

基于TK能量算子和包络融合的心音分割算法

张欣, 孙静, 杨宏波, 潘家华, 郭涛, 王威廉

引用本文

张欣, 孙静, 杨宏波, 潘家华, 郭涛, 王威廉. 基于TK能量算子和包络融合的心音分割算法[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 210900135-6.

ZHANG Xin, SUN Jing, YANG Hong-bo, PAN Jia-hua, GUO Tao, WANG Wei-lian. [Heart Sound Segmentation Algorithm Based on TK Energy Operator and Envelope Fusion](#) [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 210900135-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于心电信号的先天性心脏病肺动脉高压识别分类研究](#)

Study on Recognition and Classification of Congenital Heart Disease and Pulmonary Hypertension Based on ECG Signal

计算机科学, 2022, 49(11A): 210900144-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900144>

[多分支RA胶囊网络及在图像分类中的应用](#)

Multi-branch RA Capsule Network and Its Application in Image Classification

计算机科学, 2022, 49(6): 224-230. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400087>

[结合物品相似性的社交信任推荐算法](#)

Social Trust Recommendation Algorithm Combining Item Similarity

计算机科学, 2022, 49(5): 144-151. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300217>

[图像去雨算法在云物联网应用中的研究综述](#)

Survey of Intelligent Rain Removal Algorithms for Cloud-IoT Systems

计算机科学, 2021, 48(12): 231-242. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000055>

[基于知识图谱和标签感知的推荐算法](#)

Recommendation Algorithm Based on Knowledge Graph and Tag-aware

计算机科学, 2021, 48(11): 192-198. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000085>

基于 TK 能量算子和包络融合的心音分割算法

张欣¹ 孙静¹ 杨宏波² 潘家华² 郭涛² 王威廉¹

1 云南大学信息学院 昆明 650504

2 云南省阜外心血管病医院 昆明 650102

(979713341@qq.com)

摘要 为了更有效地对心音按成分进行分割,实验采用一种基于 Teager-Kaise 能量算子(Teager-Kaise Energy Operator, TKEO)以及多包络特征融合的心音分割算法。首先,利用多尺度小波软阈值对 PCG 信号进行去噪,然后进行 TKEO 运算,由于 TKEO 对瞬时能量变化极其敏感,可以有效提取包络峰值,得到 TKEO 信号。其次,对 TKEO 信号提取归一化香农能量包络和维奥拉积分包络,计算出两者包络与 TKEO 信号之间的皮尔逊相关系数,根据相关关系进行融合。然后,用区间搜索法对包络进行峰值搜索,并且对搜索结果的方差进行比较。最后,根据 S1 和 S2 的最大持续时间消除伪峰。用 PhysioNet-2016 数据集对所提算法进行测试,实验结果显示平均精确度为 0.922,证实了该算法能较有效地对心音信号进行分割,为临床环境下采集的心音信号的特征提取与分析提供了新方法。

关键词: 心音分割;Teager-Kaise 能量算子;包络融合;区间搜索;小波去噪

中图分类号 TN912

Heart Sound Segmentation Algorithm Based on TK Energy Operator and Envelope Fusion

ZHANG Xin¹, SUN Jing¹, YANG Hong-bo², PAN Jia-hua², GUO Tao² and WANG Wei-lian¹

1 School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650504, China

2 Yunnan Fuwai Cardiovascular Disease Hospital, Kunming 650102, China

Abstract In order to segment heart sounds by component more effectively, a kind of heart sound segmentation algorithm based on Teager-Kaise energy operator(TKEO) and multi-envelope feature fusion is proposed in experiment. Firstly, the PCG signal is denoised by using the multi-scale wavelet soft threshold. Then TKEO operation is carried out. Since TKEO is extremely sensitive to the instantaneous energy change, the envelope peak can be extracted effectively and the TKEO signal can be obtained. Secondly, the normalized Shannon energy envelope and Viola integral envelope are extracted from the TKEO signal. The Pearson correlation coefficient between each envelope and TKEO signal is calculated. And then the fusion envelope is carried out according to the correlation. Next, the interval search method is used to search the peak envelopes. The variance of the search results is compared. Finally, false peaks are eliminated according to the maximum duration of S1 and S2. The proposed algorithm is tested using PhysioNet2016 data set. Experimental results show that an average accuracy of 0.922 is achieved by using this method. It is proved that this algorithm can be used to segment the heart sound signals effectively. It provides a new method for feature extraction and analysis of heart sound signals collected in clinical environment.

