

心音处理软件功能设计与算法实现

董 梁¹, 徐清振², 毛明志³

- (1. 华南师范大学 数据科学与工程学院, 广东 汕尾 516600;
2. 华南师范大学 计算机学院, 广东 广州 510631;
3. 中山大学 软件工程学院, 广东 珠海 519082)

摘要: 基于心音图作出诊断是对临床听诊技术的一个有益补充, 但已有心音图处理软件的功能主要集中在降噪、波形编辑和回放上, 一般不作为诊断依据。HeartScreen软件的主要功能则是对心音进行自动化标注, 并提取多种特征为医生提供辅助诊断信息。软件首先根据同步录制的心电信号分割出单独的心动周期, 并定位主要心音起始点, 再根据信号包络图定位心音终止点, 最后对同类心音信号进行积累以提高信噪比。实验选取了5段心音信号, 分别使用自动算法和人工方法判定心音终止时刻, 两者的平均差异为2.7 ms, 标准差为9.1 ms, 软件生成的特征心音图也可作为临床诊断依据。该软件可满足心内科医生对心音图处理的要求, 算法所标注的心音位置也与人工结果一致, 因此在心内科辅助诊断领域有着较好的应用前景。

关键词: 心音处理; 心电图; 同态滤波; 计算机辅助诊断; 心脏瓣膜疾病

DOI: 10.11907/rjdk.241427

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)010-0141-08

扫描二维码阅读全文:



The Function Design and Algorithm Implementation for Heart Sound Processing Software

DONG Liang¹, XU Qingzhen², MAO Mingzhi³

- (1. School of Data Science and Engineering, South China Normal University, Shanwei 516600, China;
2. School of Computer, South China Normal University, Guangzhou 510631, China;
3. School of Software Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China)

Abstract: The application of phonocardiogram (PCG) for diagnosis complements the traditional means of auscultation. Most commercialized PCG processing software, however, is of limited medical significance because they mainly focus on noise reduction, waveform editing and playback. The HeartScreen software is aiming at automatic heart sound annotation and feature extraction so as to provide more useful diagnostic information to doctors. Cardiac cycles are partitioned out of the simultaneously recorded ECG with the proposed software and the onset points of main heart sounds are located. The offset points of the sounds are then determined using the envelopogram of the phonocardiogram. Moreover, the isolated cardiac cycles of the same class are summed up to improve signal-to-noise ratio. Five phonocardiogram sequences are used in the experiment, which are processed with both the proposed method and manual operation to locate the offset points of the constitute heart sounds. The average difference between the two approaches is 2.7ms and the standard deviation is 9.1ms. Besides, the typical phonocardiograms generated by the software are accepted by cardiologist as medical proofs for diagnosis. The functions of the software satisfy the needs of cardiologist. The annotations of the positions of the heart sounds made by the proposed method show conformity with manual results. As a result, the software holds the promise of being used in a wider range in computer-assisted diagnosis.

Key Words: heart sound processing; electrocardiogram; homomorphic filtering; computer-assisted diagnosis; valvular cardio disease

收稿日期: 2024-05-06

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC1106804); 广东省自然科学基金项目(2024A151010255); 广东省联合培养研究生示范基地项目(202432); 华南师范大学“本科教育教学数字化转型”校级专项教改项目(教学2023-71-027)

作者简介: 董梁(1975-), 男, 博士, 华南师范大学数据科学与工程学院高级工程师, 研究方向为信号处理、模式识别; 徐清振(1979-), 男, 博士, CCF高级会员, 华南师范大学计算机学院教授、博士生导师, 研究方向为大数据、人工智能; 毛明志(1966-), 男, 博士, CCF杰出会员, 中山大学软件工程学院副教授、硕士生导师, 研究方向为软件工程、人工智能、计算机教育等。本文通讯作者: 毛明志。

0 引言

心脏是控制身体血液循环的中枢器官,在其运作过程中,可在体表监测到由心肌收缩压迫血液促其流动而产生的声音信号。在临床医学中,使用听诊器在心脏区域听诊即是基于此原理。心室、心房和瓣膜位置与结构如图1所示,其中右图为去除心房后的截面图。心音主要由心脏瓣膜关闭产生,心脏瓣膜包括二尖瓣、三尖瓣、主动脉瓣和肺动脉瓣。在心室收缩初期,二尖瓣和三尖瓣由打开状态变为闭合,由此产生的震动生成了第一心音S1;在心室收缩期结束、心房收缩期开始时,主动脉瓣和肺动脉瓣闭合,由此产生的震动生成了第二心音S2。此外,血液在心室、心房的快速充盈和流动也会产生心音信号。例如,心房收缩期间如果左心室迅速充盈产生震动,则会产生第三心音S3,出现时间紧随S2之后;在心脏舒张期,如果过多的血液注入左心室,会导致心脏壁震动,由此产生第四心音S4^[1]。心脏的某些先天性缺陷和器质性病变会导致以上心音出现异常或产生心脏杂音,与心音异常相关联的疾病包括瓣膜硬化、瓣膜狭窄、瓣膜关闭不全、血液回流、动脉偏狭等^[2]。

