

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.04.013

医学信号处理与医学仪器

基于变分模态分解的肺音去噪算法

孙文慧^{1,2}, 张乙鹏^{1,2}, 林冬梅³, 陈扶明²

1. 甘肃中医药大学信息工程学院, 甘肃 兰州 730000; 2. 中国人民解放军联勤保障部队第940医院医疗保障中心, 甘肃 兰州 730050; 3. 兰州理工大学电气与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050

【摘要】目的:为有效提高肺音信号质量,提出一种基于变分模态分解的肺音去噪方法。**方法:**首先利用经验模态分解对带噪肺音信号进行分解,根据本征模态函数特征确定最佳分解层数,然后根据分解层数对原始带噪肺音进行变分模态分解处理,接着根据皮尔逊系数选取有用模态,最后采用阈值方法对各模态函数去噪,重构后得到没有噪声干扰的肺音信号。**结果:**通过与维纳滤波和FIR滤波进行对比,本文方法的语音质量感知评价、短时间客观可读性和源信号失真比均更优。**结论:**本文方法能有效对肺音信号进行去噪处理。

【关键词】肺音去噪; 变分模态分解; 经验模态分解

【中图分类号】R318; TP912.35

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)04-0479-07

Lung sound denoising algorithm based on variational mode decomposition

SUN Wenhui^{1,2}, ZHANG Yipeng^{1,2}, LIN Dongmei³, CHEN Fuming²

1. School of Information Engineering, Gansu University of Chinese Medicine, Lanzhou 730000, China; 2. Medical Security Center, the 940th Hospital of Joint Logistics Support Force of Chinese People's Liberation Army, Lanzhou 730050, China; 3. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

Abstract: Objective To propose a lung sound denoising method based on variational mode decomposition (VMD) for effectively improving the quality of lung sound signals. **Methods** Empirical mode decomposition was utilized to decompose the noisy lung sound signal, and the optimal decomposition level was determined based on the intrinsic mode function features. Subsequently, the original noisy lung sound was processed with VMD according to the decomposition level, and the useful modes were then selected based on Pearson correlation coefficient. Finally, a threshold method was applied to the denoising of each mode function, and the lung sound signal without noise interference was obtained after reconstruction. **Results** Compared with Wiener filtering and finite impulse response filtering, the proposed method exhibited superior performance in perceptual evaluation of speech quality, short-time objective intelligibility, and signal-to-distortion ratio. **Conclusion** The proposed method can effectively remove the noise from lung sound signals.

Keywords: lung sound denoising; variational mode decomposition; empirical mode decomposition

前言

医务人员诊断呼吸系统疾病最简单的检测方法是听诊,即在患者胸部使用听诊器获取肺音信号以判断肺部健康与否^[1-2]。医务人员使用听诊器进行听诊时,听诊器与衣服摩擦的噪音、外界环境和仪器运

转的噪声都会和肺音一起被采集到电子听诊器中。近几年,针对肺音的分类算法研究逐年增多^[3-6]。然而,目前肺音分类研究所面临的主要问题在于传统分类方法难以从肺音特征中获取关键信息,导致肺音分类效果不理想且肺音分类方法对数据的依赖较高。现有网上公开肺音数据集存在心音和背景噪声干扰,纯净肺音数据稀少且难以获取,致使识别网络容易过拟合,难以完成精准高效的分类识别。为对病情进行正确诊断,对肺音进行去噪处理是智能听诊中极其重要的步骤。

目前肺音去噪算法主要有小波去噪算法^[7-8]、自适应滤波去噪算法^[9]和经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 去噪算法^[10]等,但以上肺

【收稿日期】2023-11-12

【基金项目】国家自然科学基金(61901515, 62361038); 甘肃省自然科学基金(22JR5RA002)

