

基于心动周期估计的心音分割及异常心音筛查算法

赵 湛^{①②} 张旭茹^{①②} 方 震^{*①②} 陈贤祥^① 杜利东^① 李田昌^③

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院大学 北京 100049)

^③(中国人民解放军海军总医院 北京 100048)

摘 要: 心脏疾病是全球发病率和死亡率最高的疾病, 心音听诊可以获得心脏的机械特性及结构特征, 与超声心动图、核磁共振等无创诊断技术相比具有快速、低成本和操作简单的优势。心音信号成分复杂, 容易受到各种噪声和干扰的影响, 听诊诊断结果容易受到医生主观性的影响, 极大限制了心音听诊的应用。该文提出一种基于心动周期估计的心音分割及异常心音筛查算法, 预先估计了心音的心动周期, 存在随机干扰的情况下也可以正确识别信号中80%以上的心动周期, 提高了算法的稳定性。同时提出了区分度良好的时域和频域特征指标, 利用支持向量机建模, 对异常心音的识别率可达92%。算法可辅助医生诊断, 或用于家用便携式心音监护设备。

关键词: 心音分割; 异常心音筛查; 支持向量机

中图分类号: TP181; R443+.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)11-2677-07

DOI: 10.11999/JEIT170108

Phonocardiogram Segmentation and Abnormal Phonocardiogram Screening Algorithm Based on Cardiac Cycle Estimation

ZHAO Zhan^{①②} ZHANG Xuru^{①②} FANG Zhen^{①②}

CHEN Xianxiang^① DU Lidong^① LI Tianchang^③

^①(*Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

^②(*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

^③(*Navy General Hospital, Beijing 100048, China*)

Abstract: Heart disease is of highest morbidity and mortality. The cardiac structure and mechanical characteristics can be reflected by auscultation. Compared with echocardiography and nuclear magnetic resonance, auscultation gets the advantages of fast, low cost and easy to use. The composition of phonocardiogram is complex, and the auscultation is easy to be affected by the subjectivity of the doctor, various noise and disturbances, which limits the application of auscultation. The algorithm of phonocardiogram segmentation and abnormal phonocardiogram screening is presented. For the reason that the heart cycle is estimated in advance, 80% cardiac cycle can be recognition correctly when random disturbances exist. The diagnostic indexes of time and frequency domain with high discrimination are also presented, and the abnormal heart sounds are recognized by Support Vector Machine (SVM) with the accuracy about 92%. The algorithm can be used for assisting doctors or portable phonocardiogram monitoring device.

Key words: Phonocardiogram segment; Abnormal PCG screening; Support Vector Machine (SVM)

1 引言

心音主要来源于心脏瓣膜的开闭及血液湍流,

可以反映心脏的机械活动及结构^[1], 具有其他生理信号不可替代的诊断作用。现代医学中将心音听诊作为心脏疾病初步诊断的手段, 操作简单且成本低廉^[2]。心音是一种微弱、低频的声音信号, 听诊结果容易受到医生听力限制及主观性影响。利用现代信号处理技术可以实现心音降噪、强度调节及自动分析的功能^[3]。心音信号的采集容易受到噪声影响, 常见的有白噪声、电子干扰等, 利用小波降噪^[4,5]可以很好地消除白噪声, 自适应滤波^[6]可以消除环境噪声、生理噪声等, 但需要多个声源用于噪声估计,

收稿日期: 2017-02-10; 改回日期: 2017-04-20; 网络出版: 2017-09-15

*通信作者: 方震 zfang@mail.ie.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61302033), 北京市自然科学基金(Z160003), 国家重点研发计划(2016YFC1304302, 2016YFC0206502, 2016YFC1303900)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61302033), The Beijing Municipal Natural Science Foundation (Z160003), The National Key Research and Development Project (2016YFC1304302, 2016YFC0206502, 2016YFC1303900)

