

基于第四统计的房颤与正常窦性心律区分方法研究

王星月, 陈兆学

(上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海, 200093)

摘要: 房颤(Atrial fibrillation, AF)的患病率会随年龄的增加而增加, 复发率也极高, 因此提出一种快速准确检测AF的算法十分必要。本文基于第四统计力学原理, 结合心脏系统的混沌性质与阴阳特性, 提出区分AF和正常窦性心律(Normal sinus rhythm, NSR)的量化方法。首先以R-R间期数据构建嵌入维度为6、延时从1至30的相空间, 依次得到对应的概率密度函数(Probability density function, PDF)图; 然后以PDF图的横轴作为强度 ξ , 纵轴概率的累加和作为分布函数 x , 利用 ξ - x 的对应关系拟合出第四统计力学参数 k 值; 最后将得到的 k 值做微分累加得到Ksd值, 发现Ksd=0.3可作为区分AF和NSR的重要参数。本研究不仅能以阴阳特性描述的方式区分出AF和NSR, 也为第四统计力学的探索打开了新途径, 并且对未来准确快速检测AF提供重要依据, 对AF早期干预与改善患者预后至关重要。

关键词: R-R间期; 相空间重构; 概率密度函数; 第四统计力学

中图分类号: TN911.72; R318.04

文献标志码: A

Method for Distinguishing Atrial Fibrillation From Normal Sinus Rhythm Based on the Fourth Statistics Theory

WANG Xingyue, CHEN Zhaoxue

(School of Medical Instrument & Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, 200093, China)

Abstract: The prevalence of atrial fibrillation (AF) increases with the age, and the recurrence rate is very high. It is necessary to propose an accurate and fast algorithm to distinguish AF. Based on the fourth statistical theory, a quantitative method for distinguishing AF from normal sinus rhythm (NSR) is proposed in this paper combining the chaos character and Yin Yang nature of heart system. Firstly, the phase space with embedding dimension of 6 and delay time from 1 to 30 is constructed by using R-R interval data. The probability density function (PDF) graph is obtained in turn. Then the horizontal axis of PDF graph is taken as strength ξ , the cumulative sum of longitudinal axis is taken as distribution function x , and the fourth statistical theory parameter k value is fitted by the corresponding relation of ξ - x . Finally, differential summation with k and the result is defined as Ksd. From the experiment, Ksd=0.3 can be an important parameter to distinguish AF from NSR. This study can not only distinguish AF and NSR by describing Yin and Yang, but also open a new path for exploration of the fourth statistical theory and provide an important evidence for the accurate and rapid detection of AF in the future.

Key words: R-R interval; phase space reconstruction; probability density function(PDF); the fourth statistics theory

引言

心房颤动(Atrial fibrillation, AF)即房颤是因心房产生不协调激动而引起的无效收缩^[1],是临床最常见的心律失常之一^[2]。AF的发病率可随年龄增加而明显增加^[3]。随着社会老龄化,在未来50年AF患病率将增加2.5倍^[4],并且女性患AF的症状较男性更为严重^[5]。AF亦可增加中风、心率衰竭等并发症^[6],术后更会带来如炎症、氧化应激^[7]等诸多并发症,并且复发率极高^[8],严重危害患者的日常生活与身体健康,因此准确快速地检测出AF,对患者的早期干预以及预后改善至关重要。

由于心电信号(Electrocardiogram signal, ECG)是混沌信号^[9],因此其最突出的特征在R-R间期也具有混沌特性。在AF的研究中,利用R-R间期的混沌性质研究出的Lorenz图、相空间重构法和概率密度函数(Probability density function, PDF)等方法^[10-13]得到越来越多学者的关注,但这些方法往往是从图形变化作为心率变异性最直观反映。另外随着深度学习的广泛研究,基于AF在R-R间期的深度学习检测算法也逐渐被提出^[14-16],但由于算法复杂度很高,需要庞大的数据库支持,因此可行性还有待进一步确证。20世纪70年代金日光教授独立地提出第四统计力学^[17],并将之描述为JRG量子理论^[18],随后利用JRG量子理论成功地解释了中药学中有关阴阳、归经等理论的内在规律^[18-19]。阴阳、矛盾等对立统一规律在自然界中普遍存在,对人体器官之功能而言亦如此,暗含阴与阳相关因素的作用与协同。ECG的R-R间期数据是心脏自发搏动产生的相对最稳定和最具代表性的数据之一,能够反映心脏的功能与在位状态,其中必定隐含影响和控制心脏跳动的积极、消极两种因素协同作用的信息。正常窦性心律(Normal sinus rhythm, NSR)和AF所对应的心脏功能状态有所不同,体现在ECG数据所得到的R-R间期上,因对立统一因素具体状态有差异,所对应的第四统计力学特性必然会有所不同。