【作者简介】孙文慧, 硕士, 研究方向: 医学信号检测与处理, E-mail: 877114569@qq.com

【通信作者】陈扶明, 博士, 高级工程师, 研究方向: 医学信号检测与处理, E-mail: cfm5762@126.com

音去噪方法都有一定缺点,如小波去噪算法的基函数是固定的,分解信号时不能完全适应于实际信号,去噪效果欠佳;自适应滤波去噪算法的稳定性较差,导致输出结果不可靠;EMD去噪算法具有模态混叠和端点效应的缺点。单独使用一种去噪算法都不能完全去除肺音信号中的背景噪声,所以有研究考虑将不同算法结合起来对肺音信号进行去噪处理。Meng等^[11]提出一种由有限脉冲响应带通滤波器、改进小波滤波器和自适应滤波器组成的串行集成肺音去噪算法,用于抑制肺音信号中的心音噪声,实验结果表明该滤波器具有良好的去噪效果和声学特性,但该方法无法对肺音信号中的第一心音进行频域滤波。高鸣蕾^[12]采用再生相移的正弦波辅助EMD改进算法与小波软阈值技术结合算法对肺音进行去噪处理,能有效去除肺音噪声,但该算法较复杂,运算时间过长。周宁^[13]提出一种自适应滤波与小波去噪相结合算法,但该去噪算法只能处理单一噪声,当肺音信号中出现多种噪声时难以彻底对其去除。Haider^[14]使用赫斯特分析来解决EMD方法中固有模式函数选择的问题,然后再使用谱减法对肺音去噪,实验证明该算法的有效性。余辉等^[15]使用基于集合经验模态分解(EEMD)与小波熵相结合的肺音去噪算法,实验结果显示使用该方法去噪后的肺音信号质量远高于其他对比方法,但该算法泛化能力较弱。Pouyani等^[16]提出一种基于EMD和人工神经网络的组合模型对肺音进行降噪,从信噪比和拟合准则中得到的结果表明该方法的绝对优越性,然而组合模型的去噪效果并没有得到很大提升。

通过以上分析,本研究提出一种基于变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)的肺音去噪算法。VMD是一种新型自适应分解算法,克服了EMD中的模态混叠问题和自适应滤波稳定性差的问题,更适合处理非线性和非平稳信号^[17-20]。首先,利用EMD算法选择主要信息模态来确定模态数;然后,利用VMD算法将肺音信号分解成几个有限带宽的固有模态函数;最后,采用改进的阈值策略去除由皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient, PCC)确定的有用模态中的噪声。

1 基于VMD的肺音去噪算法

1.1 VMD算法

VMD是一种自适应的分解算法,可以将信号分解为有限带宽本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)集合 u_k ,每个模态函数频谱特征都是围绕各自的中心频率 $w_k^{[21]}$ 。

给定原始语音信号为 $x(t)$,首先通过希尔伯特

(Hilbert)变换得出各个模态 u_k 的解析信号,并构造出变分约束问题:

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^K u_k = x(t)$$

将 $x(t)$ 分解为 K 个模态,式中 $u_k(k=1, 2, \dots, K)$ 为VMD方法的 K 个模态, $w_k(k=1, 2, \dots, K)$ 为各模态的中心频率。对各模态的求解,需要将式(1)的约束性问题转化为非约束型变分问题。引入拉格朗日乘法算子:

$$L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

其中, α 是控制带宽的惩罚因子, $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘法算子,*代表卷积, $\delta(t)$ 为单位脉冲函数。

采用乘法算子交替方法更新 u_k 、 w_k ,找到变分约束问题最优解,为更新 u_k ,得出以下最小化问题:

$$u_k^{n+1} = \underset{u_k \in X}{\operatorname{argmin}} \left\{ \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{i=1, i \neq k}^K u_i^{n+1}(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

通过Parseval/Plancherl傅里叶等距变换,由式(3)将各模态由时域转换到频域,得到各模态频域表达式如式(4)所示:

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{x}(w) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \quad (4)$$

其中, $\hat{\lambda}^{n+1}$ 可通过式(5)进行更新:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w) \leftarrow \hat{\lambda}^n(w) + \tau |\hat{x}(w) - \sum \hat{u}_k^{n+1}(w)| \quad (5)$$

其中, τ 为噪声容差参数。对于各模态更新后的中心频率 w_k^{n+1} ,可由式(6)进行更新。

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k^{n+1}(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(w)|^2 dw} \quad (6)$$

其中, w_k^{n+1} 是第 k 个模态的功率谱中心。

VMD算法在频域中不断更新,然后进行傅里叶逆变换得到时域结果。模态更新具体流程如下:(1)当 $n=0$ 时,初始化参数 $\{\hat{u}_k^1\}$ 、 $\{w_k^1\}$;(2)根据式(4)和式(6),更新 \hat{u}_k 和 w_k ;(3)根据式(5),更新 $\hat{\lambda}_k$;(4)给定判别精度 $e>0$,直到满足式(7)迭代约束。

$$\sum_{k=1}^K \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2 < e \quad (7)$$

