

基于云模型的体震信号智能诊断方法

蒋芳芳, 宋韶秀, 程佳斌, 许 慧

(东北大学 中荷生物医学与信息工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 研究了使用云模型理论智能诊断体震信号中心率异常信息的方法. 利用云模型将定性的专家诊断体系与定量的计算机辅助诊断系统相结合, 模拟了专家诊断过程. 建立了心率异常智能诊断规则云模型, 构造了体震信号 JJ 间期分布曲线图, 以此自动校正模型参数, 最终建立智能诊断机制. 采用实验室搭建的体震信号实时采集系统提取 2 000 组样本作为采样对象, 并与传统标准阈值法进行对比, 验证了所提方法的可行性. 实验结果表明: 该方法自动聚类的准确率达到 90.2%, 高于传统方法 2 个百分点.

关 键 词: 体震信号; 智能诊断系统; 云模型; 自动聚类; 心率异常

中图分类号: R 318 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2015)10-1374-04

BCG Signal Intelligent Diagnosis Method Based on Cloud Model

JIANG Fang-fang, SONG Shao-xiu, CHENG Jia-bin, XU Hui

(School of Sino-Dutch Biomedical and Information Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: JIANG Fang-fang, E-mail: jiangff@bmie.neu.edu.cn)

Abstract: The method to diagnose intelligently abnormal information from heart rate by BCG signal (ballistocardiogram signal) based on cloud model was studied. The qualitative expert diagnosis system and quantitative computer aided diagnosis system were combined by using the cloud model, and the expert diagnosis process was simulated. A cloud model for abnormal heart rate intelligent diagnosis was established. Then, distribution curve diagram of JJ interval in BCG signal was constructed, and the model parameters were adjusted automatically to establish the intelligent diagnosis mechanism. The signal acquisition system in our laboratory was used to extract 2 000 groups of BCG signal as the sample object, the feasibility of the proposed method was verified by comparing with the traditional standard threshold method. The experiment results showed that the automatic clustering accuracy of the proposed method could reach 90.2%, which was 2 percentage points higher than that of the traditional method.

Key words: BCG signal; intelligent diagnosis system; cloud model; automatic clustering; abnormal heart rate

体震信号 (ballistocardiogram, BCG) 作为一种间接检测人体心脏搏动状态的生理信号, 蕴含了丰富的心动周期成分、呼吸成分等生理信息, 开启了心脏疾病动力学诊断的新手段和新领域. 目前, 对 BCG 信号的研究主要集中于日常心率、呼吸率检测和精确心脏动力学功能诊断两个领域^[1]. 其中, 心脏动力学辅助诊断能够填补 ECG 诊断心脏电生理机制的单一性, 从电生理和动力学两个角度完善心脏功能障碍的诊断系统.

云模型是一个模糊集的概念, 其通过建立转

换模型对定性概念与定量数值之间的不确定进行评估, 同时反映客观世界的两种不确定性, 即模糊性和随机性. 由于心动周期成分具有模糊性和随机性的特点, 采用传统阈值方法分析体震信号表征的心脏功能状态过于绝对, 具有一定的限制性, 无法对其进行准确聚类^[2]. 因此, 本文利用云模型理念, 这种将不确定性问题转化成定量描述的工具, 把体震信号形态分类的不确定性概念与诊断的定量描述结合起来, 模拟专家临床诊断过程, 以克服传统自动分析方法阈值的绝对化、判断规

收稿日期: 2014-09-16

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (N130319001).

作者简介: 蒋芳芳 (1983-), 女, 辽宁沈阳人, 东北大学讲师, 博士.

则无法量化的问题. 本文采用实验室自主开发的体震信号检测座椅^[3-4], 采集不同心脏节律受试者的 BCG 信号实测波形, 建立训练数据库和测试数据库. 与此同时, 针对 BCG 信号诊断特点, 构建 BCG 信号诊断组合云模型, 并与传统方法相比较, 证明了该智能诊断方法的可行性和准确性^[5].

