X(n, k)$ 的频谱幅度和相位; $N(n, k)$ 和 $\varphi(n, k)$ 分别是 $D(n, k)$ 的频谱幅度和相位。

MMSE-LSA算法的主要思想是通过使纯净心音与估计的纯净心音之间的误差 $E\{\ln A(n, k) - \ln \hat{A}(n, k)\}^2$ 最小化,从而获得估计的纯净心音的幅度谱,如式(7)所示:

$$\hat{A}(n, k) = G_{\text{LSA}}(n, k) \cdot R(n, k) \quad (7)$$

其中, $\hat{A}(n, k)$ 为估计的纯净心音幅度谱, $G_{\text{LSA}}(n, k)$ 为增益函数, $R(n, k)$ 表示带噪心音的幅度谱。Ephraim等^[15]给出了增益函数 $G_{\text{LSA}}(n, k)$ 的表达式:

$$G_{\text{LSA}}(n, k) = \frac{\zeta(n, k)}{1 + \zeta(n, k)} \cdot \exp\left(\frac{1}{2} \int_{V(n, k)}^{\infty} \frac{e^{-t}}{t} dt\right) \quad (8)$$

$$V(n, k) = \frac{\zeta(n, k)}{1 + \zeta(n, k)} \cdot \gamma(n, k) \quad (9)$$

其中, $G_{\text{LSA}}(n, k)$ 就是对数谱MMSE估计器的增益函数, $V(n, k)$ 为积分下限。在该函数中有两个未知数,

分别是先验信噪比 $\zeta(n,k)$ 和后验信噪比 $\gamma(n,k)$:

$$\zeta(n,k)=\frac{\lambda_x(n,k)}{\lambda_D(n,k)}$$

(10)

$$\gamma(n,k)=\frac{|Y(n,k)|^2}{\lambda_D(n,k)}$$

(11)

其中， $\lambda_x(n,k)\triangleq E\{|X(n,k)|^2\}$ 和 $\lambda_D(n,k)\triangleq E\{|D(n,k)|^2\}$ 分别表示第 n 帧心音和噪声的功率谱方差。从中可以看出，只有 $Y(n,k)$ 是已知的，其代表带噪心音的频域分量。通过它可以求出带噪心音的功率谱。假设噪声是平稳信号，那么噪声信号的功率谱方差可以通过语音活性检测(Voice Activity Detection, VAD)检测来获取，从而可通过式(11)获得后验信噪比。在得到当前帧的后验信噪比和前一帧的幅度谱估计以后，根据式(12)可以估计出当前帧的先验信噪比。本文参考文献[15]使用判决引导(Decision Directed, DD)方法推导出当前帧先验信噪比的表达式:

$$\zeta(n,k)=\alpha\frac{X^2(n,k-1)}{\lambda_D(n,k-1)}+(1-\alpha)\max\{\gamma(n,k)-1,0\}$$

(12)

其中， α 是时间平滑系数，一般取0.98。加号前半部分为历史先验，加号后半部分为当前先验。初始条件为: $\zeta(0,k)=\alpha+(1-\alpha)\max\{\gamma(0,k)-1,0\}$ 。

