

心音信号周期增量序列的多尺度化研究

姬汉贵,成谢锋

(南京邮电大学 电子科学与工程学院,江苏 南京 210003)

摘要:心音信号是一种复杂的生理信号,对心音信号产生机理的研究能够为心音听诊提供理论依据。文中从心血管循环系统的生理结构出发,讨论了心音的产生机理;然后,提出心音周期增量序列的多尺度化基本尺度熵和相关的评价指标;最后,利用本方法对健康人群和充血性心力衰竭患者进行分类分析。仿真实验表明,对心音周期增量序列进行多尺度化基本尺度熵分析,可以准确地区分健康人和心力衰竭人群。基于多尺度化基本尺度熵提出的诊断参数可以作为心衰早期诊断的一种依据。通过肩带式心音传感器首次实现了不用手持、长时间的心音采集,同时通过对长时间心音信号变化规律的研究,对于充分利用心音,挖掘听诊的潜力有着重要的意义。

关键词:心音信号;心力衰竭;心音生理机制;基本尺度熵

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)09-0048-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.09.010

Research on Multiscale Analysis of Heart Sound Cycle Increment Series

Ji Han-gui, CHENG Xie-feng

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210003, China)

Abstract: Heart sound signal is a kind of complex physiological signals. The study on mechanism of heart sounds signal can provide theory basis for heart sounds auscultation. In this paper, discuss the physical structure of cardiovascular circulation system and the generating mechanism of heart sounds. Then, propose multiscale base-scale entropy of heart sound cycle increment series and related evaluation index. Finally, healthy people and patients with heart failure are diagnosed based on the proposed algorithm. Simulation experiments show that multiscale base-scale entropy of heart sound cycle increment series can accurately distinguish between healthy person and Congestive Heart Failure (CHF). The proposed diagnosis parameter based on multiscale base-scale entropy provides a new evidence for clinic of heart failure. Heart sounds can be collected for a long time without holding for the first time. The research on long heart sound signals is of great importance to make the best of heart sound and dig the great potential of heart sound.

Key words: heart sound signal; CHF; heart sound physiological mechanism; base-scale entropy

0 引言

人体心血管系统是一个密闭的管道系统,其由心脏和血管组成。心脏主要有四个腔。血管由毛细血管、静脉血管和动脉血管组成。由于心脏的周期性收缩舒张运动,血管中的血液会形成定向的循环流动过程称为血液循环^[1-3]。

心音是人体一种非常重要的生理信号。心音指由心肌收缩、心脏瓣膜关闭和血液撞击心室壁、大动脉壁等引起的振动所产生的声音。心音具有近似周期性,相邻两个心跳周期的时长存在着微小的差异,这种差异叫做心率变异性。心率变异性的异常变化可以作为

预测心脏事件的一个重要特征,其应用价值如今越来越受到重视。

熵分析法是一种度量时间序列复杂度的方法,在一定程度上可以衡量时间前后的关联性。文中从心血管循环系统的生理结构出发,讨论了心血管系统的生理机制以及心音的产生机理。然后,将多尺度化的基本尺度熵应用于心音周期增量序列,选取健康人(本校研究生以及教师)30人,南京某医院心力衰竭病人30人作为实验样本。仿真结果表明,多尺度化的基本尺度熵能够很好地区分两类人群。

收稿日期:2014-10-22

修回日期:2015-01-23

网络出版时间:2015-07-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271334,61073115)

作者简介:姬汉贵(1989-),男,硕士研究生,研究方向为智能信息处理;成谢锋,教授,硕士生导师,研究方向为智能信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1454.107.html>

1 心音的产生机理

心血管系统是一个“密闭”的管道系统,主要是由心脏和血管组成。心脏是泵血的动力器官,通过血管系统运输血液,可以将其分为心脏和血管系统两部分。其中心脏可分为左心房、左心室、右心房、右心室四个腔室,通过心房间隔和心室间隔被分隔为左右不相通的两半。

