

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2022.11.013

医学信号处理与医学仪器

## 基于功率谱密度相似性的最佳心音信号选择

王佳明<sup>1</sup>, 张安琪<sup>2</sup>, 郝宏燕<sup>1</sup>, 王春云<sup>1</sup>, 陈思<sup>2</sup>

1. 南京大学医学院附属鼓楼医院采购中心, 江苏 南京 210008; 2. 江苏大学国家水泵及系统工程技术研究中心, 江苏 镇江 212013

**【摘要】**心音采集过程中混入的干扰噪声影响着心音诊断,目前多通过手动方式选择干扰较少的信号段做后续分析。为从采集信号中筛选出干扰最少、稳定性最强的最佳心音信号,提出一种最佳心音信号的自动选择方法。对采集的25例正常和119例患先天性心脏病儿童的心音信号,基于离散小波变换与哈达玛积相结合定位心动周期。根据心动周期信号的周期稳定性及功率谱密度相似性计算质量因子,将质量因子最大的连续3个心动周期信号作为最佳心音信号。由心脏病专家通过音频回放对信号选择的成功率和有效性进行评估。结果表明,最佳心音信号自动选择的成功率为95.83%,选择成功信号均包含对应疾病的典型听诊特点。该方法选择性能良好且自动执行,为心音信号的全自动分析提供参考。

**【关键词】**最佳心音信号;心音自动选择;质量因子;小波变换;功率谱密度相似性

**【中图分类号】**R318

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2022)11-1401-06

## Optimum heart sound signal selection based on the similarity of power spectral density

WANG Jiaming<sup>1</sup>, ZHANG Anqi<sup>2</sup>, HAO Hongyan<sup>1</sup>, WANG Chunyun<sup>1</sup>, CHEN Si<sup>2</sup>

1. Procurement Center, Nanjing Drum Tower Hospital, the Affiliated Hospital of Nanjing University Medical School, Nanjing 210008, China;

2. National Research Center of Pumps and Pumping System Engineering Technology, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

**Abstract:** Heart sound (HS) diagnosis is affected by interference noise mixed in the process of HS recording. HS signal segments with less interference are often selected manually for subsequent analysis at present. A novel method for automatically selecting the optimum HS signal with minimum interference and maximum stability from the collected HS signal is presented. The cardiac cycles of 25 healthy children and 119 children with congenital heart disease are located using discrete wavelet transform combined with Hadamard product. Quality index is calculated according to the cycle stability and power spectral density similarity of cardiac cycle signal, and the 3 consecutive cardiac cycle signals with maximum quality index are taken as the optimum HS signal. The success rate and effectiveness of signal selection are evaluated by the cardiologist through audio playback. The results show that the success rate of optimum HS signal selection is 95.83%, and that the selected signal contains the typical auscultation characteristics of the corresponding diseases. In conclusion, the proposed method has good performance and executes the HS signal selection automatically, providing a reference for the fully automatic analysis of HS signal.

**Keywords:** optimum heart sound signal; automated heart sound selection; quality index; wavelet transform; power spectral density similarity

### 前言

由于心肌收缩和舒张,心脏中会发生脉动性的血流和组织运动,与血流或组织运动相关的压力波

或压力脉动被认为是心音产生的主要原因<sup>[1-3]</sup>。心音可通过电子听诊器于胸腔表面采集而得到心音信号。心音信号的主要成分为第一心音(S1)和第二心音(S2),分别由房室瓣和半月瓣的关闭引起<sup>[4-5]</sup>。一般情况下很难听到微弱的第三心音和第四心音,分别与心室快速充盈和心房收缩有关<sup>[6-7]</sup>。心音信号中蕴含着与心脏生理或病理相关的信息,特别当心脏发生瓣膜狭窄或反流、间隔缺损、卵圆孔未闭、法洛四联症、肺动脉狭窄和动脉导管未闭等病变时,会产生病理性杂音。因此,心音听诊可作为一种心脏疾病诊断和监测的有力工具。