经过以上计算，得到了先验信噪比和后验信噪比的估计值后，分别代入式(8)和式(9)得到最优的MMSE-LSA幅度谱估计器，再结合式(7)即可得到最终的增强心音。

MMSE-LSA算法的总体流程如图1所示。

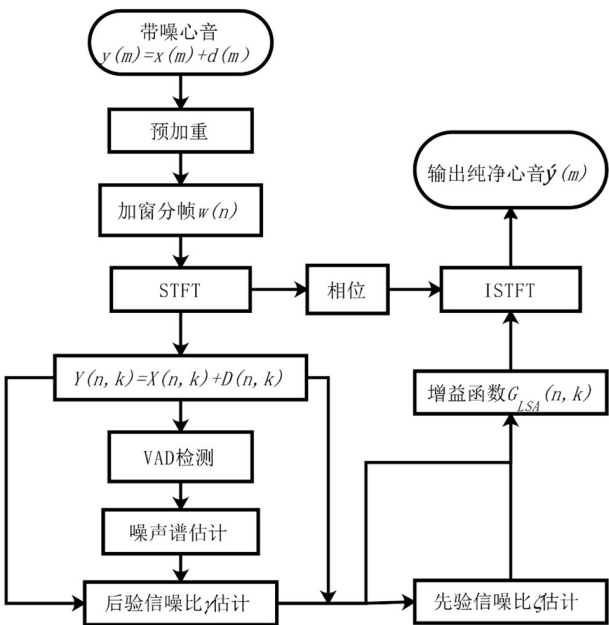


图1 MMSE-LSA心音增强算法流程图

Figure 1 Flowchart of MMSE-LSA speech enhancement algorithm

1.2 方法步骤

MMSE-LSA算法总体步骤如下:(1)对带噪信号进行分帧、加窗处理。窗函数使用汉明窗,其中窗长与帧长相同,帧移取帧长的一半,以保证时间分辨率。(2)对每一帧带噪信号进行傅里叶变换得到频谱幅度和相位,再通过VAD检测算法获取噪声估计,计算后验信噪比。(3)在获取到当前帧的后验信噪比与前一帧的幅度谱估计后,使用判决引导法通过式(12)估计当前帧的先验信噪比,计算得出最优的MMSE-LSA幅度谱估计器。(4)使用MMSE-LSA估计器估计纯净心音信号的幅度谱。(5)通过傅里叶逆变换结合相位信息重建心音信号。

2 数据集的选择

对比实验中使用了两类数据,第一类为2016 PhysioNet/CinC Challenge所用数据集^[19-20];第二类赣南医学院第一附属医院提供的数据集。本文在降噪后的数据与未降噪的数据之间做了对比实验,验证了该算法的有效性。

第一类数据集中共包含6个子数据(a~f)。同一患者会采集多条心音记录,心音类别只做正常与异常区分。具体内容如表1所示。其中f中的数据是新生儿的心音,本次实验中未使用该数据子集。第二类数据集中共包含240条数据。正常的有200条,异常的有40条,未做更加细致的分类。每个数据时长均在30 s左右。

表1 2016 PhysioNet/CinC Challenge数据集具体内容

Table 1 Details of the 2016 PhysioNet/CinC Challenge dataset

数据集	采集环境	患者数量	正常心音数量	异常心音数量
a	家/医院	121	117	292
b	医院	106	386	104
c	医院	31	7	24
d	医院/实验室	38	27	28
e	医院/实验室	356	1 958	183
f	医院	112	80	34

实验中测试了上述两类数据集中心音文件,并将本文提出的降噪方法与CEEMDAN降噪算法^[21]、小波降噪算法^[22]进行对比。降噪结果如图2和图3所示。其中图2为2016 PhysioNet/CinC Challenge数据的降噪结果,图3为自采集心音的降噪结果。

图2以2016 PhysioNet/CinC Challenge数据集中

的 a0001 心音记录为例,使用不同方法降噪后的时频图如图 2 所示。从图 2 的时域图中可以看出小波分析降噪算法和 CEEMDAN 降噪的效果差,在收缩期和舒张期存在着残留噪声。此外,从频谱图中也可以看出小波分析降噪和 CEEMDAN 降噪的去噪效果较差,特别是低频范围内还含有大量噪声,不能体现出心音的特征。从 MMSE-LSA 算法降噪后的时频图

来看,收缩期和舒张期的噪声被明显滤除,且很好地保留了心音特征。从频谱图中可以看出,尽管在高频范围的降噪效果不如小波分析降噪和 CEEMDAN 降噪。但与原始心音的频谱相比,仍然可以看出去除了较多的噪音,使频谱的可分析性明显得到提高。该算法在增强心音特征、抑制干扰噪声方面有明显效果。

