

一种基于心电信号的pRRx序列分析 心律失常的方法研究

李冉 王新安[†] 赵天夏 刘彦伶 李秋平

北京大学深圳研究生院集成微系统科学与工程与应用重点实验室, 深圳 518055; [†] 通信作者, E-mail: anxinwang@pku.edu.cn

摘要 提出一种从ECG数据中提取pRRx序列, 进而分析心律失常的方法。选取20例正常窦性心律和20例心律失常患者的ECG数据, 计算相应的pRRx序列(x 从1~100 ms取值), 两组pRRx序列的分布呈现明显的差异。对pRRx序列进行线性和非线性分析, 结果表明: 1) 线性指标中, AVRR, rMSSD和SDSD在两组序列中表现出显著性差异($P < 0.001$); 2) 非线性指标中, pRRx序列直方分布信息熵(S_{dh})、功率谱直方分布信息熵(S_{ph})、功率谱全频段信息熵(S_{pf})和pRRx的分形维数(D_{sf} , D_{cf} , D_{vm} 和 D_{rms})在两组序列中表现出显著的统计学差异($P < 0.001$)。因此, 基于pRRx序列的分析在一定程度上能够反映心脏系统的线性和非线性性质, 可以作为一种新颖且有效的心律失常分析方法。

关键词 ECG; pRRx序列; 线性指标; 非线性指标; 熵; 分形维数; 心律失常

中图分类号 N32

Research on Analysis of Arrhythmia Based on pRRx Serials Derived from ECG Signals

LI Ran, WANG Xin'an[†], ZHAO Tianxia, LIU Yanling, LI Qiuping

The Key Laboratory of Integrated Micro-systems Science and Engineering Applications, Peking University Shenzhen Graduate School, Shenzhen 518055; [†] Corresponding author, E-mail: anxinwang@pku.edu.cn

Abstract In order to analyze arrhythmia, a novel practical method was proposed. Here the pRRx serials (x ranged from 1 to 100 ms) extracted from ECG data were taken as fundamental signals. There were obvious differences in distribution of the pRRx serials between 20 people with normal arrhythmia (group I) and 20 patients with arrhythmia (group II). By analyzing the linear indexes and nonlinear indexes of pRRx serials, the computed results show that there are significant statistical differences between the two groups. The linear indexes (AVRR, rMSSD, SDSD) are very different ($P < 0.001$). The nonlinear indexes, from the entropy measures (S_{dh} , S_{ph} , S_{pf}) and the fractal dimension measures (D_{sf} , D_{cf} , D_{vm} , D_{rms}), also maintain apparent differences ($P < 0.001$). Therefore, the proposed pRRx-serial analysis can characterize the linearity and nonlinearity of the cardiac system to some extent, and can be effective in recognizing the arrhythmia and even heart-related diseases.

Key words ECG; pRRx serials; linear indexes; nonlinear indexes; entropy; fractal dimension; arrhythmia

心电(electrocardiogram, ECG)信号是心脏系统生物电活动的记录, 蕴含丰富的心血管系统生理和病理信息, 是诊断心血管疾病的重要依据^[1]。目前, 诊断心律失常仍依赖有经验的医生观察心电图进行

判断, 因此从ECG信号中提取有用的信息和特征, 从而自动检测心律失常具有重要意义。

在心律失常的自动检测研究中, Debnath等^[1]将心率和RR间期(RR interval)等作为特征, 利用人工

神经网络算法对心律失常进行识别。Tabassum等^[2]将心率、QRS波群(QRS wave complex)、PR间期(PR interval)和ST间期(ST interval)等作为特征,利用SVM (support vector machine)算法对心律失常进行识别。吴坤生^[3]通过采集60例心力衰竭病人(其中心律正常组30例,心律失常组30例)的24小时的ECG信号,提取RR间期数据,并进行心率变异性(heart rate variability, HRV)分析,指出HRV的有关指标(如SDNN, rMSSD和pNN50等)可综合评价病人心律失常的恶化程度。