1.2 VMD 参数选取

VMD算法包含多个参数,其中拉格朗日乘子、分解模态数和带宽参数对分解结果有较大影响,因此需要根据实际情况选取合适的参数达到最佳去噪目的。

1.2.1 拉格朗日乘子 拉格朗日乘子的作用是确保分解后的IMF分量能重构原始信号。对原始信号的精确重建通常不是VMD方法的目的,特别是在语音信号的增强方面,原始信号往往是带有噪声的信号,肺音去噪是期望在肺音信号不失真的前提下有效去除噪声。因此,本研究中的拉格朗日乘子取值为零($\lambda=0$),通过选择其更新参数 $\tau=0$ 来实现。

1.2.2 分解模态数 如果分解模态数取值太大,会出现过度分解,导致存在一些多余的杂乱成分;如果分解模态数太小,就会出现欠分解,导致模态混叠。因此,选择合适的分解模态数对VMD分解至关重要。虽然EMD分解过程中会出现模态混叠和端点效应,但它可以自适应地将信号分解为一系列振荡分量,无需任何先验知识。因此,本研究利用EMD方法的优势来确定模态数^[22]。首先,采用EMD方法将肺音信号分解为IMF,其中前几个频率较高的IMF可视为原始肺音信号的主要信息模态,低频模态主要为详细信息模态,不需要进一步分解。因此,将主要信息模态的数量确定为VMD方法的模态数。IMF的振幅用于区分主要信息和详细信息。分解模态数如式(8)所示:

$$\begin{cases} \text{If } \max [A(\text{IMF}_i)] \leq 0.1, & 1 \leq i \leq n \\ k = \text{first}(i) \end{cases} \quad (8)$$

其中,IMF的振幅表示为 $A(\text{IMF}_i)$ 。如果EMD分解模态的最大幅值小于0.1,则出现这种情况的第一个IMF所对应的模态层数可视为VMD方法的分解模态数。根据实验,本研究选取分解模态数为8($k=8$)。

1.2.3 带宽参数 带宽参数越小,VMD分解得到的各个IMF分量的带宽越大。如果带宽过大,各模态的频谱会重叠,包络谱中由噪声引起的谱线数量会增加;如果带宽过小,过滤掉噪声的同时也可能过滤掉包络谱中的有用特征线。因此, α 的值不能太大,也不能太小。此外,本研究发现该参数在相对范围内对结果影响不大。对于肺音语音,本研究选取带宽参数为1500($\alpha=1500$)。

1.3 PCC

通过观察VMD分解后的IMF信号,一些模态主要是背景噪声。为更好重构去噪后的肺音信号,需去除含噪声的模态。本研究利用PCC区分肺音信号被VMD分解后的有用模态和噪声模态。原始肺音

信号VMD分解各模态的PCC计算方法如式(9)所示:

$$\text{PCC}(x, y) = \frac{\sum_{t=1}^N [(x_t - \bar{x})][(y_t - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2}} \quad (9)$$

其中, x_t 和 y_t 代表两个随机变量, \bar{x} 和 \bar{y} 代表两个随机变量的平均值。越高的PCC代表越高的模态与原始肺音信号相关度。通过设置阈值,将PCC大于阈值的模态归为有用模态,PCC小于阈值的模态归为噪声模态。对于肺音去噪,实验表明,设置PCC为 10^{-1} 可作为划分是否为有用模态的阈值。

1.4 阈值函数去噪

为更有效去除肺音信号噪声,选择一个合适的阈值去除有用模态中的噪声,其阈值策略方法如下,各模态自适应软阈值由式(10)表示^[22]:

$$T_i = \sigma_i \sqrt{2 \ln(N_i)} \quad (10)$$

其中, N_j 是第 j 个尺度信号的长度, σ 是各个模态信号的估计噪声。改进的各模态估计噪声可用式(11)计算:

$$\sigma_i = \frac{1}{L} \sum |\text{IMF}_i(t)|, \quad t = 1, 2, \dots, L \quad (11)$$

其中, L 是肺音信号初始静默段的估计长度。

阈值策略按式(12)的软阈值函数对有用模态进行去噪:

$$\text{IMF}_i'(t) = \begin{cases} \text{sign} [\text{IMF}_i(t)] \cdot [|\text{IMF}_i(t)| - T_i], & |\text{IMF}_i(t)| \geq T_i \\ \text{IMF}_i(t) \times m, & |\text{IMF}_i(t)| < T_i \end{cases} \quad (12)$$