增加了系统复杂度。此外还可能引入传感器与皮肤摩擦产生的干扰,环境中的突发声音,病人活动造成的声音干扰等(以下简称“随机干扰”)。这些声音难以彻底避免,随机产生且具有一定能量,难以与心音区分开,少有研究涉及应对这类干扰的方法。

心音属于非平稳信号,但单个心动周期的心音可以看作平稳的^[7],如何正确划分与识别心音各组分的边界(以下简称“心音分割”)是心音自动分析中的重大问题。大多数心音分割算法是基于包络法^[8-10]获取心音的变化规律,再根据收缩期小于舒张期的规律识别第 1 心音 S1 和第 2 心音 S2。心音分割的研究集中在信号预处理方法,改善低信噪比条件下的分割准确度^[11-13]。心动周期之间具有较高的相似度,这一特征常常会被忽略,Hoyos 等人^[12]利用此特征判断分割的正确性。利用心电图作为时间参考信号对心音进行分割的方法^[5,14]最为准确,但会增加操作的复杂度,通常用作参考标准。

对心音的自动分析算法的研究集中心音识别与分类上。Brusco 等人^[15]研究的便携式的电子听诊器可以对一些病症进行识别,但是精确识别的正确率较低,在 70%~80%。目前心音分类算法正确率可以达到 90%左右,甚至更高,但大多未评估心音分割算法对最终结果的影响^[16-18],甚至直接手动校准心音分割点,增加操作复杂度,使心音听诊丧失操作便捷的优势。Kao 等人^[19]提出对大多类心音识别的正确率可接近 100%,但却是以心动周期单位进行分类器训练及测试,由于同一条心音记录的心动周期之间相似度本身较高,且不同人心音之间差异明显,该方法不具有普遍性。

本研究涉及一种基于心动周期估计的心音分割及异常心音筛查算法,可以很好应对心音采集过程中的随机干扰。心音分割算法充分利用了心动周期之间相似度高这一特征,提前估计了心动周期,可以对分割过程中出现的偏差进行及时纠正,因此算法具有较好的稳健性,对一条心音记录分割过程中出现的错误不会影响后续分割的正确率。根据心音分割的结果计算了具有良好区分度的时域、频域特征值,用于对包含心脏杂音的异常心音进行筛查,可以提高医生的工作效率。

2 方法

2.1 信号预处理

心音噪声主要来自高频噪声、白噪声和环境噪声干扰,环境干扰在后续处理中消除。通常心音的主要成分集中在 600 Hz 以内,将带通滤波器的通带设置为 20~600 Hz。白噪声的频谱与心音频谱混叠

在一起,正交小波分解具有自适应的时频局部化功能,可以区分白噪声与信号突变部分^[20]。我们采用了 Daubechies4 小波基,进行 5 层分解,选取 Rigrsure 软阈值。对叠加白噪声的包含心脏杂音的信号进行测试,可以将信噪比由 20 dB 提高至 55 dB 并完整保留心脏杂音,如图 1(c)所示。心音的采样频率为 10000 Hz,数据量巨大,最后进行 5 倍降采样处理。

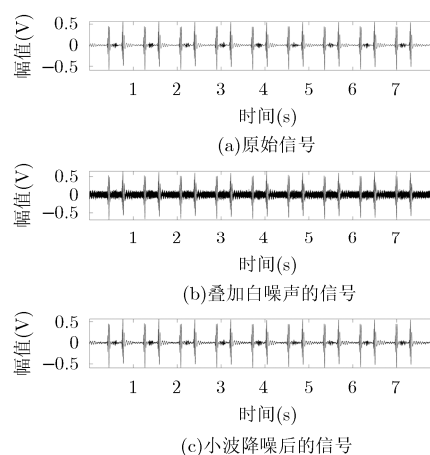


图 1 小波降噪效果

2.2 心音分割

2.2.1 心音包络 心音分割是心音自动分析的前提,利用心音上包络就可以获取心音的变化规律。根据包络识别心音中最重要成分 S1 和 S2 从而划分心动周期。取小波分解近似系数的重构信号作为初始信号,此时信号中主要包含 S1 和 S2,也可能包含一些频率较低的心脏杂音成分、第 3 心音 S3 或第 4 心音 S4,但是这些成分能量较低或是持续时间较短,可以在后续处理中消除掉。