**【收稿日期】**2022-06-28

**【基金项目】**国家自然科学基金(51805218)

**【作者简介】**王佳明,硕士研究生,助理工程师,研究方向:生物医学信号处理,E-mail: wangjiaming3915@163.com

**【通信作者】**王春云,工程师,研究方向:医疗设备,E-mail: glylywcy@163.com

在心音采集过程中难免受到各种噪声干扰<sup>[8-9]</sup>,像儿童哭闹等噪声一般难以有效去除。根据前人研究,2~5个连续心动周期的心音信号可满足后续分析处理需求<sup>[10-12]</sup>。因此在采集的原始心音信号中选取质量最好的几个连续心动周期信号作为最佳心音信号能更加有效反映患者心脏活动的真实状况。以往研究一般采用质量因子进行最佳心音信号的质量评价。Beritelli等<sup>[13]</sup>根据S1和S2的倒谱距离得到质量因子参数,并将该参数值最大的信号段作为最佳心音信号。该研究首次提出质量因子的概念,且算法自动执行。然而质量因子的计算未考虑S1和S2之间的信息,当心脏杂音等成分存在时,可能导致该质量因子效果退化。Li等<sup>[14]</sup>基于心音信号的循环平稳特性进行最佳心音信号自动提取,该算法在提取前无需去噪分割等操作,但只将噪声干扰作为心音质量的评价标准,没有考虑相邻周期的稳定性,且提取后的信号可能不是完整的周期,同样需要做后续分割处理。

最佳心音信号的选择是心音诊断前不可或缺的一步,旨在从采集的原始信号中选择质量最好的信号段做进一步分析。然而目前选择方法多为手动,难以满足实时性、智能化的需求,因此开发一种最佳心音信号的自动选择方法可消除手动选择的主观性,且有助于提高心音诊断的准确率。而现有的自动选择方法只将噪声干扰作为参考因素,本文认为最佳心音信号的选择需兼顾干扰最小和连续稳定原则,因此在参照噪声干扰的基础上,考虑了连续心动周期信号的稳定性,发展了一种基于功率谱密度相似性的最佳心音信号自动选择方法。

## 1 材料与方法

### 1.1 心音信号数据源

研究对象为144例21 d~16岁儿童的心音信号,其中25例为正常心音,119例为先天性心脏病杂音<sup>[15]</sup>。所患疾病类型均由心脏病专家经心脏超声心动图确认。所有心音样本均由江苏大学生物医学工程研究所提供。该研究所使用上海拓萧智能科技有限公司生产的ChildCare G-100型电子听诊器进行心音信号采集。电子听诊器硬件采样率为44.1 kHz,16位采样。采集位置为所患疾病对应的典型听诊区,即主动脉瓣区、肺动脉瓣区、主动脉瓣第二听诊区、三尖瓣区、二尖瓣区之一。每例样本采集时长约20 s。最后将采集的心音信号以8 kHz音频采样率保存为音频格式(\*.wav)。

### 1.2 心音信号定位

对心音成份定义如下:对于连续3个S1-S2-S1峰

值点,前后两个S1峰值点间的时长为一个心动周期,S1-S2峰值点间的时长为收缩期,S2-S1峰值点间的时长为舒张期。

**1.2.1 信号分解和重组** 对心音信号的处理基于Matlab R2018b软件平台。对采集的心音信号先进行2 000 Hz降采样,然后归一化到±1.0以内,以消除样本间的幅值差异。

心音信号归一化后进行图1所示的分解和重组。信号分解基于离散小波变换<sup>[16]</sup>,以Daubechies 6为小波基函数,对归一化信号 $X_n$ 进行5层小波分解与重构得到近似信号(A1~A5)和细节信号(D1~D5)。在信号重组阶段,对D4和D5做哈达玛积运算以得到主要包含S1和S2的低频重组信号:

$$S = D4.*D5 \tag{1}$$

式中,D4和D5分别为第4层和第5层的细节信号。

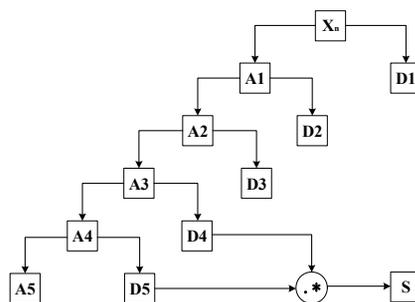


图1 分解和重组结构图

Figure 1 Block diagram of decomposition and recombination

**1.2.2 包络提取** 将归一化平均香农能量<sup>[10]</sup>用于提取重组信号S的包络信息。设置滑动窗口长度为20 ms,滑动步长为10 ms,通过计算各信号段的平均香农能量如下所示:

$$E_s = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_{\text{norm}}^2(i) \log S_{\text{norm}}^2(i) \tag{2}$$