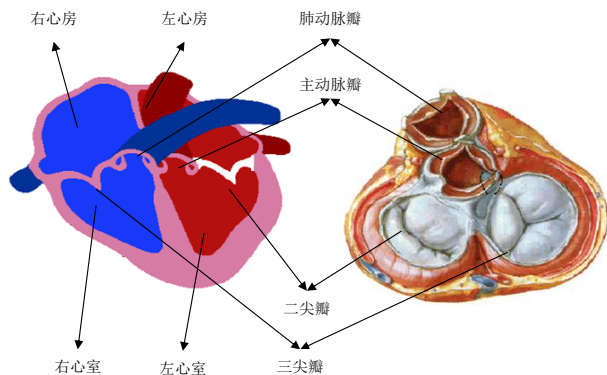


Fig. 1 Location and structure of ventricle, atrium and valve
图1 心室、心房和瓣膜位置与结构

心音异常通常是由医生在听诊中发现并作出初步诊断。心脏听诊是非常传统的一项体检项目,也是内科医生的一项基本技能。在临床实践中,医生使用听诊器在不同的区域听诊,判断心音是否正常、感知心音发声源头,辨识异常心音并判断是否与某类心血管疾病相关联。该过程与医生的能力和经验关系密切,只有经过长期训练的心内科医生才能作出准确诊断。此外,某些异常心音只在特定条件下才可被观测到,例如当心率较快或较慢时。临床听诊时间往往只有几分钟,在此期间内可能不具备触发异常心音的条件,从而导致某些症状被忽略。为解决此问题,长时间的连续心音可通过电子设备记录为心音图(phonocardiogram, PCG),此后以离线方式进行处理。这种新的医疗数据处理方式为软件开发提供了新方向,如果软件采用

自动化流程对PCG进行标注、分析与识别,即可为医生提供有价值的辅助诊断信息,提升心血管疾病患者筛查和诊断效率。

1 相关工作

用于记录心音并生成PCG的电子设备包括电子听诊器和具有较强低频声学信号采集功能的传感器,具有代表性的电子听诊器包括3M公司的3M Littmann医用电子听诊器、Cardionics公司的E-Scope系列电子听诊器、AMD公司的交互式听诊器等。国内品牌包括广东汉泓医疗科技有限公司的MD系列和DS系列医用电子听诊器、云听医疗科技有限公司的ChildCare系列电子听诊器等。心音信号的典型频率在40~100 Hz之间,处于很低的声学频段,普通麦克风较难采集如此低频的信号,而对于惯性传感器,如加速度传感器,这一频段又偏高。体积小且适合心音采集的传感器主要包括压电薄膜传感器,代表性产品有美国泰科电子公司(TE Connectivity)的多款压电薄膜传感器、合肥华科电子技术研究所的HKY系列心音传感器^[3]等。

除信号采集端外,心音信号处理软件对于自动化心音处理领域的发展也起到了极大的推动作用,但目前此类软件产品的商业化程度不高,往往作为电子听诊器的配套工具捆绑销售。已有软件主要以心音为处理对象,可以录制、存储、回放心音,计算心率、统计心动周期次数等。功能较强的软件可以对波形进行处理,如滤除噪音、判断心音类型等。在2022年获FDA认证的Eko devices配套软件中采用了PCG结合ECG(electrocardiograph)的综合处理方式,可以判断是否出现心动过速、过缓以及房颤的情况^[4]。

在学术领域,学者们很早就开展了心音处理方面的研究。从20世纪50年代起,即有学者尝试对打印输出的PCG波形进行模板比对或简单计算,以判断心脏的先天性缺陷或瓣膜类疾病^[5-7]。随着计算机的出现,在20世纪70年代有学者提出使用计算机分析心音的功率谱特征和包络特征,判断出现动脉硬化的可能性^[8-9]。此后的发展更为迅速,多种方法被用来处理PCG波形、提取波形特征并与某种疾病类型相关联。心音信号作为一种特殊的听觉可感知的信号,很多语音识别领域的成熟算法可直接移植到PCG的分析与处理上。例如,短时傅立叶变换、线性预测编码(Linear Predictive Coding, LPC)或Mel频率倒谱系数(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients, MFCC)等都可用于心音的特征提取^[10]。小波变换在特征提取方面的应用更为成功,作为时频域分析的数学模型,不同的小波基一般用于对PCG进行前端处理,所得到的不同分辨率的小波系数既可以用于抑制噪声,又可以当作心音特征值供后续处理。文献[11]提出一个基本的应用框架,通过小波分解与重构的方法得到PCG的时频特性,凸显主要心音与其他心音段、非心音段的差别。在此基础上可采用门限检测的

方法分割不同心音段,并对不同心音的小波系数进行识别。在文献[12]的实验中,采用该方法对主要心音的识别精度可达86.6%。小波变换结合其他PCG特征,如能量谱等,可进一步对多种异常心音进行判别^[13-14]。此外,小波变换在心脏瓣膜类疾病、心脏杂音的识别检测上也取得了优异的实验结果^[15-16]。

PCG是具有明确周期性的信号,在每一个心动周期里,第一心音、第二心音按规律出现,心脏杂音出现的时段也较为固定。根据这些先验知识,概率模型在心音分割和提取上可以发挥很大作用,普通的概率模型已经可以对第一心音、第二心音进行比较准确的识别^[17]。隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)作为在语音识别领域取得成功的数学框架,也被广泛应用于PCG的处理中。文献[18]将HMM用于11种心脏疾病中330个心音数据的识别,实验结果的准确率高于97%;文献[19]将HMM结合MFCC谱对不同类型的心脏杂音进行识别,并取得了较好效果;文献[20]将状态持续时间相关的HMM用于PCG上各心音的分割,该模型在语音识别中经常使用,在PCG处理方面同样发挥了价值;文献[21]将HMM的扩展形式——隐半马尔可夫模型(Hidden Semi Markov Model, HSMM)用于112名患者PCG的分割,分割结果的灵敏度和特异度调和平均值高达95%以上。此外,谱估计、支持向量机、神经网络等方法也成功应用于PCG信号处理^[22-23]。

在2016年和2022年,PhysioNet分别举办了心音识别竞赛^[24]和心脏杂音检测竞赛^[25]。参赛者大量使用大数据模型、卷积神经网络、深度学习等方法对PhysioNet公开心音数据库中的PCG进行分析和处理。部分获奖方法对心音分割和识别的效果可以与专业医生相媲美,表明了新的数学模型在心音处理方面的巨大潜力^[26-29]。