Keywords Heart sound segmentation, Teager-Kaise energy operator, Envelope fusion, Interval search, Wavelet denoising

1 引言

心脏听诊是临床诊断心脏疾病的基本方法,医学上将 S1 和 S2 称作基础心音(Foundation Heart Sound, FHS)^[1-3]。由于听诊对医生专业能力和环境因素的要求较高,因此研究希望能通过心音图(Phonocardiogram, PCG)进行心血管疾病的初步筛查。在一个心动周期中, S1 和 S2 分别出现在心脏收缩期和舒张期的开始阶段,准确定位 S1 和 S2 有利于心音的正确分割。不同阶段的杂音往往对应不同的心脏疾病,因此

心音分割是利用心音图进行疾病诊断的前提,分割结果对整个系统的分析结果具有重要影响。

目前心音分割算法主要包括:1)基于神经网络的分割方法。如 Wang 等提出了一种新的基于时态帧自适应网络(TFAN)的心音分割算法^[4],包括状态转移损失和动态推断; Tharindu 等提出结合注意力机制的双向递归神经网络对 PCG 信号进行分割^[5]。此方法需要已标记的数据,且数据样本足够大才能达到预期的训练效果,不适用于小样本未标记的数据。2)基于心音的时频特征的分割方法。如 Alonso

基金项目:国家自然科学基金(81960067);2018 云南省重大科技专项(2018ZF017);云南省基础研究计划(昆医联合专项)(2018FE001)(-105)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(81960067), Major Science and Technology Projects of Yunnan Province in 2018(2018ZF017) and Basic Research Program of Yunnan Province(Kunming-Medical Joint Special Project)(2018FE001)(-105).
通信作者:杨宏波(54825272@qq.com)

等基于差分进化和简单遗传算法的心音分割^[6];Moukadem等提出了一种新的基于S变换的心音分割模块^[7]。在这种方法中,阈值的选择和环境噪声的过滤仍然是难以解决的问题。3)基于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)的分割方法^[8-9]。现阶段基于HMM的分割算法多是通过大量训练集进行的非监督学习,容易使得对目标信号的分割精度下降。4)基于心音包络的分割方法。如Zhou等提出基于小波变换的心音包络提取算法^[10];Jamal等提出基于突变和峰值检测的心音信号自动分割与识别^[11]。上述方法中,基于包络的方法因算法简单、实时性强等特点得到广泛研究与应用,特别是在实时检测需求下成为首选方法。而不同包络又具有各自的优缺点,本文借鉴包络分割方法的思想,提出一种基于TKEO(TK能量算子)以及包络融合的心音分割算法。

2 算法流程

本文提出的算法主要分为两部分:1)将小波去噪预处理后的心音信号进行Teager-Kaiser能量算子(TKEO)运算,TKEO运算通过捕捉心音的瞬时能量,得到有效的形态特征,同时放大了强度低的信号波动,削减了强度高的信号波动,从而使心音信号的峰值分布更加明显,并且得到峰值补偿的效果;2)提取TKEO运算后的香农能量包络和维奥拉积分包络,根据两者的相关性进行特征包络融合,定位S1, S2,进而分割心音。算法流程包括以下几个步骤,如图1所示。