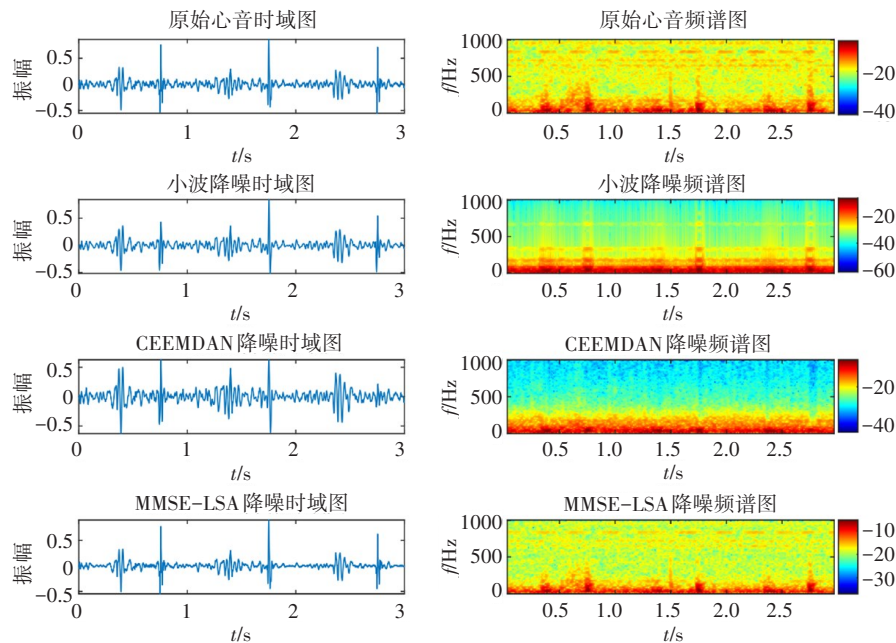


图2 心音记录 a0001 的降噪结果

Figure 2 Denoising results of heart sound a0001

第二类以自采集的一条心音记录为例,降噪后的时频图如图 3 所示。从原始心音的频谱图中可以看出原始心音中含有大量的低频噪声,这些噪声主要来源于设备自身的干扰噪声和环境噪声,这些低频噪声对后续的处理影响较大,应予以滤除,提高信号的可分析性。采用小波分析降噪时频图结果显示,心音中依然存在大量噪声,特别是 S1 与 S2 之间的低频噪声处理不干净,并且存在信号失真现象。从 CEEMDAN 降噪的时域图来看,降噪效果较差,低频噪声未处理干净,且对于 S1、S2 也未增强。采用 MMSE-LSA 算法的降噪结果显示,频带内的噪声得到了较好的抑制,从频谱图中可以看出心音特征得到了明显增强。

3 降噪结果的评估

3.1 数据集与特征提取

本文使用文献[23]提出的二阶谱作为特征构建

训练集和测试集。在 Alqudah 等^[23]研究中,使用高阶谱作为信号特征取得的结果要优于短时傅里叶变换或者小波变换等方法提取的特征。这说明与传统方法相比,高阶谱的分析能力更强,可以从有限的信号中提取更多的特征和细节,这对后续的信号分类是有利的。此外,二阶谱算法还可以很好地抑制信号中的相位关系,所以能检测和量化非高斯信号的相位耦合,特别是在心音信号特征提取上能更多地保留有效信号,降低噪声干扰^[24]。因此,本文采用二阶谱作为特征输入训练,具体数学式表达如式(13)、(14)所示:

$$S_2^x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{+\infty} C_3^x(\tau_1, \tau_2) \exp\{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)\} \quad (13)$$

$$C_3^x(\tau_1, \tau_2) = E\{x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)\} \quad (14)$$

