

结合 SVM 和香农能量的 HSMM 心音分割算法

许春冬, 林海

(江西理工大学信息工程学院, 赣州 341000)

摘要: 针对基于逻辑回归的隐半马尔可夫模型中希尔伯特(Hilbert)变换提取的心音包络具有较大毛刺, 提出一种结合支持向量机(Support vector machine, SVM)和香农能量的隐半马尔可夫模型(Hidden semi-Markov model, HSMM)心音分割算法。首先采用小波降噪的方法对心音进行降噪, 接着根据 R 峰和 T 波标记心音, 提取香农能量包络等特征, 然后对结合逻辑回归模型(Logistic regression, LR)的 HSMM 相关参数进行训练, 并借助 Viterbi 算法推测出最可能的状态。最后, 通过 SVM 模型识别第一心音 S_1 和第二心音 S_2 。该算法无需设置硬阈值, 有效地抑制了噪声, 更有助于包络的提取。实验结果表明, 提出的算法分割精确度较参考算法得到显著的提升, 具有良好的抗噪性能, 取得了更好的分割效果。

关键词: 心音分割; 香农能量; 包络特征; 支持向量机; 隐半马尔可夫模型

中图分类号: R318.04 **文献标志码:** A

Heart Sound Segmentation Algorithm of HSMM Based on SVM and Shannon Energy

XU Chundong, LIN Hai

(School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: Aiming at the heart sound envelope burr produced by Hilbert transform in the hidden semi-Markov model (HSMM) based on logistic regression, an HSMM combining support vector machine (SVM) and Shannon energy is proposed. First, the wavelet denoising method is used to denoise the heart sound, the heart sound is labeled according to the R peak and T wave, and the Shannon energy envelope and other characteristics are extracted. Then, the HSMM related parameters are trained based on the logistic regression model (LR), and the most possible state is deduced with the help of Viterbi algorithm. Finally, the first heart sound S_1 and the second heart sound S_2 are identified through the SVM model. The algorithm does not need to set a hard threshold, effectively suppresses noise, and is more helpful for envelope extraction. Experimental results show that the segmentation accuracy of the proposed algorithm is significantly improved compared with the reference algorithm, with good anti-noise performance and better segmentation results.

Key words: heart sound segmentation; Shannon's energy; envelope feature; support vector machine (SVM); hidden semi-Markov model (HSMM)

引言

人们生活水平不断提高的同时,不健康的饮食习惯和不良生活作息也引发了各类疾病。其中,我国心脑血管的病亡率更是居高不下。人体最重要的生理信号之一是心音信号,它能反映心脏及其周边血管的生理状态,有效的心音信息可及时准确地反映心脏瓣膜的活动情况以及血液流动情况等生理指标。此外,年龄和性别差异对心音的健康情况也有影响^[1]。总之,分析心音的有效特征能尽早发现和预防心脏的相关疾病^[2-3],对临床医生的诊断也会起到一定的辅助作用^[4]。心音信号每隔相同时间重复出现,该时间间隔称为一个心动周期。每个心动周期内含有第一心音(S_1)、收缩期、第二心音(S_2)、舒张期4个心音成分,心脏瓣膜周期性开启与闭合,心房、心室壁的收缩与舒张,血管扩张或狭窄等引发的压力均是心音产生的原因,心音的精确分割是心音自动分析的基础,因此心音分割有着重要的研究意义^[5]。

在过去的几十年中,在心音分割领域出现了许多有效的分割方法。有参考心电信号或颈动脉信号与时频特性结合的算法实现心音的分割,有基于信号能量特征的分割算法,还有基于心音周期状态时序特征的方法。不论采取什么算法,特征提取都是分割的重要基础之一。广大学者在心音特征包络提取领域进行了大量研究^[6],形成诸多成熟的特征提取方法。其中有基于归一化香农能量的包络提取方法,基于希尔伯特黄变换的包络提取方法和数学形态的包络提取方法等^[7]。Gupta等^[8]通过提取心音包络的方法,检测包络特征,去除冗余的峰值,计算出峰值的起点与终点、峰值宽度以及收缩期和舒张期的长度。该研究将两个不同的时间段当成两个不同的类别,通过聚类算法进行归类,任意两个连续的类别即可构成一个心动周期,该算法对纯净的心音能取得较佳的效果,但在检测包络峰值时候,规定了许多硬阈值,不利于方法的推广,普适性较弱,无法进行实时计算。Tseng等^[9]用希尔伯特黄变换提取心音包络,该算法突出 S_1 、 S_2 的幅度,但提取的包络具有毛刺,会影响后期心音的处理。Varghees等^[10]借助香农能量提取信号特征包络,突出中等强度的信号,对心杂音有一定的抑制作用,但算法过于单一,算法效率不高。郭兴明等^[7]提出基于小波变换的心音信号多尺度特征包络提取,并结合相关算法实现信号的分割。但当无统计特点的病理特征出现时,算法效果欠佳。