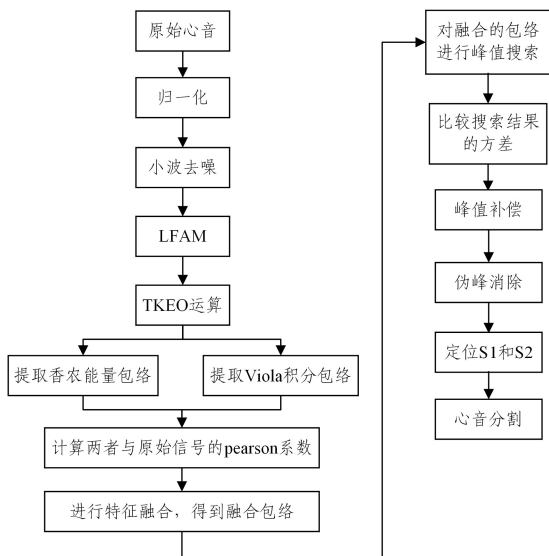


图1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

(1)心音信号预处理:首先对心音信号进行归一化处理,其次采用多尺度小波分解对信号的近似系数和细节系数进行去噪,去除多余的毛刺,并对去噪后的信号进行复原。

(2)TKEO运算:将去噪后的信号进行TKEO运算,更有效地提取FHS的形态特征。

(3)心音信号的包络提取:从经过TKEO运算的去噪信号中提取香农能量包络和维奥拉积分包络,计算两者与TKEO信号的皮尔逊相关系数,根据两者的相关性进行特征

融合,得到融合的包络。

(4)定位S1和S2:用区间搜索法对包络进行峰值搜索,然后对搜索结果的方差进行比较,利用方差较小的结果对搜索结果进行峰值补偿以及伪峰消除。

(5)心音分割:利用心音包络获取心音的变化规律,再根据收缩期一般比舒张期短的规律识别第一心音S1和第二心音S2,得到心音分割结果。

3 主要方法

3.1 信号预处理

为了达到令人满意的去噪效果,小波去噪算法中使用的所有参数都是非常重要的。图2给出了小波去噪的过程。

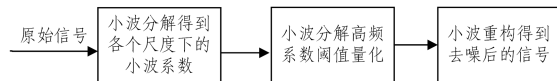


图2 小波去噪流程图

Fig. 2 Flow chart of wavelet denoising

在利用小波分析法对心音信号进行去噪的过程中,经过多次实验本文最后选取了db6小波对心音信号进行6级分解。

对原始信号进行归一化处理:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X}{\max(|X|)} \quad (1)$$

其中, X 为原始心音, X_{norm} 表示归一化处理的信号。

通常心音的主要成分集中在600 Hz以内,实验将带通滤波器的通带设置为20~600 Hz。

本文所用的软阈值去噪函数如式(2)、式(3)所示:

$$\tilde{w} = \begin{cases} \text{Sgn}(w) \cdot (|w| - \lambda), & |w| \geq \lambda \\ \text{Sgn}(w) \cdot 10^{-2}, & |w| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

$$\lambda = \frac{5 \text{Median}}{\pi} \cdot \sqrt{\ln(2N_1)} \quad (3)$$

其中, w 表示去噪前的小波系数, \tilde{w} 表示去噪后的小波系数, λ 表示公式中计算的阈值,Median表示去噪前小波系数的中位数, N_1 表示小波系数的长度。

3.2 TKEO运算

采用Teager-Kaiser能量算子可以有效地提取FHS的形态特征,其定义如下:

$$TK_Energy(x(t)) = \dot{x}^2(t) - x(t)\ddot{x}(t) \quad (4)$$

其中, $x(t)$ 为连续信号, $\dot{x}(t)$ 和 $\ddot{x}(t)$ 分别为 $x(t)$ 的第一和第二次导数。

对于离散信号 $x(t)$,其定义如下:

$$TK_Energy(x(t)) = [x(t)]^2 - x(n-1)x(n+1) \quad (5)$$

根据心音的变化波形,通过计算其包络上的TK能量,得到心音的强度变化量。由于低音或者噪声的信号强度变化较小,因此两者的TK能量较小,运算后的信号幅度降低。通过TKEO运算能有效捕捉心音的瞬时能量,得到有效的形态特征,同时放大强度低的信号波动,削减了强度高的信号波动,从而使心音信号的峰值分布更加明显。

