

心率变异性的异方差特征研究*

司峻峰^{1)†} 黄晓林¹⁾ 周玲玲²⁾ 刘红星¹⁾

1)(南京大学电子科学与工程学院生物医学电子工程研究所, 南京 210093)

2)(南京中医药大学药学院, 南京 210029)

(2013年9月28日收到; 2013年11月15日收到修改稿)

心率变异性数据具有非平稳和瞬时波动的特点, 本文提出了采用自回归条件异方差 (ARCH) 分析方法分析这种波动. 分析方法采用自回归移动平均模型消除序列的趋势和相关性, 采用 F 检验法判断残差序列中是否存在 ARCH 效应, 同时给出接受 ARCH 效应的概率. 对充血性心衰竭病人和正常人的心率波动序列进行分析, 两类人群 ARCH 特征接受概率及其变化率的统计值有较大差异, 表明该方法可以区分不同的群体, 为心电信息学研究提供了一种新的方法.

关键词: 心率变异性, 充血性心衰, 自回归条件异方差

PACS: 05.45.Tp, 87.19.Hh

DOI: 10.7498/aps.63.040504

1 引言

心率变异性 (heart rate variability, HRV) 是指正常生理状况下交感神经和副交感神经通过复杂的相互作用而协调地控制心脏节律改变的现象. 心率的波动受大脑的高级神经活动、中枢神经系统的自发性节律活动、呼吸活动以及压力、化学感受器等活动共同作用的影响, 一旦由于疾病等原因使这种相互作用失去平衡, 将导致心率的改变和心血管系统的功能紊乱, 产生心律失常^[1,2]. 充血性心衰竭 (congestive heart failure, CHF) 是指在静脉回流正常的情况下, 由于原发的心脏损害引起心排量减少导致的一系列综合症. 在与 CHF 相关的诸多病理因素中, 神经内分泌活动水平对 CHF 的形成有极大影响, HRV 分析是评估自律性神经网络的一个重要方法^[2]. HRV 的特征研究有助于了解自主神经功能在心脏病发病机制中的作用、判断心脏病变的程度和预后, 以便选择合理的治疗方案^[3-5].

HRV 的常用分析方法有时域分析法和频域分

析法, 这两种方法都将 HRV 信号看作平稳的离散信号, 均属于线性分析法. 时域分析法利用标准差、方差、变异系数等指标对 RR 间期的变异进行评价^[6]. 但是时域指标丢失了数据中蕴涵的时变信息, 因而反映的心率变化的涨落机制十分有限. 频域分析法是把心率变化信号分解为不同的频率成分, 并将其相对强度定量为功率, 提供了各种频率成分的功率谱测定^[7-9].

随着研究的深入, 人们发现线性指标不能完全反映 HRV 变化的真实过程, 心率波动的节律和其他多种生理节律 (如呼吸) 相互作用, 一些微小干扰 (如心室早收缩等) 的影响都会引起 HRV 信号的改变, HRV 信号在时间上不是常数, 不表现规则的周期性, 不能完全用线性方法来解释. 越来越多的学者从基于混沌和分形理论的非线性动力学角度来研究 HRV 信号, 进一步发掘其中的信息, 如李雅普诺夫指数、Kolmogorov-Sinai 熵、关联维数、回归映象等方法被引入用来分析 HRV 信号的特征^[10]. 但是, 多数方法所需数据数量较大, 而实际生理信号在长时下往往是动态变化的, 不满足平稳性前提, 因此不易于实现. 近年来, 有一些方法专门针

* 国家自然科学基金 (批准号: 61271079) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: sijunfeng@163.edu.cn

对HRV波动的复杂性进行了研究,如去趋势波动分析^[11]、符号动力学^[12,13]、修正庞加莱散点图^[14]等,都获得了一些可贵的进展.同时,以往研究表明,在HRV分析中有效结合统计检验分析,将有助于获得可靠结论^[15].

