

基于概率分布的符号熵在心音分析中的应用

成谢锋^{1,2} 于淼³ 姬汉贵¹ 张学军^{1,2} 黄丽亚^{1,2} 孙科学^{1,2}

(1. 南京邮电大学电子科学与工程学院, 南京, 210003; 2. 江苏省射频集成与微组装工程实验室, 南京, 210003; 3. 拉夫堡大学, 拉夫堡, 英国, LE11 3TU)

摘要: 心音信号是一种重要的人体生理信号, 蕴含大量生理、病理信息。根据心音的特性提出了一种基于概率分布的符号熵算法, 该算法突破传统均匀符号化的线性约束, 一方面在第一心音幅值分布密集区域分配较多的符号, 在稀疏区域分配较少的符号, 减小数据冗余; 另一方面在符号化过程中采用自适应方法决定符号集的大小, 使得符号熵对心音数据的变化更加敏感, 能够快速、灵敏捕捉心音信号中的非线性异常状态。由此不但可消除非平稳突变干扰和序列概率分布对熵值的影响, 还能够自适应符号化。仿真实验结果表明, 该算法具有显著的可行性和有效性, 并且为心衰的无损快速诊断提供了一种新的思路。

关键词: 心音; 符号熵; 心力衰竭; 概率分布

中图分类号: U491.6 **文献标志码:** A

Application of Symbol Entropy Based on Probability Distribution to Heart Sound Analysis

Cheng Xiefeng^{1,2}, Yu Miao³, Ji Hangui¹, Zhang Xuejun^{1,2}, Huang Liya^{1,2}, Sun Kexue^{1,2}

(1. College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, 210003, China; 2. Jiangsu Province Engineering Lab of RF Integration & Micropackage, Nanjing, 210003, China; 3. Loughborough University, Loughborough, LE11 3TU, UK)

Abstract: Heart sound is an important physiological signal, and it contains a large number of physiological and pathological information. According to the characteristics of heart sound, the symbol entropy based on probability distribution is proposed. The algorithm makes a breakthrough at linear constraints. On the one hand, it distributes more symbols for the region where the amplitude distribution of the first heart is dense and distributes relatively less symbols for the sparse region, so as to achieve the reduction of redundancy of data; On the other hand, it uses an adaptive method to determine the size of the symbol set. Then the symbol entropy becomes more sensitive to the changes of the heart sound signal and can rapidly capture the nonlinear abnormal state of heart signal. Thus the algorithm can make little or no impact of the non-stationary mutation interference and the sequence probability distribution on the entropy. Simulation results show that the algorithm not only has significant feasibility and effectiveness but also provides a new way for the rapid diagnosis of heart failure.

Key words: heart sound; symbol entropy; heart failure; probability distribution

引 言

研究人体各种生理信号是了解人体器官的功能、进行疾病诊断与治疗的一种重要手段。心音信号是一种来自于人体内部最重要的生理信号之一,应用于听诊和辅助治疗有着非常悠久的历史^[1]。心音是心脏在舒张、收缩运动过程中心肌、血液和瓣膜等产生机械振动的复合声音,它含有心脏各个部分(如心房、心室、血管及心脏瓣膜)功能状态的大量生理、病理信息,直接反映了大血管和心脏系统的机械运动状况,与人体病理状态密切相关。对心音信号进行检测和分析在临床医学实践中有着重要的应用价值。生物信号中的时间序列包含着复杂的波动,是机体生理系统活动状态的一种外在表现形式。疾病和衰老进程使得人体生理系统对外界环境的自适应能力下降,从而使得这些时间序列中包含的信息量发生变化^[2]。但是,人们对生理活动的认识尚未完全清晰,为了获得对机体生理活动更加详尽的认识,需要通过各种实验和分析方法对时间序列进行深入研究。

