

文章编号: 1671-7449(2021)02-0159-06

基于 HRV 非线性特征的心律不齐自动分析

郭景诗, 乔晓艳

(山西大学 物理工程学院, 山西 太原 030006)

摘要: 心率变异性(HRV)信号包含大量心脏和心血管系统的生理和病理信息, 对其进行深入分析可以帮助诊断和预警心律不齐等心脏疾病. 论文利用 MIT-BIH 心电数据库, 提取正常心律和心律不齐两种心电数据并进行信号预处理以消除噪声干扰; 采用小波变换提取小波系数的模极值和过零点以得到心电 R 波信号, 计算其一阶差分得到 HRV 序列. 然后, 提取 HRV 信号的小波熵、近似熵和基本尺度熵 3 种非线性特征, 并对正常心电和心律不齐心电特征进行差异统计检验. 仿真结果表明, HRV 信号的非线性特征可以有效地识别正常心律和心律不齐心电信号.

关键词: 心电信号; 小波变换; 心率变异性; 非线性分析; 心律不齐

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1671-7449.2021.02.011

Automatic Analysis of Arrhythmia Based on HRV Nonlinear Characteristics

GUO Jingshi, QIAO Xiaoyan

(School of Physics and Electronic Engineering, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

Abstract: Heart rate variability (HRV) signals contain a large amount of physiological and pathological information of the heart and cardiovascular system, and in-depth analysis of them can help diagnose and warn of heart diseases such as arrhythmia. The paper uses the MIT-BIH ECG database to extract two types of ECG data of normal heart rhythm and arrhythmia, and performs signal preprocessing to eliminate noise interference; the wavelet transform is used to extract the modulus extreme value and zero-crossing point of wavelet coefficients to obtain the ECG R wave Signal. The HRV sequence is obtained by the first-order difference of ECG R-wave signal. The three nonlinear characteristics of wavelet entropy, approximate entropy, and basic scale entropy of the HRV signal are extracted, and the difference between normal ECG and arrhythmia ECG characteristics is statistically tested. The simulation results show that the nonlinear characteristics of the HRV signal can identify the normal heart rhythm and arrhythmia ECG signals effectively.

Key words: ECG signal; wavelet transform; heart rate variability; nonlinear analysis; arrhythmia

心律失常是引起各种心脏病患者猝死的主要原因之一, 也是近年来心血管领域十分活跃的研究内容. 由心脏病变而引起心脏跳动时间间隔异常的现象称为心律不齐, 是心律失常的表现之一, 心律不齐情况严重的话会危及人的性命, 所以其诊断在临床医学中十分重要^[1]. 心电(ECG)信号

相邻心拍中 R-R 间期的变化称为心率变异性(HRV), 其形态特征可以反映潜在的心律不齐病症, 在临床诊断中有很重要的研究价值^[2]. Dip-tangshu Pandit 等^[3]采用基于实时滑动窗口的最大最小差分算法来定位 ECG 信号的 QRS 波群, 进而得到 HRV 信号, 具有较高的准确性, 但是计

收稿日期: 2020-09-27

基金项目: 山西省重点研发计划资助项目(201803D121102); 太原市小店区产学研合作科技专项资助项目(2019-06)

作者简介: 郭景诗(1995-), 女, 硕士生, 主要从事机器学习和医学智能诊断研究.

通信作者: 乔晓艳(1969-), 女, 博士, 教授, 主要从事信号检测、智能信息处理和医学智能诊断等研究.

算时间成本高、鲁棒性差; Tanushree Sharma 等^[4]提出了一种基于加权全变差去噪的 QRS 波检测方法,可以有效地抑制 QRS 波的频谱重叠,但波形检测准确性差,不便于实际应用; Santanu Sahoo 等^[5]提出多分辨率方法检测心电信号 QRS 波并提取心率变异性,该方法具有较好的检测性能和较低的错误率。

国内外对 HRV 信号的时域、频域分析较多,对其非线性分析的研究却较少,且有效性尚需提高。比如 Mohit Kumar 等^[6]通过提取 HRV 信号的 K 近邻熵和模糊熵,实现对冠状动脉疾病的自动诊断,但准确率并不高。由于 HRV 信号是非线性的,对其进行非线性分析十分必要。