本文着眼于HRV的波动特性,提出了结合F检验,采用条件波动性模型对HRV的波动特征进行分析和研究.条件波动性模型由Eagle等^[16]以自回归条件异方差(auto regressive conditional heteroscedasticity, ARCH)的形式提出.ARCH模型作为新的时间序列分析方法能较好地处理非平稳以及方差随时间变化的时间序列,在金融收益分析、图像识别及异常检测等领域取得了较好效果.条件波动分析方法也被用于生物医学领域中的波动性分析^[17],在生物信息领域的应用,国内外尚处于初步阶段.

本文采用ARCH方法对取自于physionet长时心率变异数据库的10个HRV记录在不同样本以及同一样本的不同时段进行分析和比较.由于HRV与人体自主神经的活动密切相关^[18],一旦由于疾病等原因使这种相互作用失去平衡,将导致心率的改变和心血管系统的功能紊乱.同时,HRV和睡眠有着密切的联系^[19,20],睡眠中HRV呈现出和脑电类似的周期性变化.为了能够分析出HRV中的波动特征,我们对疾病和正常组HRV的异方差进行了4h的连续分析,对两类情况下的数据进行分析 and 对比,结果验证了本文方法的有效性.

2 用于HRV异方差特征分析的方法

2.1 ARCH(p)特征与模型

自回归移动平均模型(ARMA)被广泛用于生理时间序列的特征分析,该模型假定时间序列的误差项 u_t 满足白噪过程 $\{\varepsilon_t\} \sim WN(0, \sigma_t^2)$.但是实际用ARMA模型对很多生理时间序列建模时,模型的预测误差并不满足这一假设, σ_t^2 往往随时间发生变化,一类特殊情况是,当前的 σ_t^2 是过去的误差项平方 u_{t-j}^2 ($j = 1, 2, \dots, n$)的线性函数,而 σ_t 又会对残差 u_t 的幅值产生影响.为了描述模型预测误差中可能存在的这种波动性,Engle提出了自回归条件异方差模型^[16], P 阶ARCH(p)模型定义如下:

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \sigma_t^2 = c_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j u_{t-j}^2, \quad (1)$$

其中 $c_0 \geq 0, \beta_j \geq 0$ 为常数, $\{\varepsilon_t\} \sim IID(0, 1)$, 即具有0均值和有限方差 σ_t^2 的独立同分布(IID)随机变量序列.对于所有 t, ε_t 与 $\{u_{t-j}, j \geq 1\}$ 独立.

该模型表明当前的 σ_t 依赖于过去的 u_{t-j} ,更进一步,大的预测误差是由之前大的 σ 值引起的,即一个大的扰动后可能会继续出现大的扰动,从而揭示条件波动性的短时行为,并对在一些时间序列中观测到的波动聚集现象给出了合理解释^[21,22].ARCH过程反映了一些序列的模型估计中,残差的大小与最近的残差值有关,忽略ARCH过程影响会导致模型的精度降低.

2.2 模型残差的ARCH效应检验

首先采用ARMA消除序列的趋势和相关性,再判断模型的误差项序列是否含有ARCH效应.本文采用F检验方法判断残差序列中是否存在ARCH效应,同时给出接受ARCH效应的概率,过程如下:

1) 通过检验数据序列的相关性建立一个均值方程来消除序列的线性过程,通过估计ARMA模型

$$y_t = c + \sum_{i=1}^m a_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^n b_j u_{t-j} + u_t \quad (t = 1, 2, \dots, n), \quad (2)$$

求 u_t , 计算 u_t^2 ;

2) 用 u_t^2 估计2个辅助回归式

$$u_t^2 = \beta_0 + v_t \text{(约束模型, 同方差);} \quad (3)$$

$$u_t^2 = \beta_0 + \beta_1 u_{t-1}^2 + \beta_2 u_{t-2}^2 + \dots + \beta_q u_{t-q}^2 + v_t \text{(非约束模型, 存在ARCH);} \quad (4)$$

3) 建立假设

原假设 $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_q = 0$ (不存在ARCH)

备择假设 $H_1: \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ 不全为零(存在ARCH);

4) 构造 F 统计量,在原假设 H_0 成立的条件下有

$$F = \frac{(S_r - S_u)/q}{S_u/(T - q - 1)} \sim F_{\alpha(q, T - q - 1)}, \quad (5)$$

其中, S_r, S_u 分别表示由(3)和(4)式得到的残差平方和, α 为显著性水平, T 为样本个数, q 为辅助回归模型的阶数.