血液循环根据其循环的部位和功能不同,分为体循环(大循环)和肺循环(小循环)两部分。体循环开始于左心室,左心室的血液射入主动脉,沿动脉到全身各部的毛细血管,然后汇入小静脉,大静脉,最后经上腔静脉和下腔静脉回到右心房,从右心房再到右心室,从而完成了体循环过程。肺循环的血管包括肺动脉和肺静脉。肺动脉内的血液为静脉血,它是人体中唯一运送缺氧血液的动脉。右心室的血液经肺动脉直达肺毛细血管,在肺毛细血管中同肺泡内的气体进行气体交换,排出二氧化碳吸进氧气,血液变成鲜红色的动脉血,经肺静脉回左心房。

心脏的四个腔室之间的血流方向由腔室间的瓣膜决定,这些瓣膜有:二尖瓣、三尖瓣、肺动脉瓣和主动脉瓣。它们能保证血液的定向流动,能够防止血管中的血液倒流回心脏或者心室的血倒流回心房。

心脏的主要动力来自于心脏的周期性舒张和收缩运动^[4]。心肌的收缩与舒张,与瓣膜的启闭相配合,造成心房和心室压力以及容积的变化,从而推动血液流动。在每一个心动周期过程中,都可以产生四个心音,一般情况下,通过听诊器可以听见第一心音和第二心音。第一心音发生在心室收缩期,持续时间约为 0.1 s,音调一般 40 ~ 60 Hz,是心室开始收缩的标志。心室肌肉收缩,二尖瓣和三尖瓣的关闭会产生一系列机械信号,随着主动脉瓣和肺动脉瓣的开放,血液流向大血管,造成对大血管壁的冲击,也会产生相对应的机械信号。这些机械信号构成了第一心音的主要成分。于心尖搏动处(前胸壁第 5 肋间隙左锁骨中线内侧)听得最清楚。第二心音持续时间 0.08 s,音调一般 60 ~ 100 Hz,主要与由主动脉瓣和肺动脉瓣的迅速关闭,大动脉血管中血液减速和心室内压迅速下降引起的振动有关,在主动脉和肺动脉听诊区(胸骨左、右缘第二肋间隙)听得最清楚。第三和第四心音发生在第二心音之后 0.1 ~ 0.2 s,持续时间均为 0.04 s 左右,主要与血液快速进入心室,使心室和瓣膜发生低频振动有关。对于一个跳动的肝脏,这些周而复始的机械信号经过心胸传导系统到达体表就形成了能够听见的周期性“心音”,因而,心音信号是多种振动源振动效果和不同传输系统所综合确定的,是心脏内部特性的一种外在表现形式。每个人的心脏位置、大小、胸部结构、年龄、性

别、体重、情绪、健康状况等因素不同,导致每一个人的心音信号必然存在差异^[5]。

一般把心室的收缩期叫做收缩期,把心室的舒张期叫做舒张期。心脏泵血的周期性导致下列各种变化的周期现象:如心内压与血管内压变化的周期性、心房与心室的容积变化的周期性、心内瓣膜启闭的周期性、血流速度变化的周期性等。在体外则呈现了心音、心电、动静脉搏的周期变化特性,它们往往反映着心脏功能状态。因此,在临床上,心音、心电、脉搏的异常是诊断心血管疾病的重要途径之一。

现有的心音信号分析方法一般是对采集器所采集的第一、第二心音直接进行分析,由上述心音的产生机理可知,听诊区选取恰当与否会造成所提取心音质量的严重下降。而采集过程中,又不可避免地会引入一些低频噪声,即使对心音去噪,也很难保证心音信号质量。

每一个心动周期都是心血管多个器官共同参与的活动,且这些器官组织有序地活动。如若某个器官功能发生改变,必然会影响到心音的持续时间。比如大块肺栓塞,会导致静脉回流减少和心搏容量减少,进而导致左室机械收缩期缩短^[6];特发性肥厚性主动脉瓣狭窄和老年钙化性主动脉瓣狭窄会导致左室喷血时间进一步延长。这些变化都会体现在心音周期持续时间变化上。