因此本文研究了第四统计力学的量化方法,结合混沌学分析与第四统计力学阴阳特性表达,对心脏数据R-R间期进行区分,提出基于第四统计的AF和NSR心电信号的区分方法。

1 基本原理

1.1 相空间重构

相空间重构是混沌学分析的首要步骤。根据Takens^[20]的相空间嵌入原理:系统中任意分量的演化都是由与之相互作用的分量共同决定的,通过考察某一分量便可重构出系统的相空间,恢复整个系统的运动规律,且保持系统动力学不变。在心脏这一多变量系统中,心电信号R-R间期时间序列是其中的一个可观察量,本文通过考察AF和NSR的R-R间期时间序列便可重构出对应的心脏系统相空间。

设ECG R-R间期的时间序列 $y = \{y_i | i = 1, 2, \dots, n\}$, n 为R-R间期时间序列长度,若要重构 m 维的相空间 Y ,则

$$Y = \{Y_j | Y_j = [y_j, y_{j+\tau}, \dots, y_{j+(m-1)\tau}]^T \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

由此得出 m 维相空间中点的个数为 $N = n - (m - 1)\tau$ 。其中 m 和 τ 分别表示重构相空间的维数和延迟时间,并且 τ 可反映信息关联程度,理论上 m 和 τ 的取值可分别取 $[1, n]$ 和 $[1, n - 1]$ 的正整数,但在实际使用中为避免引入过多噪声和冗余量,一般取相对较小但又能充分展开混沌吸引子的值。

1.2 概率密度函数

PDF是在重构出相空间的基础上研究任意矢量之间的关联程度所提出的重要方法,其基本原理是先构造关联积分 $C(r)$,描述相空间中任意两个矢量 Y_i 和 Y_j 的欧几里得距离 d 小于领域半径 r 的概率,即

$$C(r) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq N} \theta(r - \|Y_i - Y_j\|) \quad (2)$$

由式(2)可以看出 $C(r) \in [0, 1]$,俨然是一个分布函数,其中 $\|*\|$ 表示欧几里德距离 d , $\theta(*)$ 是Heaviside单位阶跃函数,即

$$\theta(*) = \begin{cases} 1 & * \geq 0 \\ 0 & * < 0 \end{cases} \quad (3)$$

再由关联积分 $C(r)$ 构造概率密度函数 $P(r)$, 即

$$P(r) = \frac{dC(r)}{dr} \quad (4)$$

式中: $P(r)$ 的计算结果与 r 的取值有关。因此通过计算 AF 和 NSR 的 PDF 图可以得出相空间中矢量的信息关联程度。

1.3 第四统计力学

第四统计力学的核心是金日光提出的量子理论-JRG 量子理论, 该理论界定了生命动力元素群的定量方法: 在对立统一的系统中有着许多方向各异、数量不等的正负或阴阳因素影响着系统的发展, 而这些因素的综合影响就可描述为各种无规则运动形成的“量子”。人体正是阴与阳的矛盾体, 心脏系统是人体矛盾体的重要器官, 同样有着或阴或阳的状态特性, 因此 ECG 的 R-R 间期数据可以看作阴阳无规则运动“量子”数据, 可以用量子理论进行描述。

JRG 量子理论的量化方法是对某系统某一参量的强度 ξ 与其分布函数 x 的归一化数据在特定时空做出直方图, 并找出一条最适合的曲线进行拟合, 过程中利用 3 个量子统计参数 k, r_1, r_2 表达曲线分布情况, 这 3 个参数分别代表阴阳量子静态阴阳比度和内部阴、阳量子的动态竞争能力。最终利用其核心含义 JRG 量子理论可表达为一个非常简洁的公式^[19], 即

$$\frac{\xi - \xi_{\min}}{\xi_{\max} - \xi} = k \cdot \frac{1 + r_1 \frac{x}{1-x}}{1 + r_2 \frac{1-x}{x}} \quad (5)$$

式中: ξ_{\max} 和 ξ_{\min} 分别表示最大强度和最小强度, x 为分布函数, 因此 $x \in (0, 1)$, 并且 $k = \text{阴}/\text{阳}$ 。在 JRG 量子理论中根据 r_1, r_2 的取值可得出 $\xi-x$ 呈现 5 种单调递增的关系, 如图 1 所示。