1 BCG 信号采集系统

实验室采用在普通家用座椅下安装称重传感器的方式, 将心脏搏动传导至体表的微弱振动信号转化为电信号. 而后采用三级放大装置, 对该信号进行幅值放大, 同时对噪声信号进行两级低通滤波及 50 Hz 工频干扰陷波, 获取较为纯净的模拟 BCG 信号. 其后, 选用 C8051S330 单片机对该信号进行 A/D 转换, 并使用串口上传至上位机. 检测到的标准信号如图 1 所示.

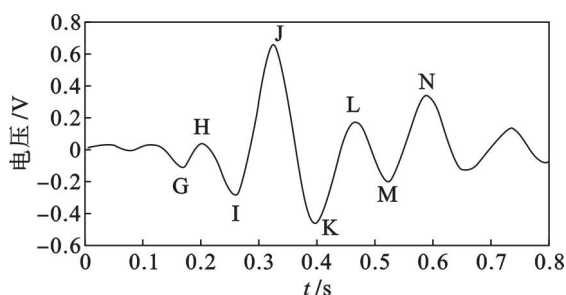


图 1 标准 BCG 信号示意图

Fig. 1 Diagram of standard BCG signal

该信号的特点是幅值微弱, 在 1 mV 左右, 极易受到外界的干扰; 属低频生理信号, 频率范围在 1 ~ 10 Hz 之间. 因此, 还需要在上位机中对该信号进行进一步的滤波、抗干扰、自动分帧和特征点检测等处理.

信号的特征点为“W”组合波, 包括 H, I, J, K, L 等五个标志点, 其中 J 波为峰值特征点, 最易检测到, 通常作为分帧识别的标志.

2 基于云模型的信号聚类方法

2.1 云模型理论

云模型理论属不确定性问题, 目前关于不确定性问题研究方法很多, 包括概率论、模糊集合论和粗糙集合理论等, 各具分析优势, 但也都存在缺陷. 在概率统计理论中, 基本前提是事件的概率和为 1, 模糊集合概念减少了隶属函数的不固定性, 利用隶属函数对模糊现象进行了精确描述^[6-7].

云是用语言值描述的某个定性概念与其数值

表示之间的不确定性转换模型. 云模型由子元素云滴组成, 其形状反映了定性概念的整体特征. 子元素云滴是对应定性概念的定量描述, 其产生过程表征定性概念和定量值之间的不确定性映射.

云模型的主要参数是期望 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e , 分别表示定性概念的最典型样本、定性概念的不确定性度量 and 熵的不确定性度量, 也称为云的数字特征, 如图 2 所示.

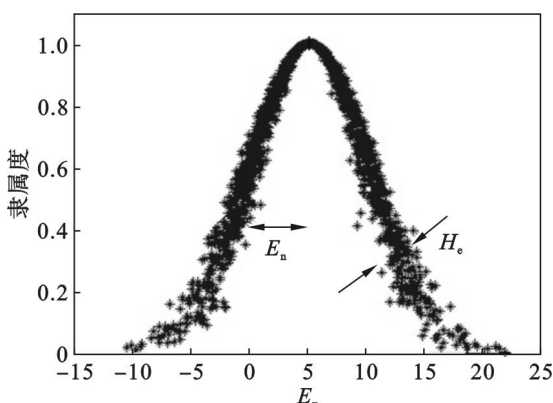


图 2 云和云的数字特征

Fig. 2 Digital characteristics of clouds

云模型是云概念实现的工具, 根据其实现方法的不同构成了不同类型的云^[7], 包括对称云模型、半云模型、组合云模型、二维云模型、正态云模型等. 正态云模型属于对称云模型的一种, 是最基本的云模型, 其通过三个数字特征构成的发生器生成定性概念的定量转换值, 达到体现不确定性概念的目的.

2.2 信号自动聚类方法

基于云变换及综合云思想的信号自动聚类方法, 能够在完成数据整理的同时, 通过在线学习获得自适应的规则, 模拟人为的分类标准, 最终用云发生器来实现^[5]. 正向云发生器由数字特征 E_x , E_n , H_e 产生云滴, 进而汇聚成云, 其是定性概念到定量数据的映射. 该方法的具体步骤如下.