通过采集心音发现,即使相邻的两个心音周期,它们的持续时间也不是完全相同的。这些变化着的心音周期是否是完全无规律的?通过下文的实验与分析,可以发现心音信号周期增量序列蕴含大量心脏功能信息,是一种区分健康人群和充血性心力衰竭患者的有效方法。由于只关心每个周期的持续时间,相比于直接处理心音信号,研究心音信号周期序列一个比较大的优势在于,提取一段心音信号中的周期序列较简单。

通过上述分析,可以总结心音信号的三个基本特点:

- (1)低频性。这是由心肌的振动、瓣膜的启闭以及血液流动所决定的;
- (2)近似周期性。一个心动过程是由多器官周期震动所共同完成的,任一器官微变将影响心音的周期性;
- (3)独特性。因为心脏的大小、人的年龄、健康状况等因素均会影响心音。

2 心音采集与处理

2.1 心音信号采集

利用本课题组研制的无线“肩带式心音听诊器”

对心音信号进行采集,采样频率为 11 025 Hz,采样位数为 16,采集时间 1 个小时左右,保存为 wav 格式。一共采集了本校研究生与教师共 30 例信号,身体健康,均无心脏病史,年龄分布为 22 ~ 60 岁。另外采集了南京某医院住院部患有充血性心力衰竭病人的心音信号,共 30 例。

2.2 预处理

实际的心音信号是近似周期的,研究发现,相邻的两个心音周期所持续的时间是不相同的。心音信号表现出这种特别的差异性蕴含着大量的心脏生理信息。准确地提取每段心音周期的宽度能保证后续处理的精确性。具体步骤如下:

(1) 图 1(a) 是原始心音信号,对心音信号进行二次采样以降低计算的数据量,有利于后续的快速处理。

(2) 计算二次采样后信号的能量谱,如图 1(b) 所示,能量计算数学公式为:

$$P(i) = y(i), i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

(3) 对获取的心音能量谱用经验模式分层方法提取其包络^[7]。这种包络线在某些尖峰处存在短时变小的情况,为了确定第一心音 s_1 、第二心音 s_2 的起点和终点,根据 s_1 、 s_2 的特点,以包络线均值为阈值,对连续时间间隔小于 20 ms 的变化不予考虑,可获得归一化的能量包络线,如图 1(c) 所示。

(4) 将上述信息反馈到原始心音信号中,可准确获得第一心音、第二心音的起点和终点。如图 1(d) 所示,标出了原始心音信号中各第一心音的起始点位置,通过各第一心音的起始点即可获得每段心音周期的时长。

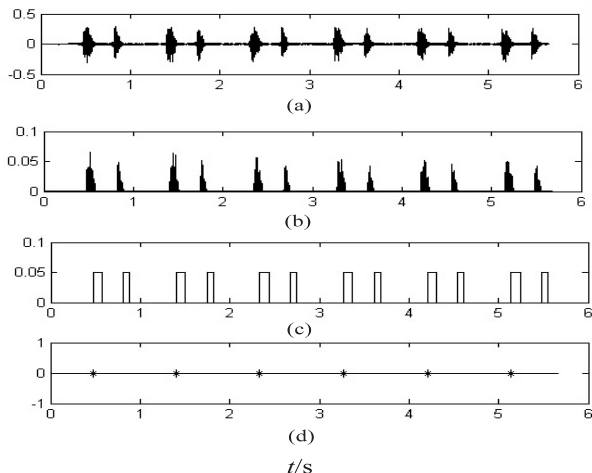


图 1 心音周期的提取

2.3 多尺度化基本尺度熵

相邻两个第一心音起始点之差记为一个心音周期,对于所得长度为 N 的心音信号周期序列,可记为 $T(i) \{T(i); 1 \leq i \leq N\}$ 。对一段时长 1 小时的心音信号计算它们的周期值,得到该心音信号的周期序列波

