

基于高阶香农熵的心音分段算法

王新沛,刘常春,李远洋,孙处然

(山东大学 控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘要:针对心音分段中存在的分段结果容易受心杂音干扰的问题,改进了基于香农能量的心音分段算法。先用小波变换对心音信号进行预处理,消除环境噪声和低频杂音的影响,再计算信号的高阶香农熵,并以此作为信号包络,抑制低频杂音的干扰,最后根据生理知识对包络进行分段,确定分段边界。利用本算法对包含正常和异常心音的实验数据进行分段,正确分段率达96%以上。

关键词:信息处理技术;心音分段;香农熵;心杂音;小波变换

中图分类号: TN911 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2010)05-1433-05

Heart sound segmentation algorithm based on high-order Shannon entropy

WANG Xin-pei, LIU Chang-chun, LI Yuan-yang, SUN Chu-ran

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji nan 250061, China)

Abstract: The algorithm based on Shannon energy is improved for robust segmentation of heart sound with murmurs. First, the heart sound signal is preprocessed by wavelet to eliminate background noises and high-frequency murmurs. Then, the high-order Shannon entropy of signal is calculated as envelope to overcome the interference of low-frequency murmurs. Finally, the envelope is segmented into four parts: the first heart sound, the systolic period, the second heart sound, and the diastolic period according to physiology knowledge; and the accurate boundaries of the segmentation are detected. The algorithm was tested using normal and abnormal clinical data. The results show that the correct ratio of the algorithm is over 96%.

Key words information processing; heart sound segmentation; Shannon entropy; heart murmur; wavelet transform

心音是心脏及大血管机械运动状况的反映,在一些心血管疾病尚未发展到足以产生病理形态学改变及临床症状以前,心音中出现的杂音和畸变已经预示着疾病的发生^[1]。通过对其进行分析可以实现疾病的早期诊断和干预。作为心音分析的基础,心音分段算法的研究受到众多学者的关

注。林勇等^[2]利用希尔伯特-黄变换(HHT)提取心音包络,基于心音包络进行分段。这种方法对窄带载波信号的包络提取很有用,但希尔伯特变换将心音信号的高次谐波也一同提取出来,从而产生不光滑的毛刺,影响后续的信号分析和处理。Liang等^[3]提出了归一化平均香农能量的分段算

收稿日期:2009-05-05.

基金项目:“863”国家高技术研究发展计划项目(2006AA02Z4D9).

作者简介:王新沛(1982-),女,博士研究生.研究方向:生物医学测量及仪器. E-mail: wangxinpei@mail.sdu.edu.cn

通信作者:刘常春(1959-),男,教授,博士生导师.研究方向:生物医学信号处理. E-mail: changchunliu@sdu.edu.cn

法(NASA),相对于希尔伯特变换提取的心音包络,利用归一化平均香农能量提取的心音包络更平滑,但是算法对心杂音敏感,容易造成误分段。Kumar等^[4]提出了基于小波变换和神经网络的心音分段算法,由于神经网络以医学知识作为分析基础,并具有自适应特性,使分段正确率明显提高。但是由于频域分析计算复杂,且神经网络的运算量较大,使得计算时间延长,不适用于实时分析场合。

针对心音自动分段算法存在的问题,本文以包络法为基础,比较了不同阶次的香农熵对心音分段结果的影响,提出了用高阶香农熵代替香农能量的心音分段算法。实验结果验证了算法的有效性。

1 心音分段算法

正常心音有4个主要成分,依时间顺序分别命名为第一心音S1、第二心音S2、第三心音S3和第四心音S4^[5]。由于S3和S4都出现在舒张期,所以本文将一个心动周期的心音信号按时序分为第一心音S1、收缩期心音Ss、第二心音S2和舒张期心音Sd。首先,对心音信号进行预处理,去除噪声,保留心音主要成分所在频段的信号;然后,计算信号的归一化平均高阶香农熵,以此作为心音包络;最后,以一定的分段策略对包络进行分段确定S1、Ss、S2和Sd的时限。相应仿真实验在Windows XP平台的MATLAB7.0环境下完成。

1.1 心音数据

实验中使用的的心音数据一部分来自于开放的心音数据库(www.qdheart.com),其中有包括主动脉瓣狭窄、二尖瓣狭窄、心音分裂、奔马率等常见病症的异常心音42例;另一部分来自于自主开发的生理信号采集系统,采样频率为1600 Hz,采集部位为心尖部和心底部,信号长度60 s。与心音信号同步记录的还有心电信号和颈动脉脉搏信号。