图3给出了心音原始信号,图4给出了TKEO运算后的心音。

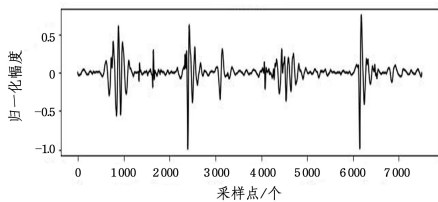


图3 原始心音

Fig. 3 Original heart sounds

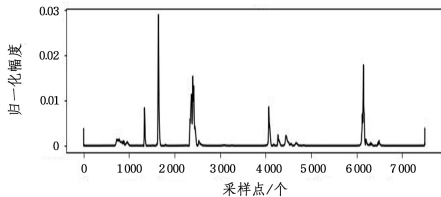


图4 TKEO运算后的心音

Fig. 4 Heart sound after TK energy operator operation

3.3 心音包络提取

心音分割是心音自动分析的前提,利用心音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的成分S1和S2,从而划分心动周期。本文研究所用的包络提取方法是香农能量包络和维奥拉积分包络。

对平滑后的香农能量求均值和方差得香农包络,如式(6)所示:

$$P(t) = \frac{E_s(t) - M(E_s(t))}{S(E_s(t))} \quad (6)$$

其中, $E_s(t)$ 为信号在第 t 段信号的平均香农能量, $M(E_s(t))$ 为 $E_s(t)$ 的平均值, $S(E_s(t))$ 为 $E_s(t)$ 的标准差, $P(t)$ 则是第 t 段信号的归一化平均香农能量。

由于 $P(t)$ 中的负包络会影响后续实验处理,因此需要对 $P(t)$ 进行以下处理:

$$Env_s = P + \min(P) \quad (7)$$

计算得到的 Env_s 是最终的香农能量包络, $\min(P)$ 是 $P(t)$ 的最小值。

通过对比香农能量包络和维奥拉积分包络方法对信号的提取效果,实验结果表明基于归一化香农能量提取的信号包络,其信号特征波形比较明显,但包络的光滑度很大程度上取决于平滑窗口宽度,抗干扰性差。而采用维奥拉积分包络所提取的信号特征包络平滑性增强,抗干扰能力提高,有利于后续心音信号分段以及特征提取。通过利用Teager-Kaise能量算子对两者进行改进,使其更有效地提取包络,并且更准确地定位S1和S2的位置。

为了评估TKEO对包络提取的有效性,实验将TKEO结合香农能量包络和维奥拉积分包络,与未结合的作对比。如图5—图9所示。通过对比可知,TKEO提高了包络提取的准确度,使后续S1和S2的定位更加准确。