国内外关于心音与心肌收缩能力之间的关系早有研究。Rice 和 Doyle 经过大量的实验论证了第一心音幅值大小与心肌收缩能力强弱有密切的关系,并在手术室内用心音检测仪监测麻醉药对病人心肌收缩力的影响^[3]。文献[4]通过探讨第一心音幅值和心肌收缩功能之间关系,提出了一种使用第一心音幅值可评价安静状态下心脏功能的有效方法。文献[5]研究表明心肌收缩力变异性可以通过第一心音幅值波动信号来描述,这种波动信号蕴含着大量的心脏生理病理信息,对这种波动趋势的研究能够评估心脏的心肌收缩能力,加深对心脏自主神经机制的了解。近年来,经过不断的探索,度量非线性时间序列复杂度的多种方法已被研究人员提出,比如相关维、Lyapunov 指数、样本熵以及非线性预测等^[6]。但是,这些方法在实际应用过程中可能会受到诸多的限制。比如,求相关维或者 Lyapunov 指数时,必须要求时间序列的长度足够长;时间序列局部趋势会影响样本熵,有可能出现对原始数据的错误解释。

传统的样本熵易受阈值与概率分布的影响,为了降低非平稳突变干扰和概率分布对样本熵的影响,文献[7]将符号动力学和样本熵结合,提出了等概率符号化样本熵。时间序列符号化分析是基于符号动力学、混沌序列分析理论发展起来的一种非线性分析方法,其实质是将时间序列在幅度域上进行粗粒化,即将幅度域上的模拟量映射到由有限个符号组成的符号集,然后对转换后的符号序列进行动力学分析。尽管在符号化的过程中会丢失一些细节信息,但是这样处理却能够提高运算速度。同时,如果符号化方法选取恰当,不仅能反映原始时间序列的动力学特性,还能够大大降低噪声的影响。所以在符号动力学分析中,最关键的一步就是如何按照给定的原始时间序列的数值确定相应的符号划分区域,能够保证处理后的信号不丢失原始序列的动力学特性。根据心音时间序列的特性和非线性分析的相关理论,本文提出了一种基于概率分布的符号熵(Symbol entropy based on probability distribution, PDSE)算法。该算法力求实现:(1)心音符号序列能够完全体现心音原始序列的时序关系,能消除心音原始序列概率分布对符号化过程的影响;(2)突破传统均匀符号化的线性约束,能够在第一心音幅值分布较密集的区域分配较多的符号,在较稀疏的区域分配较少的符号,降低数据冗余,提高符号的利用率;(3)在符号化过程中采用自适应的手段决定符号集的大小,符号集大小不局限在常规经验选取的 2~8 之间。显然,这种有针对性的算法,使得符号熵值对心音数据的变化更加敏感,能够快速、灵敏捕捉心音信号中的非线性异常状态。仿真实验结果表明,该算法具有显著的可行性和有效性,并且为心衰的无损快速诊断提供了一种新的思路。

1 基于概率分布的符号熵算法

1.1 针对心音的自适应符号化方法

一个周期的心音信号可被描述如下

$$s_T(t) = \sum_{t=1}^T (k_1 s_1(t) + k_2 s_2(t) + k_3 s_3(t) + k_4 s_4(t) + k_5 s_5(t)) \quad (1)$$

式中: s_1, s_2 分别为第一、第二心音信号; s_3, s_4 分别为第三、第四心音, 一般不予讨论; s_5 为心音中的杂音成分; k 为合成系数^[8]。

心音呈现近似周期特性, 假设第 j 个心动周期内的 s_1 幅值为 $s_1^{(j)}$, 则 N 个周期范围内的 s_1 幅值序列 $x(i)$ 可表示为

$$x(i) = \sum_{j=1}^N s_1^{(j)} \cdot \delta(i-j) \quad (2)$$

式中: $\delta(i)$ 为单位采样序列。 $x(i)$ 的获取方法如图 1 所示。先在归一化的心音信号中分段标记出 s_1 , 如图 1(a) 所示; 然后在每个 s_1 内寻找正半轴最大值即标定为这个心音周期中的 s_1 幅值, 如图 1(b) 所示。

大多数心力衰竭病人的主要问题都与心肌收缩能力的下降有关系。心肌在迷走神经或者交感神经的调节下会表现出变力性、变时性和变传导性等多方面特性。由于任何心脏疾病都有可能转化为心力衰竭, 因此在心血管疾病的治疗过程中和心力衰竭的早期诊断过程中评估患者的心肌收缩功能的变化具有重要的意义。图 2 展示了 1 000 个心动周期的第一心音幅值序列, 形成了第一心音幅值序列波动图。