其中, m 为补偿因子,防止过度去噪导致肺音信号的变形失真。 m 的取值为0.001。

阈值策略去噪后的肺音信号经重构可获得干净肺音,具体重构按式(13)计算:

$$y(t) = \sum_{i=1}^a \text{IMF}_i(t) \quad (13)$$

其中,IMF为VMD分解的 K 个模态, a 为计算PCC确定的有用模态数。

2 基于VMD的肺音去噪原理

本研究提出一种基于VMD算法的肺音去噪方法。该方法在VMD对有噪声干扰的原始肺音信号分解后得到各个模态 u_k 分量的基础上,分别计算每个模态 u_k 和原始肺音信号的PCC。当PCC大于阈值时,认为对应的模态与原始语音信号相关性较好,将该模态保持不变;否则,认为对应的模态与原始肺音信号的相关性较差,即该模态主要含有噪声,对该模

态进行阈值处理;最后将所有模式重构,从而实现肺音去噪的效果。具体算法流程图见图1。

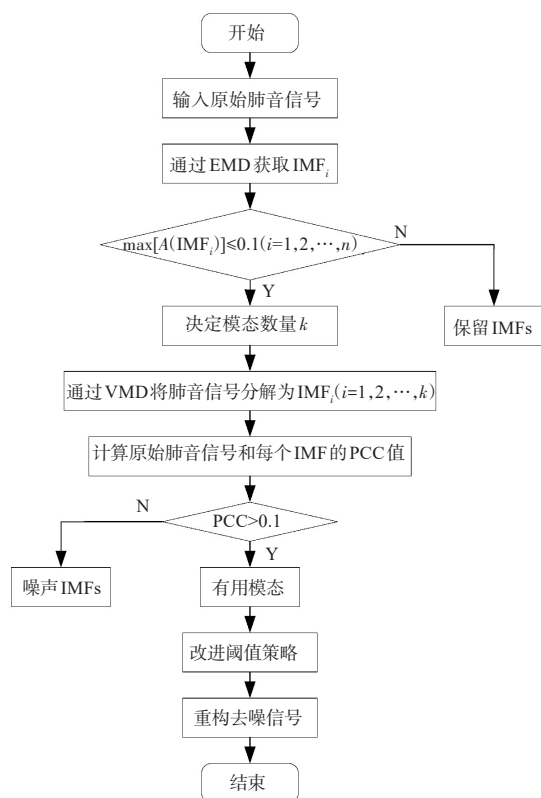


图1 VMD算法的肺音去噪流程图

Figure 1 Flowchart of lung sound denoising with VMD algorithm

本研究提出的肺音信号去噪方法的基本原理如下:(1)根据式(8)采用EMD方法确定VMD分解模式数;(2)根据设置的 α 和 k 值,对肺音信号进行VMD分解,得到 k 个模式;(3)根据式(9)计算每个模式与原始肺音信号的PCC,并设阈值从 k 个模式中选择有用模式;(4)根据式(10)和式(11)确定阈值去除有用模式中的噪声;(5)对去噪后的有用模式进行重构得到最终去噪后的干净肺音。

3 仿真实验与结果分析

本研究所有实验均在同一台电脑上完成,硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-10750H CPU @ 2.60 GHz 2.59 GHz, RAM: 16 GB;在 PyCharm Community Edition 2021.2.1 上进行编程,环境为 PyTorch 1.7.1, Python 3.7, Cuda 10.1。

3.1 实验数据

本研究用于实验的肺音数据来自网上公开数据集^[23],该数据集包括920个不同长度的带注释的录音,这些记录取自126名患者。数据集总时长5.5 h,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。这些数据既包括干净的呼吸声,也包括模拟现实生活条件的嘈杂录音。患者涵盖所有年龄组。

3.2 评价指标

语音质量感知评价(Perceptual Evaluation of Speech Quality, PESQ)、短时间客观可读性(Short-Time Objective Intelligibility, STOI)和源信号失真比(Signal-to-Distortion Ratio, SDR)是目前广泛应用于信号质量评价的3种方法。PESQ是检测语音质量的一种标准的客观测量技术;STOI是一种测试语音可理解性的有效方法;SDR是评价信号整体失真情况的指标。本研究选择PESQ、STOI和SDR来评价本文算法的有效性和去噪后肺音信号的质量。