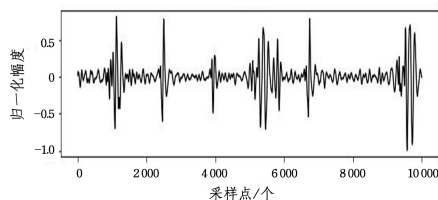


图5 原始信号

Fig. 5 Original signal

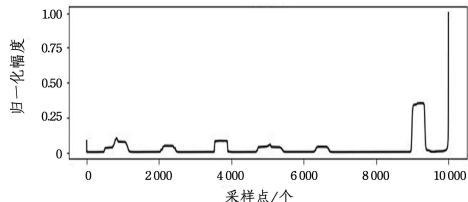


图6 香农能量包络

Fig. 6 Shannon energy envelope

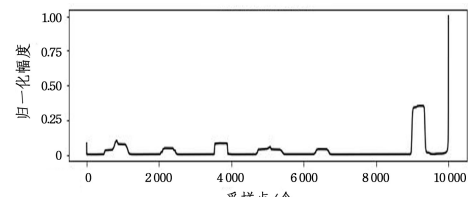


图7 结合TKEO运算的香农能量包络

Fig. 7 Shannon energy envelope combined with TKEO operation

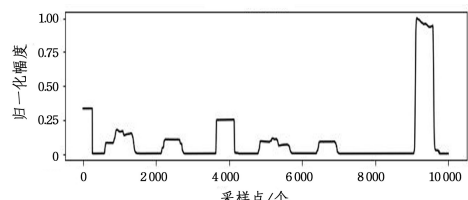


图8 维奥拉积分包络

Fig. 8 Viola integral envelope

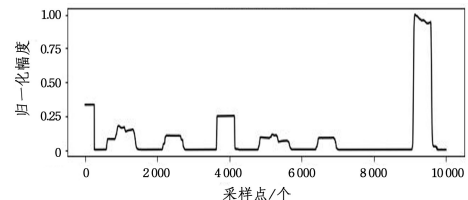


图9 结合TKEO运算的维奥拉积分包络

Fig. 9 Viola integral envelope with TKEO operation

为了综合不同包络提取方法的优点,弥补香农能量包络和维奥拉包络的不足,本文采用Pearson相关系数对提取的包络进行融合,进一步消除了小波软阈值去噪方法带来的常见误差。基本包络信息由结合TKEO运算的归一化香农能量包络和维奥拉积分包络提供。首先根据两个包络与TKEO信号的相关性计算相关系数,计算式如式(8)所示:

$$\rho_{Env_s, x_{TKEO}} = \frac{COV(Env_s, x_{TKEO})}{\sigma_{Env_s} \cdot \sigma_{x_{TKEO}}} \quad (8)$$

其中, $COV(Env_s, x_{TKEO})$ 是香农能量包络 Env_s 和TKEO信号 x_{TKEO} 的协方差, σ_{Env_s} 和 $\sigma_{x_{TKEO}}$ 是 Env_s 和 x_{TKEO} 的标准差, $\rho_{Env_s, x_{TKEO}}$ 表示 Env_s 和 x_{TKEO} 的相关性。同样地,设维奥拉积分包络为 Env_v , Env_v 和 x_{TKEO} 的相关系数 $\rho_{Env_v, x_{TKEO}}$ 由式(9)求得:

$$\begin{cases} \rho_1 = \rho_{Env_s, x_{TKEO}} / (\rho_{Env_s, x_{TKEO}} + \rho_{Env_v, x_{TKEO}}) \\ \rho_2 = \rho_{Env_v, x_{TKEO}} / (\rho_{Env_s, x_{TKEO}} + \rho_{Env_v, x_{TKEO}}) \end{cases} \quad (9)$$

其中, ρ_1 和 ρ_2 为归一化香农能量包络和维奥拉积分包络的相关系数比例。

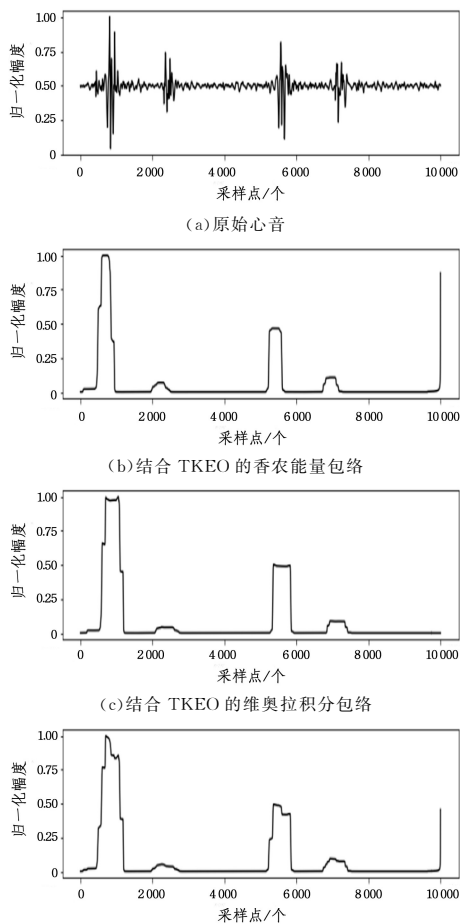
然后根据相关程度对两个信号包络进行融合,得到新的包络,计算式如式(10)、式(11)所示:

$$Env_N = \sqrt{(Env_s \cdot \rho_1)^2 + (Env_v \cdot \rho_2)^2} \quad (10)$$

$$Env(t) = \begin{cases} Env_N(N_2/2), & t \leq N_2/2 \\ Env_N(t - N_2/2), & t > N_2/2 \end{cases} \quad (11)$$