提取心音的上包络即可清楚地体现出信号的变化趋势,常见的包络求法有基于平均香农能量或希尔伯特变换。其中香农能量计算量较小,且能得到平滑的心音包络,希尔伯特变换容易受到噪声的影响,不能很好地突出心音变化规律。

2.2.2 心动周期的估计 根据心动周期之间具有较高的相似度这一特点,利用包络自相关峰值分布提前估计出心动周期长度,可以提高心音分割与识别的可靠性。步骤如下:

- (1)经预处理的心音信号 S , 数据长度为 L , 求其包络 E ;
- (2)计算 E 的自相关系数 C ;
- (3) C 每 3 s 为一段,每段信号以各自均值为阈

值进行[0 1]二值化处理再进行平滑滤波；

(4)分段计算出峰值横坐标之差的均值和方差，舍去方差过大的均值，以剩下数据的均值作为心动周期 T 的估计值。

执行结果如图 2 所示，算法可以避免自相关过程中干扰峰值的影响，结果接近真实情况。算法中采用自相关系数平衡化和分段估计来提高抗干扰性。

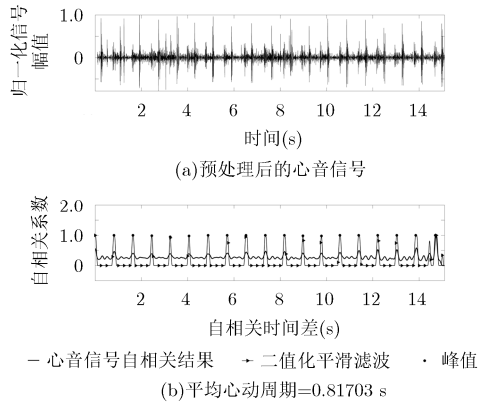


图 2 心动周期估计执行结果

自相关系数计算如式(1)：

$$C(i) = \sum_{j=1}^{L-i+1} E(j) \frac{E(j+i-1)}{L-i+1} \quad (1)$$

心动周期之间相似度比较高，当心动周期完全重合时出现幅值较大的主要峰值，当其他心音成分重合时，例如不同心动周期的 S1 和 S2 重合时，可能会出现较小的次要峰值。如果不平衡自相关系数，会造成系数随 i 的增大而剧烈减小，使峰值变化规律不明显，如图 3(b)，用 $L-i+1$ 平衡偏差后如图 3(c)所示。

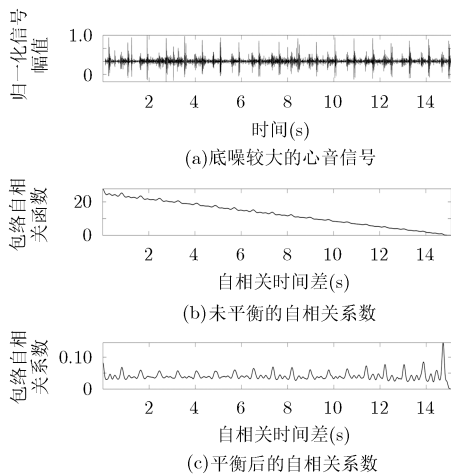


图 3 自相关算法对比

有时随机干扰会造成自相关系数出现干扰峰值，次要峰值也可能会呈现较高的幅值，如图 3(c) 后段。这些干扰峰值的出现没有规律，分段估计可以按每段的数据特点设定二值化阈值并根据方差进行取舍。