本文从工程角度探讨心音处理的实现方法,主要使用了一些小规模计算的传统算法,并在一款PCG处理软件上进行实现。软件的目的在于给出明确的诊断结论,而是输出可供内科医生使用的中间结果,以协助其分析和诊断。在软件处理流程和算法设计上减少了对训练数据的依赖,并且提升了运行效率。

2 软件整体流程

本文采用的PCG处理软件为HeartScreen,软件在普通台式机上运行,在信号采集端使用如图2所示的3个吸附式电极获取被测者的心电和心音信号。电极中间安装有压电薄膜传感器,顶部为橡胶吸球。挤压吸球可使电极吸附于体表,同时电极腔体的真空导致压电薄膜传感器与皮肤贴紧。

信号采集点为图3所示的3个位置:①主动脉听诊区域;②肺动脉听诊区域;③二尖瓣听诊区域。固定吸附式



Fig. 2 Vacuum electrodes for acquiring heart sound signal and ECG simultaneously

图2 用于同步采集心音与心电信号的吸附式电极

电极后,电极导线与一个多路信号收集器相连接,信号收集器采集3路心音信号,量化后生成PCG传输给HeartScreen软件。同时,信号收集器同步采样电极3和电极1的电位差,生成参考ECG传输给HeartScreen软件。需要说明的是,电极3和电极1的电位差不是标准的导联心电图,但其波形的起始点与第二导联ECG有很强的一致性,可作为心音信号的定位参考^[30]。

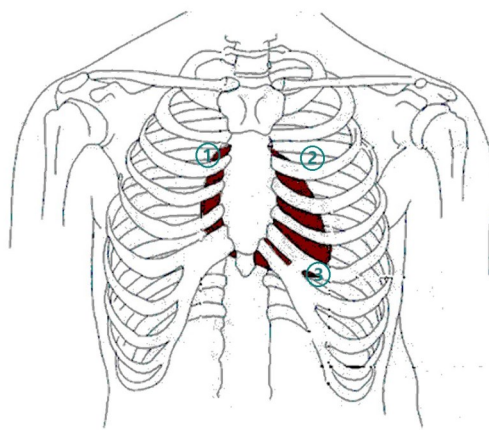


Fig. 3 The placement of vacuum electrode

图3 吸附式电极的固定位置

HeartScreen软件通过USB口与多路信号收集器相连接,读取一路ECG和三路PCG信号,以可视化方式同步显示于主页面,如图4所示。

在以上三路PCG信号中,在二尖瓣听诊区域收集的心音具有最大的第一心音幅度,更适合进行处理。在软件后续流程中将综合处理ECG和第三路PCG信号,对PCG上的主要心音波形进行标注,并输出特征心音波形。

3 心音信号处理流程

PCG在录制过程容易受到多种噪声影响,噪声来源包括:①呼吸声;②外部噪声如说话声、环境噪音、皮肤和衣物的摩擦声等;③其他脏器的鸣音;④心音在胸腔内多次反射,反射后的心音也成为噪音累加在有效心音上。从图4也可看出原始PCG上有大量毛刺,信噪比较低,有效心音信号的边缘与噪音混杂在一起无法区分。相比之下,ECG

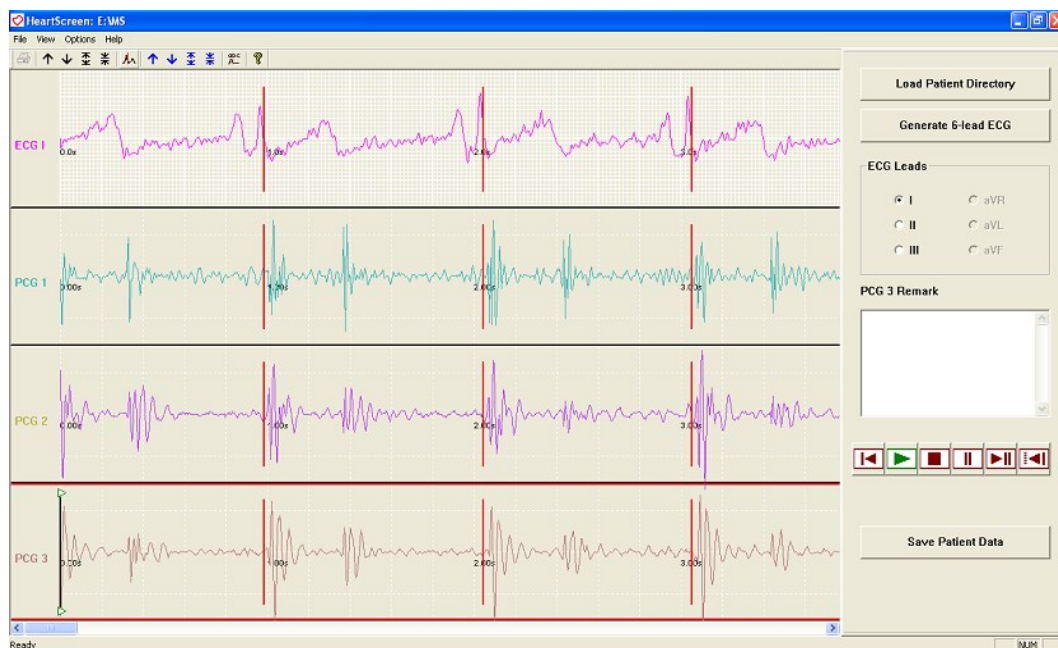


Fig. 4 One channel of ECG and three channels of PCG are displayed synchronously in the main page

图4 软件主页面同步显示一路ECG波形与三路PCG波形

虽然也被噪音污染,但其有效波形频率集中在低频段,整体波形基线清晰,可采用低通滤波方法提升信噪比。

从心脏的运作机理可知,ECG与PCG之间在时序上具有严格的一致性。首先,ECG上的一个心动周期对应PCG上的一个心动周期,在ECG获取的心动周期分割点可映射到PCG上作为分割点,从而把一个独立心动周期的心音抽取出来;其次,ECG上某些波形的特征点与PCG上主要心音的特征点具有对应关系。图5给出一段较为理想的ECG和PCG片段,其中S波结束点(S-offset)与PCG上的S1起始点时间相同,T波结束点(T-offset)与PCG上的S2起始点时间相同。因此,只需搜索到ECG以上的两个特征点,便可对PCG上的S1、S2心音进行定位。