其中, Env_N 是根据香农能量包络和维奥拉积分包络的特征相关性融合得到的包络。式(11)是将 Env_N 进行平滑滤波处理, N_2 是在提取香农能量包络时对信号进行平滑滤波处理的平滑窗口宽度, 在实验中该宽度为 60ms。当信号的自变量时间 t 小于 $N_2/2$ 时, 融合包络为一个固定值; 当 t 大于 $N_2/2$ 时, 融合包络是一个随时间 t 变化而变化的量。通过此算法得到融合后最终的包络。

实验结果表明, 融合后的包络保留了心音较多的有效成分, 同时保证了平滑特征, 有利于后续的定位和分割。由图 10(b)、图 10(c)、图 10(d) 的对比可知, 融合后的包络因维奥拉积分消除了无效峰值, 因归一化香农能量计算有效提高了包络幅值。



(d) 结合 TKEO 的香农能量包络与结合 TKEO 的维奥拉积分包络融合后的心音包络

图 10 融合前后包络对比图

Fig. 10 Comparison of envelopes before and after fusion

3.4 FHS 定位

为了利用信号包络定位 FHS, 首先要标记包络中的所有峰值位置。使用心电图(ECG)作为心音状态 S1 和 S2 的参考标记位置, 其中 ECG 的 R 峰对应 PCG 信号中 S1 的起始位置, 而 S2 发生在 ECG 的 T 波末端处。在心音分段过程中, 首先把通过搜索已标记的峰值得到的索引结果存放在数组 R_1 中。在基于包络的分割算法中, S1 和 S2 检测多采用双阈值法。本文用尺寸范围代替了初始的双阈值分割。为了最大限度地检测有效的心音, 以 60% 的收缩期作为一个搜索区

间, 以舒张期为大范围进行搜索。间隔长度选取按式(12)计算:

$$\begin{cases} TH_1 = 0.3s \cdot 60\% \\ TH_2 = 0.5s \end{cases} \quad (12)$$

其中, TH_1 为小搜索区间, TH_2 为大搜索区间。根据文献[12-13]可知, 由于通常情况下心音的收缩期持续时间为约 0.3s, 舒张期持续时间为约 0.5s, S1 持续时间为约 70~150ms, S2 持续时间为约 60~120ms, 因此当两个心音段的分段间隔小于约 0.15s 且这两段的能量相近时, 则认为此段为心音分裂段, 合并为一段; 若其中一个心音段能量远远小于另外一段, 则去除能量小的一段, 进行心音去除。

实验采用两种区间搜索方法, 分别是前向搜索和后向搜索。根据大搜索区间 TH_2 , 利用前向搜索和后向搜索得到的峰值存放在数组 R_2 中。求数组 R_2 中信号的中值 TH_3 , 如式(13)所示。将 TH_3 作为小搜索区间 TH_1 的判断阈值, 在区间 TH_1 上进行第三次峰值搜索, 将得到的搜索结果存放在数组 R_3 中。

$$TH_3 = Median(Env(R_2)) \cdot 10\% \quad (13)$$

在实验中发现, 无论采用阈值判断还是区间判断, 都会丢失部分有效峰点信息。为此, 本文采用结果集数组 R_3 和平均收缩期长度作为判断依据, 将初始搜索得到的峰值指标结果集数组 R_1 作为峰值的补偿点, 得到的搜索结果存放在数组 R_4 中。

为了进一步提高峰值检测的准确度, 本文增加了伪峰消除的步骤。利用 S1 和 S2 的最大持续时间, 结合 S1 和 S2 的振幅高于收缩期和舒张期的特征, 消除 R_4 中信号的伪峰, 从而提高检测精度。

3.5 心音分割

本文的分割原理是根据心音的组成成分, 在定位 S1, S2 的基础上进行分割。心音信号总是按照 S1, 收缩期, S2 和舒张期的成分循环出现, 如图 11 所示。其中, 虚线划分了心音信号的 4 个部分: S1, Systole(收缩期), S2, Diastole(舒张期)。