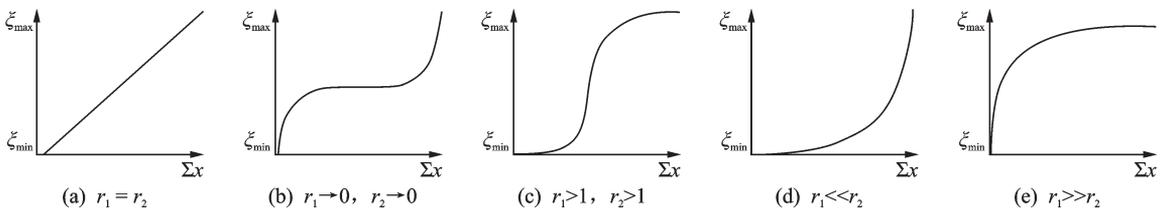


图 1 5 种 $\xi-x$ 单调递增关系

Fig.1 Five kinds of monotone increasing relations of $\xi-x$

当 $r_1=r_2$ 时, 阴阳效应量子聚集的倾向性相同, 阴阳竞争能力均等(图 1(a)); 当 $r_1 \rightarrow 0, r_2 \rightarrow 0$ 时, 阴阳效应量子聚集的倾向性是高度的均一分布(图 1(b)); 当 $r_1 > 1, r_2 > 1$ 时, 阴阳效应量子聚集的倾向性是复杂的双峰分布(图 1(c)); 当 $r_1 < 1, r_2 < 1$ 时, $r_1 \ll r_2$, 阴阳效应量子聚集的倾向性阴 < 阳, 阳性竞争力占优势(图 1(d)); 当 $r_1 < 1, r_2 < 1$ 时, $r_1 \gg r_2$, 阴阳效应量子聚集的倾向性阴 > 阳, 阴性竞争力占优势(图 1(e))。

若已知系统的某一参量的强度 ξ 和其分布函数 x , 采用多元非线性回归法, 可求解出三参数, 回归模型 $\xi-x$ 为

$$\xi = \frac{k \cdot \xi_{\max} (1 + r_1 \frac{x}{1-x}) - \xi_{\min} (1 + r_2 \frac{1-x}{x})}{(1 + r_2 \frac{1-x}{x}) - k(1 + r_1 \frac{x}{1-x})} \quad (6)$$

求解过程可分为两次,取第1次拟合后 $x=0.5$ 所对应的 $\xi_{0.5}$,令 $r_1=r_2=1$,即可根据式(7)求出 k ,从求解过程看出 k 值的结果可反映拟合曲线的平均高度;第2次求解时再将 k 作为真实值再次代入式(6)所表示的回归模型,即可回归出 r_1 和 r_2 。

$$k = \frac{\xi_{0.5} - \xi_{\min}}{\xi_{\max} - \xi_{0.5}} \quad (7)$$

由式(7)可知 k 的初值选取一般以曲线的平均高度相关,平均高度越低, k 值越小; r_1, r_2 则代表曲线横向、纵向能够拟合的程度,曲线所在坐标越低,初值选取应当越小,因此回归时可根据实际情况选择拟合初值。其中 k 值可表示为心脏系统的阴阳宏观变动, r_1, r_2 可看作心脏系统阴阳群子内部的变动,其结果往往是微小的。

2 本文算法

为从心脏系统整体上进行阴阳因素的解析,本文结合混沌性质与阴阳特性,对AF和NSR的R-R间期数据进行分析,首先要确定混沌系统的嵌入维数 m 。

2.1 嵌入维度选取

为保证单因素控制变量,首先需要对嵌入维 m 进行选取,若 τ 不变, m 逐渐增大,系统将达到某一饱和状态。为选择一个统一的相对小的 m ,本文作出某一延时 τ 下AF和NSR的R-R间期随嵌入维度 $m=2, 3, 4, 5, 6, 8, 15, 20, 30$ 的PDF变化图,AF和NSR的变化情况相似。随机选取一个变化情况如图2所示,从图中可看出,在某一延时 τ 下,当 m 较小时,PDF图不能很好地拟合,这是由于R-R间期混沌吸引子没有完全展开;而随着 m 的增加,曲线向右移,相空间中的混沌吸引子逐渐展开;当 $m \geq 6$ 以后混沌吸引子已基本展开达到饱和。由于过大的 m 只会产生冗余的数据量,增加计算复杂度,因此本文取 $m=6$,既可恢复AF和NSR所有数据原本的动力系统,又可避免增加过多的混沌吸引子的几何不变量。