基于上述研究现状,Chen等^[6]引用了一种新的分割算法:改进连续时段隐半马尔可夫模型(Dependent hidden Markov model, DHMM)算法,提出基于逻辑回归的隐半马尔可夫算法(Logistic regression based hidden semi-Markov model, LR-HSMM),是目前该领域最优秀的分割算法之一。该算法采取逻辑回归模型计算样本输出概率,通过拓展的Viterbi译码算法改进DHMM,不论心音的起始点与状态的起始点是否一致,均不会受影响,更具有自适应性,时段约束使测试心音分割出的各状态时长符合正常的生理规律。但是,该研究中使用希尔伯特变换提取包络特征,所提取的包络欠光滑,存在较多毛刺,影响了分割的精度。

针对以上问题,尤其是希尔伯特变换提取包络存在毛刺较多的问题,提出一种结合支持向量机(Support vector machine, SVM)和香农能量的HSMM心音分割算法。该算法较好地解决了毛刺问题,使提取的包络更加平滑,有效提高了分割精度。

1 相关工作

本文工作主要围绕心音分割展开,开展分割研究时主要基于以下3个问题:(1)心音噪声的去除。文献[11]提出通过结合EMD与小波分解的方法实现降噪,但运行用时偏长,不利于实时分析。文献[12]提出先对心音降采样操作,再用离散小波阈值降噪,但该方法只可滤除部分高频噪声,低频噪声也无法完整滤除。(2)提取包络方法的选择。文献[13-14]提出基于希尔伯特黄变换的包络提取方法,该方法虽适用于随机非平稳信号分析,不过所得包络存在过多毛刺,实验结果不尽如人意。文献[7]对提取 S_1 的特征具有良好的效果,不过对于 S_2 以及心杂音效果不佳。(3)模型的选取方面。文献[15]提出的HMM方法对大量训练数据进行非监督学习,容易造成提取的细节特征不全面,分割精度不高。

为了解决原始心音噪声问题,前期采用离散小波阈值对信号降噪,既保留了有效心音成分,又能将冗余噪声滤除。其次针对包络提取方法的选择问题,本文提出采用香农能量提取心音包络,所得的包络更加清晰、光滑,抑制了较多的毛刺出现,有利于基础心音的生理特征提取。最后针对训练模型选取的问题,本文提出 LR-HSMM 模型,完成对持续时间段内心音的分割,提取到的特征与原始信号匹配度更高。

本文提出的一种结合 SVM 和香农能量的 LR-HSMM 心音分割算法,先用离散小波变换对心音降噪,接着提取心音的香农能量包络,并以 ECG 为参考标准计算出 R 波和 T 峰,利用 R 波和 T 峰标注心音 PCG 的 S_1 和 S_2 信号。然后训练 LR-HSMM 的相关参数并借助扩展的 Viterbi 算法推测出心音的最优状态序列,最后由 SVM 模型实现对心音中 S_1 、 S_2 的识别。

2 分割原理与方法

2.1 降噪

原始采集到的心音信号容易受到噪声的干扰,如环境噪声、听诊器与患者衣物摩擦产生的噪声、患者的肺音、基线漂移、肌电以及工频噪声等。以上噪声多是随机非平稳的信号,往往混杂在心音中或直接将心音的主频率成分湮没。因此,心音信号研究首先需要对获取的原始心音信号进行降噪,得到尽可能纯净的信号包络。国内外专家、学者在降噪领域开展了大量研究并取得一定的进展^[16-17]。其中,小波降噪是最为理想的降噪方法之一。运用离散小波变换(Discrete wavelet transform, DWT)抑制噪声系数分量,突出信号系数分量,达到降噪的效果。在 DWT 处理过程中,3 个因素至关重要:分解层次的确定、阈值函数的选择以及阈值的确定。该算法选用 coif_5 作为小波基函数,对需要处理的心音进行 5 层分解,阈值函数选择双阈值函数。为了提高算法的抗噪性能,实验选取基于统计特性的自适应阈值系数处理方法。信号依照升序规则进行排列,系数绝对值 75% 附近的位置最能反映噪声的情况,因此 cora 取 75%,表示为 cora_{75} 。为了反映噪声情况与 cora_{75} 间的关系,引入系数均值 $M = \text{Mean}(|d_j|)$ 与噪声系数方差 $a_{\text{noise}} = \text{Var}(|d_{j,\text{noise}}|)$ 。其中, d_j 表示第 j 层细节系数, $d_{j,\text{noise}}$ 表示第 j 层噪声细节系数。