3.1 S1、S2起始点检测

根据以上ECG和PCG的波形特征点对应关系,软件中

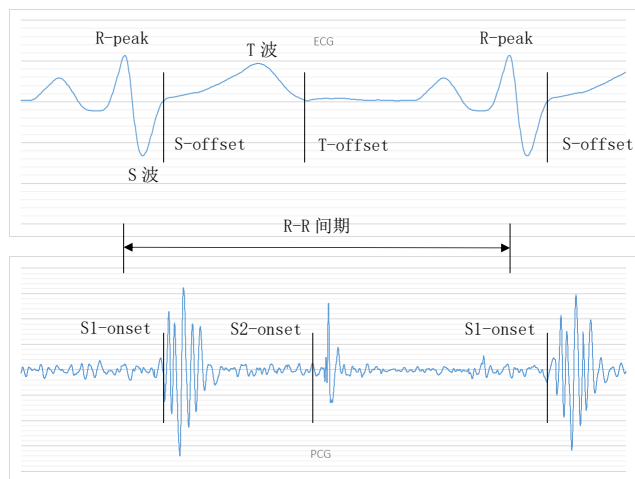


Fig. 5 The relationship between the feature points on ECG and PCG and major waves on ECG

图5 ECG与PCG波形特征点对应关系及主要ECG波形

首先使用经典的Pan-Tompkins算法检测ECG的R波峰值^[31]。具体步骤如下:

(1)吸附式电极采集到的ECG信号受噪声影响较为严重,如图4所示。首先使用Butterworth带通滤波器对原始ECG进行滤波,得到去除大部分噪声的ECG。软件中滤波器带宽设定为[20, 200 Hz]。

(2)对ECG波形进行差分运算,因R波有较大的斜率,差分后可增强R波的强度,削弱较缓波形的强度,同时去除基线漂移。

(3)对信号取平方,进一步提升R波的峰值。

(4)使用平均滤波器对波形进行平滑处理,减少噪音干扰。

(5)从开始的一段ECG信号幅值峰值(局部最大值)中确定R波峰值(R-peak),据此设定滤波门限。软件中的门限设定为 $0.8 \times R\text{-peak}$ 。

(6)用所得门限对后续ECG波形进行检波,定位R波峰值,并根据新峰值调整门限,以更好地适用后续波形。

检测到R波峰值(R-peak)后,相邻R-peak之间的间隔(R-R间期)即为一个完整的心动周期。将R-peak映射至PCG后,可得到一个心动周期内的心音波形。

S波终止点(S-offset)和T波终止点(T-offset)对应如图5所示的波形拐点,且在一个心动周期内出现的位置有一定规律。根据ECG的以上特征,软件采用以下步骤定位S1和S2的起始点:首先,使用通带较窄的低通滤波器压制噪声,生成类似于图5的平滑的心电波形;其次,对平滑后的心电波形作一阶差分;再次,根据R-peak的位置和R-R间期确定搜索区间,在此区间内搜索差分图,得到斜率突变点,此即为S-offset和T-offset。将这些时间点映射到PCG后,得到PCG上的S1起始点(S1-onset)和S2起始点

(S2-onset)。

3.2 S1、S2持续时间检测

S1 和 S2 的终止时间无法通过 ECG 获取,这是因为心音持续时间主要与心脏瓣膜的物理特性有关。其中,瓣膜硬化程度与开闭程度、血流速度和流动方向是主要影响因素,而 ECG 反映心肌的电生理特征,在心音起始处有对应波形特征点,但在心音结束时刻没有对应波形特征点。已知原始 PCG(见图 6)带有大量毛刺,较难判定波形结束点。比较合理的方式是获取 PCG 的包络图,通过包络图的波形变化规律定位 S1、S2 的终止点。波形包络图的计算方法有很多,包括低通滤波、希尔伯特转换(Hilbert Transform)、同态滤波(Homomorphic Filtering)等^[32]。本文软件中使用了同态滤波方法,具体如下:

假设 x^T 是长度为 T 的 PCG, $x(t)$ 为 x^T 在 t 时刻的采样值, x^T 可以表示为一个包络信号 A^T 和一个频率调制信号 f^T 的乘积,即如果 $A(t)$ 、 $f(t)$ 分别为 A^T 和 f^T 在 t 时刻的值,则有式(1)所示的关系成立。

$$x(t) = A(t) \cdot f(t) \quad (1)$$

在实际处理中,可将 $f(t)$ 归一化为单位幅度, $x(t)$ 具有大于等于 0 的幅度。假设 t 时刻的相位值为 $\varphi(t)$, $f(t)$ 可表示为式(2)。

$$f(t) = \sin(\varphi(t)) \quad (2)$$

对式(1)构建对数函数:

$$y(t) = \begin{cases} \ln|x(t)| & \text{如果 } |x(t)| > 0 \\ \varepsilon & \text{如果 } |x(t)| = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, ε 是一个小正数。 $y(t)$ 可近似为式(4)。

$$y(t) \approx \ln[A(t)] + \ln|f(t)| \quad (4)$$

其中,包络对数部分 $\ln[A(t)]$ 是一个低频信号,频率对数部分 $\ln|f(t)|$ 是一个高频信号,经低通滤波器 L 滤波后可去除,如式(5)所示。

$$L[y(t)] \approx L[\ln(a(t))] + L[\ln|f(t)|] \approx \ln[a(t)] \quad (5)$$

式中, L 前缀表示低频滤波处理,软件中阻带频率设置为 40 ~ 60 Hz。滤波完毕后,对 $L[y(t)]$ 进行指数操作,并减 1 作归一化处理使基线趋近于 0,如式(6)所示。

$$o(t) = \exp(L[y(t)]) - 1 \quad (6)$$

式中, $o(t)$ 是 t 时刻包络值 $A(t)$ 的近似值,在不同采样时刻计算 $o(t)$ 的值,并构建序列 $o^T = (o(1), o(2), o(3) \cdots)$,此即为原始 PCG 信号 x^T 的包络图。图 6 显示了原始 PCG 和 PCG 包络图的对应关系,可见以上方法所获得的包络图平滑,且很好地反映了波形总体趋势。