输入: 待聚类信号或信号特征.

输出: 具有自适应聚类规则的综合云.

1) 对待聚类信号进行预处理, 提取信号周期性特征点, 确定聚类标准参数 A .

2) 根据该参数的统计特征, 确定其取值范围 $[\min(A), \max(A)]$, 并在所设定的范围内统计可能值出现的次数, 从而绘制出每个可能值的分布直方图 $f(x)$.

3) 通过搜索分布直方图中 $f(x)$ 的峰值, 确定云的期望值 E_{x_i} ($i = 1, 2, \dots, m$, 表示搜索分布直方图的次序).

4) 确定用于拟合曲线 $f(x)$ 的熵值 E_n 及其对

应云模型的数据分布曲线 $f_i(x)$, 并记为 $f'(x) = f(x) - f_i(x)$.

5) 判断 $|E_{x1} - E_{xi}| < 0.2E_x$ 是否成立, 若成立, 则令 $f(x) = f'(x)$, 重复步骤 2), 否则结束.

通过以上步骤就可以针对待分析信号的聚类特征, 确定组合云模型的数字特征, 从而绘制出单一聚类的云模型分布曲线.

3 BCG 信号在智能诊断中的应用

通过对以上云模型的理论分析可知, 该模型把模糊性和随机性完全集合在一起, 使得定性与定量之间的相互转换更简单、更易于实现. BCG 信号是一种具有随机性、低幅、低频、易受干扰的振动信号, 其聚类分析往往具有个体差异性和时间差异性, 因此不能通过简单的决策系统对其进行聚类, 除考虑 BCG 信号常规的信号特征外, 还需要从长时间记录的多段 BCG 信号中建立针对于受试者的正常 BCG 信号模板, 同时还需要结合医者的诊断经验对其进行临床诊断分析. 综上所述, 采用云模型理论能有效地将定性的 BCG 诊断理论与定量的计算机自动聚类分析方法相结合, 是一种有效的聚类手段.

本文以综合云模型为云变换的基础, 对 BCG 信号中蕴含的心律信息进行聚类分析. 对所记录的 BCG 数据首先进行盲分帧, 提取各帧的特征点 J 波, 并确定其位置, 计算 JJ 间隔, 选定该变量作为待聚类参数. 在该数据中大部分的心动周期都处于正常状态, 只有部分周期处于异常, 通过聚类找到大部分正常帧的模板, 有效克服个体间的差异性和时间差异性.

3.1 BCG 信号心律规则的建立

心率异常患者的 BCG 信号从形态上观察, 集中体现在每一心动周期的 BCG 波形没有明显失真, 在多数时间里也都呈现正常的帧间隔, 不定期地会出现帧间隔的变化, 且间隔长短不固定. 因此, 简单地检测固定时间段内的心率是无法诊断到心率异常患者的症状, 需要实时监测 JJ 间隔的变化, 即具有时间差异性. 而对于不同的受试者, 其心脏功能有所不同, 因而 JJ 间隔没有固定标准, 即具有个体差异性. 为了克服不同个体间的差异性和时间差异性, 需要利用定性定量转化的不确定云模型来模糊描述医务人员的专家诊断规则, 从而做出更为准确的判断.

通过之前对同一受试者 T_{JJ} 的聚类, 可以找到大多数帧所处的位置, 即找到正常心律时的 ST_{JJ} ,

以此为基准, 可对其他异常帧再进行新的聚类, 以细化心率异常症状的具体类型. 参考 ECG 诊断心律异常状态的具体分类^[8-10], 将 BCG 信号中的各个 T_{JJ} 划分为以下四类.

- 1) 停搏异常: $T_{JJ} > 2s$;
- 2) 过缓异常: $1.5ST_{JJ} < T_{JJ} < 2s$;
- 3) 心律正常: $0.8ST_{JJ} \leq T_{JJ} \leq 1.5ST_{JJ}$;
- 4) 过速异常: $T_{JJ} < 0.8ST_{JJ}$.