3.2.1 PESQ PESQ由Rix等^[24]提出,用于评估声音信号的质量,已在ITU-T建议P.862^[25]中定义。PESQ可以在很宽的范围内(300~3400 Hz)准确预测主观质量。两种干扰参数的组合,即对称干扰(d_{sym})和非对称干扰(d_{asym})被用作主观评分(MOS)的预测因子。最终PESQ得分如式(14)所示:

$$\text{PESQ} = 4.5 - 0.1 \times d_{\text{sym}} - 0.0309 \times d_{\text{asym}} \quad (14)$$

PESQ得分越高,表示语音质量越好,最高得分为4.5,表示没有失真。

3.2.2 STOI STOI由Taal等^[26]提出,用于预测声音信号的可理解性。STOI计算如式(15)所示。

$$\text{STOI} = \frac{1}{JN} \sum_{j,n} d_{j,n} \quad (15)$$

STOI得分在0~1之间,STOI得分越高,表示语音的可理解性越好。

3.2.3 SDR 在声源分离任务中,有3种类型的噪声:由于错过分离的噪声(e_{interf})、由于重建过程的噪声(e_{artif})以及扰动噪声(e_{noise})。 $\hat{s}(t)$ 为估计结果, $s_{\text{target}}(t)$ 为目标。SDR计算如式(17)所示。

$$\hat{s}(t) = s_{\text{target}}(t) + e_{\text{interf}} + e_{\text{noise}} + e_{\text{artif}} \quad (16)$$

$$\text{SDR} = 10 \log_{10} \frac{s_{\text{target}}(t)^2}{e_{\text{interf}} + e_{\text{noise}} + e_{\text{artif}}^2} \quad (17)$$

SDR得分越高代表去噪性能越好。

3.3 结果分析

随机选取数据集中肺音信号进行肺音去噪实验,本次实验所用肺音数据为112_1b1_Lr_sc_Meditron,该数据采集自慢性阻塞性肺病患者。首先使用EMD方法将肺音信号分解成IMF(图2)。图2b显示了由EMD分解的原始肺音语音信号的IMF,从图中可以看出原始肺音信号被EMD分解为12个IMF,每个IMF的频率随着IMF值增加而逐渐降低。根据式(8),得到分解模式数 k 等于8。接着根据EMD算法得到的 k 值和预先设定的 α 值对肺音信号执行VMD分解。