PCG 包络图同时对噪声进行了很强的压制,在图 6 可清晰分辨出有声部分和无声部分,可根据这一规律计算 S1、S2 的持续时间。如图 7 所示,设置一个宽度为 τ 的浮动窗口,从 S1、S2 起始位置向后滑动。

假设当前窗口起始点为 t , $o^\tau(t) = (o_t, o_{t+1}, \cdots, o_{t+\tau-1})$ 表示在 $t-t+\tau$ 范围内的 PCG 包络图信号幅度,计算 $o^\tau(t)$ 的

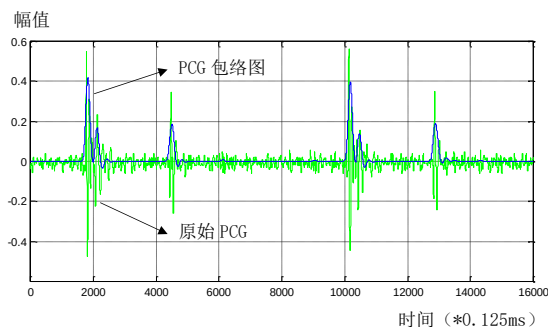


Fig. 6 The raw PCG waveform and the envelopgram extracted using homomorphic filtering

图 6 原始 PCG 与使用同态滤波得到的 PCG 包络图

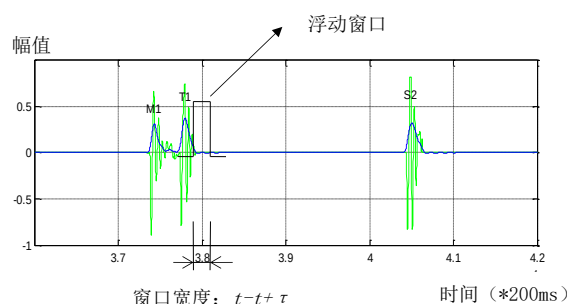


Fig. 7 Unvoiced segments of PCG envelopgram using a floating window search

图 7 使用浮动窗口搜索 PCG 包络图的无声段

绝对值幅度和 $S(o^\tau, t)$, 如式(7)所示。

$$S(o^\tau, t) = \sum_{n=t}^{t+\tau-1} |o^\tau(n)| \quad (7)$$

如 $S(o^\tau, t)$ 小于一个预设的门限, 比如 S_{th} , 则表示 $o^\tau(t)$ 是一个无声段, 否则 $o^\tau(t)$ 是一个有声段。窗口沿 S1、S2 起点滑动到第一个无声段所对应的时间 t 即为此心音的结束点。在实际的 PCG 波形中, 经常会出现心音分叉的情况, 如图 7 所示。因二尖瓣闭合和三尖瓣闭合不完全同步, S1 有时会分叉为 M1 (二尖瓣闭合) 和 T1 (三尖瓣闭合) 两部分, 因此窗口不能设得太窄。软件中设定窗口宽度 $\tau=60$ ms。

需要说明的是, 上述算法也可以用于对 S1、S2 起始点的检测, 但按此方法得到的包络图对信号和噪声都进行了很强的压制。在心音起始阶段如果信号强度较小, 在包络图上有可能检测不出来, 从而导致系统误差。因此, 在有 ECG 信号作为辅助的情况下, S1、S2 的起点由 ECG 进行标定。

3.3 特征 PCG 获取

不同心率下的 PCG 呈现非常不同的特征。例如, 当心率加快时, 心肌泵血频率增高, 血液流速提升, 在 PCG 上的表现是 S1 至 S2 的间隔明显变短, S1、S2 的幅值增大, 持续时间变长。但这一变化显然不是线性的, 且因人而异。此外, 某些心音只在特定的心率范围内出现, 如果在听诊时心率范围在此之外, 则这些异常心音有可能表现不明显或

被其他心音覆盖。例如,如果心率太高,某些心脏收缩期的杂音有可能被S1或S2遮蔽。如果心率太低,表征心衰症状或心房容量超负荷(ventricular volume overload)症状的第三心音S3表现则不明显,不容易在听诊过程中捕获。因此,在不同心率下为患者录制PCG可为医生提供更丰富、可靠的诊断信息。

考虑到PCG容易被噪声影响,单次出现的心音异常不具备临床价值,只有在多次心音中重复出现的特征才值得考虑,因此在HeartScreen软件中,为医生提供的特征心音图并不是抽取出来的某一个心音片段,而是多个心音累积的结果。具体方法如下:

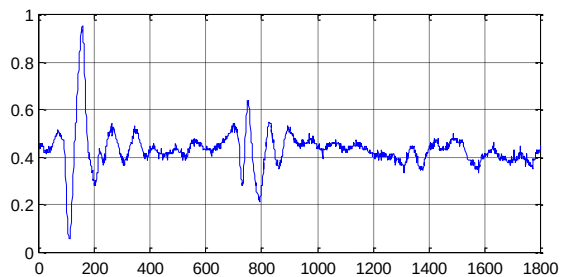
(1)根据上文所得到的R-peak将PCG分割为单独的心动周期片段,计算每个片段的心率(beats per minute, bpm),如式(8)所示。

$$\text{心率} = 60 / \text{相邻R波峰值的间隔(s)} \quad (8)$$

(2)将心率相近的PCG片段归为一类,HeartScreen软件采用2 bpm作为分类间隔,例如,心率分段分别为40 bpm、42 bpm...60 bpm、62 bpm...180 bpm。其中,60 bpm的分段(类)中包含所有心率为60 bpm和61 bpm的PCG片段。