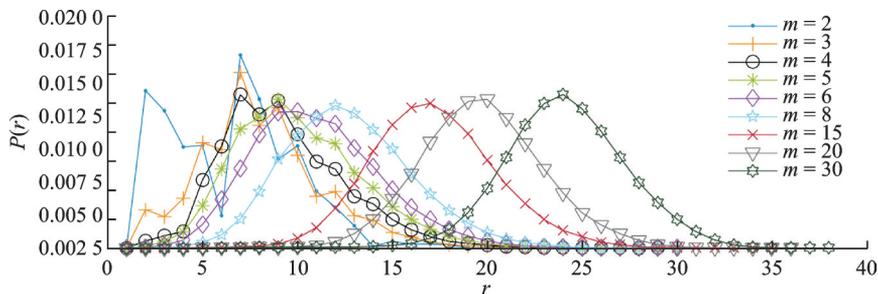


图2 在不同 m 条件下 $P(r)$ 随 r 的变化曲线

Fig.2 Curves of $P(r)$ with r at different m

2.2 本文算法流程

确定好统一的嵌入维 $m=6$,将AF和NSR的R-R间期数据按式(1)构建6维相空间,延时 τ 从1开始逐一增加至30;接着按照式(4)逐一绘制PDF图,将每一个PDF图看作心脏R-R间期数据在特定时空下的 ξ 与 x 归一化直方图,将领域半径 r 作为强度 ξ ,每个领域半径对应的 $P(r)$ 作累加和作为分布函数 x ,实现由矢量关联程度到阴阳状态的转换,即

$$f(\xi, x) = f\left(r, \sum_{r=1}^{\max(d)} p(r)\right) \quad \xi \in [1, \max(d)], x \in (0, 1) \quad (8)$$

从而得到 ξ 与 x 的对应关系,代入式(7)计算出 k 值, τ 逐一增加,便可得到 k 值与随 τ 的变化。

由此,R-R间期图形学的信息关联程度变化将表示为数值型的 k 值的变化,以 k 的变化来分析AF和NSR心脏系统的阴阳状态。最后还提出以 k 值的微分累加和作为区分AF和NSR的重要参数。本文算法流程如图3所示。

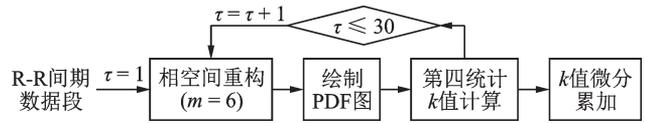


图3 本文算法流程图
Fig.3 Flow chart of the proposed algorithm

3 数值计算与分析

3.1 数据与预处理

本文采用国际公认的PhysioBank心电数据库中的长时AF数据^[21]和长时NSR数据^[22],采集频率均为128 Hz。由于数据是在24 h长时采集的,涉及睡眠与运动状态,会因大幅度的震动(如打喷嚏、翻身)等原因导致数据出现空缺,因此需要进行预处理。正常人安静时心率为60~100次/min,睡眠时降低,运动时加快,因此可认为NSR的R-R间期在500~1 200 ms之间;而AF患者的R-R间期由于病理性原因数据本身波动性较大,应当放宽预处理范围,因此剔除[200, 2 000] ms之外的数据。图4,5分别为随机选取500个R-R间期NSR和AF数据点后得到的预处理前后结果。

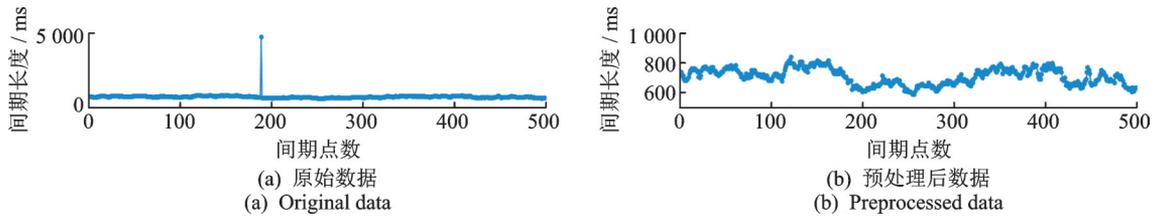


图4 NSR数据预处理前后结果
Fig.4 NSR data before and after preprocessing

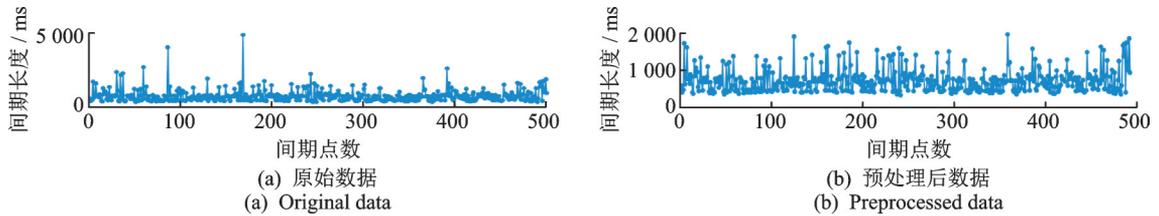


图5 AF数据预处理前后结果
Fig.5 AF data before and after preprocessing

经过如上预处理后,从NSR和AF数据中划分出1 800个数据段(AF900段,NSR900段),每个数据段包含2 000个R-R间期数据点,其中2/3数据段用于计算,1/3数据段用于对比验证。实验在MATLAB R2016b,在Windows 10环境下进行编程计算。