该统计量服从自由度为 $(q, T - q - 1)$ 的 F 分布, 给定一个显著性水平 α , 当 F 统计量的数值大于该显著水平下的临界值 $F_{\alpha(q, T - q - 1)}$ 时, 则拒绝原假设 H_0 , 表明辅助模型的线性约束关系通过了显著性检验, 残差序列存在异方差, 接受备择假设 H_1 . 进一步可根据 F 分布求出对 H_0 接受概率 P .

3 数据处理与结果分析

3.1 数据与数据预处理

数据集取自于 <http://physionet.org/challenge/chaos/> 所提供的长时心率变异数据, 分析对象为疾病和正常组 HRV, 正常组 N01—N05 取自健康志愿者, 疾病组 C01—C05 取自 CHF 患者, 记录中无房颤、室颤状态, 均为窦性心率. 每个时间序列长度约为 24 h (约 10^5 点). 因为检测系统或生理原因 (例如, 病人改变睡姿), 有可能存在离群点 (异位节拍), 我们通过删除心跳间隔在范围 $[0.4 \text{ s}, 2 \text{ s}]$ 以外的所有观察值来滤除这些异位心跳. 为了使数据具有可比性, 选取在下午 2: 00—6: 00 之间的 HRV 数据作为分析对象.

对于 HRV 的研究, 我们采用 HRV 变化率 r_t 序列进行描述, 即

$$r_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}} = \frac{\Delta p_t}{p_{t-1}} \approx \ln \left(1 + \frac{\Delta p_t}{p_{t-1}} \right)$$

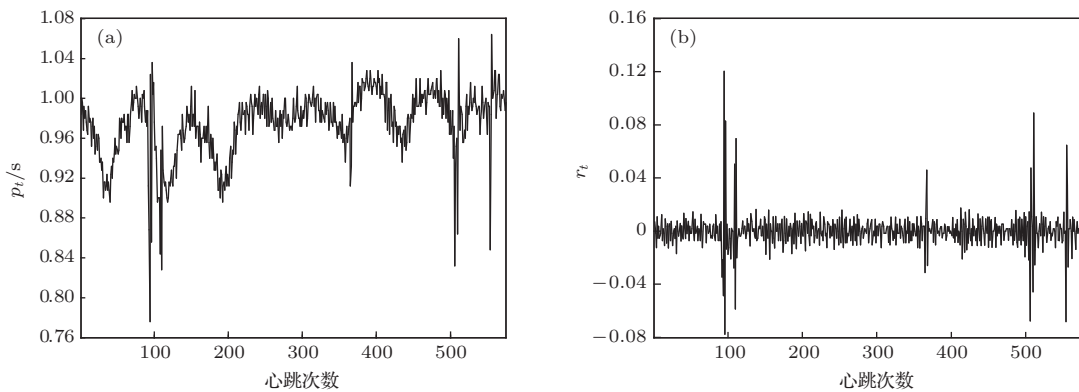


图1 C01 的 HRV 序列 p_t 和心动间期变化率 r_t 序列

表1 r_t 时间序列的不同模型的 AIC 和 BIC

	ARMA (1,3)	ARMA (2,3)	ARMA (3,3)	ARMA (2,2)	ARMA (2,4)
AIC	-6.213857	-6.235350	-6.210194	-6.213076	-6.211481
BIC	-6.199047	-6.217553	-6.189401	-6.198245	-6.190718

$$= \ln p_t - \ln p_{t-1}, \tag{6}$$

其中 p_t 为两次心跳之间的时间间隔, 单位为 s; r_t 为前后两次心跳间期的相对变化率. 引入对数的作用在于可以有效地将心率变化趋势线性化, 差分运算则可消除线性趋势.