其中, $S_2^x(\omega_1, \omega_2)$ 表示二阶傅里叶变换, $C_3^x(\tau_1, \tau_2)$ 表示三阶累积量。

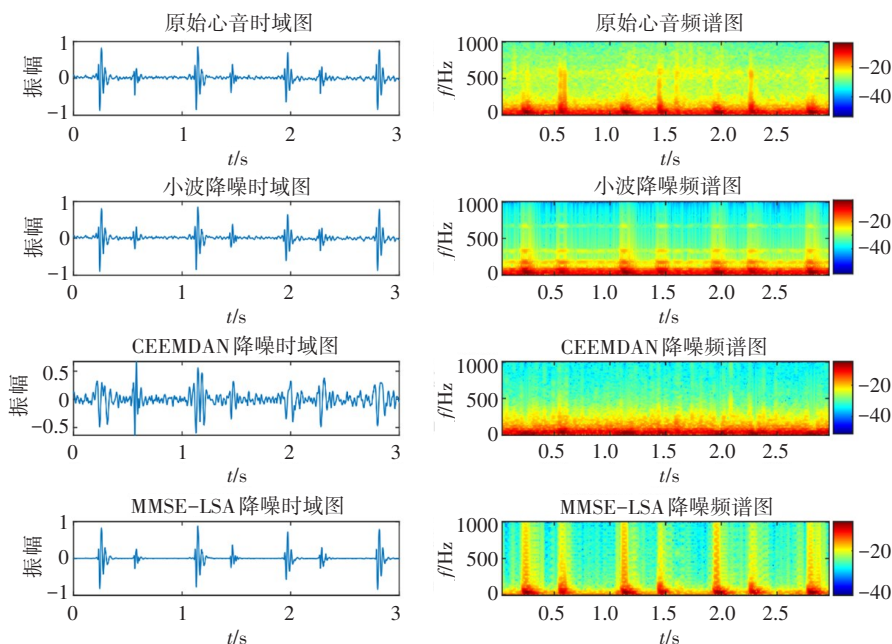


图3 自采集心音降噪结果
Figure 3 Self-collected heart sound and denoising results

3.2 基于卷积神经网络的分类模型

选用文献[25]中提出的卷积神经网络分类模型。网络结构如图4所示,首先是将先前提取的二阶谱特征输入到模型的输入层,再经过4个由卷积层 (Convolution Layer)、批量标准化层 (Batch Normalization Layer)、激活层 (Activation Layer)和最

大池化层 (Max Pooling Layer)所构成的卷积块进行计算,最后结果通过全连接层和归一化函数 SoftMax 层输出。从图4中可以看到该网络仅有19层,这意味着它在训练和测试中计算速度更快,耗费时间更少。各卷积块的详细参数如表2所示。

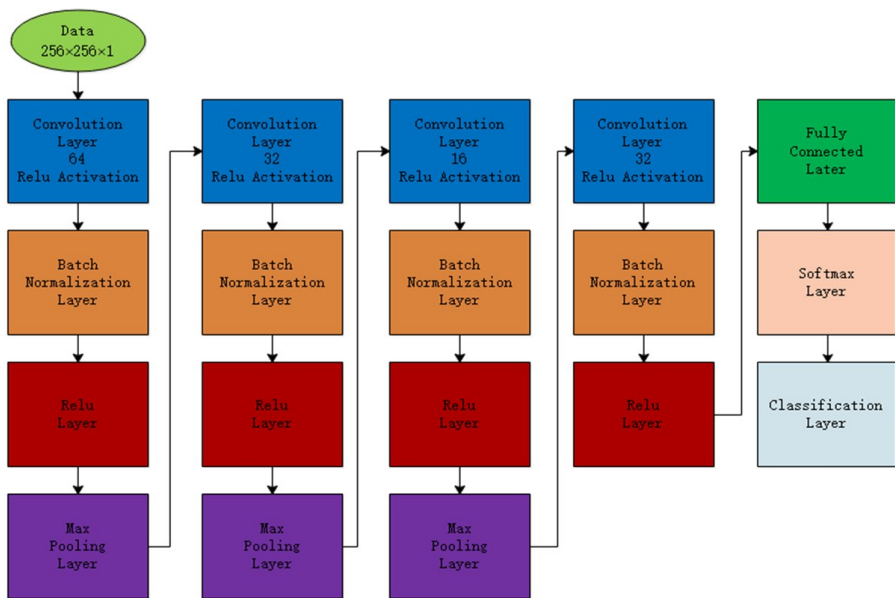


图4 卷积神经网络结构图
Figure 4 Convolutional neural network structure

3.3 实验环境

本文模型采用 TensorFlow 深度学习框架编写,

Python 环境版本为 3.8。其中硬件设备参数为:CPU (2.1 GHz)、GPU(GTX 1060 3 GB)、ARM(16 GB)。

表 2 卷积块参数
Table 2 Parameters of convolution blocks

层	相关信息	尺寸/名称	层	相关信息	尺寸/名称
输入	大小	256×256	Max pool_2	卷积核大小	2×2
				步长	2×2
			Conv_3	滤波器	16
Conv_1	滤波器	64		卷积核大小	3×3
				激活函数	ReLU
Batch Norm_1	通道数	64	Batch Norm_3	通道数	16
Max pool_1	卷积核大小	2×2	Max pool_3	卷积核大小	2×2
	步长	2×2		步长	2×2
Conv_2	滤波器	32	Conv_4	滤波器	32
	卷积核大小	3×3		卷积核大小	3×3
	激活函数	ReLU		激活函数	ReLU
Batch Norm_2	通道数	32	Batch Norm_4	通道数	32

3.4 评估结果及分析

将上述的心音信息通过特征提取算法转换为二阶频谱信息后,再输入到二分类模型中并进行网络训练,在训练至模型收敛时,再将测试集输入训练好的模型中得到预测结果。使用了敏感度(Sensitivity, Se)、特异性(Specificity, Sp)、准确率(Accuracy, Acc) 3类评价指标对模型的性能进行评测^[17],其计算方法如式(15)~(17)所示:

$$Se = \frac{Tp}{Tp + Fn} \tag{15}$$

$$Sp = \frac{Tn}{Tn + Fp} \tag{16}$$

$$Acc = \frac{Tp + Tn}{Tp + Tn + Fp + Fn} \tag{17}$$

其中,Tp为真阳性,表示阳性样本判别为阳性的数量;Tn为真阴性,表示阴性样本判别为阴性的数量;Fn为假阴性,表示阳性样本判别为阴性的数量;Fp为假阳性,表示阴性样本判别为阳性的数量。使用不同的降噪方法经过测试得到的结果如表3所示。