2.2.3 心音分割 随机干扰与心音的频谱有交叉，出现随机，强度较大，容易误识别为心音成分。获知心动周期后可以避免这类噪声的影响，同时还采取了自适应阈值、识别与验证同时进行等措施。主要步骤如下：

(1)设置分割点阈值 $Th = \min(E) + \beta \cdot \text{mean}(E)$ ， E 为信号包络， β 初始取 0.9；

(2)由阈值找到包络中所有上升分割点 Tr_i 和下降分割点 Tn_i ，计算每组分割点之间包络 E 所围的面积，面积过小则舍去对应分割点；

(3)提取每组 Tr_i 和 Tn_i 之间的峰值点 P_i ；

(4)计算峰值点间时间差 $T1_i = P_{i+1} - P_i$ 和 $T2_i = P_{i+2} - P_i$ ，如果 $T2_i$ 的均值远大于 T ，则降低 β ，重复步骤(1)；

(5)每 4 个峰值点 $P_i, P_{i+1}, P_{i+2}, P_{i+3}$ 为一组，可能对应“S1-收缩期-S2-舒张期-S1-收缩期-S2”或“S2-舒张期-S1-收缩期-S2-舒张期-S1”两种排列方式；

(6)计算 $T2_i$ 与 $T2_{i+1}$ 的均值 $T2$ ，如果 $T2 \ll T$ ，跳过此次判别进行下一次，如果 $T2 \gg T$ ，说明有漏掉的心音成分，降低 Th ，在相应峰值点之间查找心音成分，如果 $T2 \approx T$ ，按照收缩期小于舒张期识别 S1 和 S2；

判别完成后，每个峰值最多经历 4 次判别，以投票的方式确定最终结果，对存在随机干扰的信号也可以达到 100%的正确率，如图 4 所示，在 4~5 s 的时间段内信号存在随机干扰。

在环境较为嘈杂，干扰持续出现的情况下，更适合采用以 ECG 作为参考信号的分割方法。当 β 小于 0.5 仍无法满足步骤(4)的判别条件，系统会提示噪声过大。

2.3 异常心音筛查

支持向量机(SVM)可以较好解决小样本的分类问题^[21]，我们采用 SVM 对异常心音和正常心音进行

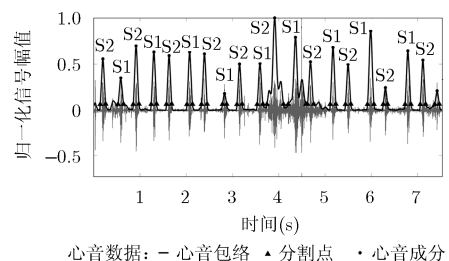


图 4 含有随机干扰时的心音分割结果

分类,同时可以显示部分特征指标,辅助医生诊断,降低医生主观性的影响。时频图由离散小波变换实现,见式(2),式(3)。选用特征指标如表1所示。

表1 心音特征指标

	特征指标
时域特征	心动周期、收缩期、舒张期均值(用于上位机软件显示);
	Q-S1、Q-S2(采集设备接入心电导联时计算,用于上位机软件显示);
频域特征	包络自相关曲线前6个峰值、谷值及对应时间点(用于异常心音筛查)。
	收缩期、舒张期、S1和S2内高频成分能量占总能量的比值的平均值(用于异常心音筛查)。

$$W(j,k) = \int_R f(t)\psi_{j,k}(t)dt \quad (2)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\psi(2^j t - k) \quad (3)$$

$$\eta = \sum_{k=k_1}^{k_2} \sum_{j=j_1}^{j_2} W(j,k)^2 \quad (4)$$

包络自相关曲线可以反映心音成分的时域特征,取其中前6个峰值与谷值分布作为SVM分类的特征值。频域特征通过式(4)计算对应时间段内200 Hz以上的高频总能量占该时间段内总能量的比值,该特征指标对大部分正常心音和包含心脏杂音的心音具有良好的区分度,如图5所示。