3.2 HRV 变化率的异方差特征检验

首先对 r_t 的 ARCH 特性进行检验, 图 1 显示了一名充血性心衰竭病人 (C01), 从下午 2: 00 开始, 共 10 min 的长度的数据, 其中图 1 (a) 为 HRV 数据序列 p_t . 图 1 (b) 为心动间期变化率序列 r_t .

先采用 ARMA 模型消除序列的趋势和相关性, 在此我们采用 Akaike 信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 和贝叶斯信息准则 (Bayes information criterion, BIC) 来实现对 ARMA 模型的定阶. 表 1 给出了 C01 的 r_t 在不同阶数下的 AIC 和 BIC, 由表 1 可以看出, ARMA(2,3) 的 AIC 最小, 改变 AR 和 MA 的阶数都可以使模型的 AIC 增大, 因而采用 ARMA(2,3) 进行建模.

为了进一步检验 r_t 序列是否存在异方差, 对该模型残差和残差平方的自相关与偏自相关进行了计算, 结果如表 2 所示.

表2 残差与残差平方的相关与自相关系数

滞后阶数	残差		残差平方	
	自相关	偏自相关	自相关	偏自相关
1	-0.029	-0.029	0.405	0.405
2	0.015	0.014	0.336	0.206
3	0.029	0.029	0.197	0.008
4	-0.017	-0.016	0.150	0.019
5	-0.020	-0.022	0.142	0.059
6	-0.044	-0.045	0.045	-0.065
7	-0.045	-0.046	0.033	-0.014
8	-0.050	-0.051	0.004	-0.008
9	0	0	0.012	0.012

从表2可以看出, 残差序列的自相关与偏自相关均不明显, 而残差平方序列具有明显的自相关与偏自相关性.

对残差 u_t^2 建立9阶辅助回归表达式, 并对表达式的系数进行估计, 结果如表3. 从残差 u_t^2 的辅助回归表达式的系数估计值中可以看出, 1阶和2阶系数显著不为0. 再采用9阶辅助回归表达式对残差序列的线性关系进行F检验, 得到F统计量为15.90342, F检验对

H_0 接受的概率 $F(9, 553)$ 为0, 因此可以认为充血性心衰竭病人C01下午2: 00记录具有异方差性.

3.3 4 h内HRV的异方差特征变化分析

以往的研究表明, 对HRV信号进行分析的结果会因被测个体受到外部因素的干扰而引起明显的波动, 前后相隔10 min得到的分析结果很可能截然不同, 因此有必要在较长的一段时间里对HRV的异方差特征进行连续分析. 为了使被测样本状态尽可能一致, 我们选取样本在下午2:00—6:00之间的HRV作为分析对象, 每30 min选取10 min进行分析. 表3给出了10个样本在8个时间段上进行F检验得到的对 H_0 的接受概率.

从结果中可以看出: HRV并非始终具有ARCH特征, 以C1为例, 在8次分析中有一次不满足异方差判定条件; 其他样本的异方差 H_0 的接受概率也同样在不断变化. 由此表明在分析研究样本的异方差特征时, 不能仅采用某一时刻的数据进行分析并给出结果, 还需要对一定数量的HRV序列的异方差特征进行统计分析.