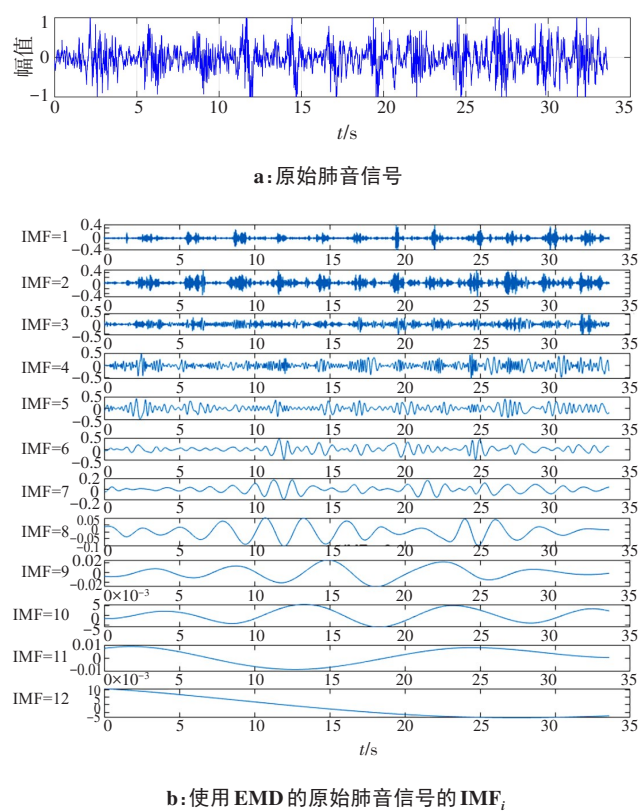


图2 肺音信号经EMD分解后波形图
Figure 2 Waveform of lung sound signals after EMD

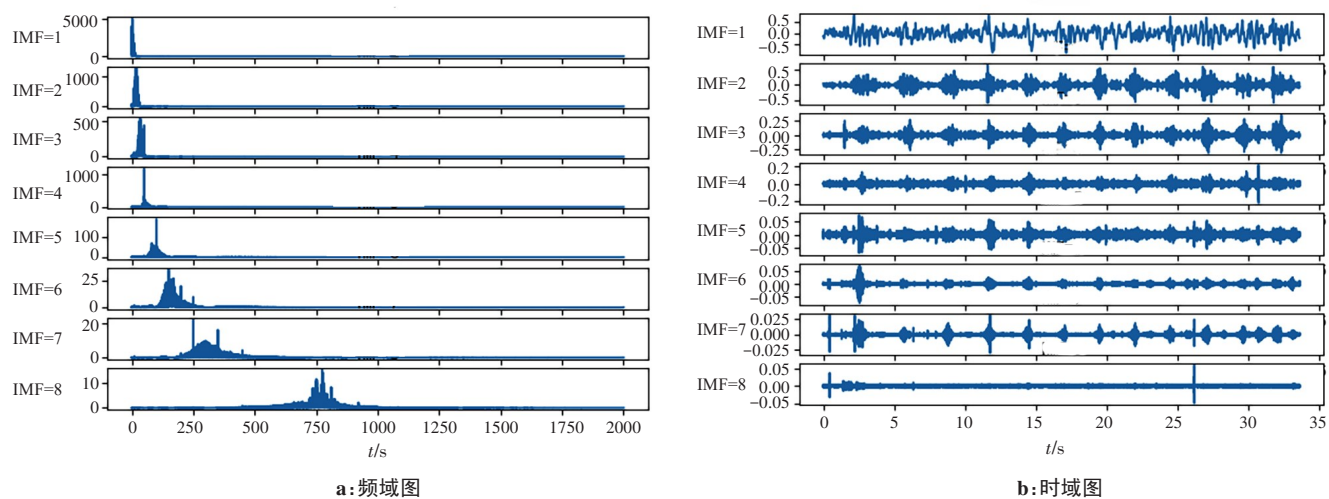


图3 肺音信号经VMD分解后波形图
Figure 3 Waveform of lung sound signals after VMD

境噪声和电流声。观察去噪后肺音信号频谱图(图4b)和语谱图(图5b),背景噪声已被有效去除,从语谱图可以看出去噪后的信号为没有被背景噪声和电流声所干扰的干净肺音,语谱图的能量条纹非常清晰。打开去噪后的肺音信号听到的也是干净肺音。波形和频谱图表明本文方法显著提高原始肺音信号的质量和可懂度,证明该模型肺音去噪的有效性。

图3显示了经VMD分解后的信号分量波形图。图3a显示了原始肺音信号经VMD分解成了8个模态组件,图3b显示了每个模态组件对应的频谱。肺音的信号频率范围是50~2 500 Hz,决定可懂度的极限频率范围是300~1 000 Hz。随着IMF的增加,IMF的频率逐渐增加,可以推断,前5个IMF的波形类似于肺音信号,后3个IMF的波形类似于噪声信号。可以假设一些模式主要是噪声和干扰信号,而没有任何语音信息,这些信息在重建之前应该被拒绝。通过计算PCC确定有用模态,根据式(9)得到的PCC从IMF₁到IMF₈依次为0.657 2、0.732 2、0.109 9、0.285 8、0.089 7、0.003 2、0.015 2、0.026 5。根据划分是否为有用模态的阈值 10^{-1} 选择前4个模态作为有用模态。

通过重构有用模态得到去噪后的干净肺音信号,去噪后的肺音信号频谱图和语谱图见图4和图5。观察原始信号频谱图(图4a),可以看到未去噪的肺音信号有大量来自高频段的背景噪声,肺音信号被淹没在噪声中,噪声的频率范围较宽,随机分布在肺音信号的频段内。肺音信号在噪声信号中的频谱特性并不突出。在语谱图(图5a)中观察到有频率为750 Hz的噪声,打开数据112_1b1_Lr_sc_Meditron听到噪声主要来自环

3.4 模型评价

为比较提出的VMD模型的去噪能力,随机从肺音数据集里选取一条肺音数据分别使用基于维纳滤波器算法、基于FIR滤波器算法和本文方法进行去噪实验,3种算法去噪效果用评价指标PESQ、STOI和SDR进行比较。从表1中3种肺音去噪方法的PESQ、STOI和SDR评价指标结果可以直观看出,