$$T_{\text{阈值}} = \begin{cases} \text{cora}_{75} \cdot [1 - (a_{\text{noise}} - \text{cora}_{75})] & \text{cora}_{75} < a_{\text{noise}} \\ \text{cora}_{75} & \text{cora}_{75} < M \text{ 且 } \text{cora}_{75} \geq a_{\text{noise}} \\ \text{cora}_{75} + (\text{cora}_{75} - M) & \text{cora}_{75} \geq M \text{ 且 } \text{cora}_{75} \geq a_{\text{noise}} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)为阈值估计,对于系数阈值函数采用双阈值函数,阈值可以分为以下两个。

$$\begin{cases} T_1 = \alpha T_{\text{阈值}} \\ T_2 = \beta T_{\text{阈值}} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中 $T_1 < T_2$,根据非噪声较大原则,保留大的系数,去除小的系数,采用式(3)中的非线性函数处理中间系数。

$$\gamma_j(k) = \begin{cases} d_i(k) & |d_i(k)| > T_2 \\ \text{sgn}[d_i(k)] \frac{[d_i(k)]^m}{2T_2^{m-1}} & T_1 < |d_i(k)| < T_2 \\ 0 & |d_i(k)| < T_1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: m 为缩放系数, $d_i(k)$ 为第 i 层细节系数。研究结果表明, α 、 β 分别取 1、2 可取得最佳效果,离散小波阈值去噪前后的心音对比如图 1 所示。由图 1 可见,本文算法能较好地去除心音信号的噪声成分,得到纯净的心音信号估计值,有助于后续准确分割,提高分割精确度。

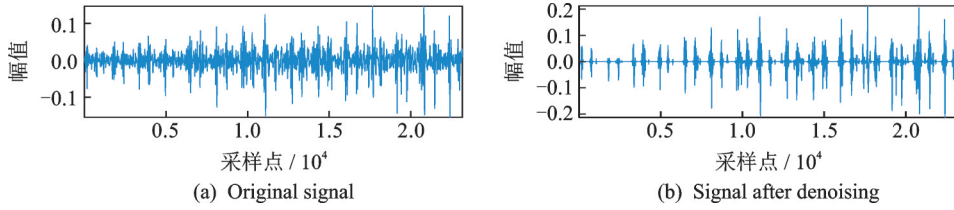


图1 降噪前后的信号对比

Fig.1 Signal comparison before and after denoising

2.2 LR-HSMM

2.2.1 HSMM

HSMM 是 HMM^[15] 的一种扩展形式, HMM 是用于描述序列数据的统计模型, 通过对离散的“隐藏状态”的可能性进行推断, 通过观察转移概率来得到每个观察结果。隐马尔可夫模型为一阶模型, 隐藏序列由心脏的 S_1 、收缩期、 S_2 、舒张期组成, 观察序列是通过计算心音信号中的特征得到, HMM 的参数集为

$$\lambda = (A, B, \pi) \tag{4}$$

式中: A 为转移概率, B 为输出概率, π 为初始状态分布。隐藏状态定义为 S_1, S_2, N 为状态总数。其中 N 取 4, $\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4$ 分别代表 S_1 、收缩期、 S_2 、舒张期。定义整个序列为 Q , 持续周期为 T , t 时刻的状态为 q_t 。状态的观察序列为 $O = \{O_1, \dots, O_T\}$, $A = \{a_{ij}\}$ 为 t 时刻 i 态到 j 态的转移概率。心音 4 个状态只能从一个特定的状态转移到另一个特定状态。 $B = \{b_j(O_t)\}$, $1 \leq j \leq N$, 定义了状态 j 在时刻 t 生成观测向量 O_t 的概率。HMM 是用于心音分割中给定模型和观察序列情况下, 计算最优状态的序列。采用 Viterbi 算法的动态编程方法来求解最有可能的状态序列^[18-19], 该状态序列代表了最初的观测值分布情况。将最可能发生的状态可能性定义为 $\delta_t(j)$, $\delta_t(j)$ 可以通过式(5)计算得到, 使 $\delta_t(j)$ 取最大值的参数式如式(6)中 $\psi_t(j)$ 所示。

$$\delta_t(j) = [\max_{1 \leq i \leq N} \delta_{t-1}(i) a_{ij}] \cdot b_j(O_t) \tag{5}$$

$$\psi_t(j) = [\arg \max_{1 \leq i \leq N} \delta_{t-1}(i) a_{ij}] \tag{6}$$

式(5)表示 $(t-1)$ 时刻最可能的状态 i , t 时刻最可能的状态 j 。以上状态能在到达序列的末尾回落到最有可能的状态序列 q_t^* , 具体表达式分别如式(7)和(8)所示。

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \tag{7}$$

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*) \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \tag{8}$$