表3 残差 u_t^2 辅助回归表达式系数显著性检验

	系数	t 检验	概率		系数	t 检验	概率
C	0.000282	2.676741	0.0077	\hat{u}_{t-5}^2	0.082196	1.816264	0.0699
\hat{u}_{t-1}^2	0.321176	7.553338	0	\hat{u}_{t-6}^2	-0.059007	-1.300072	0.1941
\hat{u}_{t-2}^2	0.199869	4.475583	0	\hat{u}_{t-7}^2	-0.014075	-0.309649	0.7569
\hat{u}_{t-3}^2	-0.008899	-0.195777	0.8449	\hat{u}_{t-8}^2	-0.011446	-0.256305	0.7978
\hat{u}_{t-4}^2	0.012036	0.265173	0.7910	\hat{u}_{t-9}^2	0.011594	0.272667	0.7852

表4 各样本在8个时间段上的F检验对 H_0 的接受概率

	2: 00	2: 30	3: 00	3: 30	4: 00	4: 30	5: 00	5: 30
C1	0	0	0.0225	0.5045	0	0	0	0.0023
C2	0.5252	0	0.0496	0	0.0802	0.0416	0	0
C3	0.0217	0	0.0028	0.1799	0.0057	0.1084	0.002	0.5811
C4	0.7419	0	0	0.0318	0.1442	0	0.8699	0.1394
C5	0	0.9225	0.372	0.343	0.0306	0.0226	0	0.3475
N1	0.0656	0.0733	0.001	0.0094	0	0.8998	0.6739	0.006
N2	0.1097	0.462	0.781	0.4835	0	0	0	0.0023
N3	0.3461	0	0.0045	0.0052	0	0	0.0064	0.7564
N4	0.0009	0	0.0073	0.0002	0.0065	0.6532	0.9537	0.0001
N5	0.0454	0	0	0	0.0002	0.4917	0.1037	0.1272

3.4 HRV的异方差特征统计结果及其在疾病特征提取上的应用

为了使被测对象的分析更加连续,也使得分析结果更具有统计意义,对于每个被测者的HRV数据,从生理学角度而言,选取的HRV应包含足够的生理病理信息.而以往研究表明^[23],5 min长度的HRV,已包含了足够的自主神经调控信息.因此,本文取500到600点数据长度.从下午2时起每隔100次心跳选取一段数据,每段数据长500次心跳,4 h时约150段.对每段数据异方差特征进行F检验,将 H_0 的接受概率随时间的变化绘制成曲线.以两例典型数据为代表,图2分别以CHF患者C1和正常人N1为例,给出被测者的 H_0 接受概率变化曲线.

从图2中可以看出:在所分析的时间段内

(14: 00—18: 00),对HRV波动率ARCH特征进行F检验,其 H_0 接受概率并非恒定,而是一个随时间变化的量,即ARCH特征断续呈现.与正常人相比,CHF病人在更多的时间段上表现出了明显的ARCH特征,说明相对于正常人,CHF病人心率的局域波动存在更强的对过去状态的依赖,反映出了CHF病人心率调控的复杂性的降低.

采用上述方法对每个研究对象在分析的时间段内(14: 00—18: 00)的 H_0 值进行统计,结果如表5所示.统计内容包括均值、中位数、标准差、偏度、峰度,然后对同类被测对象的统计结果再求取均值和标准差并填在表格右侧,最终得出该类被测者的统计特征.表格上半部分为CHF患者统计值,下半部分为正常人群统计值.对比表中右侧两类人群统计量的均值和标准差可以看出:两类人群在均值、中位数、偏度和峰度上具有明显的差异.