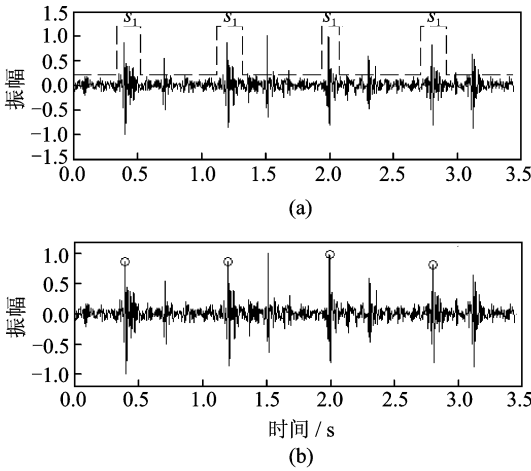


图 1 第一心音幅值序列的获取
Fig. 1 Acquisition of the first heart sound amplitude sequence

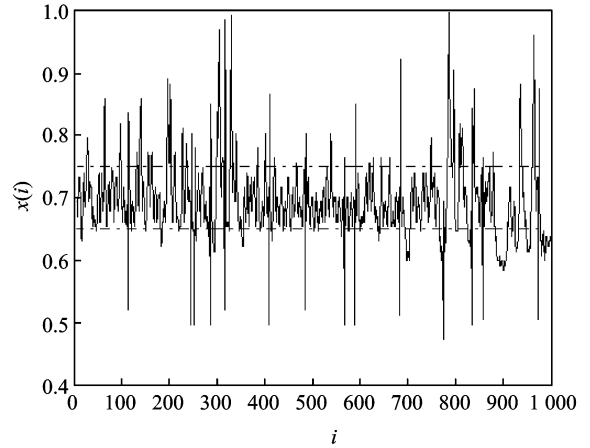


图 2 第一心音幅值序列波动图
Fig. 2 Active depolarization wave image of the first heart sound amplitude sequence

对幅度微弱变化的信号, 可以先将其符号化, 然后再对该符号序列进行统计处理分析。符号化的基本思想是依赖于给定的时间数据序列, 把时间序列中的每个数据点都用符号集中的一个符号表示。

国内外有许多文献提出了多种符号化算法, 主要有基于最大变化簇算法、基于熵的算法、基于符号伪邻近节点的符号化划分算法, 以及基于小波分解的符号化算法^[9]。假如信号是均匀分布的, 那么采用如上方法进行符号化能够得到理想的效果。由图 2 可知, s_1 幅值序列具有非均匀分布特性, 大部分数据值集中在 0.65~0.75 范围内, 采用以上方法有不妥之处。因此本文提出一种自适应符号化方法改善这种不足。

假设 s_1 幅值序列表示为 $\{x(i) | i=1, 2, \dots, N\}$, 对应的符号序列为 $\{s_{y_i} | i=1, 2, \dots, N\}$, n 表示符号集大小(初值取 1), 针对心音的自适应符号化步骤如下:

(1) 对第一心音幅值序列 $x(i)$ 按幅值大小从小到大排序, 记为区间 Sec_{11} , 进行数理统计, 得概率密

度函数 $f(x)$ 。

(2) 用 Sec_{i1} 的两个端点的平均值将该区间分为两部分, 执行 $n=n+1$, 得到新的区间划分, 各区间依次记为 $Sec_{ni} (i=1, 2, \dots, n)$, 第 i 区间的左右两个端点值分别记为 $sec_{ni,l}, sec_{ni,r}$ 。

(3) 按照 n 个符号的映射关系, 对序列 $\{x(i) | i=1, 2, \dots, N\}$ 进行符号化

$$sy_i = \begin{cases} 0 & sec_{n1,l} \leq x(i) < sec_{n1,r} \\ 1 & sec_{n2,l} \leq x(i) < sec_{n2,r} \\ \vdots & \\ n-1 & sec_{nn,l} \leq x(i) < sec_{nn,r} \end{cases} \quad (3)$$