3 实验

3.1 采集设备

心音信号采集设备采用我们自行设计制造的便携式心音监护设备,为了验证心音分割的正确率,设备增加了心电同步采集功能,以心电信号作为心音信号的时间参考信号。采集设备系统结构框图如图6所示,采用空气传导型心音传感器,通过麦克风获取人体心音信号,经过放大和滤波处理后,由TLV320AIC3254超低功耗音频编码芯片将模拟信号转换为数字信号。专用音频编码芯片具有更高的信噪比和可靠性。心电通过TI公司的低功耗生理信号测量模拟前端ADS1294R芯片采集。心电信号采

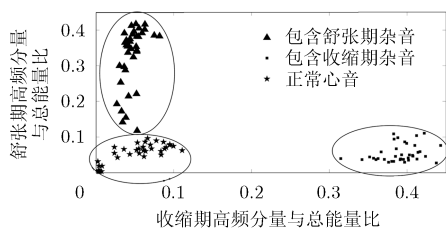


图5 高频分量在收缩期、舒张期所占比例分布图

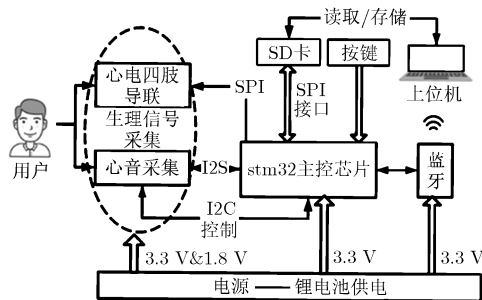


图6 系统结构框图

样频率为250 Hz,利用5点滑动平均去除50 Hz工频干扰,利用中值滤波器去除基线漂移,再通过阈值法识别心电R波,并在窗口内搜索T波末段,R波对应S1的产生时间,T波末段对应S2的产生时间。

3.2 信号采集

在医院心脏科共采集了20条含有各类心脏杂音的数据,在实验室采集了20条正常心音数据。采集工作尽量在安静环境中。

与3M公司的model3200电子听诊器的波形及频率成分对比如图7所示,信号来自同一人,同一听诊位置,可以看出二者频率组分类似,自制听诊器得到的波形在收缩期和舒张期噪音更低,S1和S2成分更为明显。

3.3 实验结果

3.3.1 数据库 除了自己设备采集的40条数据,还使用了公布在“Classifying Heart Sounds Pascal Challenge competition”^[22]的数据库A中31条正常心音与31条含有杂音的数据。共102条心音记录,每条记录时间在10 s以上,扩大了数据集,可以验证算法的普遍性。

3.3.2 结果评估 以心音心电同步采集的分割结果为标准,测试基于包络的心音分割算法的准确率。假设心音样本集 $[x_1, x_2, \dots, x_n]$,分别包含 $[M_1, M_2, \dots, M_n]$ 个心动周期,每条样本分别有 $[r_1, r_2, \dots, r_n]$ 个心动周期被正确识别。本文以与标准分割点相差小于 ± 0.03 s,并正确识别S1和S2作为心动周期正确识别的标准。传统的评价指标如式(5),这样的评价方式破坏了每条心音样本的完整性,难以体现出算法对每个样本的性能。