式中, $S_{\text{norm}}$ 为S的归一化信号, $N=40$ 。

将平均香农能量与时间信息关联,经式(3)得到重组信号的归一化平均香农能量:

$$NE_s(t) = \frac{E_s(t) - \overline{E_s(t)}}{S(E_s(t))} \tag{3}$$

式中, $E_s(t)$ 为包含时间信息的平均香农能量, $\overline{E_s(t)}$ 为 $E_s(t)$ 的平均值, $S(E_s(t))$ 为 $E_s(t)$ 的标准差。

**1.2.3 S1和S2峰值点定位** 重组信号S包络中峰值点的检测基于连续采样点之间幅值差的符号变化原理,将检测到的峰值点作为S1和S2峰值点的候选点。对候选点使用以下两个约束条件:(1)只保留以候选点为中心的100 ms范围内具有最大幅值的候选点;(2)相邻候选点之间的时间间隔需大于140 ms且

小于 620 ms。满足条件的候选点可作为 S1 或 S2 峰值点。根据 S1 或 S2 峰值点对应的时刻计算心率:

$$HR = \frac{60}{1/(M-2) \sum_{i=1}^{M-2} (T_{i+2} - T_i)} \quad (4)$$

式中,  $M$  为 S1 或 S2 峰值点总数,  $T$  为 S1 或 S2 峰值点对应的时刻。

S1 和 S2 峰值点的确定基于以下假设: 当心率  $\leq 130$  bpm 时, 收缩期小于舒张期时长, 否则反之<sup>[17]</sup>。通过比较连续 3 个 S1 或 S2 峰值点之间的两段时长大小, 结合计算得到的心率, 可确定 S1 和 S2 峰值点。

### 1.3 最佳心音信号选择

**1.3.1 心音信号质量因子** 以时间排序上的第 1 个 S1 峰值点对应为起始时刻, 第 4 个 S1 峰值点对应为终止时刻, 可确定一组包含连续 3 个心动周期的心音信号, 标记为序列 1。再以第 2 个 S1 峰值点对应为起始时刻, 第 5 个 S1 峰值点对应为终止时刻, 得到序列 2。以此类推, 可依次从归一化信号  $X_n$  中有重叠地提取多个序列的心音信号。

利用 Welch 法<sup>[18]</sup>估计各序列中每个心动周期信号的功率谱密度, 对于每个序列计算连续 3 个心动周期信号功率谱密度之间的相似系数:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n P_a(i) P_b(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n P_a^2(i)} \sqrt{\sum_{i=1}^n P_b^2(i)}} \quad (5)$$

式中,  $n$  为功率谱密度的采样点数目,  $P_a$ 、 $P_b$  分别为计算序列中两个不同心动周期信号的功率谱密度。

基于功率谱密度间的相似系数, 计算各序列心音信号的功率谱密度质量因子:

$$QP(k) = (r_{1,2}(k) + r_{2,3}(k) + r_{1,3}(k))/3 \quad (6)$$

式中,  $r_{1,2}$  为第  $k$  个序列中心动周期 1 和心动周期 2 的功率谱密度相似系数,  $r_{2,3}$  为心动周期 2 和心动周期 3 的功率谱密度相似系数,  $r_{1,3}$  同理。

对于每个序列分别计算 3 个心动周期信号各自在该序列的时长占比, 利用均分相乘值最大原理, 基于时长占比得到时间质量因子:

$$QT(k) = 27 \times tr_1(k) \times tr_2(k) \times tr_3(k) \quad (7)$$

式中,  $tr_1$  为第  $k$  个序列中心动周期 1 时长与第  $k$  个序列时长的比值,  $tr_2$  为心动周期 2 时长与第  $k$  个序列时长的比值,  $tr_3$  同理。