HMM 的一个主要限制是不能直接客观地展现出关于每个状态的预期持续时间内的任何信息, 若不考虑这个因素, 状态持续时间只由自转移概率决定。实际上该因素导致每个状态的预期持续时间呈几何分布并且该分布是单调递减的, 这不适用于临床上心音分析。为达到持续时间的建模, 模型中需要一个额外的参数 p 。该算法定义新的模型如下: $\lambda = (A, B, \pi, p)$, $p = \{p_i(d)\}$ 表示 i 状态下持续为 d 的概率, 修改 Viterbi 算法, 使其包含持续时间的密度, 具体表达式如式(9)所示。

$$\delta_t(j) = \max_d [\max_{i \neq j} [\delta_{t-d}(i) \cdot a_{ij}] \cdot p_j(d) \prod_{s=0}^{d-1} b_j(O_{t-s})] \tag{9}$$

观测密度 $\prod_{s=1}^d b_j(O_{t-s})$ 是计算 j 状态下从 $(t-d)$ 时刻到 t 时刻所有观测值的概率, 式(9)的 $\delta_t(j)$ 最大值由两个参数 i 和 d 确定, 在持续一段时间内不同的状态之间转换, 这便是 HSMM^[20], 添加了状态驻留因素, 即时间组成成分, 使所预测的状态由某个时刻扩展到一段时间。心脏周期各组成部分的持续时间有明确的上下限, 即心脏某个状态只能在某个时刻维持短暂的时间, 使用 HSMM 后期望这些新添

加的信息有助于提升分割性能。

2.2.2 LR模型

LR是一个二进制分类模型,它使用逻辑函数将预测的变量或特征转化为二进制响应变量。逻辑函数 $\sigma(a)$ 定义为

$$\sigma(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)} \quad (10)$$

使用上述逻辑函数通过相关计算,得到输入特征或观察结果的特定状态概率为

$$P[q_t = \xi_j | O_t] = \sigma(\omega' O_t) \quad (11)$$

式中: ω 为模型的权重,应用于每个输入状态。通过贝叶斯定律找到给定HSMM所要求的状态观察概率 $b_j(O_t | \xi_j)$,贝叶斯公式定义为

$$b_j(O_t) = P[O_t | q_t = \xi_j] = \frac{P[q_t = \xi_j | O_t] \times P(O_t)}{P(\xi_j)} \quad (12)$$

根据最小二乘法加权迭代进行训练,使用一对多的方法训练LR模型以获取模型中每个状态的观测值。接着由整个训练集的特征值计算出多元高斯分布并从中得到 $P(O_t), P(\xi_j)$ 由初始状态概率分布 π 计算得到。将LR模型与HSMM模型结合,有助于对基础心音的识别。LR模型推导的输出概率用来代替高斯或伽马分布^[20]。

2.3 归一化香农能量

香农能量包络在目前心电信号的包络提取中得到广泛应用,原始心音信号先采用切比雪夫型滤波器得到,然后将信号归一化成信号的最大值,其依据的公式为

$$x_{\text{norm}}(k) = \frac{x_{2000}(k)}{\max(|x_{2000}(i)|)} \quad (13)$$

式中: $x_{2000}(k)$ 为通过采样后得到的信号,此处 x 为归一化信号,其值从-1到1。平均香农能量计算为

$$E_s = -1/N \cdot \sum_{i=1}^N x_{\text{norm}}^2(i) \cdot \lg x_{\text{norm}}^2(i) \quad (14)$$

式中: x_{norm} 为采样和归一化后的信号, N 为信号长度。对平均香农能量求均值和方差,可得到香农能量包络,其表达式为

$$P(t) = \frac{E_s(t) - M(E_s(t))}{S(E_s(t))} \quad (15)$$

式中: $M(E_s(t))$ 为均值, $S(E_s(t))$ 为方差。原始心音和通过香农能量提取后的包络如图2所示。

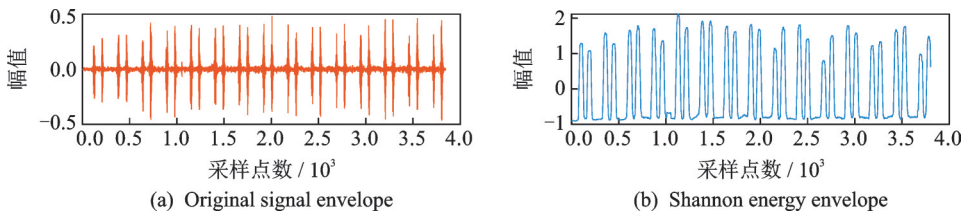


图2 原始信号与香农能量包络

Fig.2 Original signal and Shannon energy envelope

2.4 支持向量机

SVM^[21-23]主要用于解决数据分类问题,主要原理为通过选好的核函数把输入特征映射到高维空

间,找到一个超平面把所有数据样本划分开,达到分类的目的。研究中常见的核函数有径向基函数和Sigmoid函数等。该算法选用的是Sigmoid核函数,核函数的选取为

$$K(x, x_i) = \tanh\{v(xx_i) + a\} \tag{16}$$

只有式(16)的 v 与 a 取恰当的值,才会满足 Mercer 条件。一般 v 取 2, a 取 1, 得到分类判别式为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^s \alpha_i \tanh[v(xx_i) + a] + b\right\} \tag{17}$$