1.2 心音信号的预处理

预处理的目的一方面是消除由呼吸、身体移动及其他环境因素引起的噪声和低频杂音的影响,另一方面是要选择S1和S2能量相对集中的频段。

研究发现,S1的频率成分主要集中在50~150 Hz,而S2的频率成分主要集中在50~200 Hz,250~300 Hz出现第二个小峰值^[6]。

为了满足上述两方面的要求,作者选择既能有效去除噪声又能保持信号的局部奇异性的小波变换对心音信号作预处理^[7-8]。用时间局部性好、能量集中度高的db6小波对信号作5层小波分解,选取d3(100~200 Hz)、d4(50~100 Hz)和d5(25~50 Hz)重构信号。原始心音信号和预处理后信号如图1所示。从图中可以看出,预处理后信号很好地保留了原始信号的主要成分,同时对环境噪声和高频心杂音的去除效果明显。

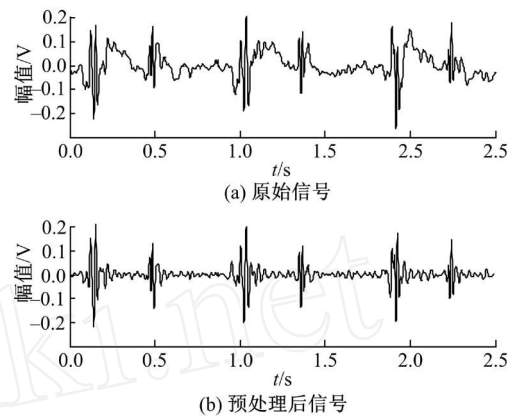


图1 原始心音信号和预处理后信号

Fig.1 Original heart sound signal and preprocessed signal

1.3 心音包络的提取

心音信号包络的提取是通过计算归一化平均高阶香农熵的方法实现的。首先,对归一化后的信号分段,每32点为一段,重叠16点,计算各段的平均高阶香农熵。第 k 段信号的平均高阶香农熵定义为

$$E_{hs}\left(\begin{matrix} k \\ n \end{matrix}\right) = -\frac{1}{N_{i=L_k+1}^{L_k+N}} \sum_{i=L_k+1}^{L_k+N} |x(i)|^n \log |x(i)|^n \quad (1)$$

$$L_k = \left[\begin{matrix} n \\ k-1 \end{matrix} \right] \times (N-M) \quad (2)$$

式中: x 为归一化后的信号幅值; N 为每段信号的采样点数; M 为重叠的采样点数; n 为高阶香农熵的阶次。

以分段作为时间变量,则由式(1)中的 $E_{hs}\left(\begin{matrix} k \\ n \end{matrix}\right)$ 可得到序列 $\{E_{hs}(k)\}$ 。不难看出,当 $n=1$ 时,公式右侧为信号的平均香农熵;当 $n=2$ 时,公式右侧为信号的平均香农能量。分段 k 与时间 t 存在如下的关系

$$t = \left[\left[\begin{matrix} n \\ k-1 \end{matrix} \right] (N-M) + \frac{N}{2} \right] / f_s \quad (3)$$

式中: f_s 为采样率。

为了使包络与信号在时间轴上对应,根据式(3)将序列 $\{E_{hs}(k)\}$ 变为序列 $\{E_{hs}(t)\}$ 。然后,计算整个心音信号的归一化平均高阶香农熵为

$$P_{ha}(t) = \frac{E_{hs}(t) - M(E_{hs}(t))}{S(E_{hs}(t))} \tag{4}$$

式中: $M(E_{hs}(t))$ 为 $\{E_{hs}(t)\}$ 的平均值; $S(E_{hs}(t))$ 为 $\{E_{hs}(t)\}$ 的标准差。以归一化平均高阶香农熵作为心音信号的包络。

虽然预处理可以去除大部分的心杂音,但由于部分低频心杂音与 S1、S2 的频谱有重叠^[5],所以只靠预处理不可能完全去除这部分杂音。然而,这部分心杂音的强度明显低于 S1 和 S2。已有的归一化平均香农能量法^[3]曾试图利用香农能量具有对低强度信号的削弱作用大于高强度信号的特点,去除低频杂音的影响,但由于香农能量的主要作用是加强中等强度信号的比重,在对低强度信号和高强度信号的削弱上差别并不明显,所以该方法仍然对心杂音敏感,造成心音边界模糊。