根据功率谱密度质量因子和时间质量因子得到各序列心音信号的质量因子:

$$QI(k) = (QP(k) + QT(k))/2 \quad (8)$$

**1.3.2 最佳心音信号** 选择质量因子最大的一个序列作为候选心音信号段, 通过移动候选信号段的端点

时刻位置从归一化信号  $X_n$  中选择出最佳心音信号。将候选信号段的起始端点向前移动 180 ms 作为新的起始时刻, 寻找候选信号段终止端点后的第一个 S2 峰值点, 将该峰值点后的 180 ms 时刻作为新的终止时刻。在归一化信号中由新的起始和终止时刻确定的一段信号即为最佳心音信号。若端点移动时超出边界, 则将候选信号段作为最佳心音信号。

将最佳心音信号以 2 000 Hz 采样率保存为音频格式(\*.wav)。由心胸外科的心脏病专家通过音频回放对原始心音信号和最佳心音信号的音频进行对比听诊, 以评估选择的最佳心音信号是否为原始心音中质量最高、听诊特点最明显的一段。再结合波形对比, 以此作为信号选择的成功率和有效性的衡量依据。

## 2 结果

以 1 例患有房间隔缺损的 10 个月儿童样本为例, 展示其心音信号处理结果。该儿童在心音采集期间存在哭闹等不配合情况, 可用于验证本文方法的有效性。

### 2.1 心音信号定位结果

图 2 为心音信号定位结果, 在大约 13 s 后归一化信号中出现大量噪声干扰, 并淹没了心音有效成分。且连续心动周期期间的变化波动较大, 导致整体信号质量较差。对于 13 s 前的信号: 经重组后主要凸显了 S1 和 S2 信号成分, 其他信号分量得以有效去除, 重组信号包络中突出了与 S1 和 S2 相关的包络信息, 且低幅值信号比高幅值信号衰减更多。同时在信号包络中实现了 S1 和 S2 峰值点的准确定位, 即使在 S1 和 S2 峰值点之间存在其他峰值, 也未出现错检情况。因 13 s 后的原始心音成分被淹没, 对于信号定位结果难以衡量。

### 2.2 最佳心音信号选择结果

图 3 显示了从归一化信号中选择的候选信号段的连续 3 个心动周期信号, 心动周期 1、2 和 3 信号无论时域波形还是功率谱密度分布都呈现高度相似性和一致性。

表 1 列出了候选心音信号段的质量因子参数值。功率谱密度相似系数及所有质量因子均在 0.99 以上, 3 个心动周期信号时长占比差值在 1.33% 以内, 表明候选信号段质量极高, 且信号段内的连续 3 个心动周期信号具有很高的功率谱密度相似性和周期稳定性。