3.2 概率密度函数图

PDF的计算按照式(4),本文取 $r \in [1, \max(d)]$,囊括所有的概率,绘出AF和NSR数据段的 $P(r)$ 随 r 的变化图,分别选取一个R-R间期样本(分别为nsr001、data01)随 $\tau = 1, 2, 3, 10, 20, 30$ 的PDF变化,结果如图6所示。为方便显示,横轴 r 每隔10个数据点取一个值。图6(a)中NSR的PDF曲线随延时 τ 的增大向右移动,逐渐趋于正态分布;图6(b)AF的PDF图中,PDF值基本不随延时 τ 发生变化,始终接近正态

分布,由此可看出,基于同样大小的相空间,NSR的R-R间期关联性会随延时 τ 的增大而逐渐变弱;而AF的R-R间期关联性本身就比较弱,不随 τ 发生明显改变。

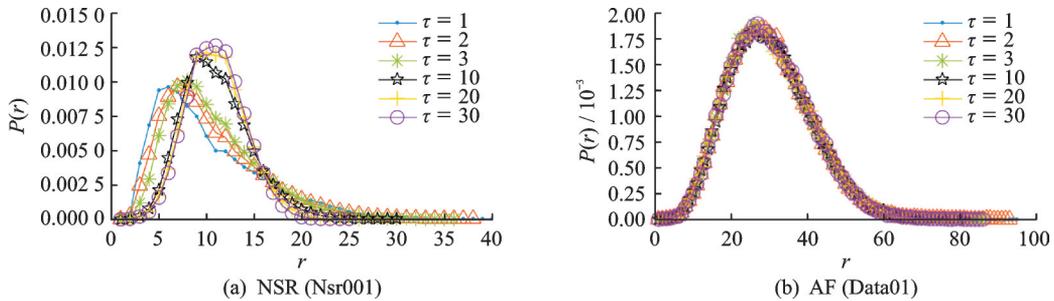


图6 $P(r)$ 随 τ 的变化曲线

Fig.6 Curves of $P(r)$ with τ

3.3 第四统计力学参数求解

基于第四统计力学原理对AF和NSR的PDF图的信息关联程度变化进行定量分析,将图6(a, b)中 τ 为1的 r - $p(r)$ 曲线图按式(8)转化为 ξ - x 关系图,即为图7(a, b)中的“拟合前”数据。

从图7可看出,AF和NSR的第四统计 ξ - x 曲线高度都较低,属于图1(d)分布。经过反复实验并结合图1(d)分布的3参数的意义,设定AF和NSR的初始化参数 k, r_1, r_2 为 $[0.5, 0.0001, 0.01]$,经过式(6)所示的回归模型得到图7中 ξ - x 的“拟合后”曲线。当 $\tau=1$ 时,NSR数据拟合得到 $\xi_{0.5}=68.8$,由式(7)计算得出 $k=0.206$,同理AF的 $\xi_{0.5}=256.3, k=0.235$ 。将 τ 逐渐增加到30,可得出NSR和AF的每一个 τ 值对应的 k 值变化。本文选取随机的10个NSR和AF的R-R间期数据段显示 k 值随 τ 的波动情况,如图8所示。

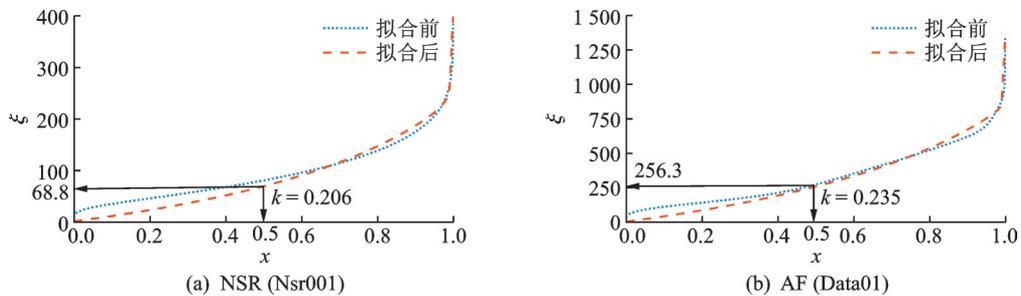


图7 图6中 $\tau=1$ 条件下的第四统计拟合结果

Fig.7 The fourth statistical fitting results under the condition of $\tau=1$ in Fig.6