目前,通常采用阈值检测法来提取 HRV 特征信号,但是鉴于不同个体或者同一个体在不同时刻的 ECG 信号幅度存在差异,通过直接设置阈值来检测信号会存在一定的偏差^[7],对 R 波检测的准确性较差,导致 HRV 特征信号误差大,进而影响 HRV 的非线性分析。本文采用小波变换方法,通过小波分解提取小波系数模极大极小值和过零点,充分利用小波变换对突变点检测的有效性和准确性,实现对心电 R 波的定位和对 HRV 信号的精准提取,从而保证了 HRV 非线性分析的准确性。由于 HRV 非线性特征提取与分析最终是为了实现机器自动诊断,因此,在统计分析 HRV 非线性特征基础上,旨在寻找到差异最显著的非线性特征,试图用尽量少的非线性特征达到对心律不齐疾病的机器有效诊断。

1 MIT 数据库

美国的 MIT ECG 数据库是当前世界上被普遍采用的数据库之一,它由很多子库组成,每个子库中存有某种特定类型的 ECG 数据,其中最常被采用的是 MIT-BITArrhythmia 数据库和 MIT-BIT QT 数据库^[8]。本文采用的数据来源于 MIT-BITArrhythmia 数据库,其中一共包含 48 条数据,每条时长 30 min 左右,采样率是 360 Hz,每一条数据至少包括 3 种文件:头文件——存储方式为码文字;数据文件——采用 212 格式存储,即每 3 个字节存储两个数据,每个数据 2 bit;注释文件(.atr, .al, .aiM 等)——主要采用 MIT(占用 2 B 存储空间)和 AHA(占用 16 B 存储空间)存储格式。论文分别读取 30 段时长为 2 min 的正常心电和心律不齐心电数据,通过字节移位操作将心

电数据由二值数据转换为十进制数据。

2 小波变换

2.1 小波变换检测信号突变点

设 $f(t), \theta(t) \in L^2(R)$, 记 $f_s(t) = \frac{1}{s}f\left(\frac{t}{s}\right)$, $s > 0$, $f_s(t)$ 表示函数 $g(t)$ 在尺度因子 s 下的伸缩。信号 $f(t)$ 在尺度 s 下位置 τ 处的卷积型小波变换 (Wavelet Transform, WT) 为

$$\omega_s^{(1)}f(t) = f(t) * \phi_s^{(1)} = \frac{1}{s} \int f(\tau) \phi^{(1)}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau, \quad (1)$$

$$\omega_s^{(2)}f(t) = f(t) * \phi_s^{(2)} = \frac{1}{s} \int f(\tau) \phi^{(2)}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau, \quad (2)$$

式中: $\phi^{(1)}(t)$ 和 $\phi^{(2)}(t)$ 分别为 $\theta(t)$ 的一阶导数和二阶导数,也称作小波母函数,则

$$\omega_s^{(1)}f(t) = f(t) * \left(s \frac{d\theta_s}{dt}\right) = s \frac{d}{dt}[f(t) * \theta_s(t)], \quad (3)$$

$$\omega_s^{(2)}f(t) = f(t) * \left(s^2 \frac{d^2\theta_s}{dt^2}\right) = s^2 \frac{d^2}{dt^2}[f(t) * \theta_s(t)]. \quad (4)$$

$f(t)$ 的 $\text{WT}\omega_s^{(1)}f(t)$ 与 $f(t) * \theta_s(t)$ 的一阶导数成正比,且 $\omega_s^{(2)}f(t)$ 与 $f(t) * \theta_s(t)$ 的二阶导数成正比。由于可以将 $f(t) * \theta_s(t)$ 视为在尺度 s 下与函数 $f(t)$ 对低阶平滑函数 $\theta(t)$ 进行平滑的结果,所以结合 Lipschitz 指数,当小波函数被视为 $\theta(t)$ 的一阶导数时,可以通过查找其 $\text{WT}\omega_s^{(1)}f(t)$ 的模极大值点来获取 $f(t)$ 的突变值点;当小波函数被视为 $\theta(t)$ 的二阶导数时,可以通过查找其 $\text{WT}\omega_s^{(2)}f(t)$ 的零交叉点来获取 $f(t)$ 的突变值点^[9]。

2.2 小波熵

小波熵 (Wavelet Entropy, WE) 是结合 WT 与信息熵理论的一种非线性特征分析方法。对于确定性信号, WE 为零;对于复杂的随机信号, WE 较大。获取 WE 的过程为