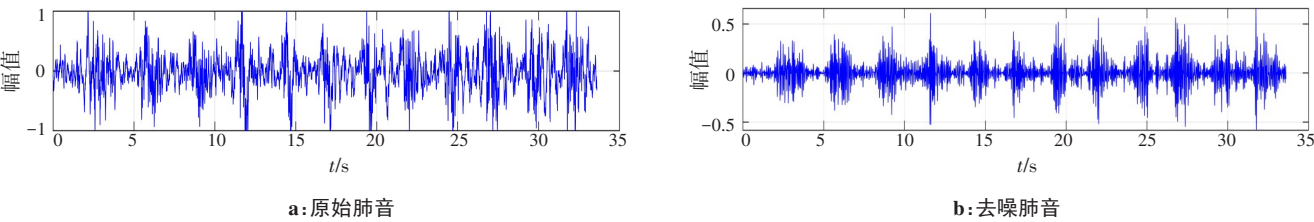


图4 信号频谱图
Figure 4 Signal spectra

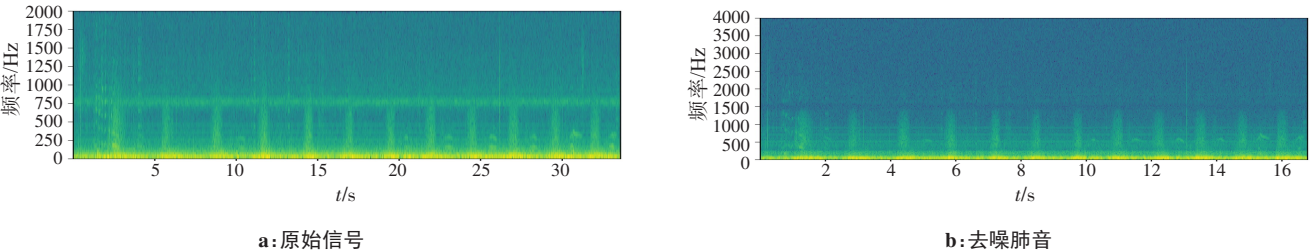


图5 信号语谱图
Figure 5 Signal spectrograms

VMD 模型的各项评价指标结果均高于其他两种方法:PESQ较维纳滤波器和FIR滤波器分别提高0.183 9和0.297 9,证明使用VMD模型去噪后的肺音信号质量高于其他两种模型;STOI较维纳滤波器和FIR滤波器分别提高0.222 8和0.145 5,证明使用VMD模型去噪后的肺音信号可理解性高于其他两种模型;SDR较维纳滤波器和FIR滤波器分别提高12.015 2和8.938 7,证明使用VMD模型去噪后的肺音失真情况较其他两种模型明显降低,该算法能保证去噪后肺音信号不失真。通过比较PESQ、STOI和SDR这3个评价指标的值,相较于其他肺音去噪方法,本文方法在这3个评价指标上都得到了不同程度的提高,证明基于VMD去噪效果明显高于其他心肺音分离方法,也表明使用本文方法进行肺音去噪的有效性。

助医生更好诊断地肺部疾病,本研究提出一种基于VMD的肺音去噪算法,采用VMD算法对含噪肺音信号进行去噪处理。首先基于EMD方法确定分解模态数,根据设定好的参数对肺音信号进行VMD分解,然后利用阈值算法选择分解后的有用模态并进一步去噪,最后通过重构得到去噪后肺音信号。本研究通过VMD肺音去噪算法尽可能提取听诊器采集的有用信息,增强肺音听诊的清晰度,为后续医生对病情的诊断奠定基础,未来可用于肺音分类,提供质量更好的肺音分类数据集。

【参考文献】

[1] Mohamed N, Kim HS, Kang KM, et al. Heart and lung sound measurement using an esophageal stethoscope with adaptive noise cancellation[J]. Sensors (Basel), 2021, 21(20): 6757.
[2] Bertrand ZF, Segall KD, Sánchez DI, et al. Lung auscultation in the 21th century[J]. Rev Chil Pediatr, 2020, 91(4): 500-506.
[3] Nabi FG, Sundaraj K, Lam CK. Identification of asthma severity levels through wheeze sound characterization and classification using integrated power features[J]. Biomed Signal Process Control, 2019, 52: 302-311.
[4] Pancaldi F, Sebastiani M, Cassone G, et al. Analysis of pulmonary sounds for the diagnosis of interstitial lung diseases secondary to rheumatoid arthritis[J]. Comput Biol Med, 2018, 96: 91-97.
[5] Haider NS, Singh BK, Periyasamy R, et al. Respiratory sound based classification of chronic obstructive pulmonary disease: a risk stratification approach in machine learning paradigm[J]. J Med Syst, 2019, 43(8): 255.
[6] Don S. Random subset feature selection and classification of lung sound[J]. Procedia Comput Sci, 2020, 167: 313-322.
[7] Shi Y, Li YQ, Cai ML, et al. A lung sound category recognition method based on wavelet decomposition and BP neural network[J]. Int J Biol Sci, 2019, 15(1): 195-207.
[8] Syahputra MF, Situmeang SI, Rahmat RF, et al. Noise reduction in