图8中,基于相同大小的相空间以及初始值,当延时 τ 较小时,NSR的 k 值都从0.2左右逐渐增大且分布于某一固定值以下(图8(a));而图8(b)中AF的 k 值分布则是呈现大小不定而后基于某一均值上下波动的状态,可证明NSR的系统较AF比较同一,且阴阳配比状态相对稳定。当延时 τ 逐渐增大,AF的 k 值始终呈现较为平稳的波动,而NSR的 k 值随 τ 的增大呈现缓慢上升而后平稳波动的变化趋势,反映出NSR的系统内部阴、阳双方力量对比随 τ 的增加而逐渐显得随机,即关联性随着 τ 的增加而变弱,同时也说明AF的阴、阳力量对比始终是偏于随机的,即关联性本身就非常弱,这与PDF图反映的关联性结果一致。

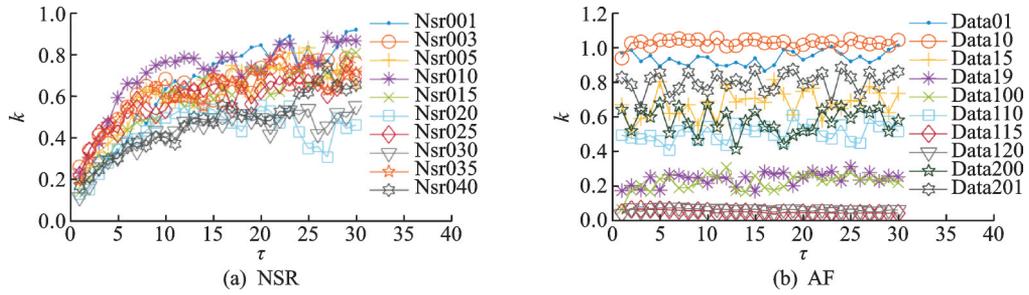


图8 k 值随 τ 的变化结果

Fig.8 k value fluctuates with τ

4 结果分析与对比验证

4.1 微分累加和

为了从量化角度来更加明确地区分 AF 和 NSR,不仅要描述 k 值缓慢上升或始终平缓的变化情况,还要避免当 τ 逐渐增大使得 k 值上下波动导致的误差,因此本文引入微分累加和的数学计算方法,令微分累加和为 Ksd,即

$$Ksd = \sum_{i=1}^{29} \text{diff}(k(i)) \tag{9}$$

式中 diff 是后项与前项的微分。计算出 NSR 和 AF 各 600 段 R-R 间期数据段的 Ksd 值,结果如表 1 所示。NSR 的 Ksd 值都大于 0.3 且小于 1,而 AF 的 Ksd 值的样本结果都小于 0.3,有的甚至小于 0,并且从段数分布可以看出 AF 的 Ksd 值大部分小于 0.2,因此可将 $Ksd=0.3$ 作为界限用于区分 NSR 和 AF。

表 1 Ksd 值在各区间的段数分布

Table 1 Number distribution of Ksd value in each interval

心电信号	AF				NSR		
Ksd 范围	<0	[0,0.1)	[0.1,0.2)	[0.2,0.3)	[0.3,0.4)	[0.4,0.5)	[0.5,1)
段数	213	239	109	39	160	197	243
段数占比/%	35.5	39.8	18.2	6.5	26.7	32.8	40.5
样本总数	600				600		

4.2 检验与对比

为使实验更加严谨,将同样长度的 AF 和 NSR 各 300 个数据段用于验证,结果如混淆矩阵表 2 所示,其中 TP 和 TN 分别代表真阳性和真阴性的数目, FP 和 FN 分别代表假阳性和假阴性的数目。表 2 的检验结果所示对于 AF 的检出具有比较好的效果。本文还通过混淆矩阵构造如式(10)所示的 3 个指标,分别代表准确率、敏感性和特异性,作为本文算法与典型的支持向量机(Support vector machine, SVM)分类算法的对比评价指标,如表 3 所示。

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}, \tag{10}$$

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN}, Spe = \frac{TN}{TN + FP}$$