1) 对于信号 $x(t)$, 其 WT 为

$$x_j^n(t) = \sum_k D_k^{j,n} \psi_{j,k}(t) (k \in Z). \quad (5)$$

2) 信号重构为

$$x(t) = \sum_{n=1}^{2-j} x_j^n(t) = \sum_{n=1}^{2-j} \sum_k D_k^{j,n} \psi_{j,k}(t). \quad (6)$$

3) 子小波的能量谱

$$E_n = \sum_k |D_k^{j,n}|^2.$$

4) 由此得到信号的小波总能量

$$E = \sum_n E_n.$$

5) 小波能量分布表示为

$$P_n = \frac{E_n}{E}.$$

6) 计算 WE 为

$$WE_m(P) = - \sum P_n \ln(P_n).$$

3 心电 R 波检测与 HRV 特征信号提取

3.1 心电信号预处理

ECG 信号频率低且非常微弱,一般地,其幅值在 5 mV 以下,其频率范围为 0.05 Hz~100 Hz,受周围环境和人工测量的影响,ECG 信号通常存在 3 种干扰类型:肌电(EMG)干扰、基线漂移和工频干扰^[10]. MIT 数据库中的数据已滤除工频干扰,结合本研究只需提取心电 R 波的实际情况,本文仅进行滤除 EMG 干扰的预处理.

由于 EMG 信号的主要频带范围为 100 Hz~300 Hz,论文选取 Butterworth 低通滤波器来滤除 EMG 信号^[11]. 图 1 所示是过滤 ECG 干扰前、后的 ECG 信号,可以看出高频的 EMG 干扰得到有效滤除.

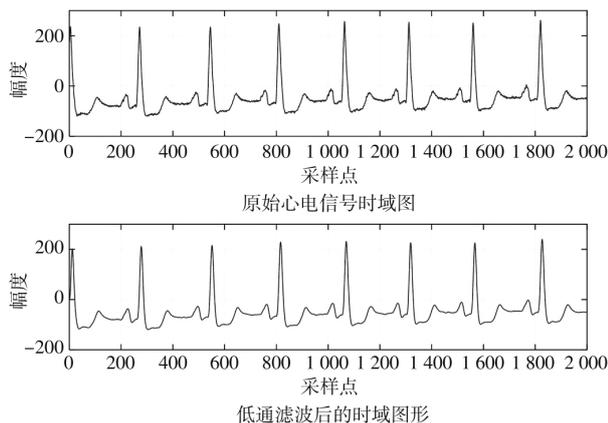


图 1 原始 ECG 信号和滤除肌电干扰后的 ECG 信号图
Fig.1 Original ECG signal and ECG signal after filtering EMG interference

3.2 基于小波变换的 R 波检测

图 2 是一段典型的 ECG 信号波形,主要由 P 波、T 波和 QRS 波群构成.

提取 HRV 信号首先需要提取 ECG 信号的 R 波,基于 WT 的时频定位分析能力和多分辨率的特点,可以将其应用于 ECG 信号 QRS 复合波的定位分析当中. 根据前述 WT 检测信号突变点的方法,选

取与 ECG 信号形态近似的小波母函数,以提取 ECG 信号的波,具体算法过程为:

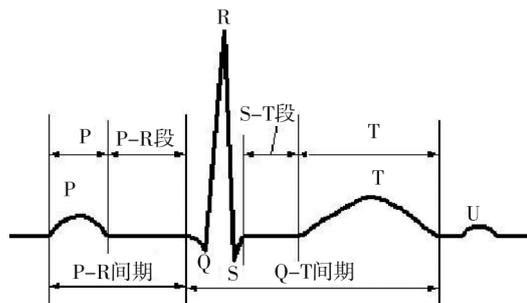


图 2 心电图波形

Fig.2 ECG waveform

1) 确定 WT 系数:将预处理后的 ECG 信号进行 6 层 mexh 小波分解,得到 WT 系数矩阵 wsig.

2) 检测极大极小值对:在小波变换域上,首先找到所有峰值点并放入矩阵中;将矩阵中的数据进行排序,获得前 8 个极大值点和后 50 个极小值点的两个均值后,以两者之间差值的 25%~55%(根据不同数据幅值的差异来进行灵活调整)作为阈值来检测整条数据的极大极小值点来获得极大极小值对(Max-Min Pairs)^[9].