为了更加快速、高效地对心律失常进行检测,本文提出一种从ECG信号中提取pRRx序列,进而分析心律失常的新方法。该方法所需心电信号时长为半小时(数据量较小),在RR间期的基础上,进一步提取相应的pRRx序列(x 从1~100 ms取值)作为心律失常分析的源信号。然后,对pRRx序列进行线性和非线性两个方面的分析。针对线性分析,提取AVRR, SDRR, rMSSD和SDSD共4个指标。针对非线性分析,提取熵测度的 S_{dh} , S_{ph} 和 S_{pf} 3个指标和分形维数的 D_{sf} , D_{cf} , D_{vm} 和 D_{rms} 4个指标。结果表明,除SDRR外,其余10个指标在心律正常和心律失常实验数据中全部表现出极其显著的统计学差异($P<0.001$)。图1显示本文基于pRRx序列分析心律失常的流程。

1 pRRx 序列

1.1 pRRx 序列的定义

RR间期指心电波形中相邻R峰之间的时间间隔^[4]。pRRx指相邻RR间期之差大于 x 毫秒的RR间期个数(RRx count)与全部RR间期个数(total RR count)的比值,用百分数表示:

$$pRRx = \frac{RRx \text{ count}}{\text{total RR count}} \times 100\% \quad (1)$$

将 x 从1~100 ms取值,则pRRx则构成一个序列。

1.2 实验数据的选定

本次研究的实验数据来自MIT-BIH数据库^[5]。第一组是正常窦性心律组(记为I组),从MIT-BIH Normal Sinus Rhythm RR Interval Database随机选取20位心律正常的受试者,年龄为65~89岁,男女各半;第二组是心律失常组(记为II组),从MIT-BIH Arrhythmia Database随机挑选20位心律失常的受试者,年龄也在65~89岁之间,男女各半。每位受试

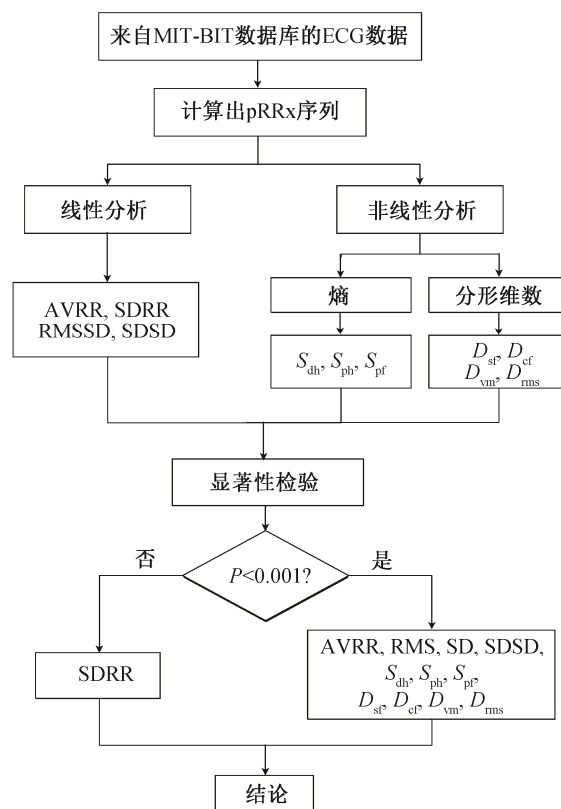


图1 基于 pRRx 序列分析心律失常的流程
Fig. 1 Flow chart of the analysis of arrhythmia based on pRRx serials