利用 LIBSVM 这种 SVM 分类工具包,提取同样长度的 AF 和 NSR 各 300 个数据段的 5 个特征,

表 2 本算法的检验结果

Table 2 Test results of the proposed algorithm

检出结果	检出为 AF	检出为 NSR
实际为 AF	$TP=300$	$FN=0$
实际为 NSR	$FP=13$	$TN=287$

数据段的均值与方差;相邻 R-R 间期的差分均值、差分均方根以及差值大于 50 ms 的数量,并将所有特征归一化至 $[-1, 1]$ 之间,组成特征向量输入,利用网格搜索法寻找最佳参数 c (惩罚因子)和 g (径向基核函数的参数),得出训练集准确率为 96.92%,测试集准确率为 90.67%。Acc, Sen 和 Spe 越高,算法的效果越好。本文方法的 3 个指标都比 SVM 好,从另一方面验证了本研究的可行性及优势,本文方法的准确率为 97.83%,并且敏感性较高,检出 AF 都小于 0.3。

5 结束语

本文研究了以第四统计力学的阴阳特性区分 AF 和 NSR 的方法,不仅通过 PDF 图证明 AF 和 NSR 的 R-R 间期的关联性随 τ 的变化,即 AF 关联性较 NSR 弱;而且利用 PDF 的分布数据拟合出对应的 R-R 间期的量子参数 k 值以及 k 值随 τ 的变化,即 NSR 的 k 值变化初始时较 AF 相对同一稳定,而后逐渐呈现随机状态,而 AF 始终偏向随机。本文还提出以 k 的微分累加和 $Ksd=0.3$ 作为区分 AF 和 NSR 的重要参数,在对比检验的中也看出本文方法是可行的。

本研究不仅在第四统计力学的应用领域打开了新途径,将阴阳特性表达用于心脏数据 R-R 间期的区分,也对未来心血管疾病的研究具有重要意义,尤其有可能作为中西医结合相关的方法学和基本技术,为与中医相关的临床理论与实践研究提供启发。但是由于 AF 数据本身波动性较大,长时性采集数据易产生许多奇异点,且第四统计力学对直方图边界值具有较强的敏感性,也会影响检测的准确性,因此本文的数据段均选择平稳且具有代表性的数据段。另外本文还未对不同数据长短以及延迟时间取值范围等方面进行讨论,未来可作进一步研究和改进,并将第四统计应用于更多的心电数据。

参考文献:

- [1] 朱晓伟,王强. 中医药治疗心房颤动的研究现状及展望[J]. 实用中西医结合临床, 2019, 19(8): 178-180.
ZHU Xiaowei, WANG Qiang. Research status and prospects of traditional Chinese medicine in the treatment of atrial fibrillation [J]. Practical Clinical Journal of Integrated Traditional Chinese and Western Medicine, 2019, 19(8): 178-180.
- [2] 刘明,魏兰芳,薛洋,等. 血清同型半胱氨酸与心房颤动的关系[J]. 中国循证心血管医学杂志, 2017, 9(1): 117-118.
LIU Ming, WEI Lanfang, XUE Yang, et al. Relationship between serum homocysteine and atrial fibrillation [J]. Chinese Journal of Evidence-Based Medicine, 2017, 9(1): 117-118.
- [3] 马长生. 房颤的流行病学进展[J]. 医学与哲学, 2016, 37(22): 7-9.
MA Changsheng. Epidemiology of atrial fibrillation [J]. Medicine & Philosophy, 2016, 37(22): 7-9.
- [4] 纪佳伯,张磊,马浩诚,等. 持续性房颤非药物治疗现状[J]. 心脏杂志, 2019, 31(1): 107-110.
JI Jiabo, ZHANG Lei, MA Haocheng, et al. Current strategies of non-pharmacological therapy for persistent atrial fibrillation [J]. Chinese Heart Journal, 2019, 31(1): 107-110.
- [5] PICCINI J P, SIMON D N, STEINBERG B A, et al. Differences in clinical and functional outcomes of atrial fibrillation in women and men: Two-year results from the ORBIT-AF registry [J]. JAMA Cardiol. 2016, 1(3): 282-291.
- [6] 罗力勤. 房颤的持续时间与中风风险[J]. 心血管病防治知识(科普版), 2018(9): 33.
LUO Liqin. The duration of atrial fibrillation and stroke risk [J]. Knowledge of Cardiovascular Disease Prevention and Treatment (Popular Science Edition), 2018(9): 33.
- [7] 许忠林,竞雪莹. 炎症、氧化应激在心脏术后房颤的研究进展[J]. 淮海医药, 2018, 36(1): 123-126.
XU Zhonglin, JING Xueying. Research progress of inflammation and oxidative stress in atrial fibrillation after cardiac surgery [J]. Journal of Huaihai Medicine, 2018, 36(1): 123-126.