3) 初步确定 R 波峰值点:求取 Max-Min Pairs 的零交叉点,记此点的位置点为 rvalue(i),初步确定 rvalue(i)是 R 波峰值点,以此类推求取整条 ECG 数据的 R 波波峰.

4) 排除误检漏检:计算相邻极值点之间的时间间隔 Rt,若 Rt 小于 200 ms 或大于 400 ms,则删掉幅值较小的一个以获取新的 R 波峰值点矩阵 rvalue.

5) 对原始信号进行精确校准:在 rvalue(i)之前和之后取 5 个采样点,在这 10 个采样点中找到最大值,并将该点重新确定为 R 波的峰值.

由此提取得到的心电 R 波波峰(图中·所示)如图 3 所示.

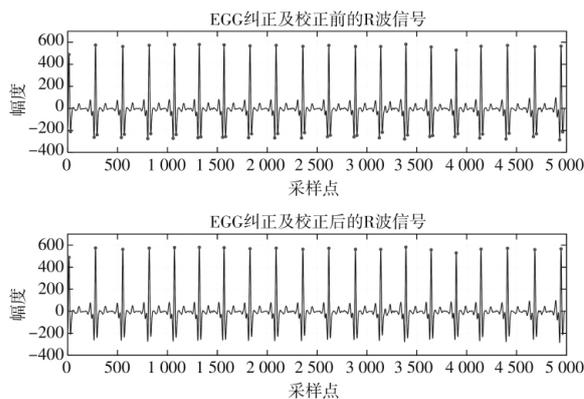


图 3 小波变换提取的 R 波波峰

Fig.3 R wave peak extracted by wavelet transform

3.3 HRV 特征信号提取

HRV 信号是用来形容心脏在每个跳动节拍内存在的微小变化现象的,是 ECG 自动分析诊断的重点之一^[12].通过 R 波波峰的一阶差分计算,可以得到 HRV 特征信号.图 4 和图 5 分别为提取的正常心律心电和心律不齐心电的 HRV 信号时域图.

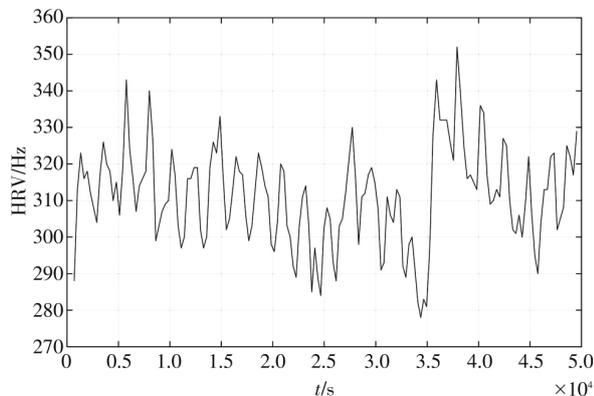


图 4 正常心律 HRV 信号波形图

Fig. 4 Normal heart rhythm HRV signal waveform

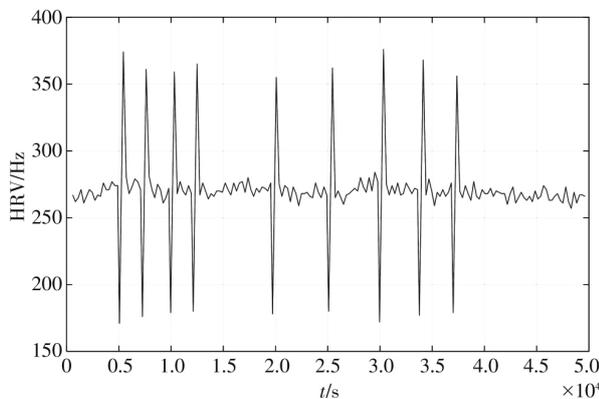


图 5 心律不齐 HRV 信号波形图

Fig. 5 NHRV signal waveform of arrhythmia

由图 4 和图 5 HRV 信号可以看出,正常心率和心律不齐的 HRV 信号均呈现非线性变化.正常心律的 HRV 变化不大、较规则,而心律不齐的 HRV 起伏变化较大,且随一定的时间间隔发生跳动.由此可见两种情况的 HRV 信号存在明显的差异,临床诊断时可通过分析 HRV 信号的各种特征来判断患者是否存在心律不齐.