从表3可以看出,2016 PhysioNet/CinC Challenge数据中MMSE-LSA算法识别准确率最高,为97.0%,其敏感度为100.0%,特异性为94.1%,相比于未降噪数据,准确率提高2.6%。自采集数据中MMSE-LSA算法识别准确率最高,为95.0%,其敏感度为91.5%,特异性为98.6%,相比于未降噪数据,准确率提高4.7%。使用降噪前后的数据进行对比实验验证了本文算法是有效的。

表 3 心音识别率对比(%)
Table 3 Comparison of heart sound recognition rates (%)

数据来源	降噪方法	指标	值
2016 PhysioNet/CinC Challenge	原始数据	Se	98.7
		Sp	90.5
		Acc	94.4
	小波分析	Se	100.0
		Sp	86.4
		Acc	93.2
	CEEMDAN	Se	92.9
		Sp	100.0
		Acc	95.8
	MMSE-LSA	Se	100.0
		Sp	94.1
		Acc	97.0
医院自采集数据	原始数据	Se	98.7
		Sp	81.4
		Acc	90.3
	小波分析	Se	86.5
		Sp	100.0
		Acc	93.6
	CEEMDAN	Se	87.3
		Sp	99.2
		Acc	93.0
	MMSE-LSA	Se	91.5
		Sp	98.6
		Acc	95.0

4 结 语

心音信号分析是评估心脏状况和检测心血管疾病的常用方法。近年来,随着人工智能的快速发展,研究人员将心音信号与人工智能相结合建立起辅助诊断系统,帮助提高医务工作者的效率。但在实际采集心音数据时,很难获取干净的心音。因此,本研究使用基于MMSE-LSA的改进心音降噪增强算法。从表3的不同评价参数可以看出在使用同样的分类模型对不同降噪算法处理的数据进行分类时,本文的降噪算法综合表现最好。在2016 PhysioNet/CinC Challenge数据中准确率最高,达到97.0%,在自采集数据中识别准确率最高,为95.0%。本文算法在心音降噪中的表现优秀,对电子听诊器、心脏病自动检测技术的发展具有重要意义。