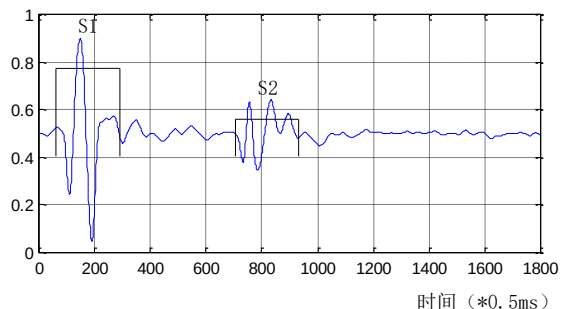
(3)将同一类的PCG片段按时间累加并求平均,所得即为此类心率的特征PCG。

(4)对同一类PCG片段上S1和S2的起始点、终止点求平均值,标注在特征PCG上作为辅助信息,如图8(b)所示。



(a) Raw PCG with heart rate of 67 bpm

(a) 心率为67bpm的原始PCG



(b) Typical PCG accumulated by 20 raw PCGs

(b) 由20个原始PCG累加得到的特征PCG

Fig. 8 Comparison of waveform of raw PCG and typical PCG

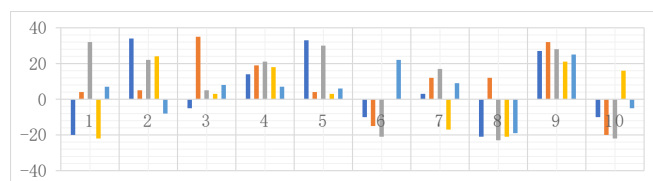
图8 原始PCG与特征PCG的波形对比

按以上步骤得到的特征PCG的一个重要优点是信噪比大幅提升,不难证明,如果噪声为白噪声, N 个PCG片段累加后信噪比将提高 $\sqrt{N}$ 倍,即 N dB。图8(b)为20个PCG片段累加后的结果,噪声明显被抑制,相较图8(a)所示的原始PCG片段,特征PCG的波形更为平滑,也更容易被医生解读。

4 实验结果与分析

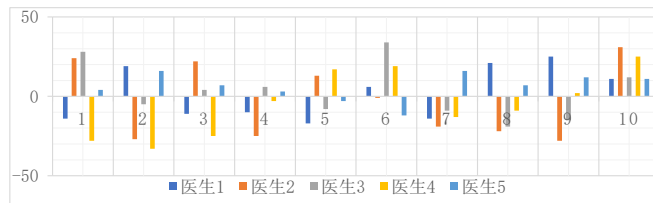
4.1 S1、S2定位精度验证

实验中首先检验软件中所使用的方法对S1和S2结束点定位的准确性。文中所述S1和S2的起始点是根据ECG上S波、T波的结束点确定的,所使用的算法是非常成熟的算法,已被应用于很多24 h连续心电图分析软件中,因此实验中不再对起始点定位进行验证。软件使用如4.2节所述的自动方法判定S1和S2的结束点,并将判定结果与人工结果进行比对。实验中任意选取5段原始PCG片段,5个片段都是在位置③二尖瓣听诊区域(见图3)收集的,每个PCG片段都包含50个心动周期的心音波形。其中,S1和S2的起始点已标出作为定位参考,5名心血管内科医生手动标注S1和S2的终止点。为明确显示本文所述自动标注与人工标注的差别,定义标注差 Δt =手动标注的终止点时刻-自动标注的终止点时刻。以 Δt 为纵坐标(单位为ms),随机选取10段心动周期的PCG波形,将医生手动标注的S1、S2终止点与软件自动标注的终止点进行比对。两者的差别如图9所示。



(a) Annotation different of 10 S1 termination points

(a) 10个S1终止点的标注差



(b) Annotation different of 10 S2 termination points

(b) 10个S2终止点的标注差

Fig. 9 The annotation differences for 10 heart sound offset points by 5 doctors

图9 5名医生对10个心音终止点的标注差

从图9可以看到,人工标注的心音终止点没有明确规律。原始PCG上有很多噪声起伏,5名医生首先根据各自经验选定大体心音终止区域,然后从中选一点作为终止点。有的将终止点定位于某个波峰,有的定位于波谷,有

的定位于过0点处。不难看出,人工标注过程的随机性很强,不同医生分割出的S1、S2也差异较大。事实上,即使同一名医生多次标注同一张PCG,也会得到不同的结果。这说明原始PCG不适合由人工直接标注心音,应采用计算机辅助方法完成这一工作。

为考察自动方法的准确性,在5个实验PCG片段中任选一个,分别统计5名医生对S1和S2终止点标注差 Δt 的均值、最大值与最小值,如图10所示。

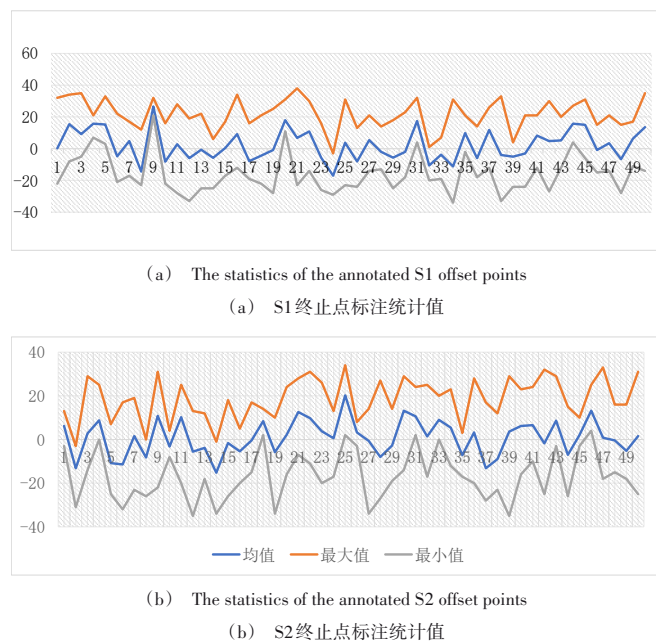


Fig. 10 The statistics of the 50 annotated heart sound offset points by 5 doctors