动图,横轴代表心音信号周期序列号,纵轴代表周期持续时间。为了显示效果更加清晰,只显示 500 个连续心音周期持续时间,如图 2 所示。

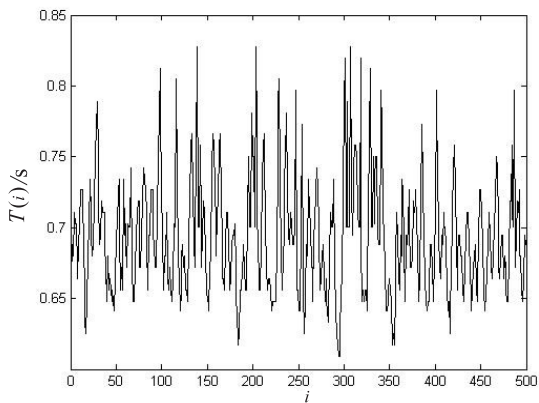


图 2 心音信号的周期序列波动图

定义心音信号周期增量序列为 $x(i)$:

$$x(i) = T(i+1) - T(i), 1 \leq i \leq N-1 \quad (2)$$

其中, $x(i)$ 是一动力学过程,可以看作心脏内在周期活动的一种外在表现行为。由于描述该过程极其复杂,采用最简单的模型来描述该过程,即符号动力学系统^[8]。在实际的观测系统中,由于实验条件所限以及实验测量仪器的精确度所限,往往不能读取一个无限精确的值,可以把测量区域划分为许多个间隔,一个间隔可以用一个符号来代替,在测量读数时,读取一个符号来代替该观测值。符号动力学建立的前提是,建立的符号动力学与实际的动力学之间存在着深刻的本质联系。进而,可以将复杂的实际动力学过程转化为简单的符号动力学过程加以处理,得出可以代表实际动力学过程本质特性的结论。研究表明,基于符号动力学的熵在不同长度的序列下表现出高度的一致性、稳定性。文中基于符号动力学理论,先探讨序列 $x(i)$ 的基本尺度熵(Base-scale Entropy, BE)。

将序列 x 嵌入到 m 维相空间,有:

$$H(i) = [x(i), x(i+L), \dots, x(i+(m-1)*L)] \quad (3)$$

其中, m 是嵌入维数; L 是延迟时间,取 $L=1$,则共有 $N-m+1$ 个 m 维矢量 $H(i)$ 。

对于任意一个 m 维矢量 $H(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$, 计算其所有相邻点的差值均方根值,此差值均方根值即为矢量 $H(i)$ 的基本尺度 $RS(i)$, $u(i)$ 为矢量 $H(i)$ 的均值,则:

$$RS(i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m-1} [x(i+j) - x(i+j-1)]^2}{m-1}}, u(i) = \frac{\sum_{j=0}^{m-1} x(i+j)}{m} \quad (4)$$

对于每一个 m 维的矢量 $\mathbf{H}(i)$, 根据符号动力学理论可以将其转换为 m 维的矢量符号序列 $S_i(\mathbf{H}(i)) = [s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)]$, $s \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。其中

$$s(i+j) = \begin{cases} 1, x(i+j) \leq u(i) - \alpha \cdot \text{RS}(i) \\ 2, u(i) - \alpha \cdot \text{RS}(i) < x(i+j) \leq u(i) \\ 3, u(i) < x(i+j) \leq u(i) + \alpha \cdot \text{RS}(i) \\ 4, u(i) + \alpha \cdot \text{RS}(i) < x(i+j) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N - m + 1, j = 0, 1, \dots, m - 1$, 且 1, 2, 3, 4 代表一种取值范围划分的记号, 又称为符号, 不表示数值的大小; α 是尺度参数 (实验中取 $\alpha = 0.1$), 过小会导致实验结果对噪声较敏感, 过大则会过滤掉过多的高频分量。记 4^m 种符合组合在 $N - m + 1$ 种 m 维符号序列矢量中出现次数为 $\text{NT}(i)$, 概率分布为 $f(i)$, 则心音周期增量序列 $x(i)$ 的 BE 值可定义如下:

$$f(i) = \frac{\text{NT}(i)}{N - m + 1}, i = 1, 2, \dots, 4^m \quad (6)$$

$$\text{BE} = - \sum_{i=1}^{4^m} f(i) \cdot \log_2 f(i) \quad (7)$$

基本尺度熵 BE 的本质是量化 4^m 个符号组合出现的不确定性。熵越大, 说明出现的符号组合相对集中在部分特定的组合上。对每个 m 维矢量, 其基本尺度都是不同的, 且动态自适应变化。时间序列的实时均值和相邻数据的增量均方根决定整个符号化过程, 使得相似的波形会有相同的编码模式。

对于 m 的取值, 一般取不小于 3 的整数即可 (这里取 $m = 4$), 心音周期增量序列的长度 N 的取值要求大于 4^m , 这里取 5 500。若熵值小, 则说明原始序列 $x(i)$ 所包含的信息量小, 即 $x(i)$ 较规则并接近于确定性信号, 从而更加易于预测。如果熵值大, 则说明 $x(i)$ 所包含的信息量大, $x(i)$ 较不规则, 随机性较大, 从而可预测性较小。

在符号化的过程中, 只考虑了矢量的振动模式, 将信号的低频成分当作非平稳干扰而滤除, 则 BE 反映的仅是信号高频成分的复杂度。为了获得对心音周期信号更加全面的认识, 对心音周期增量序列进行多尺度粗粒化。

有一维序列 $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, 对于给定的时间尺度因子 γ , 粗粒化方法为^[9]:

$$y_j^\gamma = \frac{1}{\gamma} \sum_{i=(j-1)\gamma+1}^{j\gamma} s_i, 1 \leq j \leq \frac{n}{\gamma} \quad (8)$$

由公式(8)知, 尺度化的本质是对时间序列进行重采样。多尺度粗粒化的意义在于, 通过构造原始心音信号周期增量序列的粗粒化时间序列, 研究心音生

理信号在不同的采样频率下非线性参数 BE 随时间尺度因子 γ 变化的规律, 能够找到最能表达心脏活动的复杂动力学特征的时间尺度因子和频率范围。

2.4 实验分析

用上述多尺度化基本尺度熵方法分别分析 30 例健康心音信号, 30 例充血性心力衰竭心音信号 (CHF)。具体过程为:

(1) 采用 2.2 节介绍的方法获得每例心音信号周期序列 $T(i)$;

(2) 根据公式(2)获得心音信号周期增量序列 $x(i)$;

(3) 根据公式(8)对 $x(i)$ 进行粗粒化得 y_j^γ , 其中 γ 分别取 1, 2, \dots , 15;

(4) 根据公式(3)-(7)求出每个 y_j^γ 的 BE 值。

在每一个尺度 γ 下, 分别对健康人群和 CHF (心衰) 人群的 BE 值求均值, 得到随时间尺度变化的熵值, 如图 3 所示。

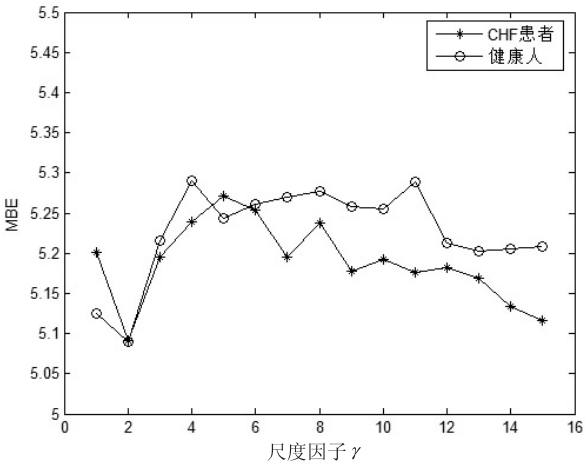


图 3 两类数据基本尺度熵平均熵值比较

通过图 3 可以发现, 在尺度 $\gamma > 6$ 之后, CHF 患者的基本尺度熵值要明显小于健康人群的平均水平, 于是认为在经过粗粒化采样后, 健康人群的心音信号中含有更多不确定性的成分, 随机性较大, 可预测性较小, 心脏活动较丰富。而 CHF 人群由于心脏部分功能障碍, 导致心脏活动表现出某些特定的规律。由此可以看出, 在合适的采样频率下, 符号化后的动力学过程可以体现心脏动力学过程的本质特性。