研究发现,式(1)中 n 的取值越大,高阶香农熵对低强度信号的削弱作用相比高强度信号越明显。虽然 n 越大对杂音的削弱效果越好,但在削弱杂音的同时也削弱了强度较低的 S2(当信号采集部位为心尖部时),而且过高的阶次必然会影响计算效率。因此,本文取 $n = 3$ 时的高阶香农熵作为信号包络。 n 取不同值时对应的信号包络如图 2 所示。从图中可以看出, n 取值越大,包络越平滑,但同时 S2 的包络幅值也越小,尤其图 2(c)中箭头所指的 S2 包络已无法识别。从包络的平

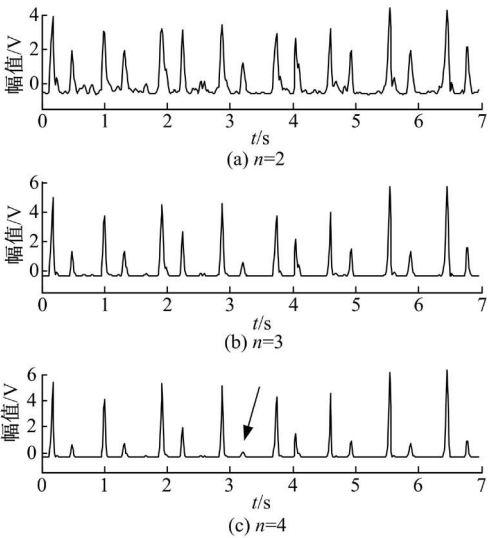


图 2 n 取不同值时对应的心音包络

Fig. 2 Envelope of heart sound with various n

滑程度和可识别性两方面考虑, $n = 3$ 时信号包络的效果最好。

1.4 心音包络的分段

通过上面两步处理可以得到平滑的心音包络,包络峰值基本上反映了 S1 和 S2 的位置。为了确定 S1、Ss、S2 和 Sd 的边界,设置双阈值搜索 S1 和 S2 的起止点,进而构造 S1 和 S2 的时间门,实现包络分段。分段过程和结果如图 3 所示。

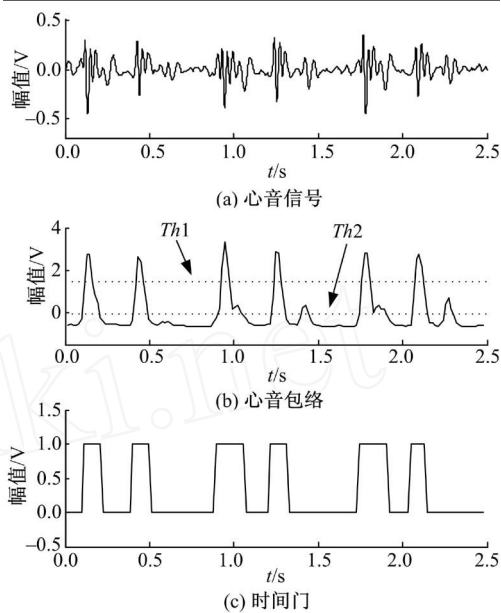


图 3 心音包络分段和时间门

Fig. 3 Segmentation of envelope and time gate

(1) 根据包络幅值设置 2 个软阈值,大阈值 $Th1$ 和小阈值 $Th2$, 其中 $Th1$ 用于抑制噪声和杂音对搜索边界的影响, $Th2$ 用于确定 S1 和 S2 的起止点。

(2) 对幅值大于 $Th1$ 的包络段,以 $Th1$ 为基准向前搜索,直到幅值小于 $Th2$,此时的点为 S1 或 S2 的起点。

(3) 对幅值大于 $Th1$ 的包络段,以 $Th1$ 为基准向后搜索,直到幅值小于 $Th2$,此时的点为 S1 或 S2 的终点。

(4) 将起点到终点之间置 1,终点到下一起点之间置 0,构造 S1 和 S2 的时间门,使分段结果更直观。

可以看出,利用双阈值法对如图 3(a) 所示的含有 S3 的心音信号进行分段可以很好地去除 S3 对分段结果的干扰。

1.5 心音段的识别

由于心音信号的复杂性,只依靠阈值进行分

段的结果可能存在偏差。一方面,当出现心音分裂时,分段将出现伪迹;另一方面,对于强度过低的心音成分可能会出现漏检。为了消除这些影响,需要在识别心音段之前先合并和去除多余的时间门,找回丢失的时间门。识别过程和结果如图4和图5所示。