图 10 5名医生对50个心音终止点标注统计值

由图10可见,5位医生标注点的最大值、最小值和均值也没有很强的规律性,可视为正态分布。50个人工标注点的均值曲线基本在0点附近上下浮动,图10(a)中均值曲线的均值为2.2,标准差为9.6,图10(b)中均值曲线的均值为0.9,标准差为8.0。对实验中5个原始PCG上的人工标注点进行同样的分析,得到所有均值曲线的均值为2.7 ms,标准差为9.1 ms。考虑到每一个心动周期接近1 s,S1和S2的长度在80~160 ms左右,可以看出软件中使用的自动算法对于心音终止点定位有较高的准确性。

4.2 特征PCG诊断价值

不同心率下的特征PCG主要显示了去除噪音并添加标注的单个心动周期PCG,其价值来自于医生是否可将其作为诊断依据。图11显示了某位患者在4种心率条件下的特征心音图,医生对此评价如下:S1、S2始末时刻和持续时间标注可用来判断瓣膜硬度及开闭状态,杂音部分是多个同类PCG积累的结果,不是偶发特征,也可作为诊断依据。此外,杂音部分波形较为平滑,有利于判断杂音种类。

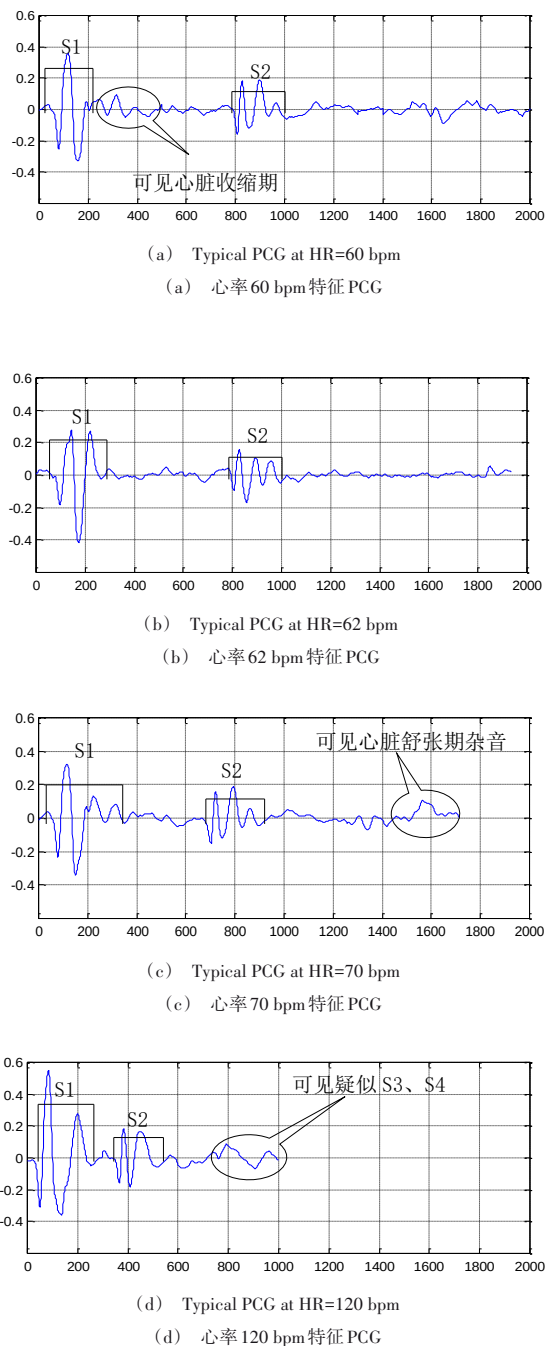


Fig. 11 The typical PCG at different heart rates (the horizontal coordinate unit is 0.5 ms)

图 11 不同心率下的特征PCG(横坐标单位:0.5 ms)

5 结语

PCG是可视化的心音信号,相较于纯听觉的心音听诊,对图像化的波形进行分析更容易获得可靠的诊断依据。但原始PCG信号被噪音覆盖,人工处理难度很大。为此,本文提出一套PCG处理流程及相关算法,可以输出标注主要心音位置的PCG和低噪声的特征PCG。根据这些