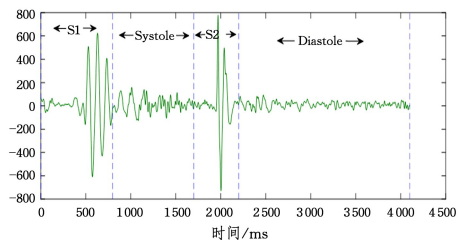


图 11 PCG 组成成分

Fig. 11 Components of PCG

首先, 根据收缩期持续时间短于舒张期持续时间的特点, 比较峰值点之间的指数长度。当标记 S1 和 S2 时, 根据 S1 和 S2 的包络振幅的 20% 提取 S1、收缩期、S2 和舒张期。

4 实验结果及分析

4.1 数据集和评价标准

本文实验所用的数据集为公共数据集 PhysioNet-2016。从中随机选取心音信号 792 例, 其中正常心音 386 例, 异常

心音 406 例。为便于分析,采样频率统一为 5 000 Hz。使用 ECG 作为心音状态 S1 和 S2 的参考标记位置,其中 ECG 的 R 峰对应 PCG 信号中 S1 的起始位置,而 S2 发生在 ECG 的 T 波末端处。因此,首先需要在 ECG 中标记 R 峰与 T 波末端位置。本文采用了基于抛物线拟合的 R 峰检测算法与 T 波探测器^[14],对训练集信号进行标记。

为了评价不同数据集间基于包络特征融合的心音分割算法的性能,本文采用文献[15]给出的评价指标,采用以下 3 个评价标准,定义如下:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$P_+ = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

$$F_1 = \frac{2 \times Se \times P_+}{Se + P_+} \quad (16)$$

其中,Se 为检测灵敏度(Sensitivity),P₊ 为正确检测率,F₁ 为算法的评价分数。其中正确检测 S1 和 S2 的标记为 TP(真正例),检测但不正确的标记为 FP(假正例),未检测到的标记为 FN(真负例)。

4.2 实验结果

利用 PhysioNet-2016 数据集对该算法进行测试,结果表明该算法能够很好地分割异常心音和正常心音。图 12 给出了该算法的分割效果,心音 4 个部分被分离出来,可以看出包络信号准确地对心音信号进行了分割。

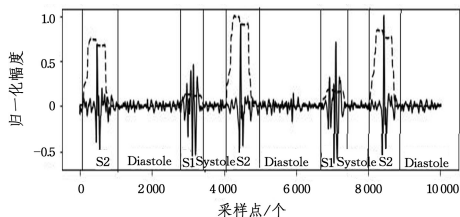


图 12 分割效果图

Fig. 12 Segmentation renderings

由图 12 可以看出,相邻包络峰值低于收缩期杂音包络峰值。这是因为该算法在阈值判断的基础上增加了区间搜索的功能,在一定程度上提高了有效心音的检测效果。为了综合评价该算法的性能,本文选择归一化香农能量包络和维奥拉积分包络作为比较算法。两者在基于包络的心音分割中都具有较好的效果。基于 PhysioNet-2016 数据集的各种算法的心音分割结果如表 1 所列。

表 1 各种算法的心音分割结果

Table 1 Results of heart sound segmentation by various algorithms

Algorithm	Se / %	P ₊ / %	F1
Shannon envelope	81.99	91.90	86.67
Viola envelope	77.63	93.96	85.02
Fusion Shannon and Viola	90.01	90.28	90.15
Shannon envelope with TKEO	85.43	92.03	87.52
Viola envelope with TKEO	79.21	91.28	87.07
Our method	91.95	92.21	91.89