对于超平面,则有

$$\mathbf{w}^T x + b = 0 \tag{18}$$

找到超平面后,计算样本点到该超平面的距离。设定训练样本函数为

$$y = \mathbf{w}k(x) + b \tag{19}$$

接着把问题转化为式(20)中的优化问题。

$$\begin{aligned} \max L(\alpha) &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j \gamma_i \gamma_j \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i \gamma_i = 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \tag{20}$$

惩罚因子和最优核参数通过实验确定。心音有 S_1 、 S_2 、收缩期、舒张期 4 个成分,通过一对一的分类器,两两组合,得到 6 个 SVM 子分类器。SVM 子分类器需要判别 f 类信号和 g 类信号,若判别信号为 f 类, f 计数加一,以此类推,最终数值最大者为判别结果。

经过 Viterbi 推测得到的 k 个最佳可能结果,最佳可能结果是心音帧在各个时刻的驻留信息和概率得分

$$\text{Score}(k, m, n) \quad k = 1, 2, \dots, T; m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N \tag{21}$$

式(21)表示第 k 个最佳可能结果中第 m 个 LR-HSMM 的第 n 个状态驻留的心音帧得分信息。每个最优状态的概率得分表达式为

$$\ln P(O_t / \text{signal}) = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{S-1} \ln \delta_t(i) \tag{22}$$

式中: S 表示状态, $\delta_t(i)$ 表示心音 t 时刻的第 i 个状态概率。把 k 个最佳可能结果整理并构成以下特征向量

$$F = (f_1, f_2, \dots, f_k) \tag{23}$$

对特征向量 F 归一化处理后输入到 SVM 进行识别。

2.5 分割算法流程

该算法主要是用 LR-HSMM 对心音信号进行训练,算法具体流程如图 3 所示,整个分割步骤可分为以下 5 个步骤:

(1) 用 coif_5 小波对心音信号降噪。

(2) 以 ECG(心电信号)为参考信号,计算出 R 波和 T 峰,借助 R 波和 T 峰对原始心音进行标记,并提取香农能量等特征。

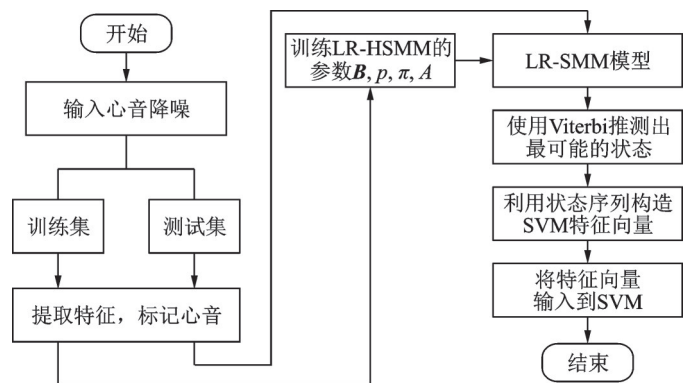


图3 提取的心音分割算法流程图

Fig.3 Algorithm flowchart of processed heart sound segmentation

(3)构建 LR-HSMM 模型,用训练数据参数矩阵(B 表示观测矩阵; p 表示每个心音状态的时间概率密度函数; A 表示除了连续状态之间可能的转换概率置1外,其他转换概率置0; π 置为0.25),形成分割用的 LR-HSMM 参数训练集。

(4)估计整体心率,提取测试集相关特征,用训练好的 LR-HSMM 模型测试数据,使用 Viterbi 译码算法推测出最优的状态序列。

(5)将最优序列转换成 SVM 特征向量,归一化后输入到 SVM 完成 S_1 、 S_2 的分割识别。

3 心音分割实验

3.1 数据集与实验设置

实验数据来源于 PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2016^[20],其中包含来自麻省总医院 123 例身份不明的成年患者的 30~40 s 的 PCG 记录。123 例患者中,38 例为正常对照组,37 例是与二尖瓣脱垂相关的杂音,36 例为良性杂音,5 例为主动脉疾病,7 例为其他杂音(三尖瓣反流、心内膜炎、不对称隔膜肥大)。录音使用 Meditron 电子听诊器进行记录,并在 44.1 kHz 未压缩的波形格式下以 16 位分辨率保存。实验内容均基于 Windows10 系统 MATLAB R2018a 平台对心音样本进行测试。实验中所用脉冲噪声采样率为 1 kHz, babble 语音噪声及白噪声采样率为 1.6 kHz,对 3 类噪声作变采样(上采样、降采样)处理到 2 kHz,帧长为 20 ms,帧移为 10 ms,选用汉明窗作窗函数。