由于该分类中各个区间内部的隶属度较高, 故采用梯形云来构造属于诊断 BCG 信号心率异常的隶属度聚类云. 本文选用 X 条件云发生器来实现心率异常诊断规则云, 如图 3 所示.

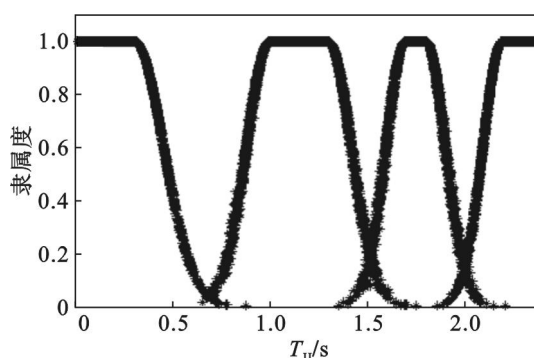


图 3 心率异常诊断规则云
Fig. 3 Rule cloud of arrhythmia

建立聚类组合云后, 对实测到的一段 BCG 信号进行盲分帧, 并提取 T_{JJ} , 得到其 JJ 间期的分布曲线如图 4 所示.

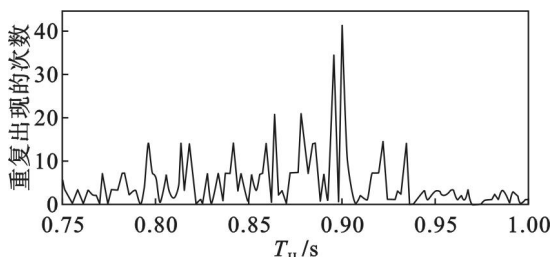


图 4 JJ 间期分布曲线
Fig. 4 Distribution curve diagram of JJ interval

将分布结果逐一输入到每个 X 条件云发生器中, 通过比较各条件云输出的隶属度, 对所输入信号的类型作出综合判断, 其自动诊断流程如图 5 所示.

例如, 当输入一例心率异常受试者的 BCG 信号时, 通过图 5 的流程, 得到第四类的隶属度为 0.68, 则判定其为心跳过速的情况. 在诊断过程中, 如果出现两类疾病的诊断隶属度相等的情况, 则同时提示两种疾病, 等待医护人员结合其他病症进一步确诊, 同时可根据该诊断结果进一步修正云模型参数.

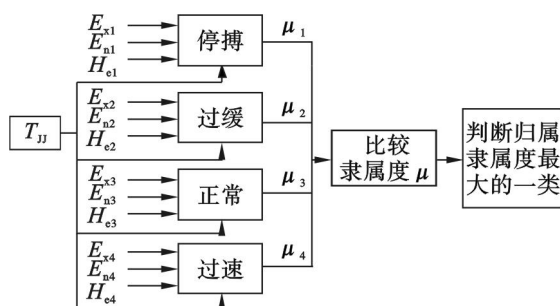


图 5 心率异常诊断过程流程图

Fig. 5 Frame of arrhythmia diagnosis

在以上诊断模型的建立过程中,隶属度函数的计算不是固定不变的,而是随着测试数据的加入进行实时校正改进,但其变化属微小变化,并不会影响到隶属云的整体特征.因此,这种现象不但不会影响到诊断结果的准确性,反而更进一步拟合了专家诊断的思维过程,达到有效克服绝对阈值分类缺陷的目的.

3.2 实验与结果

为验证该算法的可行性,下面以实测的 BCG 信号为例,建立用于诊断心率异常聚类的组合云模型.采用实验室搭建的 BCG 信号检测装置提取不同心率状态受试者的 BCG 信号波形,共计 200 人,其中心率过缓者 50 人,过速者 50 人,正常受试者 100 人.每人提取 600 s 平静状态的 BCG 信号,并分割为 10 段,获取样本对象共 2 000 个.同步采集 ECG 信号作为评判标准,并对每一个对应样本进行专家手动评判,给出专家评判标准结果.