者的数据都是30分钟的RR间期数据,共40例实验数据。

1.3 pRRx 序列分布

根据实验数据,计算相应的pRRx序列,总共得到40例pRRx序列,分成心律正常组和心律失常组进行对比,如图2所示。

从图2可以看出,正常心律组pRRx序列的分布明显不同于心律失常组。直观地看,I组的曲线具有一定的阶梯性,且曲线的变化更快。II组的曲线更光滑,变化比较慢。

2 pRRx 序列的指标分析

2.1 线性指标

心脏系统的电活动蕴含大量的细节信息,可以从心脏系统的线性和非线性两个角度去分析。由于基于统计的线性分析方法计算简单且指标意义直观,在临床上广泛应用^[6]。

本文根据两组的实验数据,针对提出的pRRx序列,采用以下几种线性分析指标进行计算,结果

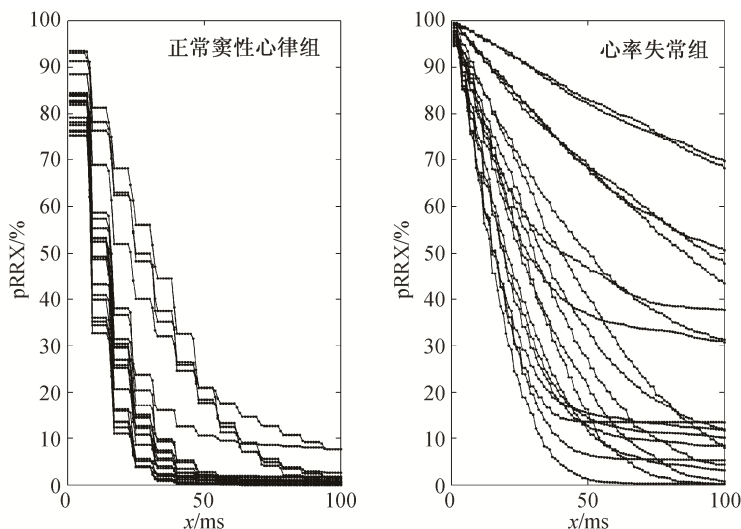


图 2 正常心律组(I 组)和心律失常组(II 组)的 pRRx 序列分布
Fig. 2 Distribution curve of pRRx serials from group I and group II

如图3所示。

1) AVRR: pRRx序列的均值, 反映pRRx序列100个值的平均水平。

2) SDRR: pRRx序列的标准差, 反映pRRx序列100个值的离散程度。

3) rMSSD: pRRx序列中相邻pRRx差值的均方根, 反映pRRx序列相邻值之差构成的序列的平均水平。

4) SDSD: pRRx序列中相邻pRRx差值的标准差, 反映pRRx序列相邻值之差构成的序列的离散程度。

从图3可以看出, AVRR, rMSSD和SDSD这3个

指标在两组中分布差异很大。其中, rMSSD和SDSD在I组和II组的取值范围没有重合与交叉, 因此可以通过设置合适的阈值将两组区分开。

2.2 非线性指标

心脏是一个复杂的非线性系统^[7]。传统的线性分析方法虽然简单直观, 但无法描述及表征系统的非线性动力学特性^[8-9]。因此, 在线性分析的基础上, 本文对pRRx序列进行非线性分析。