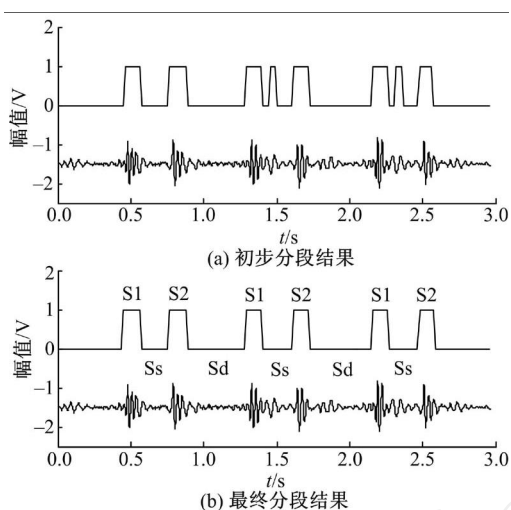


图4 存在多余时间门的心音段识别

Fig.4 Segmentation identification of heart sound with extra time gate

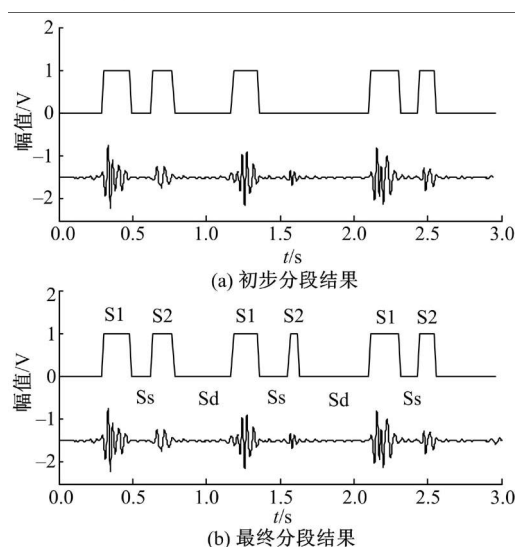


图5 存在丢失时间门的心音段识别

Fig.5 Segmentation identification of heart sound with lost time gate

(1) 计算所有相邻时间门之间的间隔,根据间隔的均值和方差设置间隔的上限 $Lim1$ 和下限 $Lim2$ 。

(2) 比较相邻两时间门之间的间隔,若间隔小于 $Lim2$ 且小于 50 ms (心音正常分裂的最大间隔)^[5],则认为是心音分裂,将它们合并。

(3) 若间隔小于 $Lim2$, 而大于 50 ms,则认为是心杂音,去除后一个。

(4) 若间隔大于 $Lim1$, 则认为存在丢失的时间门,根据前一心动周期中时间门的相对位置确定丢失时间门的参考位置,在包络图中参考位置的邻域内重新搜索起止点,构造时间门。

(5) 根据生理准则识别心音段,由于相邻两时间门的最长间隔为舒张期(从 $S2$ 的结束到 $S1$ 的开始)^[3],所以只要找到最长的间隔,将开始处和结束处的时间门分别标记为 $S2$ 和 $S1$,再以此为基础分别向前、向后搜索时间门就能依次识别出 $S1$ 和 $S2$,进而识别出 Ss 和 Sd ($S1$ 到 $S2$ 之间为 Ss , $S2$ 到下一 $S1$ 之间为 Sd)。

至此,对心音的分段结束,分段结果如图4(b)和图5(b)所示。从图中可以看出, $S1$ 和 $S2$ 的主要成分都集中在时间门的范围内,因此可以由时间门得到各心音段的时限。

2 实验结果与分析

为了验证算法的可行性,以同步采集的心电信号和颈动脉脉搏信号作为判别标准,利用本文算法对采集的 20 例正常心音共计 1384 个心动周期进行自动分段,正确分段率达到 98%。对其中 1 例的分段结果如图 6 所示,图中用虚线标出了时间门的边界。从图中可以看出, $S1$ 位于心电 R 波之后且在颈动脉脉搏上升之前, $S2$ 位于心电 T 波终止处且在颈动脉脉搏切迹之前,完全符合生理上对 $S1$ 和 $S2$ 出现时刻的描述^[5]。从图中还可以看出, $S1$ 和 $S2$ 的主要成分都包含在时间门的边界范围内。