在置信水平为 95% 的前提下, 对两类人群的多尺度基本尺度熵进行误差棒分析, 结果如图 4 所示。

通过图 4 可以发现, 在尺度 $\gamma = 11$ 时, CHF 患者的误差棒能够很好地区分于正常的健康人。在本次小样本实验中 (30 例健康心音和 30 例 CHF 心音), 列出两类信号在 $\gamma = 11$ 时的基本尺度熵值, 如表 1 所示, 其中 $\overline{\text{BE}} \pm \Delta$ 为熵的分布区间。

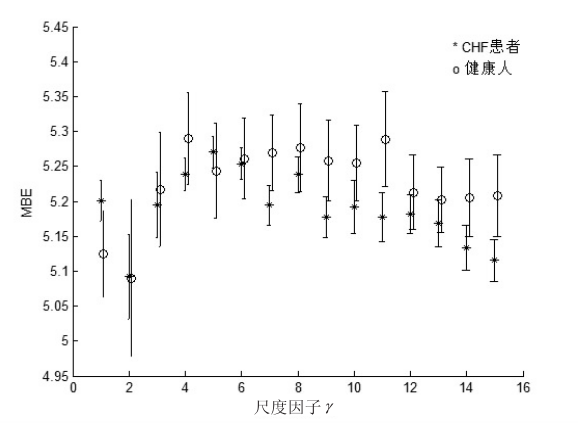


图 4 两类人群的误差棒图比较

表 1 $\gamma = 11$ 时基本尺度熵分析结果

分组	例数	基本尺度熵值 $\overline{BE} \pm \Delta$
健康人	30	5.289 0 \pm 0.068 2
CHF 患者	30	5.176 8 \pm 0.035 1

记健康人群 $\overline{BE} \pm \Delta$ 区间的最小值为 BE_1 (即 5.220 8) 与 CHF 人群 $\overline{BE} \pm \Delta$ 区间的最大值为 BE_2 (即 5.211 9), 取 BE_1 和 BE_2 的平均值为诊断参数。大于此诊断参数即认为健康人, 小于此诊断参数即认为 CHF 患者。使用此诊断参数检测 30 例 CHF, 诊断结果为 29 例 CHF 和 1 例健康人。对 30 例健康人进行诊断, 诊断结果为 2 例 CHF, 28 例健康。

为了进一步验证本算法及诊断方法的正确性、可靠性, 引入医学科研中常用的评价方法^[10]。评价指标通常有敏感度 s_{en} , 特异度 s_{pe} , Kappa 统计量。

对于 s_{en} , s_{pe} 以及 Kappa 统计量, 定义分别如下:

$$s_{en} = \frac{a}{a + c}, s_{pe} = \frac{d}{b + d}, Kappa = \frac{P_A - P_E}{1 - P_E} \tag{9}$$

其中, a 代表对 CHF 人群中检测时诊断为 CHF 的人数; b 代表对 CHF 人群诊断时, 误检为健康人的人数; c 代表对健康人群进行诊断时, 误诊为 CHF 的人数; d 代表对健康人群进行诊断时, 诊断为健康的人数; P_A 为实际观测到的一致率, 为实际诊断一致的人数与观察总数的比值; P_E 为期望一致率, 是两次诊断由于偶然机会所造成的一致率, 定义为:

$$P_E = \left(\sum_{k=1}^2 \frac{C_k \cdot R_k}{N} \right) / N \tag{10}$$

其中, $C_1 = a + c$; $C_2 = b + d$; $R_1 = a + b$; $R_2 = c + d$; N 代表两类人群的总数。

计算可得 s_{en} 为 0.966 7, s_{pe} 为 0.933 3, Kappa 为 0.830 3。 s_{en} 和 s_{pe} 值表明文中提出的诊断方法具有较高的检出患者的能力以及检出非患者的能力, 在实际的临床应用或者充血性心力衰竭的早期诊断中具有一定的参考价值。根据 Landis 和 Coch 提出的评价一致