$$\eta = \sum_{i=1}^n r_i / \sum_{i=1}^n M_i \quad (5)$$

$$\eta_i = r_i / M_i \quad (6)$$

本文则以心音样本为单位,通过式(6)进行评价,以 $\eta_i > 80\%$ 的样本数作为评价标准,如果正确识别了心音样本中大部分的心动周期,对最终异常

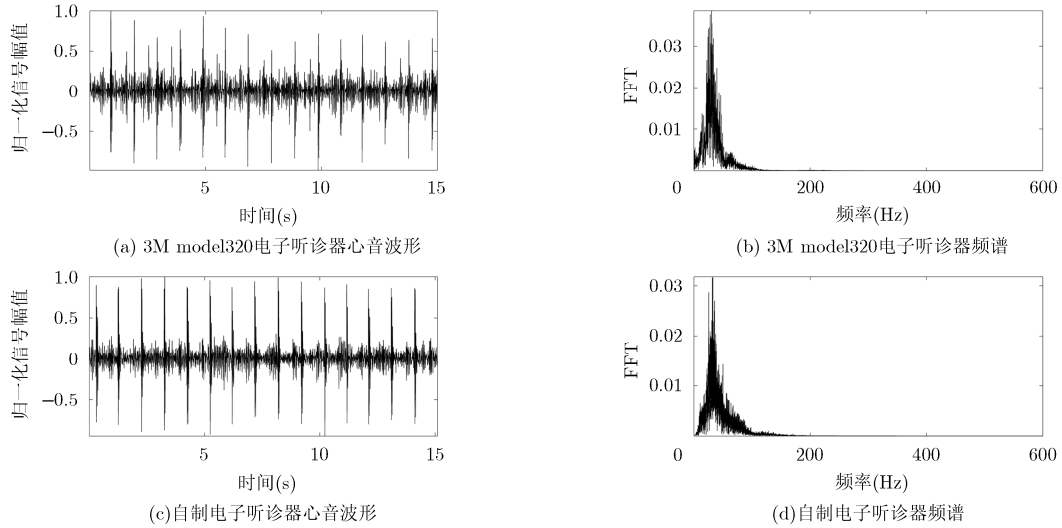


图 7 效果对比图

心音筛查的结果影响不大，统计结果如表 2 所示。

由心音分割结果可以看出，识别正确率在 80% 以上的样本所占总样本的比例接近 90%，识别率低于 80% 的样本具有干扰强或 S1 和 S2 持续时间较短的问题，导致包络未能检出这些心音成分。识别率在 80%~99% 的样本在干扰严重的区间出现识别错误，但由于预先估计了心动周期，不会影响全局结果。小波分解的近似系数重构可以去掉绝大部分的心脏杂音，但也有极个别的样本包含了长时间的低频杂音，导致 S1 和 S2 淹没在杂音中，无法通过包络体现出来。只能估计出心动周期并划分出心动周期开始点和结束点，S1 和 S2 只能通过 ECG 识别。

异常心音筛查通过 SVM 实现，将数据集随机

分为训练集和测试集，样本数量之比为 1:1。根据心音分割算法得到的预测结果如表 3，评估了对异常心音识别率(True Positive Rate, TPR)、召回率(Recall)、对异常心音识别错误率(False Positive Rate, FPR)、对正常心音识别正确率(True Negative Rate, TNR)和综合正确率(Accuracy, ACC)。筛查中最关心的是异常心音的识别结果，即 TPR 与 Recall 均在 90% 以上，对异常心音具有较强的检出能力以及可靠的识别结果，可以辅助医生诊断。

对比通过基于包络的分割算法得到的分类结果与标准心音分割得到的分类结果如表 4 前两行，可以看出 Recall 和 ACC 略有下降，对 FPR 略有上升，但没有影响 TPR。

表 2 心音分割结果

数据来源		识别正确率 100% 的样本数	识别正确率 80%~99% 的样本数	识别正确率 80% 以下的样本数	正确率 80% 以上的样本所占比例(%)
公开数据库数据	正常心音	19	6	6	80.65
	包含杂音	23	6	2	93.55
自采集数据	正常心音	16	2	2	90.00
	包含杂音	15	2	3	85.00
总计		73	16	13	87.25

表 3 利用分割算法计算特征值的预测结果

		实际值		总计
		正常心音	异常心音	
预测结果	正常心音	23	2	TNR=92.00%
	异常心音	2	24	TPR =92.31%
总计		FPR=8.00%	Recall=92.31%	ACC=92.16%

表 4 各类方法对异常心音的预测结果(%)