4 HRV 信号的非线性分析

在获得 HRV 信号后,通过提取 HRV 信号的 WE、近似熵(Approximate Entropy, ApEn)、基本尺度熵(Basic-Scale Entropy, BsEn)3 种非线性特征来进一步分析正常心率和心律不齐两种情况

下的 HRV 特征差异.

4.1 小波熵

WE 是一种把小波分解多尺度优势和信息熵不确定性相结合的特征分析法,可以反映多频信号的复杂性并获得信号的非线性特征信息.论文提取了正常和心律不齐两种情况下各 30 条 HRV 信号的小波熵,进行归一化后,得到散点图,如图 6 所示,进行差异性统计分析,单因素方差分析结果如表 1 所示.

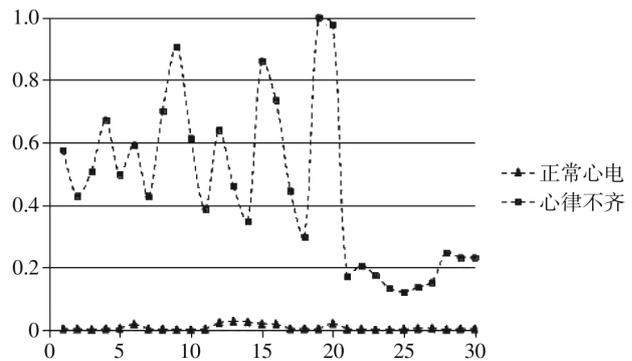


图 6 两种 HRV 信号的小波熵散点图

Fig. 6 Wavelet entropy scatter diagram of two HRV signals

表 1 小波熵方差分析

Tab. 1 Wavelet entropy analysis of variance

| 方差分析: 单因素方差分析 | | | | | | |
|---------------|------|----|------|-------|----------|--------|
| 差异源 | SS | df | MS | F | P-value | F crit |
| 组间 | 0.54 | 1 | 0.54 | 88.61 | 2.78E-13 | 4.01 |
| 组内 | 0.36 | 58 | 0.01 | | | |

从图 6 可以看出,心律不齐 HRV 信号的小波熵大于正常 HRV 信号的小波熵,并且变化更为显著,表明心律不齐 HRV 信号更加混乱和复杂.

从差异性分析结果可以看出, $P\text{-value} < 0.01$,表明两种情况的 HRV 小波熵值有显著性差异.

4.2 相空间重构

提取 HRV 信号的非线性特征参数,首先是将 HRV 信号视为一维时间序列 $[x(1), x(2), \dots, x(N)]$,然后将其映射到高维空间以实现相空间重构^[13].本文使用 C-C 法,由 Kim 在年提出,用时间延迟 τ 构造 m 维相空间向量,以实现一维 HRV 时间序列的重构,重构后的信号为

$$X_i = [X(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m - 1)\tau)], \quad (7)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N - (m - 1)\tau$; τ 为延迟时间; m 为嵌入维数.

4.3 近似熵

ApEn 是描述复杂度和不确定性的非线性动态参数. ApEn 的值越大代表时间序列越杂乱; 正有界的 ApEn 代表时间序列或系统是混沌的^[14]. 在实际情形中, 可运用较少的数据量对估算出相对稳定的 ApEn 值, 具体过程如下:

1) 重构长度为 N 的时间序列 $[x(1), x(2), \dots, x(N)]$, 以便在 m 维相空间中获得 $Y(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$ 与 $Y(j) = [x(j), x(j+1), \dots, x(j+m-1)]$, 其中 $i, j = 1, 2, N - m + 1$;

2) 定义 $Y(i)$ 与 $Y(j)$ 之间的距离 $d[Y(i), Y(j)]$ 为两者对应元素中差值最大的一个

$$d[Y(i), Y(j)] = \max_{k=1, 2, \dots, m} (|x(i+k-1) - x(j+k-1)|). \quad (8)$$

3) 给定一距离 r , 对于每个 $Y(i)$, 若 $d[Y(i), Y(j)] \leq r$, 即可视作 $Y(i)$ 和 $Y(j)$ 近似, 与此同时, ApEn 矢量个数加 1. 计算此相空间的数目占距离总数的比例, 并记录为 $C_i^m(r)$;

4) 计算 $C_i^m(r)$ 的平均值

$$\Phi^m(r) = [1/(N - m + 1)] \cdot \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r). \quad (9)$$

5) 设定嵌入维数为 $m + 1$, 重复步骤 1) ~ 4), 得到 $\Phi^{m+1}(r)$;

6) 计算 ApEn 为: $\text{ApEn}(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)$.