(4) 对生成的符号序列 $\{sy_i | i=1, 2, \dots, N\}$, 长度为 p 的子串集合表示为 $\{U_k = (sy_k, sy_{k+1}, \dots, sy_{k+p-1}) | 1 \leq k \leq N-p+1\}$ 。包含符号 $0, 1, \dots, n-1$ 的子串组合形式共有 n^p 种, 每种子串出现的次数记为 NT , 其概率为

$$P_i = \frac{NT(i)}{N-p+1} \quad 1 \leq i \leq n^p \quad (4)$$

通过符号动力学信息熵 Sh 来决定是否需要继续划分, Sh 可由下式得出^[10]

$$Sh(n) = - \sum_{P_i \neq 0} P_i \cdot \log P_i \quad (5)$$

(5) 令

$$\Delta Sh(n) = Sh(n) - Sh(n-1) \quad n \geq 2 \quad (6)$$

选择阈值 ϵ , 且 $\epsilon > 0$ 。如果 $\Delta Sh \leq \epsilon$, 则符号化结束。否则, 寻找使 $\int_{sec_{ni,l}}^{sec_{ni,r}} f(x) dx$ 取最大值的 i , 将区间 Sec_{ni} 再平均分为两部分, 执行 $n=n+1$, 取消原来的划分并重新分配新的符号, 重复(3~5)步骤。

符号化的主要任务是用最小的符号集尽可能多地保留系统的有效信息。自适应划分符号的目的是, 分配较多的符号给 s_1 幅值分布密集的区域, 分配较少的符号给数据稀疏的区域, 从而使得信息丰富的数据密集区间对于数据的变化更加敏感, 更加有利于捕捉心音信号中的非线性异常状态。

1.2 针对心音信号的参数设置

上述符号化过程完全由 s_1 幅值时间序列长度 N 和阈值 ϵ 自适应决定。 Sh 能够反映符号化后的子串丰富程度和分布特性, 随着符号集的增大, 子串模式会增多, 分布会更加分散, Sh 会增大。综合考虑, 必需选取一个合适的阈值(当 Sh 增加的幅度小于给定阈值时, 符号化结束)。子串长度 p 的增加会导致计算量及数据长度增加, 而对于结果却无本质影响, 因此, 一般取大于等于 3 即可^[11], 本文取 $p=3$ 。对于原始序列长度 N 的取值, 一般要求 $N \gg n^p$ 即可。

心音信号是近似周期的弱生理信号, s_1 幅值序列数值分布较集中, 如果阈值 ϵ 选择得当, 能够在算法性能与时间复杂度之间得到较好平衡。取一个时长为 1 h 的心音信号, 提取 s_1 幅值序列。令 ϵ 初值为 2, 以 0.05 为步长逐次递减, 得到 s_1 幅值序列的 (ϵ, n) 散点图, 如图 3 所示。由图 3 可知, 当 $\epsilon \leq 0.45$ 时, n 趋于稳定。因此, 在 s_1 幅值序列的自适应符号化过程中, 阈值 ϵ 取 0.45 即可。

该自适应符号化算法不仅适用于心音信号, 对于时间上无相关的完全随机序列同样适用。长度为 N 的高斯白噪声序列, 假设字符集大小为 n , 同上取 $p=3$, 则字符子串共有 n^3 种组合形式, 各种子串出现的概率基本一致, 则有

$$Sh(n) = - \sum_{i=1}^{n^3} \frac{1}{n^3} \log\left(\frac{1}{n^3}\right) = 3 \log(n) \quad (7)$$

$$\Delta Sh(n) = Sh(n) - Sh(n-1) = 3 \log\left(\frac{n}{n-1}\right) \quad n \geq 2 \quad (8)$$