		TPR	Recall	FPR	ACC
本文提出的算法	利用分割算法计算特征值	92.31	92.31	8.00	92.16
	利用标准分割点计算特征值	92.31	100.00	0	96.08
	仅使用时域特征	69.23	94.74	4.00	82.35
	仅使用时频特征	84.62	95.65	4.00	90.20
其他算法	SS-PLSR ^[8]	91	-	-	-
	Linear SVM ^[17]	88	96.2	-	92.20
	AR-PSD ^[23]	-	-	-	88.89

对比时域和时频特征值对预测结果的影响见表 4 第 3~4 行, 可以看出单独的时域特征或频域特征虽然会提高 Recall, 但是造成了 TPR 的降低, 这对异常心音的筛查是非常不利的。时域特征和时频特征的结合才能得到更为可靠的结果。选取了近年来其他算法的结果进行对比, 可以看出, 本文算法的 TPR 及 ACC 较高。另外由于各研究提出的算法基于不同的数据集, 结果的评估指标也各不相同, 很多情况下难以直接对比。

4 结束语

本文提出的基于心动周期估计的心音分割及异常心音筛查算法充分利用了心动周期之间相似度高以及收缩期比舒张期短两个主要特征, 提高了心音分割的抗干扰性及正确率, 在存在随机干扰的情况下, 也能实现正确的心音分割。中途出现的分割错误不会影响后续分割正确率, 也减小了对异常心音筛查算法的影响。通过 SVM 分类器实现异常心音的筛查功能, 对正常心音和异常心音的识别正确率均在 90% 以上, 能为医生提供有价值的参考结果, 减轻工作量。由于用于研究心音筛查算法的数据集限制, 本文没有进一步细化分类结果。实现更为细致、准确的异常心音筛查将是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] RANDHAWA S K and SINGH M. Classification of heart sound signals using multi-modal features[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 58: 165-171. doi: 10.1016/j.procs.2015.08.045.
- [2] KIM S and HWANG D. Murmur-adaptive compression technique for phonocardiogram signals[J]. *Electronics Letters*, 2016, 52(3): 183-184. doi: 10.1049/el.2015.3449.
- [3] Bank I, VLIEGEN H W, and BRUSCHKE A V. The 200th anniversary of the stethoscope: Can this low-tech device survive in the high-tech 21st century[J]. *European Heart Journal*, 2016, 37(47): 3536-3543. doi: 10.1093/eurheartj/ehw034.
- [4] 赵彩华, 刘璐, 孙建德, 等. 基于小波变换和独立分量分析的含噪混叠语音盲分离[J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(9): 1565-1568.
ZHAO Caihua, LIU Ju, SUN Jiande, *et al.* Blind separation of noisy speech mixtures based on wavelet transform and independent component analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(9): 1565-1568.
- [5] SAFARA F. Cumulant-based trapezoidal basis selection for heart sound classification[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2015, 53(11): 1153-1164. doi: 10.1007/s11517-015-1394-4.
- [6] JATUPAIBOON N, PAN-NGUM S, and ISRASENA P. Electronic stethoscope prototype with adaptive noise cancellation[C]. 8th International Conference on ICT and Knowledge Engineering, Bangkok, Thailand, 2010: 32-36.
- [7] CHENG Xiefeng and LI Wei. Research on heart-sound graphical processing methods based on heart-sounds window function[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(5): 58703. doi: 10.7498/aps.64.058703.
- [8] VARGHEES V N and RAMACHANDRAN K I. A novel heart sound activity detection framework for automated heart sound analysis[J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2014, 13(1): 174-188. doi: 10.1016/j.bspc.2014.05.002.
- [9] CHAKRABARTI T, SAHA S, ROY S, *et al.* Phonocardiogram signal analysis-practices, trends and challenges: A critical review[C]. International Conference and Workshop on Computing and Communication, Vancouver, Canada, 2015: 1-4.
- [10] SHARMA L N. Multiscale analysis of heart sound for segmentation using multiscale hilbert envelope[C]. International Conference on ICT and Knowledge Engineering, Bangkok, Thailand, 2015: 33-37.
- [11] SPRINGER D, TARASSENKO L, and CLIFFORD G. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016,