性强度的 Kappa 标准^[11], 说明该诊断方法与临床方法具有很强的一致性。

3 结束语

文中讨论了心血管系统的生理机制以及心音的产生机理。心音是心血管系统和心脏器官在泵血过程中产生的机械信号经心胸传导系统传导到体表的声音, 它是多种振动源振动效果和不同传输系统所综合确定的, 是心脏内部特性的一种外在表现形式^[12]。

通过对两类人群 (健康、心力衰竭) 的心音周期增量序列进行多尺度化分析, 可以发现健康人的周期增量序列更加复杂, 符合客观实际—健康人的心脏活动更加丰富。然后基于此理论, 提出用于诊断心力衰竭的诊断参数, 诊断结果的敏感度与特异度分别高达 96.67% 和 93.33%。最后对该诊断方法进行评价, Kappas 系数为 0.830 3, 表明该诊断方法与标准诊断方法相比具有很强的一致性。

心音信号含有大量有关人体的生理、病理信息, 而且还含有人体体循环和肺循环系统的部分信息^[13]。随着对心音信号的产生机理、心胸传导系统特性研究的不断深入, 以及信号处理技术的不断发展, 心音信号必然会在临床疾病诊断应用中发挥巨大的作用, 为人类揭开心血管相关疾病本质特性起到一定的促进作用。

参考文献:

[1] Rice M L, Doyle D J. Comparison of phonocardiographic monitoring locations[C]//Proc of 17th annual conference on engineering in medicine and biology society. Montreal: IEEE, 1995:685-686.

[2] Hansen P B, Luisada A A, Miletich D J, et al. Phonocardiography as a monitor of cardiac performance during anesthesia[J]. Anesthesia and Analgesia, 1989, 68(3):385-387.

[3] Leung S K, Lau C P, Lam C T, et al. Automatic optimization of resting and exercise atrioventricular interval using a peak endocardial acceleration sensor: validation with Doppler echocardiography and direct cardiac output measurements[J]. Pacing and Clinical Electrophysiology, 2000, 23(11Pt2):1762-1766.

[4] 成谢锋, 马 勇, 张少白, 等. 基于数据融合的三段式心音身份识别技术[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8):1712-1719.

[5] 蒋 升, 冀连营, 汪 芳, 等. 人体动脉血管的粘性流体力学模型与中心动脉血压估计[J]. 中国科学:信息科学, 2013, 43(8):964-981.

[6] 胡旭东. 心脏听诊[J]. 国外医学内科学分册, 1977(6):229-233.

图 2 中 X 轴坐标的 1、2 和 3 分别代表数据集中只包含 Dos、Probing 和 R2L 类型异常数据,4 表示数据集包含全部 4 种类型的异常数据。

图 3 中的实验数据集是从第 4 个训练数据集中抽取的 6 个数据集,6 个数据集的大小分别从 1 千条记录递增至 6 千条记录。

从图 2 中可以看出,DDCA 在 TPR 和 FPR 上都优于 k -means。从图 3 中可以看出,DDCA 运行时间稍大于 k -means,且二者的运行时间差在可接受的时间范围内。但是 k -means 需要事先确定 k 值的大小,而且对 k 个初始中心点的选择比较敏感。

总体来说,DDCA 聚类算法对数据集的处理能力优于 k -means。

4 结束语

文中提出的 DDCA 算法结合了密度聚类算法和划分聚类算法的优点,利用簇自身的距离属性来判断是否进行簇的合并,不需要事先确定 k 的大小,同时提高了算法的准确度。算法能够发现若干任意形状的簇,并且算法对参数 Eps 和 minPts 不敏感。但是在合并簇的判断条件上还需进一步的改进,准确度有待于进一步提高。