理论上, 对于高斯白噪声序列, ΔSh 与 n 存在如式(8)的关系, 表 1 给出 ΔSh 的理论值($n=2 \sim 10$),

图 4 为高斯白噪声序列的 ΔSh 理论曲线。

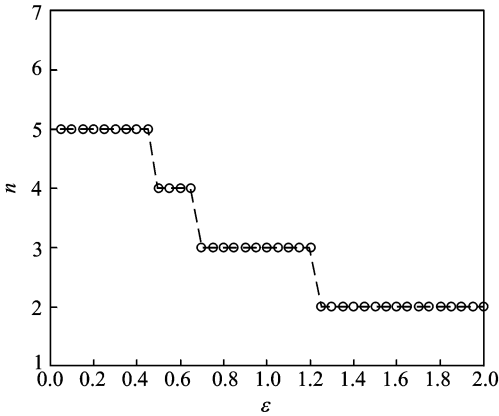


图 3 s_1 幅值序列的 (ϵ, n) 散点图

Fig. 3 (ϵ, n) scatter diagram of the first heart sound amplitude sequence

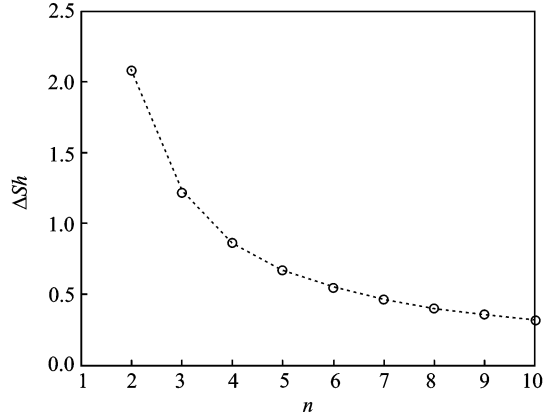


图 4 高斯白噪声序列的 ΔSh 理论曲线

Fig. 4 ΔSh theoretical curve of Gaussian white noise sequences

表 1 高斯白噪声序列的 ΔSh 理论值

Table 1 Theoretical value of Gaussian white noise sequences

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ΔSh	2.079 4	1.216 4	0.863 0	0.669 4	0.547 0	0.462 5	0.400 6	0.353 3	0.316 1

取 $N=3\ 000$ 点高斯白噪声序列进行仿真计算,如图 5 中有 ϵn 的理论曲线,令 ϵ 分别取 0.33, 0.38, 0.43, 0.50, 0.60, 0.70, 1.0, 1.70, 图 5 中星号散点为给定 ϵ 时的 n 取值,可以看出 8 个 (ϵ, n) 散点完全落在理论曲线上。进一步说明了上述理论推导的正确性,表明本文提出的符号化方法具有较好的统计特性。

1.3 基于概率分布的符号熵算法

符号序列分析的重点是对出现的每个符号进行分析,提取心脏动力学系统的隐含特征。样本熵用信息增长率刻画时间序列的复杂性,因此本文将自适应符号化与样本熵结合,提出 PDSE 算法。符号序列的符号熵计算方法与时间序列的样本熵计算方法类似。

对于 s_1 幅值序列经符号化所得的符号序列 $\{s_{y_i} | i=1, 2, \dots, N\}$, PDSE 算法如下:

(1) 将 s_{y_i} 嵌入到 m 维相空间,构造符号矢量

$$u_i^{(m)} = \{s_{y_i}, s_{y_{i+L}}, \dots, s_{y_{i+(m-1) \cdot L}}\} \quad 1 \leq i \leq N - m \cdot L \quad (9)$$

式中:延迟时间 $L=1$;相空间维数 $m=3$ 即可^[11]。

(2) 对于 $1 \leq i \leq N - m$, 分别计算

$$C_i^{(m)} = \frac{\{\text{与 } u_i^{(m)} \text{ 相同的 } u_j^{(m)} \text{ 的个数}\}}{N - m + 1} \quad 1 \leq j \leq N - m; j \neq i \quad (10)$$