信息,医生可以更容易地掌握心音特征,进而形成诊断结论。

本文所述流程和算法已在一款自主研发的软件 HeartScreen 中实现,在其原型版本中,心音位置标注精度经实验证实可信,所生成的特征 PCG 也得到了医生认可。随着传感器技术的发展,与原型软件配套使用的吸附式电极可设计得更加小型化和智能化,这一软件产品在心脏瓣膜类疾病筛查和大健康领域有着广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] COVIELLO J S. Auscultation skills: breath & heart sounds[M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2013.
- [2] LIU W X. Heart auscultation[M]. Beijing: Publishing House of People's Military Medicine, 2005.
刘文秀. 心脏听诊[M]. 北京:人民军医出版社,2005.
- [3] Hefei Huake Electronic Technology Research Institute. Introduction for HKY-06B heart sound sensor[EB/OL]. <http://www.hfhuake.com/Article.Asp?Pid=148&id=375>.
合肥华科电子技术研究所. HKY-06B 心音传感器介绍[EB/OL]. <http://www.hfhuake.com/Article.Asp?Pid=148&id=375>.
- [4] EKO D. Introduction for eko devices medical software[EB/OL]. <https://www.medicaexpo.com.cn/prod/eko-devices/product-104363-1044149.html>.
- [5] FERUGLIO G A, SREENIVASAN A. Intracardiac phonocardiogram in thirty cases of atrial septal defect[J]. Circulation, 1959, 20: 1087.
- [6] LEWIS D H, ERTUGRUL A, DEITZ G W, et al. Intracardiac phonocardiography in the diagnosis of congenital heart disease[J]. Pediatrics, 1959, 23: 837.
- [7] LUISADA A A, LIU C K. Simple methods for recording intracardiac electrocardiograms and phonocardiograms during left or right heart catheterization[J]. American Heart Journal, 1957, 54: 531.
- [8] GERBARG D S. Analysis of phonocardiogram by a digital computer[J]. Circulation Research, 1962, 11: 569-576.
- [9] SARKADY A A, CLARK R R, WILLIAMS R. Computer analysis techniques for phonocardiogram diagnosis[J]. Computers and Biomedical Research, 1976, 9(4): 349-363.
- [10] ZHONG L S. Research on characteristic analysis and recognition algorithm of heart sound signal[D]. Chongqing: Chongqing University, 2011.
钟丽莎. 心音信号特征分析与识别算法的研究[D]. 重庆:重庆大学, 2011.
- [11] LIANG H Y, SAKARI L, IIRO H. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction[C]//Chicago: The 19th Annual International Conference of the IEEE-EMBS, 1997.
- [12] BAYDOUN M, SAFATLY L, GHAZIRI H, et al. Analysis of heart sound anomalies using ensemble learning[J]. Biomed Signal Process Control, 2020, 62: 1-15.
- [13] NARVAEZ P, GUTIERREZ S, PEREYBROOKS W S. Automatic segmentation and classification of heart sounds using modified empirical wavelet transform and power features[J]. Applied Sciences, 2020, 10(14): 4791.
- [14] FANG Y, CHANG Y Q, GUO Z J, et al. Heart sound classification using energy distribution features extracted with wavelet packet decomposition[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2024, 41(2): 205-211.
房玉, 昌业勤, 郭子健, 等. 基于小波包重构信号能量分布特征的心音分类识别[J]. 中国医学物理学杂志, 2024, 41(2): 205-211.
- [15] PATIDAR S, PACHORI R B, GARG N. Automatic diagnosis of septal defects based on tunable-Q wavelet transform of cardiac sound signals[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(7): 3315-3326.
- [16] VARGHEES V N, RAMACHANDRAN K I. Effective heart sound segmentation and murmur classification using empirical wavelet transform and instantaneous phase for electronic stethoscope[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(12): 3861-3872.
- [17] GAMERO L G, WATROUS R. Detection of the first and second heart sound using probabilistic models[C]//Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2003: 2877-2880.
- [18] EL-HANJOURI M, ALKHALDI W, HAMDY N, et al. Heart diseases diagnosis using HMM[C]//Proceedings of 11th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, 2002: 489-492.
- [19] WANG P, LIM C S, CHAUHAN S, et al. Phonocardiographic signal analysis method using a modified hidden Markov model[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2007, 35: 367-374.
- [20] SCHMIDT S E, HOLST-HANSEN C, GRAFF C, et al. Segmentation of heart sound recordings by a duration-dependent hidden Markov model[J]. Physiological Measurement, 2010, 31(4): 513.
- [21] SPRINGER D B, TARASSENKO L, CUFFORD G D. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 63(4): 822-832.
- [22] DING S J, DING H, KAN M F, et al. A review of classification methods of heart sound signal[J]. Software Guide, 2022, 21(12): 272-278.
丁思吉, 丁皓, 阚孟菲, 等. 心音信号分类识别算法综述[J]. 软件导刊, 2022, 21(12): 272-278.
- [23] WANG Z, ZHANG F F, CHEN S Y, et al. Research status and application prospect of intelligent auscultation technology of heart sound[J]. Software Guide, 2023, 22(7): 212-219.
王志, 张菲菲, 陈始圆, 等. 心音智能听诊技术的研究现状与应用展望[J]. 软件导刊, 2023, 22(7): 212-219.
- [24] LIU C Y, SPRINGER D, MOODY B. Classification of heart sound recordings: the PhysioNet/computing in cardiology challenge 2016[EB/OL]. <https://www.physionet.org/content/challenge-2016/1.0.0/>.
- [25] REYNA M, KIARASHI Y, ELOLA A. Heart murmur detection from phonocardiogram recordings: the George B. moody physionet challenge 2022[C]//2022 Computing in Cardiology, 2022: 1-4.
- [26] MAKNIKAS V, MAKNIKAS A. Recognition of normal-abnormal phonocardiographic signals using deep convolutional neural networks[J]. Physiological Measurement, 2017, 38(8): 1671-1684.
- [27] RENNA F, OLIVERIRA J H, COIMBRA M T. Deep convolutional neural networks for heart sound segmentation[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 23(6): 2435-2445.
- [28] KAY E, AGARWAL A. DropConnected neural networks trained on time-frequency and inter-beat features for classifying heart sounds[J]. Physiological Measurement, 2017, 38(8): 1645-1657.
- [29] SINCH S A, MAJUMDER S. Classification of unsegmented heart sound recording using KNN classifier[J]. Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 2019, 19(4): 1950025.
- [30] CONSTANT J. Essentials of learning electrocardiography[M]. Boca Raton: CRC Press, 1998.
- [31] PAN J, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, 3: 230-236.
- [32] GILL D, GAVRIELI N, INTRATOR N. Detection and identification of heart sounds using homomorphic envelopment and self-organizing probabilistic model[J]. Computers in Cardiology, 2005, 32: 957-960.

(责任编辑:黄健)