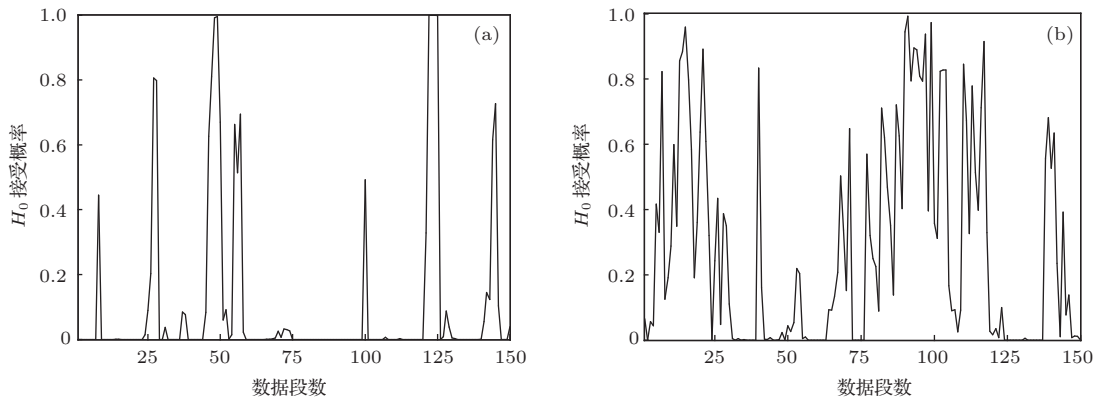


图2 H_0 接受概率曲线图 (a) C1; (b) N1

表5 样本接受 H_0 假设的概率统计值

统计量	CHF 患者					均值	标准差
	c1rr	c2rr	c3rr	c4rr	c5rr		
均值	0.104653	0.184997	0.197279	0.096407	0.210861	0.158839	0.054088
中位数	0	0.0001	0.03245	0	0.06075	0.01866	0.027398
标准差	0.257867	0.329613	0.298378	0.214757	0.27998	0.276119	0.043216
偏度	2.526761	1.562788	1.442359	2.57088	1.247387	1.870035	0.629974
峰度	7.998368	3.815253	3.613009	8.596702	3.500154	5.504697	2.560751
统计量	正常人群					均值	标准差
	n1rr	n2rr	n3rr	n4rr	n5rr		
均值	0.281683	0.282956	0.16065	0.202521	0.128865	0.211335	0.069868
中位数	0.1363	0.1443	0.0169	0.0339	0.01285	0.06885	0.065762
标准差	0.319591	0.339085	0.251812	0.289194	0.213646	0.282666	0.050757
偏度	0.820898	0.951561	1.652732	1.331825	1.99653	1.350709	0.487001
峰度	2.2313	2.446881	4.673016	3.446657	6.273531	3.814277	1.680483

图2反映被测者的 H_0 接受概率变化。为了更好地看出被测者的 H_0 在波动状态和正常状态之间的变化速度,我们对 H_0 的接受概率曲线进行一阶微分得到 H_0 的变化率,如图3所示。该图的纵轴反映了 H_0 的接受概率变化速度。