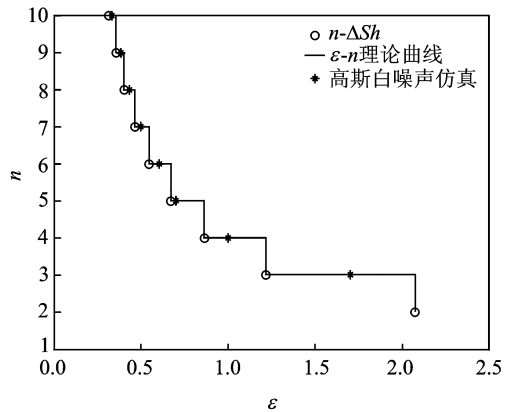


图 5 ϵn 理论曲线与高斯白噪声仿真值

Fig. 5 ϵn theoretical curve and the simulation value of Gaussian white noise sequences

(3) 计算 $C_i^{(m)}$ 的平均值, 即 m 维嵌入下的矢量相同的概率

$$C^m = (N - m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{N-m} C_i^{(m)} \tag{11}$$

(4) 嵌入维数自增为 $m+1$, 重复步骤(1-3)得 C^{m+1} , 则

$$PDSE = \log_2 C^m - \log_2 C^{m+1} \tag{12}$$

1.4 多尺度分析

为了突破单一尺度下符号熵的局限性, 针对心音信号的特性, 还可以对 s_1 幅值序列进行多尺度分析。给定尺度因子 γ , 对 s_1 幅值时间序列 $\{x(i) | 1 \leq i \leq N\}$ 在尺度 γ 上变换可得新的时间序列, 变换规则如下^[12]

$$y(j)^{(\gamma)} = \frac{1}{\gamma} \sum_{(j-1)\gamma+1}^{j\gamma} x(i) \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\gamma} \tag{13}$$

对 γ 从小到大连续赋值, 则获得 $x(i)$ 的多尺度变换结果。然后, 对于不同的 γ , 计算新的序列 $y(j)^{(\gamma)}$ 的 PDSE 熵, 得到 PDSE 随时间尺度变化的曲线, 即实现多尺度化分析。

2 仿真实验结果

从本课题组心音数据库中选取 40 例健康心音作为健康组(年龄: 20~56 岁), 从南京某医院采集 36 例心力衰竭病人的心音作为心衰组(年龄: 50~71 岁)。采样频率为 11 025 Hz, 采样位数为 16, 采集时间 45 m, 保存为 wav 格式。采用 db6 小波对各心音信号进行消噪滤波, 然后将每例长时心音信号截短为 3 个 15 分钟信号段, 这样共计有 228 例实验数据。提取每例心音信号的 s_1 幅值序列, 采用 PDSE 算法评价每例心音的 s_1 幅值序列复杂度水平。如图 6 展示了两组心音样本在不同时间尺度上的复杂度误差棒图。由图 6 可以看出, 在原始尺度上, 心衰组的 PDSE 水平显著低于健康组, $p < 0.01$ 。由于低尺度上主要代表信号的高频成分, 而高频成分主要与人体的迷走神经的调节作用相关, 则说明心衰的发生, 降低了迷走神经的活性, 进而损伤了心血管系统的自主神经调节功能。

与健康组相比, 在各个尺度上, 心力衰竭组的 PDSE 熵值均显著降低($p < 0.05$)。由于高时间尺度上主要代表信号的低频成分, 而低频成分主要与人体的交感神经的调节作用相关, 说明心衰的发生, 同时降低了交感神经的活性。随着尺度的增加, 迷走神经的作用减弱, 交感神经的作用增强。在图 7 中, 仅对比不同尺度上, 心衰组与健康组的 PDSE 差异, 发现在高尺度上, 差异减小。这可能说明, 心衰的发生对自主神经的影响可能首先表现在对迷走神经的影响上, 因而低时间尺度上的 PDSE 降低更为明显, 所以才会呈现出高时间尺度上心衰组与健康组的 PDSE 差异较小。肖守中在心肌收缩功能与心音的研究中, 基于 s_1 幅值变化的规则性提出了心肌收缩力变异性(Cardiac contractility variability, CCV)^[13]。心肌收缩功能的降低可以引起 CCV 的降低。这与本文基于 PDSE 分析 s_1 幅值序列所得结论是一致的。