2.2.1 熵

熵最早出现在热力学中, 描述系统热力学状态函数。随后玻尔兹曼引进物理熵, 对系统的无序性

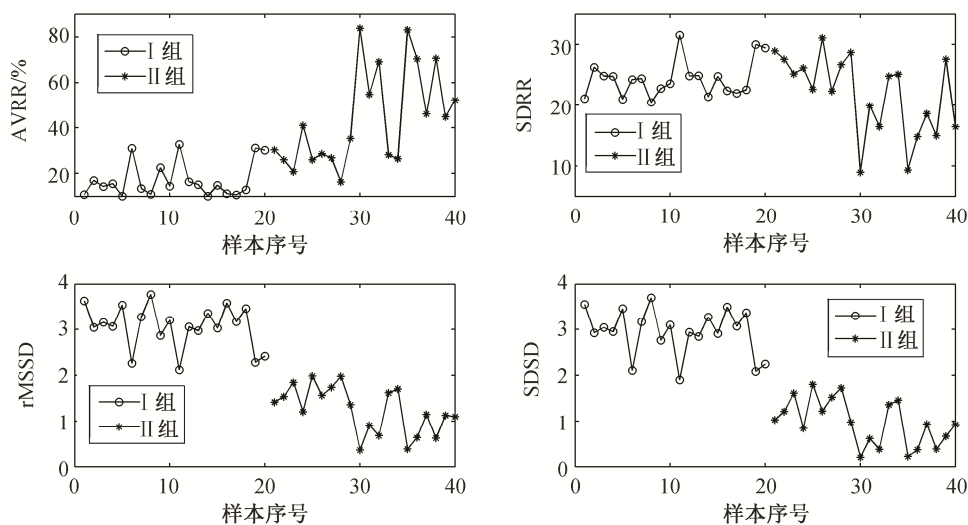


图 3 正常心律组(I 组)和心律失常组(II 组)的线性指标结果
Fig. 3 Linear indexes of pRRx serials from group I and group II

进行度量。目前,熵已经在物理、数学、信息论以及生物医学^[10-11]等领域得到广泛应用。对于概率分布函数 $p(x)$ 的随机变量集 A , 熵的定义^[8]如下:

$$H(A) = -\sum p_A(x) \log p_A(x) \quad (2)$$

本文针对pRRx序列计算3个与熵相关的指标,定义如下。

1) pRRx序列直方分布信息熵 S_{dh} : 对pRRx序列的数值分布计算信息熵。

2) pRRx序列功率谱直方分布信息熵 S_{ph} : 对pRRx序列进行离散傅里叶变换得到功率谱, 然后根据功率谱序列的数值分布计算信息熵。

3) pRRx序列功率谱全频段分布信息熵^[12] S_{pf} : 对pRRx序列进行离散傅里叶变换得到功率谱, 在全频段 $\left[\frac{f_s}{N}, \frac{f_s}{2}\right]$ (f_s 为信号的采样频率, N 为采样点数)内插入 $i-1$ 个分点 f_1, f_2, \dots, f_{i-1} , 将全频段分割成 i 个子频段。将每个频段内的功率密度之和作为该频段的功率密度, 得到 i 个功率密度。将这 i 个功率密度归一化, 得到每个频段出现的概率 P_i , 则 $\sum_i P_i = 1, S_{pf}$ 的定义如下:

$$S_{pf} = -\lim_{i \rightarrow \infty} \sum_i p_i \log p_i \quad (3)$$

根据实验数据, 计算得到两组的3个熵测度指标, 结果如图4所示。

从图4可以看出, S_{dh}, S_{ph} 和 S_{pf} 3个熵指标在两组中分布同样差异很大。其中, S_{pf} 指标在I组和II

组的取值范围没有重合与交叉。

2.2.2 分形维数

心脏系统是一个非线性系统, 由非平衡和非线性过程产生的混沌具有不规则、非周期、复杂和自相似结构的特性^[13-14], 一般将在形态(结构)、功能和信息等方面具有自相似性的研究对象称为分形^[13], 分形维数是分形的定量表征。分形维数主要是通过实验的方法, 对分形图形或分形现象进行测度^[15], 一种常见的方法是通过改变观察尺度而求得分形维数^[16]。

针对pRRx序列, 本文采用如下4种方法计算分形维数。

1) 结构函数法(structure function method)^[17]: 对于给定的序列 $z(x)$, 定义增量方差为结构函数, 其关系为

$$S(\tau) = [z(x+\tau) - z(x)]^2 = \frac{1}{N-\tau} \sum_{i=1}^{N-\tau} (z_{i+\tau} - z_i)^2, \tau = 1, 2, 3, \dots, N-1 \quad (4)$$