【参考文献】

- [1] 刘美君,吴全玉,丁胜,等.自适应噪声完备经验模态分解排列熵结合支持向量机的心音分类方法研究[J].生物医学工程学杂志,2022,39(2): 311-319.
Liu MJ, Wu QY, Ding S, et al. A heart sound classification method based on complete ensemble empirical modaldecomposition with adaptive noise permutation entropy and support vector machine[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(2): 311-319.
- [2] Mcleod G, Shum K, Gupta T, et al. Echocardiography in congenital heart disease[J]. Prog Cardiovasc Dis, 2018, 61(5-6): 468-475.
- [3] Grant M, Douglass S, Roberge E, et al. Cardiac magnetic resonance imaging and a rare case of atrial myxoma causing an atrial septal defect[J]. Radiol Case Rep, 2017, 12(4): 658-663.
- [4] 申玉静,王寻,唐阔.最优改进对数谱幅度估计与小波结合的心音降噪[J].中国医学物理学杂志,2020,37(10): 1287-1292.
Shen YJ, Wang X, Tang M. Combination of optimally-modified log-spectral amplitude estimator and wavelet for heart sound denoising[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2020, 37(10): 1287-1292.
- [5] 刘倩,徐彦,梁春燕,等.基于CEEMDAN和小波熵的心音信号去噪算法研究[J].计算机仿真,2023,40(2): 321-325.
Liu Q, Xu Y, Liang CY, et al. Research on heart sound signal denoising algorithm based on the combination of CEEMDAN and wavelet entropy[J]. Computer Simulation, 2023, 40(2): 321-325.
- [6] 王佳佳,周克良.优化的维纳滤波算法在心音信号中降噪的应用[J].沈阳大学学报(自然科学版),2021,33(2): 150-154.
Wang JJ, Zhou KL. Application of optimized wiener filter algorithm for noise reduction in heart sound signals[J]. Journal of Shenyang University (Natural Science), 2021, 33(2): 150-154.
- [7] 周克良,郭春燕.联合CEEMD及AFSA优化小波阈值的心音信号去噪研究[J].制造业自动化,2023,45(1): 207-211.
Zhou KL, Guo CY. Research on denoising of heart sound signals combining CEEMD and AFSA to optimize wavelet threshold[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(1): 207-211.
- [8] Debbal SM, Bereksi-Reguig F. Filtering and classification of phonocardiogram signals using wavelet transform[J]. J Med Eng Technol, 2008, 32(1): 53-65.
- [9] Samit KG, Rajesh KT, Ponnalagu RN. Evaluation of performance metrics and denoising of PCG signal using wavelet based decomposition [C]//2020 IEEE 17th India Council International Conference(INDICON). 2020.
- [10] Potdar RM. Optimal parameter selection for DWT based PCG denoising [J]. Turkish Journal of Computer and Mathematics Education, 2021, 12(9): 3207-3219.
- [11] 王彬蓉,王维博,周超,等.基于EMD自适应重构的心音信号特征筛选及分类[J].航天医学与医学工程,2020,33(6): 533-541.
Wang BR, Wang WB, Zhou C, et al. Feature selection and classification of heart sound based on EMD adaptive reconstruction [J]. Space Medicine & Medicine Engineering, 2020, 33(6): 533-541.
- [12] Abduh Z, Nehary EA, Wahed MA, et al. Classification of heart sounds using fractional fourier transform based mel-frequency spectral coefficients and stacked autoencoder deep neural network[J]. J Med Imaging Health Inform, 2019, 9(1): 1-8.
- [13] Ykhlef F, Ykhlef H. A smoothed minimum mean-square error log-spectral amplitude estimator for speech enhancement [C]// International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS). IEEE, 2014: 246-249.
- [14] 董胡,刘刚,马振中.基于自适应MMSE-LSA与NMF的语音增强算法[J].探测与控制学报,2021,43(4): 81-85.
Dong H, Liu G, Ma ZZ. Speech enhancement algorithm based on adaptive MMSE-LSA and NMF[J]. Journal of Detection & Control, 2021, 43(4): 81-85.
- [15] Ephraim Y, Malah D. Speech enhancement using a minimum mean-square error log-spectral amplitude estimator[J]. IEEE Trans Acoust, 1985, 33(2): 443-445.
- [16] 余建潮,张瑞林.改进增益函数的MMSE语音增强算法[J].计算机工程与设计,2010,31(14): 3287-3289.
Yu JC, Zhang RL. MMSE speech enhancement algorithm using modified gain function[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(14): 3287-3289.
- [17] 许春冬,周静,应冬文,等.噪声动态估计下的心音降噪[J].生物医学工程学杂志,2020,37(5): 775-785.
Xu CD, Zhou J, Ying DW, et al. Heart sound denoising by dynamic noise estimation[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(5): 775-785.
- [18] 辛鹏丽.心音信号降噪与分类的方法研究[D].赣州:江西理工大学,2022.
Xing PL. Research on noise reduction and classification of heart sound signal[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2022.
- [19] Clifford GD, Liu CY, Moody B, et al. Classification of normal/abnormal heart sound recordings: the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge [J]. Computing in Cardiology Conference (CINCC), 2016, 43: 609-612.
- [20] Liu CY, 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.
- [21] Puneet KJ, Anil KT. An adaptive thresholding method for the wavelet based denoising of phonocardiogram signal [J]. Biomed Signal Process Control, 2017, 38: 388-399.
- [22] Colominas MA, Schlotthauer G, Torres ME. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing[J]. Biomed Signal Process Control, 2014, 14(1): 19-29.
- [23] Alqudah AM, Alquran H, Qasmieh IA. Classification of heart sound short records using bispectrum analysis approach images and deep learning[J]. Netw Model Anal Health Inform Bioinform, 2020, 9(1).
- [24] 李江,李丕丁.先天性心脏病筛查系统设计[J].中国医学物理学杂志,2023,40(1): 100-106.
Li J, Li PD. Design of a congenital heart disease screening system[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2023, 40(1): 100-106.
- [25] Alqudah AM. AOCT-NET: a convolutional network automated classification of multiclass retinal diseases using spectral-domain optical coherence tomography images[J]. Med Biol Eng Comput, 2020, 58(1): 41-53.

(编辑:薛泽玲)