图 4 为最佳心音信号的选择结果, 从归一化信号中成功提取了连续 3 个心动周期的心音信号, 各周期信号波形高度相似且周期间呈平稳变化, 展现了较高质量。

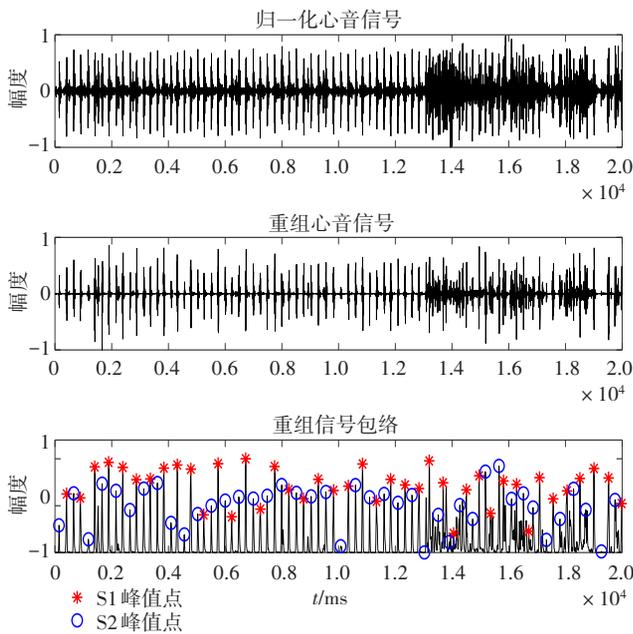


图2 心音信号定位结果

Figure 2 Heart sound signal positioning

对144例儿童受试者最佳心音信号的音频评估结果表明,有138例可听及对应疾病类型心音的典型特点,且呈现高质量波形。6例音频中混杂着大量噪音使得听诊特点不明显,包括1例正常心音和5例先天性心脏病杂音,其各周期波形中存在连续噪声干扰并淹没了原始心音成分。即有138例成功选择出最佳心音信号,6例选择失败。因此,最佳心音信号的自动选择成功率为95.83%。

### 3 讨论

本研究将功率谱密度相似性原理用于最佳心音信号的自动选择,基于离散小波变换与哈达玛积的分割方法对心动周期的定位是准确有效的,根据连续3个心动周期信号周期稳定性及功率谱密度相似性计算的质量因子从噪声干扰和稳定性两个标准进行最佳心音信号选择,在选择成功率和有效性上取得了较好的结果。该方法全自动执行,改进了传统

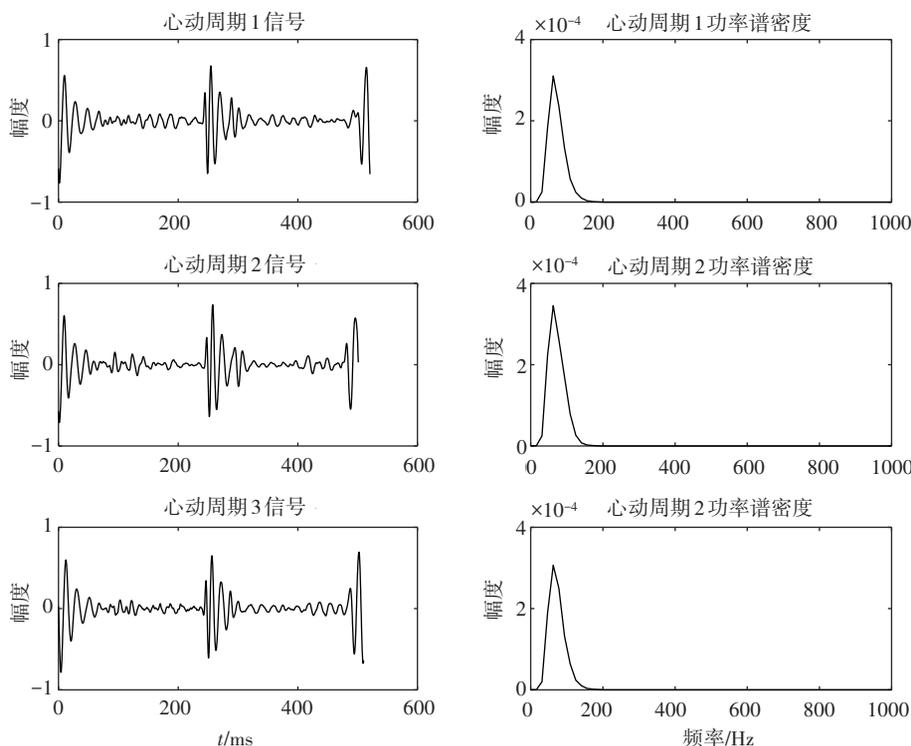


图3 候选心音信号段

Figure 3 Candidate heart sound signal segment

手动选择的缺点,可作为心音电子听诊产品化的前期基础研究。

以往研究对最佳心音信号的选择主要考虑噪声干扰,本研究认为连续心动周期信号的相似性和稳定性也是一个重要参考因素。干扰小、心动周期期间相似度高且变化平稳的一段信号更能代表患者心音活动的真实状况,利于后续心音信号的正确分析处