为了更好地了解两类人群在标准差、偏度、峰度上的差异,对10个被测样本的 H_0 接受概率变化率的标准差偏度和峰度分别进行统计,结果如表6。

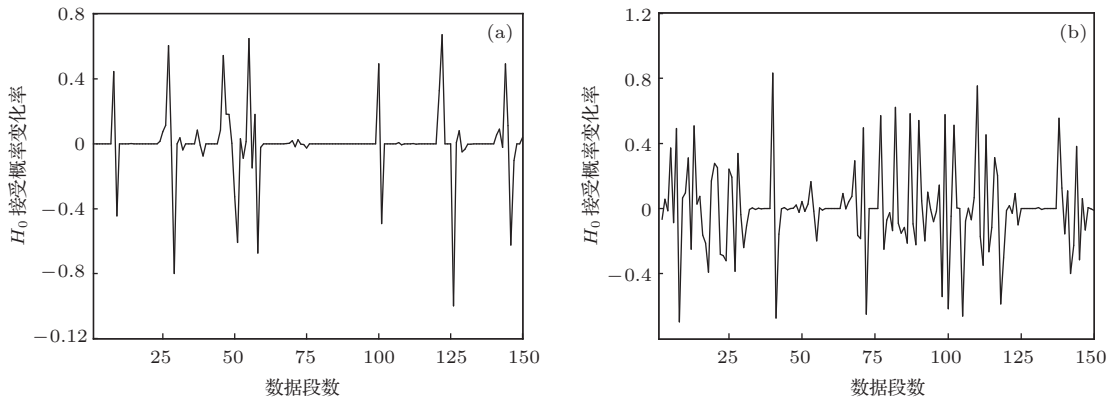


图3 H_0 接受概率变化率曲线 (a) C1; (b) N1

表6 样本接受 H_0 概率变化率统计值

统计量	CHF 患者						
	Dc1rr	Dc2rr	Dc3rr	Dc4rr	Dc5rr	均值	标准差
标准差	0.200386	0.233755	0.250612	0.21474	0.215386	0.222976	0.019466
偏度	-1.00389	-0.32042	-0.05009	-0.29337	-0.2932	-0.3922	0.359138
峰度	11.74732	10.28596	6.84141	11.1661	5.257831	9.059724	2.852146
统计量	正常人群						
	Dn1rr	Dn2rr	Dn3rr	Dn4rr	Dn5rr	均值	标准差
标准差	0.263866	0.297961	0.246771	0.302494	0.191639	0.260546	0.045024
偏度	0.281182	0.321508	0.092619	-0.06947	0.310354	0.187239	0.170926
峰度	4.469608	6.188338	6.305137	4.740927	7.117196	5.764241	1.120955

4 结 论

CHF是一种病理特征为人熟知的心脏疾病,我们集中关注了CHF病人在未发病状态下心率变化的条件波动特性,对physionet数据库中长时心率变异数据进行了研究。数据由CHF病人未发病状态下的数据和正常人的心率数据构成,研究结果表明CHF病人和正常人的心率波动序列都存在条件异方差特征。

对于数据的统计分析还表明,心率波动序列

表6中首先计算出5个被测者每个人在分析的时间段内(14:00—18:00)的这三项统计值,然后在表的右侧对5个被测者的3项指标求取均值和标准差,以反映某类人群的该项指标。从表6可见,CHF病人的偏度值均小于0,均为左偏分布,正常人为右偏分布。CHF的峰度均值远大于正常人,即分布呈尖峰状态,两类人群 H_0 变化率标准差的均值接近,但标准差差异较大。

的ARCH特征并非恒定,而是一个随时间变化的量,即ARCH特征断续呈现,与正常人相比,CHF病人在更多的时间段上表现出了明显的ARCH特征。正常人的ARCH特征 H_0 接受概率比CHF病人大,同时 H_0 接受概率曲线的波动过程也远多于CHF病人,这反映出其HRV局域波动对过去的线性依赖弱于CHF患者,从而体现出心率调控的复杂性,这有可能是正常人心脏功能及自主神经功能要好于CHF病人的表现。

对ARCH特征 H_0 接受概率变化率分析发现:

正常人与CHF病人有较大的差异, CHF的偏度值均小于0, 均为左偏分布, 正常人为右偏分布. CHF的峰度均值远大于正常人, 分布呈尖峰状态, 表明该类参数可以良好地区分不同的群体. 未来的研究可以按照心率波动变化方向(正向, 逆向)分析CHF对心率波动形成过程的影响, 进而建立合适的ARCH模型框架, 捕捉这种不对称的影响. 在应用方面, ARCH模型还可以用来开发CHF特征筛选工具, 为心电信息学研究提供更多的方法, 用于CHF检测和预警的临床设备.