表 1 不同模型肺音去噪效果比较
Table 1 Comparison of denoising performances of different models for lung sound

| 模型 | PESQ | STOI | SDR |
|---------|---------|---------|----------|
| 维纳滤波器 | 2.179 5 | 0.487 9 | 1.686 2 |
| FIR 滤波器 | 2.065 5 | 0.565 2 | 4.762 7 |
| VMD 模型 | 2.363 4 | 0.710 7 | 13.701 4 |

4 结 语

为降低听诊器采集肺音信号中混杂的噪声,帮

- breath sound files using wavelet transform based filter[J]. IOP Conf Ser Mater Sci Eng, 2017, 190(1): 012040.
- [9] Emmanouilidou D, McCollum ED, Park DE, et al. Adaptive noise suppression of pediatric lung auscultations with real applications to noisy clinical settings in developing countries[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2015, 62(9): 2279-2288.
- [10] 刘毅. 基于EMD技术的肺音信号处理关键技术研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
- Liu Y. Research on key technologies of lung sound signal processing based on EMD technology[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019.
- [11] Meng F, Wang YX, Shi Y, et al. A kind of integrated serial algorithms for noise reduction and characteristics expanding in respiratory sound[J]. Int J Biol Sci, 2019, 15(9): 1921-1932.
- [12] 高鸣蕾. 基于EMD的肺音信号去噪及特征提取方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
- Gao ML. Research on denoising and feature extraction of lung sound signal based on EMD[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019.
- [13] 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.
- [14] Haider NS. Respiratory sound denoising using empirical mode decomposition, hurst analysis and spectral subtraction[J]. Biomed Signal Process Control, 2021, 64: 102313.
- [15] 余辉, 赵婧, 仇兆禹, 等. 基于深度学习的慢性阻塞性肺病的诊断模型研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2022, 41(5): 558-566.
- Yu H, Zhao J, Qiu ZY, et al. Diagnosis model of chronic obstructive pulmonary disease based on deep learning[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2022, 41(5): 558-566.
- [16] Pouyani MF, Vali M, Ghasemi MA. A combined model for noise reduction of lung sound signals based on empirical mode decomposition and artificial neural network[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2209.09512>.
- [17] Liu ZJ, Liu HZ. A novel hybrid model based on GA-VMD, sample entropy reconstruction and BiLSTM for wind speed prediction[J]. Measurement, 2023, 222: 113643.
- [18] Aswanuwath L, Pannakkong W, Buddhakulsomsiri J, et al. A hybrid model of VMD-EMD-FFT, similar days selection method, stepwise regression, and artificial neural network for daily electricity peak load forecasting[J]. Energies (Basel), 2023, 16(4): 1860.
- [19] Yang SY, Yang H, Li N, et al. Short-term prediction of 80-88 km wind speed in near space based on VMD-PSO-LSTM[J]. Atmosphere (Basel), 2023, 14(2): 315.
- [20] Wang HF, Kang CY, Tian ZX, et al. Vegetation periodic changes and relationships with climate in Inner Mongolia based on the VMD method[J]. Ecol Indic, 2023, 146: 109764.
- [21] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Trans Signal Process, 2014, 62(3): 531-544.
- [22] Chen FM, Wang JQ, Li CT. 94 GHz asymmetric antenna radar for speech signal detection and enhancement via variational mode decomposition and improved threshold strategy[J]. IEEE Access, 2022, 10: 97930-97944.
- [23] 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.
- [24] Rix AW, Beerends JG, Hollier MP, et al. Perceptual evaluation of speech quality (PESQ)-a new method for speech quality assessment of telephone networks and codecs[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001: 749-752.
- [25] Ni Q, Ji JC, Feng K, et al. A fault information-guided variational mode decomposition (FIVMD) method for rolling element bearings diagnosis[J]. Mech Syst Signal Process, 2022, 164: 108216.
- [26] Taal CH, Hendriks RC, Heusdens R, et al. An algorithm for intelligibility prediction of time-frequency weighted noisy speech[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2011, 19(7): 2125-2136.

(编辑:谭斯允)