LR-HSMM 模型的参数是通过训练 R 峰、T 波标记的 PCG 序列得到的,将数据集随机分成训练集和测试集。借助似然函数计算输出概率,并对每种状态进行随机子采样以确保 LR 模型的每个类别中都有均等的样本数量。对训练数据集的所有转移矩阵概率 a_{ij} 和输出概率 B 都进行优化。通过训练数据,修改 Viterbi 算法来不断优化 B 和 p 。为了将该算法与 LR-HSMM 等方法进行比较,在数据集中进行了测试,以便直接比较结果。测试的 4 种算法如下:

(1)基于 LR-HSMM 算法,使用 Hilbert,功率谱密度函数(Power spectral density, PSD),小波,同态特征;

(2)基于 LR-HSMM 算法,使用 Hilbert, PSD,小波,同态特征, SVM;

(3)基于 LR-HSMM 算法,使用 PSD,小波,同态特征,香农能量和 SVM;

(4)基于 LR-HSMM 算法,使用 PSD,小波,同态特征,香农能量。

3.2 评价指标

为评估 4 种分割算法在测试集中准确分割 S_1 和 S_2 的能力,将数据分为训练集和测试集。通过 LR-HSMM 训练,将测试集的评估过程重复 20 次,对结果取平均值,计算公式为

$$\begin{cases} TP = \frac{TN}{TN + FN + WN} \\ FP = \frac{FN}{TN + FN + WN} \\ WP = \frac{WN}{TN + FN + WN} \end{cases} \quad (24)$$

式中:TP 为基础心音检出正确率,FP 为基础心音错误检入率,WP 为基础心音未检出率;TN 为准确检出基础心音的帧数, FN 为错误检入的帧数, WN 为基础心音没被检出的帧数。计算时以手工标注的数据作为参考标准。

3.3 实验结果与分析

心音的能量包络与分割后对应的心音状态如图 4 所示。算法通过对基础心音进行标记,然后用

LR-HSMM对未知心音进行训练,接着对测试集心音进行分割。图4(a,c)为分类后的心音包络,其中有静止期和基础心音区间。由于临床上舒张期通常大于收缩期,则把静止期中较长时段的心音称作舒张期,反之则称作收缩期。 $AB/A'B'$ 为基础心音中的第一心音包络, $CD/C'D'$ 则为第二心音包络。图4(b,d)分别为正常和异常心音中各自的一个心动周期分割后所得结果; S_1 、 S_2 、收缩期、舒张期。从分割的实验结果可以看出,本文算法对正常和异常心音分割均取得良好的性能。

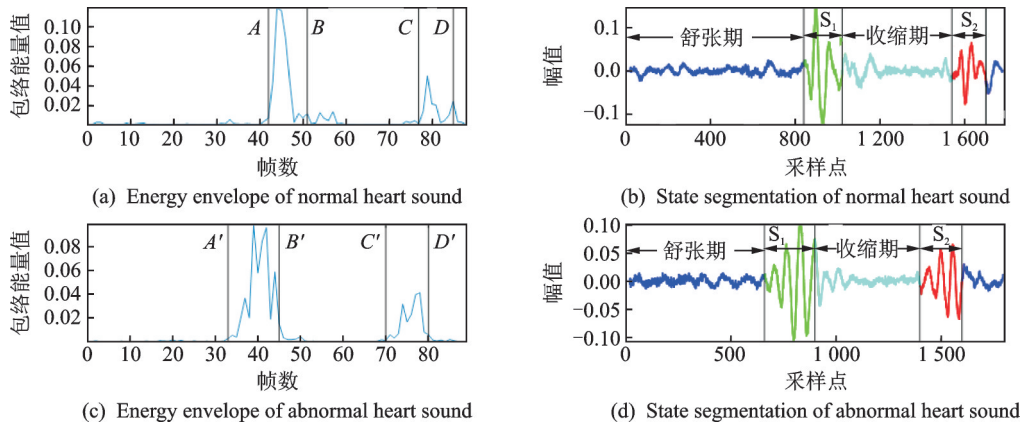


图4 心音分割结果

Fig.4 Heart sound segmentation result

脉冲噪声下的各算法性能指标对比如表1所示。从表1的检出正确率可知,Hilbert变换提取的包络平均检出正确率为91.772%,是4种对比算法中最低的。因为单纯Hilbert变换提取得到的包络不光滑,具有大量粗糙的毛刺,故检出正确率最低。未检出率达到4.539%,是几个算法中未检出率最高的。ShanSvm在信噪比10 dB以内,随着信噪比提升,检出率也逐渐提升,平均检出正确率为92.688%,是检出正确率中最高的。因为该算法采用Shannon提取所得到的包络更加光滑,SVM具有较强的二分类能力,因此能辅助模型正确检测出最多数量的心音,未检出率仅为3.690%,达到一个最低值。ShanSvm算法在心音的检出正确率与准确率上是最高的,由此可见本文所提出的算法较参考算法在分割精度上得到大幅度提升。