表 3 二分类指标对比

Table 3 Comparison of two classification indexes

实验方法	Acc	Sen	Spe
SVM	90.67	90.33	91.00
本文方法	97.83	100	95.67

%

- [8] AKKAYA A, ALEXANDER B, SERGEJ Z, et al. Second-generation cryoballoon ablation for treatment of persistent atrial fibrillation: Three-year outcome and predictors of recurrence after a single procedure[J]. *Journal of Cardiovascular Electrophysiology*, 2018, 29(1): 38-45.
- [9] BABLOYANTZ A, DESTEXHE A. Is the normal heart a periodic oscillator[J]. *Biological Cybernetics*, 1988, 58(3): 203-211.
- [10] 魏哲, 焦华琛, 李运伦. Poincaré散点图及时间RR间期散点图在房颤评估中的应用[J]. *实用心电学杂志*, 2018, 28(4): 284-287.
WEI Zhe, JIAO Huachen, LI Yunlun. Application of Poincaré scatter plot and time RR interval scatterplot in evaluating atrial fibrillation[J]. *Journal of Practical Electrocardiology*, 2018, 28(4): 284-287.
- [11] 陈瑜, 廖虹. 阵发性心房颤动的散点图特点分析[J]. *蛇志*, 2018, 30(2): 197-199.
CHEN Yu, LIAO Hong. The characteristics of paroxysmal atrial fibrillation on RR-Lorenz plot[J]. *Journal of Snake*, 2018, 30(2): 197-199.
- [12] SAFARBALI B, GOLPAYEGANI S M R H. Nonlinear dynamic approaches to identify atrial fibrillation progression based on topological methods[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 53: 101563.
- [13] 陆宏伟, 钟高艳, 龙芋帆, 等. 全数据库评估概率密度函数法利用R-R间期检测房颤精度[J]. *中国医学物理学杂志*, 2018, 35(3): 333-337.
LU Hongwei, ZHONG Gaoyan, LONG Yufan, et al. Evaluation of the precision of probability density function method using R-R intervals for detecting atrial fibrillation from the whole MIT-BIH arrhythmia database [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2018, 35(3): 333-337.
- [14] FAUST O, SHENFIELD A, KAREEM M, et al. Automated detection of atrial fibrillation using long short-term memory network with RR interval signals[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2018, 102: 327-335.
- [15] WEI X, LI J, ZHANG C, et al. Atrial fibrillation detection by the combination of recurrence complex network and convolution neural network[J]. *Journal of Probability and Statistics*, 2019, 2019: 1-9.
- [16] SAMAN P, JONATHAN R, ASIF R, et al. Analyzing single-lead short ECG recordings using dense convolutional neural networks and feature-based post processing to detect atrial fibrillation[J]. *Physiological Measurement*, 2018(8): 084003.
- [17] 金日光. 第四统计力学-JRG 群子统计理论的现状与展望[J]. *北京化工大学学报(自然科学版)*, 1993, 20(3): 12-26.
JIN Riguang. The fourth statistics theory-JRG sub-cluster theory [J]. *Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition)*, 1993, 20(3): 12-26.
- [18] 金日光. 模糊群子论[M]. 哈尔滨:黑龙江科学技术出版社, 1985: 1-39.
JIN Riguang. Fuzzy group subtheory [M]. Harbin: Heilongjiang Science & Technology Press, 1985: 1-39.
- [19] 金日光, 牟雪雁. 当代中医药生命动力学[M]. 上海:上海科学技术出版社, 2007: 1-59.
JIN Riguang, MOU Xueyan. Life dynamics of contemporary Chinese medicine[M]. Shanghai: Shanghai Scientific & Technical Publishers, 2007: 1-59.
- [20] TAKENS F. Detecting strange attractors in turbulence[J]. *Lecture Notes in Mathematics Berlin Springer Verlag*, 1981, 898(1): 366-381.
- [21] PETRUTIU S, SAHAKIAN A V, SWIRYN S. Abrupt changes in fibrillatory wave characteristics at the termination of paroxysmal atrial fibrillation in humans[J]. *Europace*, 2007, 9(7): 466-470.
- [22] 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[J]. *Circulation*, 2000, 101(23): 215-220.

作者简介:



王星月(1995-),女,硕士研究生,研究方向:心电信号处理,E-mail:1736440781@qq.com。



陈兆学(1975-),男,博士,副教授,硕士生导师,研究方向:生物医学图像和信号处理、中医大数据和3D打印等,E-mail:chenzhaoxue@163.com。

(编辑:王静)