采用费歇判别法^[14]对两类人群进行判别, 选取尺度 1, 2 上的 PDSE 作为检测指标, 分别记为 x_1, x_2 , 判别函数为

$$y = c_1 x_1 + c_2 x_2 \tag{14}$$

将 120 例健康 s_1 幅值序列和 108 例心衰 s_1 幅值

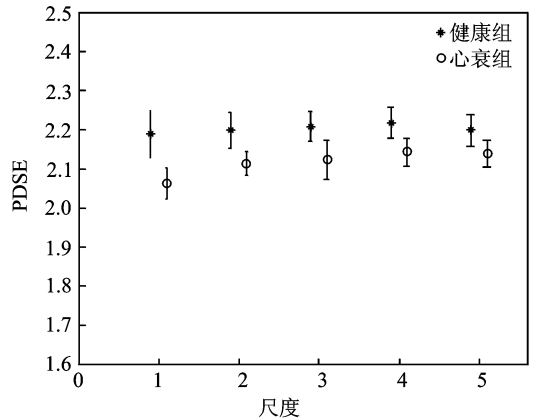


图 6 健康组与心衰组的第一心音幅值序列复杂度的多尺度分析误差棒图

Fig. 6 Multi-scale analysis error bar diagram of the healthy and heart failure group's first heart sound amplitude sequence of healthy group and heart failure group

序列在第 1, 2 时间尺度上代入 PDSE, 求得检测指标的系数为表 2, 检测结果见表 3。评价指标包括敏感度 (Sensitivity, Sen) 和特异度 (Specificity, Spe)。敏感度指心衰组中被诊断为心衰的例数与心衰组总例数的比值, 特异度指健康组中被诊断为健康的例数与健康组总例数的比值。文献[15]采用符号化时间不可逆性指标差异分布熵 (Difference entropy, DE) 基于心电信号分析心衰, 敏感度、特异度分别为 93.2%, 94.4%, 本文与其相比, 敏感度、特异度均明显提高, 且诊断判别方法简单, 易于临床应用。

表 2 心衰检测指标的检测系数表

Table 2 Coefficient table of heart failure detection index

检测系数	值
c_1	0.125
c_2	-0.004

表 3 心衰检测结果

Table 3 Result of heart failure detection

实验诊断 结果	实际样本容量		评价指标	
	心力衰竭(108 例)	健康(120 例)	Sen	Spe
心力衰竭	105	4	97.2%	96.7%
健康	3	116		

3 结束语

根据心脏生理信号的特点, 本文提出了一种适用于心音信号分析的基于概率分布的符号熵 PDSE 方法。该算法实现了获取的符号序列即可体现心音原始序列的时序关系又可消除心音原始序列概率分布对符号化过程的影响; 突破传统均匀符号化的线性约束, 在 s_1 幅值密集区分配较多符号, 在稀疏区分配较少的符号; 在 s_1 幅值序列符号化过程中采用自适应的方法决定符号集的大小。显然, 这种有针对性的算法, 使得符号熵值对心音数据的变化更加敏感, 能够快速、灵敏捕捉心音信号中的非线性异常状态。通过对健康组与心衰组的心音仿真实验, 基于本算法的心衰诊断评价指标敏感度为 97.2%, 特异度为 96.7%, 表明该算法对心衰的研究有着潜在的应用价值, 为心衰的诊断提供了一种新思路。

参考文献:

- [1] Cheng X F, Zhang Z. Denoising method of heart sound signals based on self-construct heart sound wavelet[J]. *AIP Advances*, 2014, 4:087108.
- [2] 李鹏. 基于熵测度的短时心脏动力学分析[D]. 济南: 山东大学, 2014.
Li Peng. Short-term analysis of cardiac dynamics based on entropy measures[D]. Jinan: Shandong University, 2014.
- [3] Rice M L, Doyle D J. Comparison of phonocardiographic monitoring locations[C]// *Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE 17th Annual Conference*. Montreal; IEEE, 1995: 685-686.
- [4] 孙君志. 运用心音信号评定运动员心脏功能的研究[J]. *北京体育大学学报*, 2014, 37(3): 60-64.
Sun Junzhi. Study on using heart sound signal to evaluate athletes' cardiac function[J]. *Journal of Beijing Sport University*, 2014, 37(3): 60-64.
- [5] 步斌, 王爱华, 韩海军, 等. 心力变异性在运动机能评定中的应用基础[J]. *生物医学工程杂志*, 2010, 27(3): 716-720.
Bu Bin, Wang Aihua, Han Haijun, et al. A basis for application of cardiac contractility variability in the evaluation and assessment of exercise and fitness[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2010, 27(3): 716-720.
- [6] 成谢锋, 陈泓, 姬汉贵, 等. 一种基于集总参数的心血管系统仿真模型及心音产生机理[J]. *中国科学: 信息科学*, 2014, 44(9): 1121-1139.
Cheng Xiefeng, Chen Hong, Ji Hangui, et al. A study of lumped-parameter cardiovascular simulation model and heart sound mechanism[J]. *Sci China Inf Sci*, 2014, 44(9): 1121-1139.
- [7] 黄晓林, 霍毓宇, 司俊峰, 等. 等概率符号化样本熵应用于脑电分析[J]. *物理学报*, 2014, 63(10): 100503.
Huang Xiaolin, Huo Chengyu, Si Junfeng, et al. Application of equiprobable symbolization sample entropy to electroenceph-

alography analysis[J]. Acta Phys Sin, 2014, 63(10): 100503.

- [8] Cheng X F, Ma Y, Liu C, et al. Research on heart sound identification technology[J]. Sci China Inf Sci, 2012, 55: 281-292.
- [9] 胡为, 胡静涛. 改进的符号时间序列分析方法及其在电机故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(4): 760-766.
Hu Wei, Hu Jingtao. Improved symbolic time series analysis method and its application in motor fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(4): 760-766.
- [10] 宋爱玲, 黄晓林, 司俊峰, 等. 符号动力学在心率变异性分析中的参数选择[J]. 物理学报, 2011, 60(2): 120-127.
Song Ailing, Huang Xiaolin, Si Junfeng, et al. Optimum parameters setting in symbolic dynamics of heart rate variability analysis[J]. Acta Phys Sin, 2011, 60(2): 120-127.
- [11] 严碧歌, 赵婷婷. 应用多尺度化的基本尺度熵分析心率变异性[J]. 物理学报, 2011, 60(7): 822-826.
Yan Bige, Zhao Tingting. Multiscale base-scale entropy analysis of heart rate variability signal[J]. Acta Phys Sin, 2011, 60(7): 822-826.
- [12] Xia J N, Shang P J, Wang J, et al. Classifying of financial time series based on multiscale entropy and multiscale time irreversibility[J]. Physica A, 2014, 400: 151-158.
- [13] Xiao S Z, Cai S X, Liu G C. Studying the significance of cardiac contractility variability[J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2000, 19: 102-105.
- [14] 孟凡顺, 黄伏生, 宋德才, 等. 费歇判别法识别大孔道[J]. 中国海洋大学学报, 2007, 37: 212-124.
Meng Fanshun, Huang Fusheng, Song Decai, et al. Distinguishing large pore paths in sandstone oil layers by Fisher method using logging curves[J]. Periodical of Ocean University of China, 2007, 37: 121-124.
- [15] 侯凤贞. 心率变异性的时间不可逆性研究[D]. 南京: 南京大学, 2012.
Hou Fengzhen. Research on time irreversibility of heart rate variability[D]. Nanjing: Nanjing University, 2012.

作者简介:



成谢峰 (1956-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 智能信息处理、心音特征提取与身份识别, E-mail: chengxf@njupt.edu.cn.

于淼 (1988-), 男, 博士研究生, 研究方向: 数学与计算建模、应用数学, E-mail: M.Yu2@lboro.ac.uk.

姬汉贵 (1986-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 智能信息处理, E-mail: jnucxf@163.com.



张学军 (1965-), 男, 教授, 研究方向: 智能信息处理, E-mail: xjzhang@njupt.edu.cn.



黄丽亚 (1965-), 女, 教授, 研究方向: 智能信息处理, E-mail: huangly@njupt.edu.cn.

孙科学 (1980-), 男, 副教授, 研究方向: 智能信息处理, E-mail: sunkx@njupt.edu.cn.