表1 脉冲噪声下评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indexes under impulsive noise

SNR/ dB	TP/%				FP/%				WP/%			
	Hil	Hil Svm	Shan	Shan Svm	Hil	Hil Svm	Shan	Shan Svm	Hil	Hil Svm	Shan	Shan Svm
15	91.967	92.315	92.511	92.728	4.217	4.153	3.566	3.508	3.816	3.532	3.923	3.764
10	92.285	92.512	92.693	92.982	3.482	3.675	3.533	3.362	4.233	3.813	3.774	3.656
5	91.683	91.897	92.252	92.615	3.592	3.839	4.116	3.883	4.725	4.264	3.632	3.502
0	91.152	91.241	91.865	92.427	3.467	3.942	3.919	3.736	5.381	4.817	4.216	3.837

注:Hil—Hilbert;HilSvm—Hilbert & surport vector machine;ShanSvm—Shannon's energy & Svm。

图5为各种噪声环境下各种算法的心音检出率,实验中为测试算法对噪声的容忍度,采用了babble噪声、脉冲噪声以及白噪声模拟临床噪声。由图5可知,在10 dB以内的信噪比中,采用各种算法时,心音检出率随着信噪比的增大均呈上升趋势,因为在一定范围内,信噪比越大,信号越纯净,有助于算法

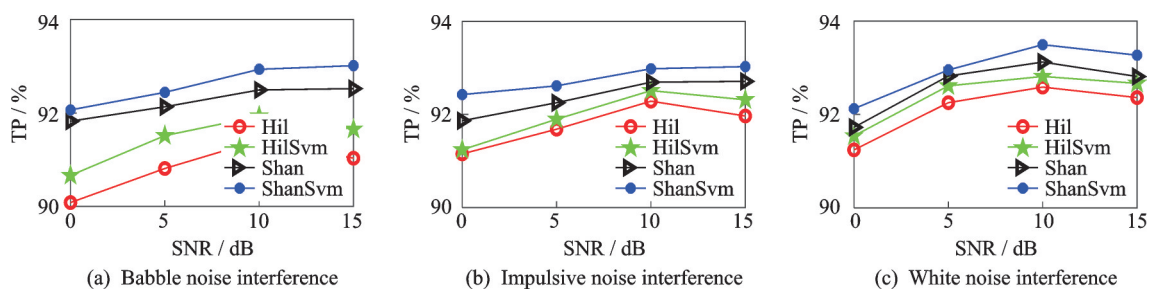


图5 3种噪声在不同信噪比时的检出正确率

Fig.5 Detection accuracy of three kinds of noise at different signal-to-noise ratios

更好地识别心音。实验结果表明,若是单独地使用Hil、Svm、Shan之中的某种特征,都无法获得最佳的分割效果。ShanSvm的检出正确率在各信噪比下不仅最高而且相对最稳定,这是由于该算法提取的特征包络光滑,加入SVM提高了心音的识别能力,增强了抗噪效果,在几种对比算法中取得最佳分割效果。

4 结束语

结合SVM和香农能量的HSMM心音分割算法借助香农能量提取的特征包络平滑的优点,提高了分割精确度。算法用LR-HSMM对心音进行训练,用Viterbi算法推测出最优状态,最后通过SVM实现了 S_1 、 S_2 的最终识别。通过对心音信号的检测与进一步分析,有望获取病人的心血管健康信息,更好地辅助医生对病人进行早期干预。算法通过较为精准地识别 S_1 和 S_2 来获取个人独特的生物学特征,也可进一步应用于个人身份的识别。下一步的研究将致力于提高算法的普适性,并综合考虑心率变异性等因素,争取获得更高的心音检出正确率。

参考文献:

- [1] 成谢锋,严誌,马勇,等.运动与年龄对心音混沌特性影响规律的研究[J].振动与冲击,2017, 36(1): 175-180.
CHENG Xiefeng, YAN Zhi, MA Yong, et al. Influence of exercise and age on heart sound chaotic characteristics[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(1): 175-180.
- [2] 巩燕,胡杰,高彬,等.心血管疾病即时检测技术的研究进展[J].中国科学:技术科学,2016, 46(11): 1116-1134.
GONG Yan, HU Jie, GAO Bin, et al. Advances in monitoring of cardiovascular diseases at the point of care[J]. Scientia Sinica Technologica, 2016, 46(11): 1116-1134.
- [3] 成谢锋,余辰俊,李吉.基于混沌特性的心音反控制方法研究[J].振动与冲击,2018, 37(17): 178-184.
CHENG Xiefeng, SHE Chenjun, LI Ji. Anti-control method of heart sound based on its chaotic characteristics[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(17): 178-184.
- [4] BERKAYA S, KUYSAL A K, GUNAL E S, et al. A survey on ECG analysis[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 43(1): 216-235.
- [5] OMER D L. Classification of phonocardiograms with convolutional neural networks[J]. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience, 2018, 9(2): 22-33.
- [6] CHEN H, YUAN X, LEE J, et al. Automatic multi-level in-exhale segmentation and enhanced generalized S-transform for wheezing detection[J]. Compute Methods and Programs in Biomedicine, 2019, 178(12): 163-173.
- [7] 郭兴明,蒋鸿,郑伊能.基于改进的维奥拉积分方法提取心音信号包络[J].仪器仪表学报,2016, 37(10): 2352-2358.
GUO Xingming, JIANG Hong, ZHENG Yineng. Extracting envelope of heart sound signal based on improved Viola integration method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2352-2358.
- [8] GUPTA P, SWAMINATHAN S. Neural network classification of homomorphic segment heart sounds[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(1): 286-297.