在表 1 中,前两行为单一的香农包络(Shannon Enve-

lope)和维奥拉积分包络(Viola Envelope),可以看出灵敏度和算法评价分数较低;第三行的特征融合包络是香农包络和维奥拉积分包络经过特征相关性融合算法得到的包络(Fusion Shannon and Viola),由表可知 Se 和 F1 均得到改善;第四行和第五行是进行了 TKEO 运算再提取香农能量包络和维奥拉积分包络,与第一行和和第二行进行对比可知,分割的准确度和算法灵敏度均显著提高;最后一行为本文算法在 TKEO 运算后进行香农能量包络和维奥拉积分包络的特征融合,与第三行单纯的融合包络对比可知,各项指标均有提高。由此可得,本文基于 TKEO 以及包络特征融合的算法在分割敏感性和综合评价 F1 评分方面均优于单包络分割。

结束语 本文使用 PhysioNet-2016 数据集对算法进行评价。结果表明,基于特征融合包络的心音分割算法是有效的。实验中采用了心音分割领域常用的归一化香农能量包络和维奥拉积分包络的分割方法并与本文算法进行了比较。实验结果表明,基于 TKEO 和特征融合包络的心音分割算法更有利于心音的定位和分割,提取的包络能更完整地反映 FHS 特征。算法对原包络特征进行信息互补,增强了抗干扰能力,表明其具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] BERKAYA S K, UYSAL A K, GUNAL E S, et al. A survey on ECG analysis[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2018, 43: 216-235.
- [2] HASSANI K, BAJELANI K, NAVIDBAKHSH M, et al. Heart sound segmentation based on homomorphic filtering[J]. Perfusion, 2014, 29(4): 351-359.
- [3] SPRINGER D B, TARASSENKO L, CLIFFORD G D. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2016, 63(4): 822-832.
- [4] WANG X Y, LIU C Y, LI Y W. Temporal-Framing Adaptive Network for Heart Sound Segmentation without Prior Knowledge of State Duration[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020: 650-663.
- [5] THARINDU F, HOUMAN G, SIMON D. Heart Sound Segmentation Using Bidirectional LSTMs With Attention[J]. Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 24(6): 1601-1609.
- [6] ALONSO ARÉVALO MIGUEL A, ALEJANDRO C. Robust heart sound segmentation based on spectral change detection and genetic algorithms[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 63: 102208.
- [7] MOUKADEM A, DIETERLEN A. A robust heart sounds segmentation module based on S-transform[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2013, 8(3): 229-332.
- [8] RIEKE A D, POVINELLI R J, JOHNSON M T. Automatic segmentation of heart sound signals using hidden Markov models[C]// Computer in Cardiology. Lyon, France: IEEE, 2005: 953-956.
- [9] LIU C Y, SPRINGER D, CLIFFORD G D. Performance of an open-source heart sound segmentation algorithm on eight independent databases[J]. Physiological Measurement, 2017, 38(3):

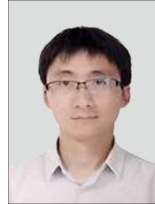
1730-1745.

- [10] ZHOU S, ZHU D, WU X M, et al. Heart sound envelope extraction algorithm and application based on wavelet transform[J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2011, 15(30): 5615-5619.
- [11] JAMAL N, IBRAHIM N, SHA' ABANI M. Automated Heart Sound Signal Segmentation and Identification using Abrupt Changes and Peak Finding Detection [J]. Procedia Computer Science, 2021, 179: 260-267.
- [12] LI J, LI X Y. HHT-based heart sound segmentation and medical index extraction[J]. Control Engineering of China, 2015, 22(1): 22-35.
- [13] ZENG J Y, HE P Y, PAN F. Research on heart sound segmentation algorithm based on adaptive threshold[J]. Sichuan University(Natural Science Edition), 2019, 56(5): 867-874.
- [14] LIU C, SPRINGER D, LI Q, et al. An open access database for the evaluation of heart sound algorithms[J]. Physiological Measurement, 2016, 37(12): 2181-2213.

- [15] WANG X, LIU C, LI Y, et al. Temporal-Framing Adaptive Network for Heart Sound Semengttation without Prior Knowledge of State Duration[J]. Biomedical Engineering, 2020, 68(2): 650-663.



ZHANG Xin, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include heart sound signal processing and so on.



YANG Hong-bo, born in 1985, deputy chief physician, Ph. D candidate. His main research interests include clinical diagnosis, treatment and research of cardiovascular diseases.