理。噪声干扰会影响信号功率谱密度的频率分布范围,信号相似程度会影响功率谱密度幅值和波形轮廓,信号周期稳定性会影响信号在时域上的分布。功率谱密度相似性高、周期间变化平稳的信号质量高,干扰小且周期稳定性强。因此,将功率谱密度相似性原理用于最佳心音信号的质量评价是可行的。

传统基于小波变换的分割方法结果中仍包含许

表1 候选心音信号段的质量因子

Table 1 Quality index of candidate signal segment

参数	参数值
$r_{1_2}, r_{2_3}, r_{1_3}$	0.998 4, 0.998 2, 0.999 4
QP	0.998 7
$tr_1, tr_2, tr_3$	0.344 4, 0.331 1, 0.324 5
QT	0.999 1
QI	0.998 9

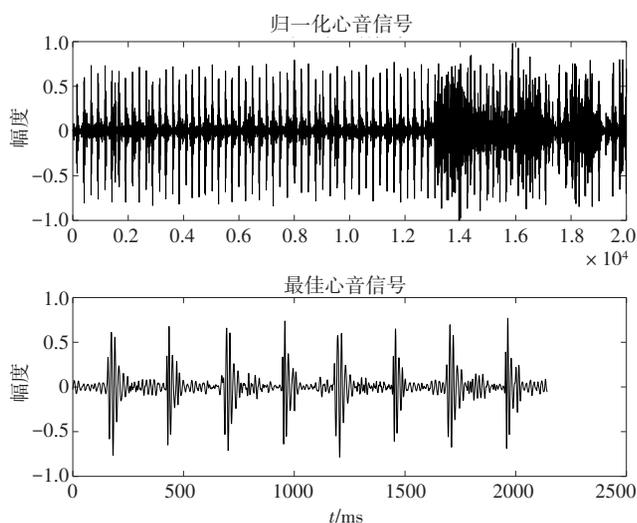


图4 最佳心音信号

Figure 4 Optimum heart sound signal

多杂音成分<sup>[19-20]</sup>,本研究将离散小波变换与哈达玛积相结合时从时频域中进行信号重组,首先通过离散小波变换得到低频信号,然后对低频信号做哈达玛积运算以消除时域混叠。重组结果证明了该方法的有效性。本研究中144例心音样本中S1和S2峰值点最小间隔为157 ms(21 d儿童),最大间隔为597 ms(16岁儿童),因此峰值点定位中的两个约束条件可适用于不同年龄的心动周期变化情况。对选择失败的6例样本进行检查,发现存在的共性问题为原始心音信号波形中存在连续强烈噪声干扰,噪声强度淹没了原始心音成分,使得信号整体质量很差。由此产生了不正确的分割结果,导致提取的最佳心音信号是无效的。强噪音来源可能为采集期间儿童乱动、哭闹等不配合因素。

该研究也存在一些局限性。首先无法保证对超过特定程度的强噪音干扰下最佳心音信号选择的有效性,后期可根据噪声特点或增加有效的去噪方法以提高信号选择成功率。其次心音样本量较少,且都为先天性心脏病杂音,不涉及瓣膜病杂音,后期可增加心音样本量和疾病类型以进一步验证本文选择方法的有效性<sup>[21]</sup>。

## 4 结论

本研究提出一种基于功率谱密度相似性的最佳心音信号自动选择方法。基于离散小波变换与哈达玛积的分割方法能准确实现心动周期定位,根据周期稳定性及功率谱密度相似性得到的质量因子同时考虑了连续心动周期信号的噪声干扰与稳定性问题,对144例儿童样本的最佳心音信号自动选择成功率高,且选择的信号经心脏病专家评估是有效并满足听诊要求的。本研究的方法为心音信号自动处理提供基础研究,促进心音电子听诊产品化的发展。