- [9] TSENG Y L, PIN Y, KOFU S. Detection of the third and fourth heart sounds using Hilbert-Huang transform[J]. Biomedical Engineering Online, 2012, 11(8): 1-13.
- [10] VARGHEES V N, RAMACHANDRAN K I. A novel heart sound activity detection framework for automated heart sound analysis[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 13(1): 174-188.
- [11] 陈新华, 成谢锋. 一种改进型去噪算法在心音预处理上的研究[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2010, 30(6): 96-100, 106. CHEN Xinhua, CHENG Xiefeng. An improved compositive algorithm for PCG signals de-noising[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2010, 30(6): 96-100, 106.
- [12] SUMETH Y, AKINNORI N, WAREE K. A framework for automatic heart sound analysis without segmentation[J]. BioMedical Engineering on Line, 2011, 1(10): 10-13.
- [13] 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): 485-488. LIN Yong, XU Xiaofei. Automatic segmentation algorithm of heart sound based on empirical mode decomposition[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008, 27(4): 485-488.
- [14] 陈洁, 侯海良, 罗良才, 等. 一种新的HHT在心音包络提取中的应用[J]. 中国医学物理学杂志, 2012, 29(2): 3272-3275. CHEN Jie, HOU Hailiang, LUO Liangcai, et al. Application of a new Hilbert-Huang transform to envelope extraction of heart sound[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2012, 29(2): 3272-3275.
- [15] RENNA F, OLIVEIRA J, COIMBRAM T. Deep convolutional neural networks for heart sound segmentation[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 23(6): 2435-2445.
- [16] 李伟, 江晓林, 陈海波, 等. 基于EEMD_Hankel_SVD的矿山微震信号降噪方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(7): 1910-1917. LI Wei, JIANG Xiaolin, CHEN Haibo, et al. Denoising method of mine microseismic signal based on EEMD_Hankel_SVD[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(7): 1910-1917.
- [17] JAIN P K, TIWARI A K. An adaptive thresholding method for the wavelet based denoising of phonocardiogram signal[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 38(1): 388-399.
- [18] YU Shunzheng. Hidden semi-Markov models[J]. Artificial Intelligence, 2010, 174(2): 215-243.
- [19] SAMUEL S, CLAUS H, CLAUS G, et al. Segmentation of heart sound recordings by a duration-dependent hidden Markov model[J]. Physiological Measurement, 2010, 31(4): 513-529.
- [20] OLIVEIRA J, RENA F, MANTADELIS T, et al. Adaptive sojourn time HSMM for heart sound segmentation[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 23(2): 642-649.
- [21] 徐玮泽, 俞凯, 徐佳俊, 等. 先天性心脏病心音听诊筛查的人工智能技术应用现状[J]. 浙江大学学报(医学版), 2020, 49(5): 548-555. XU Weize, YU Kai, XU Jiajun, et al. Artificial intelligence technology in cardiac auscultation screening for congenital heart disease: Present and future[J]. Journal of Zhejiang University(Medical Sciences), 2020, 49(5): 548-555.
- [22] 章悦, 夏春明, 谢佳智, 等. 特征与分类算法在基于肌音信号的头部运动分类中的对比研究[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(4): 711-719. ZHANG Yue, XIA Chunming, XIE Jiazhi, et al. Comparative study of features and classification algorithms in mechanomyography based head movement classification[J]. Journal of Data Acquisition and processing, 2020, 35(4): 711-719.
- [23] 郭兴明, 李传鹏, 卢德林. 定量递归分析和近似熵在心音分类识别中的应用[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 559-564. GUO Xingming, LI Chuanpeng, LU Delin. Application of recurrence quantification analysis and approximate entropy in classification and recognition of heart sound[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 559-564.

作者简介:



许春冬(1976-), 通信作者, 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向: 心音信号处理、语音信号处理、移动通信, E-mail: xuchundong@jxust.edu.cn。



林海(1994-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 心音信号处理。