本文选择的嵌入维数为 2, 距离为 0.15 倍的一维时间序列差, 提取了 30 对 HRV 信号的近似熵, 归一化后画出散点图如图 7 所示, 差异性分析结果如表 2 所示.

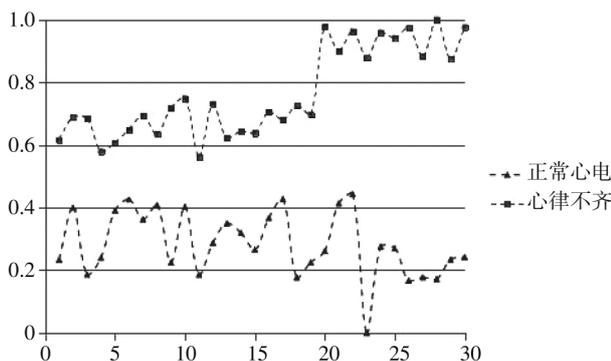


图 7 两种 HRV 信号的近似熵散点图

Fig. 7 Approximate entropy scatter diagram of two HRV sign

表 2 近似熵方差分析

Tab.2 Approximate entropy analysis of variance

| 方差分析: 单因素方差分析 | | | | | | |
|---------------|------|----|------|--------|----------|--------|
| 差异源 | SS | df | MS | F | P-value | F crit |
| 组间 | 3.92 | 1 | 3.92 | 228.70 | 8.71E-22 | 4.01 |
| 组内 | 0.99 | 58 | 0.02 | | | |

从图 7 可以看出, 正常和心律不齐两种情况下的 ApEn 都为正值, 说明都为混沌信号; 而心律不齐的 HRV 信号 ApEn 要大于正常心律 HRV 信号的 ApEn, 表明心律不齐的 HRV 信号更加混乱, 混沌性更强.

从差异性分析可知, $P\text{-value} < 0.01$, 表明两种情况的 HRV 信号的近似熵差异性显著, 用来区分正常心律和心律不齐电信号.

4.4 基本尺度熵

2005 年, 李锦等^[15]提出基本尺度熵(BsEn)法研究 HRV 信号, 与传统的静态划分符号方法不同, BsEn 采用动态自适应划分符号, 利用相空间 m 维矢量的 BsEn 随时间的变化, 自适应地去选择划分符号的标准, 方法简单、运算快速. BsEn 描述了时间序列复杂性, 其值越大, 序列的无序性越大. 本文采用文献^[15]的方法, 分别选取嵌入维数 $m = 3, 4, 5, 6, 7$ 仿真计算 HRV 基本尺度熵并进行单因素方差分析, 结果显示: 当嵌入维数 $m = 3$ 时, HRV 基本尺度熵对正常心电和心律不齐心电无显著性差异; 而当嵌入维数 $m > 3$ 时, 基本尺度熵特征对正常心电和心律不齐心电显示出了统计学显著差异, P 值小于 0.01, 故设置嵌入维数 $m = 4$, 提取 HRV 的基本尺度熵, 归一化之后画出散点图如图 8 所示, 差异性分析结果如表 3 所示.

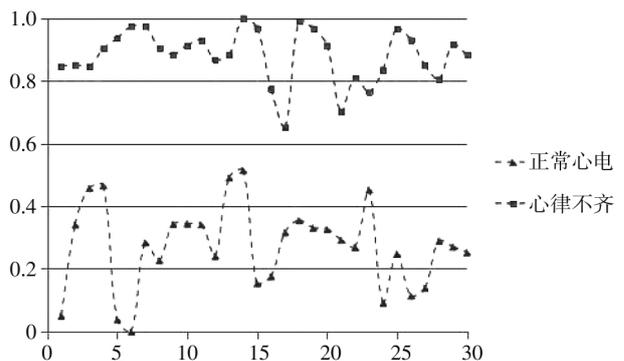


图 8 两种 HRV 信号的基本尺度熵散点图

Fig. 8 Basic scale entropy scatter diagram of two HRV signals

表3 基本尺度熵方差分析

Tab.3 Basic scale entropy analysis of variance

| 方差分析: 单因素方差分析 | | | | | | |
|---------------|------|----|------|--------|--------------|--------|
| 差异源 | SS | df | MS | F | P-value | F crit |
| 组间 | 3.00 | 1 | 3.00 | 437.86 | 1.043 34E-28 | 4.01 |
| 组内 | 0.40 | 58 | 0.01 | | | |