针对若干个尺度(也称标度) τ , 根据序列 $z(x)$ 的离散值计算相应的 $S(\tau)$, 然后拟合 $\log S(\tau) - \log \tau$ 函数, 并在无标度区^[13]进行线性拟合, 得到斜率 α 。由此得到的分形维数 D 与斜率 α 的转化关系见式(5), 本文将通过结构函数法得到的分形维数记为 D_{sf} 。

$$D = 2 - \frac{\alpha}{2} \quad (5)$$

2) 相关函数法(correlation function method)^[18]:

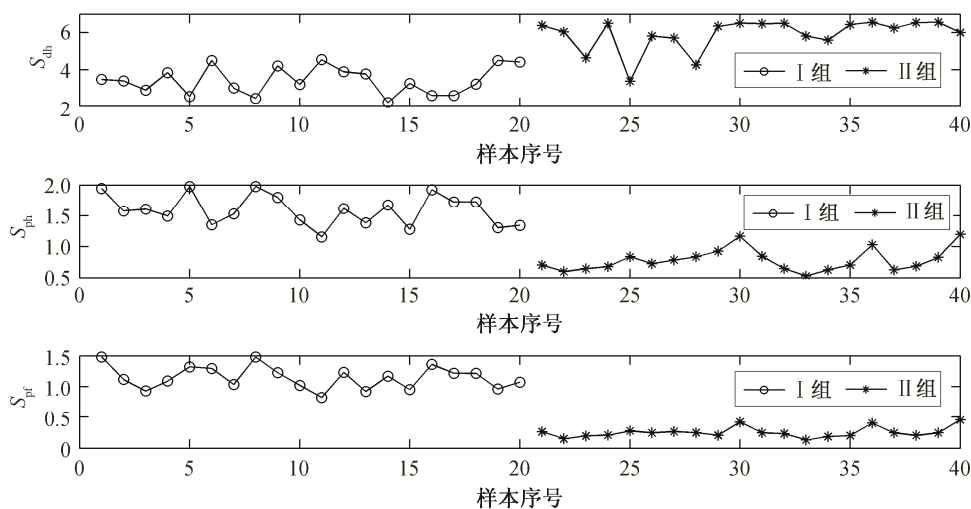


图4 正常心律组和心律失常组的熵测度指标结果
Fig. 4 Entropy measure indexes of pRRx serials from group I and group II

对于给定的序列 $z(x)$, 相关函数 $C(\tau)$ 定义为

$$C(\tau) = \text{AVE}(z(x+\tau) * z(x)), \tau = 1, 2, 3, \dots, N-1, \quad (6)$$

其中, $\text{AVE}(\cdot)$ 表示平均, τ 表示两点距离。此时相关函数为幂型, 由于不存在特征长度, 则分布为分形, $C(\tau) \propto \tau^{-\alpha}$ 。拟合 $\log C(\tau) - \log \tau$ 函数, 并在无标度区进行线性拟合, 得到斜率 α 。由此得到的分形维数 D 与斜率 α 的转化关系如式(7)所示, 本文将通过相关函数法得到的分形维数记为 D_{cf} 。

$$D = 2 - \alpha. \quad (7)$$

3) 变差法 (variation method)^[19-20]: 用宽度为 τ 的矩形框首尾相接, 将分形曲线覆盖, 令 i 个框内曲线的最大值与最小值之差为 $H(i)$, 即为矩形的高度。将所有矩形的高与宽相乘, 得到总面积 $S(\tau)$ 。改变 τ 的大小, 得到一系列的 $S(\tau)$ 。令

$$N(\tau) = \frac{S(\tau)}{\tau^2} = \frac{\sum H_i}{\tau}, \quad (8)$$

拟合 $\log N(\tau) - \log \tau$ 函数, 在无标度区进行线性拟合, 得到斜率 α 。由此得到的分形维数 D 与斜率 α 的转化关系同式(7)。本文将通过变差法得到的分形维数记为 D_{vm} 。