参考文献

- [1] Wolf M M, Varigos G A, Hunt D, Sloman J G 1978 *Med. J. Aust.* **2** 52
- [2] Berntson G G, Bigger Jr J T, Eckberg D L, Grossman P, Kaufmann P G, Malik M, Nagaraja H N, Porges S W, Saul J P, Stone P H, van der Molen M W 1997 *Psychophysiology* **34** 623
- [3] Kleiger R E, Miller J P, Bigger Jr J T, Moss A J 1987 *Am. J. Cardiol.* **59** 256
- [4] Christini D J, Bennett F M, Lutchen K R, Ahmed H M, Hausdorff J M, Oriol N 1995 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **42** 411
- [5] Dingfei G E, Srinivasan N, Krishnan S M 2002 *Bio. Med. Engineer. OnLine* 1
- [6] Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology 1996 *Circulation* **93** 1043
- [7] Akselrod S, Gordon D, Ubel F A, Shannon D C, Berger A C, Cohen R J 1981 *Science* **213** 220
- [8] Hedman A E, Hartikainen J E, Tahvanainen K U, Hakumäki M O 1992 *Acta Physiol. Scandinav.* **146** 155
- [9] Malliani A, Pagani M, Lombardi F, Cerutti S 1991 *Circulation* **84** 482
- [10] Glass L 2009 *Chaos* **19** 028501
- [11] Peng C K, Shlomo H, Stanley H, Eugene, Goldberger Ary L 1995 *Chaos*. **5** 82
- [12] Huang X L, Cui S Z, Ning X B, Bian C H 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 8160 (in Chinese)[黄晓林, 崔胜忠, 宁新宝, 卞春华 2009 物理学报 **58** 8160]
- [13] Hou F Z, Huang X L, Chen Y 2013 *Phys. Rev. E* **87** 012908
- [14] Huo C Y, Huang X L, Zhuang J J 2013 *Physica A* **392** 3601
- [15] Hou F Z, Huang X L, Zhuang J J, Huo C Y, Ning X B 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 220507 (in Chinese)[侯凤贞, 黄晓林, 庄建军, 霍诚宇, 宁新宝 2012 物理学报 **61** 220507]
- [16] Engle R F 1982 *Econometrica* **50** 987
- [17] Leite A, Rocha A P, Silva M E 2009 *Comput. Cardiol.* **36** 165
- [18] Altimiras J 1999 *Comp. Biochem. Physiol. A: Mol. Integr. Physiol.* **124** 447
- [19] Ferini-Strambi L, Bianchi A, Zucconi M, Oldani A, Castronovo V, Smirne S 2000 *Clin. Neurophysiol.* **111** 99
- [20] Otzenberger H, Simon C, Gronfier C, Brandenberger G 1997 *Neurosci. Lett.* **229** 173
- [21] Friedman D, Vandersteel S 1982 *J. Int. Econom.* **13** 171
- [22] Bollerslev T, Chou R Y, Kroner K F 1992 *J. Econometrics* **2** 5
- [23] Song A L, Huang X L, Si J F, Ning X B 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 020509 (in Chinese)[宋爱玲, 黄晓林, 司峻峰, 宁新宝 2011 物理学报 **60** 020509]

Conditional fluctuation characteristics of heart rate variability*

Si Jun-Feng^{1)†} Huang Xiao-Lin¹⁾ Zhou Ling-Ling²⁾ Liu Hong-Xing¹⁾

1) (*School of Electronic Science and Engineering, Institute for Biomedical Electronic Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

2) (*Institute of Pharmacology, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210029, China*)

(Received 28 September 2013; revised manuscript received 15 November 2013)

Abstract

Heart rate variability (HRV) has the characteristics of non stationary and transient fluctuation. In this paper, we propose using the autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH) to analyze such fluctuations. Analytical methods include using auto-regressive moving average model to eliminate sequence trends and correlativity, using the F-test method to determine whether there is ARCH effect in residual sequence, while giving an acceptance probability of ARCH effect. The fluctuations of HRV in congestive heart failure (CHF) patients and normal people are analyzed in this paper. The large difference in statistics value of acceptance probability between CHF patients and normal people indicates that the method can well distinguish between different groups. It provides a new method for the study of ECG information.

Keywords: heart rate variability, congestive heart failure, auto regressive conditional heteroscedasticity

PACS: 05.45.Tp, 87.19.Hh

DOI: [10.7498/aps.63.040504](https://doi.org/10.7498/aps.63.040504)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271079).

† Corresponding author. E-mail: sijunfeng@163.edu.cn