在每 60 s 的数据中,提取 T_{II} 作为特征参数进行聚类分析.用以构建基于 BCG 信号的心率异常智能诊断综合云,将定性的描述结果转变为定量的概念,获取自适应的评判标准.该过程中应首先将待测对象输入到正常条件云中,求其隶属度,即默认该受试者为正常状态.若输出隶属度为 1,则确定其心率正常;若输出隶属度不为 1,则再将其输入其他疾病诊断条件云中,比较隶属度结果,做出进一步诊断.

将 2 000 个 BCG 信号样本对象分为训练数据库和测试数据库.其中,1 000 个样本作为训练组,用以调试心率异常规则参数,并建立适合的心率异常规则云;其余 1 000 个样本作为测试组,分别对其使用传统阈值方法和本文所提方法,作出相应的诊断结论,并与专家评判标准进行对比统计,正确率分别为传统阈值方法 89.1%,本文所提方法 90.2%,确诊率提高了 2 个百分点.

4 结 论

基于云模型的 BCG 信号心率异常智能诊断方法有效模拟了专家诊断疾病的逻辑思维,将定性的诊断方法进行量化,模糊评判精确化,有效克服了传统方法的绝对化概念,有利于医学信号智能诊断方法的研究与开发.同时,由于 BCG 信号本身提出的理念就是方便日常生活的实时无感觉监护,因此智能诊断方法至关重要.应用本文所提方法能够在受试者无感觉的状态下,通过日常监护座椅或床垫,更便捷、更准确地检测其实时心率,并智能化地提出诊断结果.这方便了受试者的日常监护,更拓展了 BCG 信号的适用范围.

参考文献:

- [1] Yu Y, Christoph B, Uwe P, et al. Model-based verification of a non-linear separation scheme for ballistocardiography [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2014, 18 (1): 174 - 182.
- [2] Liu S, Wang C H, Xiao B H, et al. Sensor ensemble of ground-based cloud sequences: its modeling, classification, and synthesis [J]. *IEEE Geosciences and Remote Sensing Society*, 2013, 10 (5): 1190 - 1194.
- [3] Jiang F F, Wang X, Yang D, et al. Acquisition and analysis system of the ballistocardiogram signal based on virtual instruments [J]. *Advanced Engineering Forum*, 2011, 2 (3): 595 - 598.
- [4] Hyun J B, Gih S C, Ko K K, et al. A smart health monitoring chair for noninvasive measurement of biological signals [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2012, 16 (1): 150 - 158.
- [5] 李昕, 洪文学, 王秀清, 等. 基于云模型理论的心电信号分析方法研究 [J]. *生物医学工程学杂志*, 2011, 28 (1): 27 - 31.
(Li Xin, Hong Wen-xue, Wang Xiu-qing, et al. Research on ECG signal analysis based on the cloudy model theory [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2011, 28 (1): 27 - 31.)
- [6] 刘新旭. 基于二维云模型的心电信号 ST 段分析方法研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2012.
(Liu Xin-xu. Research on ST segment in ECG signal analysis based on the 2D cloudy model theory [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2012.)
- [7] 付斌, 李道国, 王慕快. 云模型研究的回顾与展望 [J]. *计算机应用研究*, 2011, 28 (2): 420 - 426.
(Fu Bin, Li Dao-guo, Wang Mu-kui. Retrospect and prospect of cloud model research [J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28 (2): 420 - 426.)
- [8] Paradiso M, Pietrosanti S, Scalzi S, et al. Experimental heart rate regulation in cycle-ergometer exercises [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60 (1): 135 - 139.
- [9] Wartzek T, Bruser C, Walter M, et al. Robust sensor fusion of unobtrusively measured heart rate [J]. *IEEE Computer Society*, 2014, 18 (2): 654 - 660.
- [10] Smith D, Solem K, Laguna P, et al. Model-based detection of heart rate turbulence using near shape information [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, 57 (2): 334 - 342.