4) 均方根法 (RMS method)^[19-20]: 用宽度为 τ 的矩形框首尾相接, 将分形曲线覆盖, 令第 i 个框内曲线的最大值与最小值之差为 $H(i)$, 即为矩形的高度。计算矩形高度的均方根值 $S(\tau)$ 。改变 τ 的大

小, 得到一系列的 $S(\tau)$ 。拟合 $\log S(\tau) - \log \tau$ 函数, 并在无标度区进行线性拟合, 得到斜率 α 。由此得到的分形维数 D 与斜率 α 的转化关系同式(7)。本文将通过均方根法得到的分形维数记为 D_{rms} 。

根据实验数据, 按照上述定义, 计算得到两组的 4 个分形维数指标, 结果如图 5 所示。

分形维数是分形客体自相似性的一种度量, 不为整数, 区别于传统欧氏空间的维数概念^[13]。从图 5 看出, 两组的 4 个分形维数指标都不为整数, 表明心脏系统确实表现出分形特性。 D_{sf} , D_{cf} , D_{vm} 和 D_{rms} 4 个分形维数中, D_{sf} 和 D_{vm} 在两组中分布差异很大, 且取值范围没有重合与交叉。

3 指标的显著性检验

为了更直观、准确地描述 I 组和 II 组基于 pRRx 序列计算的相应指标的统计差异性, 本文对线性和非线性共 11 个指标进行显著性差异检验。首先进行 F 检验, 再根据方差分析的结果, 进行独立样本 T 检验, 确保检验过程的正确性。同时, 本文也给出基于 RR 间期计算的相应 11 个指标在心律正常组(记为 III 组)和心律失常组(记为 IV 组)间的显著性检验结果^[3]。取 99.9% 的置信区间, 双边检验的结果如表 1 所示。

根据图 3 和表 1, 在基于 pRRx 序列进行计算的 4 个线性指标中, 除 SDRR 外, 其余 3 个线性指标 (AVRR, rMSSD 和 SDSD) 都具有极显著的统计学差

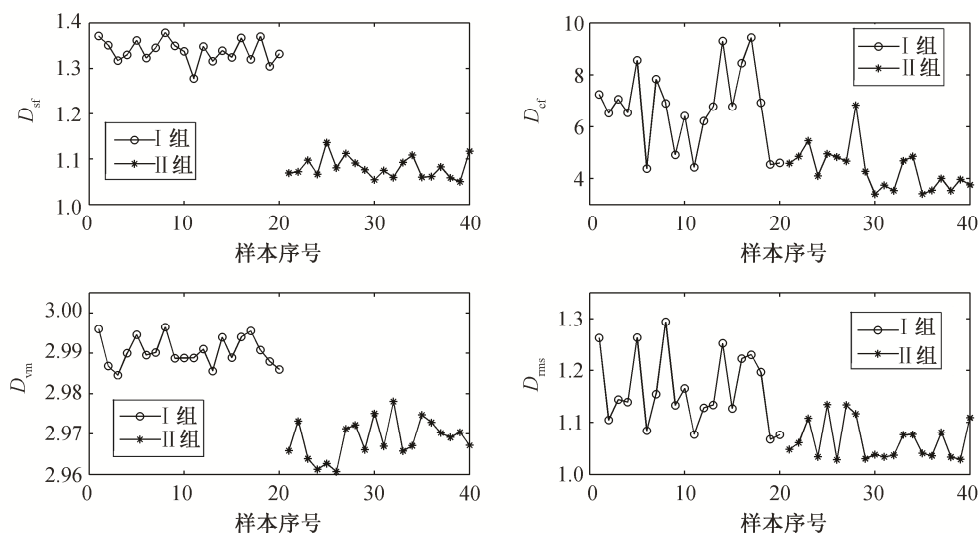


图 5 正常心律组和心律失常组的分形维数指标结果
Fig. 5 Fractal dimension indexes of pRRx serials from group I and group II