DDCA 聚类算法具有数据适应性、通用性和无需人工干预的特点,可应用于网络入侵检测、电信客户分类、网络话题识别跟踪等实际场景中,增强系统的自动化,并且可以提高系统对数据的适应能力。

参考文献:

- [1] Tan P N, Steinbach M. 数据挖掘导论[M]. 范明, 范宏建, 译. 北京:人民邮电出版社,2006.
- [2] 胡庆林,叶念渝,朱明富. 数据挖掘中聚类算法的综述[J].

(上接第 52 页)

- [7] 成谢锋,姜炜,刘子山. 一种新的人体运动强度检测方法的研究[J]. 仪器仪表学报,2013,34(5):1153-1159.
- [8] 郑伟谋,郝柏林. 实用符号动力学[J]. 物理学进展,1990,10(3):316-373.
- [9] 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: Statistical Mechanics and Its Application, 2014, 400: 151-158.
- [10] 马斌荣,陈卉. 医学科研中的统计方法[M]. 第 3 版. 北

京:科学出版社,2005:152-157.

- [3] Kanungo T, Mount D M, Netanyahu N S, et al. An efficient k -means clustering algorithm: analysis and implementation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881-892.
- [4] Park Hae-Sang, Jun Chi-Hyuck. A simple and fast algorithm for K -medoids clustering[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 3336-3341.
- [5] Zhang Tian, Ramakrishnan R, Livny M. BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases[C]//Proc of ACM SIGMOD. [s. l.]: Association for Computing Machinery, 1996: 103-114.
- [6] Guha S, Rastogi R, Shim K. CURE: an efficient clustering algorithm for large databases[J]. Information Systems, 1998, 26(1): 35-58.
- [7] 冯少荣,肖文俊. DBSCAN 聚类算法的研究与改进[J]. 中国矿业大学学报, 2008, 37(1): 105-111.
- [8] Ankerst Z M, Breunig M M, Kriegel Hans-Peter, et al. OPTICS: ordering points to identify the clustering structure[C]//Proc of ACM SIGMOD. [s. l.]: Association for Computing Machinery, 1999: 49-60.
- [9] Wang W, Yang J, Muntz R. STING: a statistical information grid approach to spatial data mining[C]//Proc of VLDB. [s. l.]: [s. n.], 1997: 186-195.
- [10] 邓海,覃华,孙欣. 一种优化初始中心的 K -means 聚类算法[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(11): 42-45.
- [11] 谢秀华,李陶深. 一种基于改进 PSO 的 K -means 优化聚类算法[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(2): 34-38.
- [12] 王晶,夏鲁宁,荆继武. 一种基于密度最大值的聚类算法[J]. 中国科学院研究生院学报, 2009, 26(4): 539-548.
- [13] 张琳,陈燕,汲业,等. 一种基于密度的 K -means 算法研究[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11): 4071-4073.
- [14] 张新有,曾华荣,贾磊. 入侵检测数据集 KDD CUP99 研究[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(22): 4809-4812.

- [11] Landis J R, Koch G G. The measurement of observer agreement for categorical data[J]. Biometrics, 1977, 33(1): 159-174.
- [12] 陈泓. 心血管系统仿真模型的研究[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(11): 222-225.
- [13] Wieser M, Gisler S, Sarabadani A, et al. Cardiovascular control and stabilization via inclination and mobilization during bed rest[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2014, 52: 53-64.

心音信号周期增量序列的多尺度化研究

作者: [姬汉贵](#), [成谢锋](#), [JI Han-gui](#), [CHENG Xie-feng](#)
作者单位: [南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京, 210003](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2015 (9)

引用本文格式: [姬汉贵](#), [成谢锋](#), [JI Han-gui](#), [CHENG Xie-feng](#) [心音信号周期增量序列的多尺度化研究](#)[期刊论文]-
[计算机技术与发展](#) 2015 (9)