从图8可以看出, BsEn特征对正常人和心律失常患者均表现出较强的非线性复杂度; 心律不齐HRV信号的BsEn要大于正常心律HRV信号的BsEn, 表明心律不齐HRV序列更复杂, 无序性更大, 混沌性更强。

从差异性分析可知, $P\text{-value} < 0.01$, 表明两种情况的HRV信号的基本尺度熵差异性显著, 可用来区分正常心律和心律不齐心电信号。

5 结 语

本文采用小波变换检测奇异点的方法, 通过提取ECG信号的模极值点和过零点, 定位R波并计算其波峰的一阶差分, 得到HRV特征信号。采用C-C法对HRV序列进行相空间重构, 提取近似熵、基本尺度熵和小波熵3种特征, 实现正常心律和心律不齐患者HRV特征信号的非线性分析。结果表明, 心律不齐HRV信号的混沌性较强, 无序性和复杂性较大, 小波熵、近似熵和基本尺度熵皆可用来分析诊断心律不齐。

参考文献:

- [1] 李梦妮. ECG心率变异性分析的算法设计及FPGA实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2016.
- [2] 孙锦涛. 呼吸性窦性心律不齐与混沌[D]. 上海: 复旦大学, 2008.
- [3] Pandit D, Zhang Li, Liu Chenyu, et al. A light-weight QRS detector for single lead ECG signals using a max-min difference algorithm[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 144(6): 61-75.
- [4] Tanushree S, Kamalesh K S. QRS complex detection in ECG signals using locally adaptive weighted total variation denoising [J]. Computers in Biology and Medicine, 2017, 87(8): 187-199.
- [5] Santanu S, Bhupen K, Suresh B, et al. Multiresolution wavelet transform based feature extraction and ECG classification to detect cardiac abnormalities[J]. Measurement, 2017, 108(10): 55-66.
- [6] Kumar M, Pachori R B, Acharya U R. An efficient automated technique for CAD diagnosis using flexible analytic wavelet transform and entropy features extracted from HRV signals[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 633(11): 165-172.
- [7] Xu X, Liu Y. ECG QRS Complex Detection Using Slope Vector Waveform (SVW) Algorithm[C]. Engineering in Medicine and Biology Society, 2005: 3597-3600.
- [8] 杨衍菲. 除颤器的信号处理算法研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2017.
- [9] 王莉, 郭晓东, 惠延波, 等. 基于小波变换的QRS波特征提取算法研究与实现[J]. 自动化与仪表, 2018, 33(9): 6-9, 14.
Wang Li, Guo Xiaodong, Hui Yanbo, et al. Research and implementation of QRS baud feature extraction algorithm based on wavelet transform [J]. Automation and Instrumentation, 2008, 33(9): 6-9, 14. (in Chinese)
- [10] 刘琦, 尹国祥. 基于Matlab的语音信号预处理技术研究[J]. 电子技术与软件工程, 2014(1): 62-63.
Liu Qi, Yin Guoxiang. Research on speech signal preprocessing technology based on Matlab [J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2014(1): 62-63. (in Chinese)
- [11] 喻一梵, 乔晓艳. 基于深度学习算法的正负性情绪识别研究[J]. 测试技术学报, 2017, 31(5): 398-403.
Yu Yifan, Qiao Xiaoyan. Research on positive and negative emotion recognition based on deep learning algorithm [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2017, 31(5): 398-403. (in Chinese)
- [12] 徐文会. 基于人体HRV的神经信息提取研究[D]. 天津: 天津大学, 2016.
- [13] 高俊杰. 混沌时间序列预测研究及应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- [14] Ziv J, Lempel A. Compression of individual sequences via variable-rate coding[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 1978, 24(5): 530-536.
- [15] 李锦, 宁新宝. 短时心率变异性信号的基本尺度熵分析[J]. 科学通报, 2005(14): 1438-1441.
Li Jin, Ning Xinbao. Fundamental scale entropy analysis of short-term heart rate variability signals [J]. Science Bulletin, 2005, (14): 1438-1441. (in Chinese)