表 1 正常心律组和心律失常组的各指标的比较 ($\bar{x} \pm s$)
Table 1 Comparison of the indexes between the normal rhythm group and the arrhythmia group ($\bar{x} \pm s$)

指标	基于 pRRx 序列			基于 RR 间期 ^[3]			
	心律正常组(I 组)	心律失常组(II 组)	<i>P</i>	心律正常组(III 组)	心律失常组(IV 组)	<i>P</i>	
线性	AVRR	17.27±7.77	44.03±21.36	2.138×10^{-5}	0.83±0.10	0.88±0.18	0.283
	SDRR	24.26±3.03	21.70±6.53	0.123	0.15±0.24	0.14±0.13	0.989
	rMSSD	3.06±0.47	1.25±0.51	4.805×10^{-14}	0.19±0.35	0.17±0.17	0.885
	SDSD	2.94±0.51	0.97±0.51	1.068×10^{-14}	0.18±0.35	0.16±0.16	0.884
熵	S_{dh}	3.85±0.54	6.21±0.65	6.587×10^{-15}	3.87±0.72	6.34±0.76	8.199×10^{-13}
	S_{ph}	1.59±0.25	0.78±0.18	3.612×10^{-14}	4.60±1.65	4.38±1.40	0.652
	S_{pf}	1.14±0.19	0.25±0.08	2.911×10^{-17}	6.31±1.24	6.09±1.29	0.588
非线性	D_{sf}	1.34±0.03	1.08±0.02	9.785×10^{-30}	1.85±0.15	1.97±0.11	0.008
	D_{cf}	6.69±1.55	4.34±0.84	6.956×10^{-7}	3.00±0.09	3.04±0.08	0.174
	D_{vm}	2.99±0.004	2.96±0.005	1.252×10^{-18}	3.37±0.32	3.57±0.16	0.017
	D_{rms}	1.16±0.07	1.06±0.04	2.286×10^{-6}	1.57±0.07	1.67±0.09	3.031×10^{-4}

说明: \bar{x} 表示均值, s 表示标准差。

异($P < 0.001$)。其中, rMSSD和SDSD分别衡量心电信号变异性的总体水平以及不同变异水平的离散程度。II组的这两个指标都低于I组,说明心律失常患者的心率变异性降低,这是由心律失常患者的自主神经系统受损导致^[7]。

根据图4和表1,基于pRRx序列进行计算的非线性的熵测度(S_{dh} , S_{ph} 和 S_{pf})以及分形维数测度(D_{sf} , D_{cf} , D_{vm} 和 D_{rms})全部具有极显著的统计学差异($P < 0.001$)。由于熵是无序性的一种度量,II组 S_{dh} 高于I组,表明pRRx序列的无序性更大,说明心律失常患者的心电信号具有更加无序的心率变异水平。 S_{pf} 在I组明显高于II组,说明正常人的心电信号功率谱中频率的分布更加无序,反映心血管系统复杂程度高,迷走神经和交感神经相对平衡,是一种健康正常的状态^[7],这与文献[12]的结论一致。II组的4个分形维数指标全部低于I组,说明心律失常患者的心脏系统混沌性降低。心脏系统是一个非线性系统,其复杂性和混沌性是生物适应和处理多变环境的一种能力,从少年到老年,从健康到疾病,人体心脏系统信号的复杂性和混沌性逐渐减弱^[7]。

作为对比,表1还给出基于RR间期进行计算的11个指标的结果。可以看到,除熵测度指标 S_{dh} 和分形维数指标 D_{rms} 外,其他9个分析指标在两组间没有显著性差异($P > 0.001$)。因此,本文提出的基于pRRx序列的分析方法,能更好地反映心脏系统的