## 【参考文献】

- [1] 吴延军, 徐泾平. 心音的产生与传导机制[J]. 生物医学工程学杂志, 1996, 13(3): 280-288.  
Wu YJ, Xu JP. The production and conduction mechanism of heart sounds[J]. Journal of Biomedical Engineering, 1996, 13(3): 280-288.
- [2] Leared A. On the mechanism of the acoustic phenomena of the circulation of the blood, with an exposition of a new element in the causation of the first sound of the heart[J]. Dublin J Med Sci, 1914, 13(2): 338-362.
- [3] 成谢锋, 陈泓, 姬汉贵, 等. 一种基于集总参数的心血管系统仿真模型及心音产生机理[J]. 中国科学:信息科学, 2014, 44(9): 1121-1139.  
Cheng XF, Chen H, Ji HG, et al. A study of lumped-parameter cardiovascular simulation model and heart sound mechanism[J]. Science China Information Sciences, 2014, 44(9): 1121-1139.
- [4] Little RC, Hilton JG, Schaefer RD. The first heart sound in normal and ectopic ventricular contractions; mechanism of closure of the A-V valves[J]. Circ Res, 1954, 2(1): 48-52.
- [5] Sabbah HN, Stein PD. Investigation of the theory and mechanism of the origin of the second heart sound[J]. Circ Res, 1976, 39(6): 874-882.
- [6] Shah SJ, Marcus GM, Gerber IL, et al. Physiology of the third heart sound: novel insights from tissue doppler imaging[J]. J Am Soc Echocardiogr, 2008, 21(4): 394-400.
- [7] Mondal A, Bhattacharya P, Saha G. An automated tool for localization of heart sound components S1, S2, S3 and S4 in pulmonary sounds using Hilbert transform and Heron's formula[J]. Springer Plus, 2013, 2(1): 512.
- [8] 郭兴明, 袁志会. 基于小波变换和经验模式分解的心音信号研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(1): 39-44.  
Guo XM, Yuan ZH. Research on heart sounds signal based on wavelet transform and empirical mode decomposition[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2012, 31(1): 39-44.
- [9] Mondal A, Saxena I, Tang H, et al. A noise reduction technique based on nonlinear kernel function for heart sound analysis[J]. IEEE J Biomed Health, 2018, 22(3): 775-784.
- [10] Kang S, Doroshow R, McConnaughey J, et al. Automated identification of innocent still's murmur in children[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 64(6): 1326-1334.
- [11] Varghees VN, Ramachandran KI. 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.
- [12] 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.
- [13] Beritelli F, Spadaccini A. Heart sounds quality analysis for automatic cardiac biometry applications[C]//First IEEE International Workshop on Information Forensics and Security. Chicago: IEEE, 2009: 61-65.
- [14] Li T, Qiu TS, Tang H. Optimum heart sound signal selection based on the cyclostationary property[J]. Comput Biol Med, 2013, 43(6): 607-612.

- [15] Chourasia J, Chourasia V, Mitra AK. Prenatal identification of CHD murmur using four segment phonocardiographic signal analysis[J]. J Med Eng Technol, 2016, 41(2): 122-130.
- [16] 张磊邦, 唐荣斌, 蒋建波, 等. 基于小波变换的心音特征值提取算法研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(6): 42-46.  
Zhang LB, Tang RB, Jiang JB, et al. Research on characteristic extraction algorithm of heart sound signal using wavelet transformation [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(6): 42-46.
- [17] El-Segaier M, Lilja O, Lukkarinen S, et al. Computer-based detection and analysis of heart sound and murmur[J]. Ann Biomed Eng, 2005, 33(7): 937-942.
- [18] Haghighi-Mood A, Torry JN. Application of advanced signal processing techniques in analysis of heart sound [C]//IEEE Colloquium on Signal Processing in Cardiology, 1995.
- [19] 周静, 杨永明, 何为. 心音信号的分析及其特征提取方法的研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2005, 24(6): 685-689.  
Zhou J, Yang YM, He W. A new algorithm of heart sound feature extraction[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2005, 24(6): 685-689.
- [20] Yuenyong S, Nishihara A, Kongprawechon W, et al. A framework for automatic heart sound analysis without segmentation[J]. Biomed Eng Online, 2011, 10(13): 1-23.
- [21] 黄林洲. 基于复杂度的心脏瓣膜病心音信号的分析及识别研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.  
Huang LZ. Research on recognition of valvular heart disease heart sound based on complexity[D]. Chongqing: Chongqing University, 2012.

(编辑: 陈丽霞)