- 63(4): 822-832. doi: 10.1109/TBME.2015.2475278.
- [12] HOYOS C C, MURILLO-RENDON S, and CASTELLANOS-DOMINGUEZ C G. Heart Sound Segmentation in Noisy Environments[M]. Berlin: Springer, 2013: 254-263.
- [13] PAPADANIL C D and HADJILEONTIADIS L J. Efficient heart sound segmentation and extraction using ensemble empirical mode decomposition and kurtosis features[J]. *IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics*, 2014, 18(4): 1138-1152. doi: 10.1109/JBHI.2013.2294399.
- [14] MOHAMAD M M, SH-HUSSAIN H, TING C M, et al. Heart sound monitoring system[J]. *Journal of Engineering & Applied Sciences*, 2016, 11(7): 4748-4755.
- [15] BRUSCO M and NAZERAN H. Development of an intelligent PDA-based wearable digital phonocardiograph[C]. Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China, 2005: 3506-3509.
- [16] CLIFFORD G D, LIU C, MOODY B, et al. Classification of normal/abnormal heart sound recordings: the physioNet/computing in cardiology challenge 2016[C]. Computing in Cardiology, Vancouver, Canada, 2016: 609-612.
- [17] MOHAMMAD A, ABTAHI M, CONSTANT N, et al. Mobile phonocardiogram diagnosis in newborns using support vector machine[J]. *Healthcare*, 2017, 5(1): 16-26. doi: 10.3390/healthcare5010016.
- [18] ZHANG W, HAN J, and DENG S. Heart sound classification based on scaled spectrogram and partial least squares regression[J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2017, 32(2): 20-28. doi: 10.1016/j.bspc.2016.10.004.
- [19] KAO W C and WEI C C. Automatic phonocardiograph signal analysis for detecting heart valve disorders[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(6): 6458-6468. doi: 10.1016/j.eswa.2010.11.100.
- [20] 徐长发, 李国宽. 实用小波方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2009: 100-101.
- XU Changfa and LI Guokuan. Practical Wavelet Method[M]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology Press, 2009: 100-101.
- [21] 蒲秀娟, 曾孝平, 韩亮, 等. 基于最小二乘支持向量机的胎儿心电信号提取[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(12): 2941-2947. PU Xiujuan, ZENG Xiaoping, HAN Liang, et al. Extraction of fetal electrocardiogram signal using least squares support vector machines[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(12): 2941-2947.
- [22] BENTLEY P, NORDEHN G, COIMBRA M, et al. Classifying heart sounds challenge[OL]. <http://www.peterjbentley.com/heartchallenge/index.html>. 2016.6.
- [23] KRISTOMO D, HIDAYAT R, SOESANTI I, et al. Heart sound feature extraction and classification using autoregressive power spectral density (AR-PSD) and statistics features[C]. Advances of Science and Technology for Society: Proceedings of the International Conference on Science and Technology, Yogyakarta, Indonesia, 2016: (090007-1-090007-7).
- 赵 湛: 男, 1958 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为多传感器集成及微纳制造技术研究、无线传感器网络应用技术研究、生命信息感知与计算。
- 张旭茹: 女, 1992 年生, 硕士生, 研究方向为可穿戴式技术。
- 方 震: 男, 1976 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为可穿戴式技术。
- 陈贤祥: 男, 1979 年生, 副研究员, 硕士生导师, 研究方向为可穿戴式技术。
- 杜利东: 男, 1981 年生, 助理研究员, 研究方向为多传感器集成及微纳制造技术研究。
- 李田昌: 男, 1970 年, 主任医师, 博士生导师, 研究方向为心内疾病诊疗。