线性及非线性,可能是一种新颖有效的心律失常分析方法。

4 结论

本文提出一种基于pRRx序列分析心律失常的新思路,从线性和非线性两个角度共提取11个指标。实验结果表明,有10个指标在正常心律组和心律失常组之间具有极显著的统计学差异($P < 0.001$)。因此,本文提出的基于pRRx序列的分析方法,可能是一种有效的心律失常分析方法,可能对心脏相关的疾病诊断具有一定的指示意义。

参考文献

- [1] Debnath T, Hasan M M, Biswas T. Analysis of ECG signal and classification of heart abnormalities using artificial neural network // International Conference on Electrical and Computer Engineering. Dhaka, 2017: 353–356
- [2] Tabassum T, Islam M. An approach of cardiac disease prediction by analyzing ECG signal // International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology. Dhaka, 2017: 1–5
- [3] 吴坤生. 心率变异性与心力衰竭病人房性心律失常发生的关系探讨. 中西医结合心脑血管病杂志, 2016, 14(3): 293–296
- [4] Nakamura T, Kiyono K, Wendt H, et al. Multiscale analysis of intensive longitudinal biomedical signals

- and its clinical applications. *Proceedings of the IEEE*, 2016, 104(2): 242–261
- [5] Goldberger A L, Amaral L A N, Glass L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic Signals. *Circulation*, 2000, 101(23): e215–e220
- [6] Natarajan N, Balakrishnan A K, Ukkirapandian K. A study on analysis of heart rate variability in hypertensive individuals. *International Journal of Biomedical & Advance Research*, 2014, 5(2): 9–11
- [7] 杨小冬. ECG 信号非线性分析及其应用. 北京: 科学出版社, 2012
- [8] Cornforth D, Jelinek H, Tarvainen M. A Comparison of nonlinear measures for the detection of cardiac autonomic neuropathy from heart rate variability. *Entropy*, 2015, 17(3): 1425–1440
- [9] Acharya U R, Fujita H, Adam M, et al. Automated characterization of arrhythmias using nonlinear features from tachycardia ECG beats // *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. Budapest, 2017: 533–538
- [10] Peng L, Liu C, Ke L, et al. Assessing the complexity of short-term heartbeat interval series by distribution entropy. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2015, 53(1): 77–87
- [11] Liu C, Gao R. Multiscale entropy analysis of the differential RR interval time series signal and its application in detecting congestive heart failure. *Entropy*, 2017, 19(6): 251
- [12] 张佃中, 谭小红, 刘昭前. 不同频段功率谱熵及其在心电分析中的应用. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2007, 34(2): 75–79
- [13] 黄润生, 黄浩. 混沌及其应用. 武汉: 武汉大学出版社, 2005
- [14] Arrault J, Arnéodo A, Davis A, et al. Wavelet based multifractal analysis of rough surfaces: application to cloud models and satellite data. *Physical Review Letters*, 2017, 79(1): 75–78
- [15] Feng G, Wang M, Wang M, et al. Connotations of pixel-based scale effect in remote sensing and the modified fractal-based analysis method. *Computers & Geosciences*, 2017, 103(C): 183–190
- [16] Sase T, Ramírez J P, Kitajo K, et al. Estimating the level of dynamical noise in time series by using fractal dimensions. *Physics Letters A*, 2016, 380(11/12): 1151–1163
- [17] Wu J J. Structure function and spectral density of fractal profiles. *Chaos Solitons & Fractals*, 2001, 12(13): 2481–2492
- [18] Jing J, Feng P, Wei S, et al. Investigation on the surface morphology of Si_3N_4 ceramics by a new fractal dimension calculation method. *Applied Surface Science*, 2016, 387: 812–821
- [19] Liang Z, Feng Z, Xu G. Comparison of fractal dimension calculation methods for channel bed profiles. *Procedia Engineering*, 2012, 28: 252–257
- [20] Phinyomark A, Phothisonothai M, Suklaead P, et al. Fractal analysis of surface electromyography (EMG) signal for identify hand movements using critical exponent analysis. *Communications in Computer & Information Science*, 2011, 180: 703–713