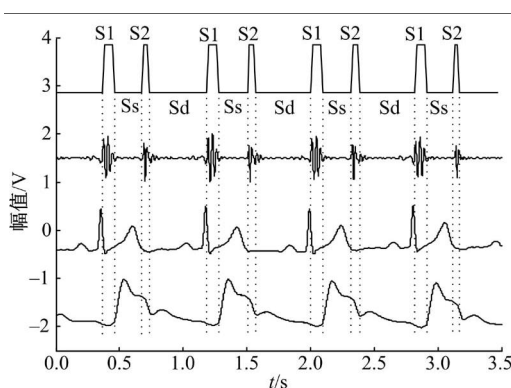


图6 心音分段结果举例

Fig.6 An example of segmentation results

采用本文算法、NASA 算法^[3]和 HHT 算法^[2]分别对 62 例心音信号(正常心音 20 例,异常

心音 42 例) 共计 2115 个心动周期进行了自动分段,结果如表 1 所示。从表中可以看出,本文算法的正确分段率明显高于另外两种算法。图 7 给出了三种算法计算出的包络,比较包络不难看出,正确分段率的提高得益于算法对噪声和杂音的有效抑制。进一步分析表明,导致本文算法分段错误的原因多是由于心音的异常宽分裂或者持续的高强度杂音,而一般的收缩期杂音或舒张期杂音对分段效果基本没有影响。

表 1 分段结果统计

统计 项目	正常心音			全部心音		
	本文	NASA	HHT	本文	NASA	HHT
	算法	算法	算法	算法	算法	算法
数据总数	1384	1384	1384	2115	2115	2115
正确分段数	1358	1332	1314	2047	1928	1917
正确率/ %	98.1	96.2	94.9	96.8	91.2	90.6

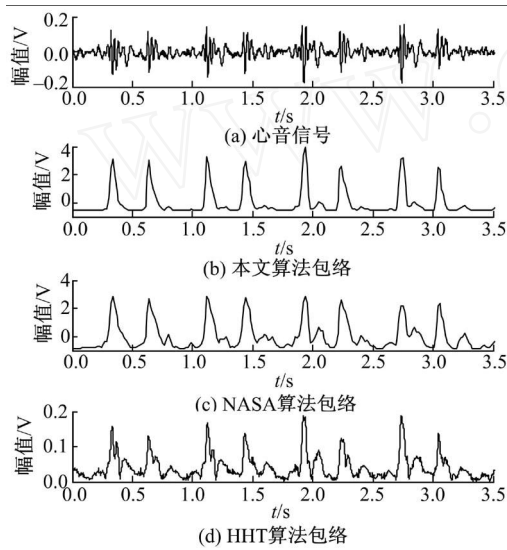


图 7 三种算法的包络

Fig. 7 Envelopes of three algorithms

3 结束语

基于高阶香农熵的心音分段算法保留继承了能量法在包络提取方面的优势,而且针对能量法存在对心杂音敏感、容易造成误分段的问题,从预处理和包络提取两方面进行了改进,从而提高了算法对含有心杂音信号的正确分段率。此外,根据构造的 S1 和 S2 的时间门还能准确地定位分段边界。利用本文算法对包含正常和异常心音的实

验数据进行分段,正确分段率达 96 % 以上,其中对正常心音的正确分段率达到 98 %,明显优于 NASA 和 HHT 算法。尽管本文算法提高了对含有心杂音信号的正确分段率,但对包含异常宽分裂和持续高强度心杂音信号的分段效果不理想。如何对上述心音信号正确分段将是下一步要研究的内容。

参考文献:

[1] Rangayyan R M,Lehner R J. Phonocardiogram signal analysis:a review [J]. Critical Reviews in Bio-medical Engineering,1987,15(3):211-236.

[2] 林勇,许晓飞. 基于经验模式分解的心音自动分段算法[J]. 中国生物医学工程学报,2008,27(4):485-489.

Lin Yong, Xu Xiao-fei. Segmentation algorithm of heart sounds based on empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008,27(4):485-489.

[3] Liang H,Lukkarinen S,Hartimo I. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelope[J]. Computers in Cardiology,1997,24:105-108.

[4] Kumar D,Carvalho P,Antunes M,et al. A new algorithm for detection of s1 and s2 heart sounds[C] Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Acoustic and Speech, Toulouse, France, 2006.

[5] 徐成斌. 心音图学[M]. 北京: 科学出版社,1982.

[6] Abdelghani D,Fethi B R. Short-time fourier transform analysis of the phonocardiogram signal[C] Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Electronics and Circuits Systems,Jounieh, Lebanon,2000.

[7] Messer S R,Agzarian J,Abbott D. Optimal wavelet denoising of phonocardiograms[J]. Microelectronics Journal, 2001, 32(2):931-941.

[8] 陈海花,曲天书,王树勋. 基于小波变换的语音信号基音频率检测法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2002,32(2):68-72.

Chen Hai-hua,Qu Tian-shu,Wang Shu-xun. Speech signal fundamental frequency detection based on wavelet transform [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition),2002,32(2):68-72.