

文章编号: 1671-7104(2019)05-0341-04

# 基于物联网的便携式心电信号模糊诊断仪器的设计

【作者】王凯<sup>1</sup>, 徐济成<sup>2</sup>, 张钰<sup>1</sup>

1 蚌埠医学院 卫生管理学院, 蚌埠市, 233030

2 安徽农业大学 计算机与信息学院, 合肥市, 230027

【摘要】目的 动态采集与处理心电信号, 获取异常心电信号的分类信息。方法 首先通过实时采集心电信号结合离散小波变换获取心电特征向量, 然后计算心电信号模糊信息熵, 最后利用欧氏距离获取心电信号的语义距离, 得到异常信号的分类信息。结果 该装置能够在基于物联网的嵌入式平台上实现异常心电信号的有效识别, 提高心脏疾病的诊断精度。结论 心电信号模糊诊断设备能够精确分类异常信号, 输出具有高置信度区间的在线信号分类矩阵。

【关键词】ECG信号; 模糊诊断; 物联网; 特征分类

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

doi: 10.3969/j.issn.1671-7104.2019.05.008

## Design of Portable Fuzzy Diagnosis Instrument for ECG Signal Based on Internet of Things

【Writers】WANG Kai<sup>1</sup>, XU Jicheng<sup>2</sup>, ZHANG Yu<sup>1</sup>

1 Department of Health Management, Bengbu Medical College, Bengbu, 233030

2 School of Computer and Information, Anhui Agriculture University, Hefei, 230027

【Abstract】Objective A method for dynamically collecting and processing ECG signals was designed to obtain classification information of abnormal ECG signals. Methods Firstly, the ECG eigenvectors were acquired by real-time acquisition of ECG signals combined with discrete wavelet transform, and then the ECG fuzzy information entropy was calculated. Finally, the Euclidean distance was used to obtain the semantic distance of ECG signals, and the classification information of abnormal signals was obtained. Results The device could effectively identify abnormal ECG signals on an embedded platform based on the Internet of Things, and improved the diagnosis accuracy of heart diseases. Conclusion The fuzzy diagnosis device of ECG signal could accurately classify the abnormal signal and output an online signal classification matrix with a high confidence interval.

【Key words】ECG signal, fuzzy diagnosis, Internet of Things, feature classification

### 0 引言

随着无线传感器网络和嵌入式技术的快速发展, 基于物联网的信号分析与监测系统能够快速而准确地记录患者的生理信号, 并通过信号分析达到检测相关疾病的目的<sup>[1]</sup>。便携式心电信号分析系统 (Portable ECG Signal Analysis System, PESAS) 在健康风险评估和慢性心脏病诊断领域中都得到广泛应用<sup>[2]</sup>。PESAS的主要工作流程是首先利用可穿戴传感器产生原始信号, 然后识别出波形特征, 经短距离通信发送到可穿戴设备, 再采用特征分类算法获取不同信号的分类信息, 最后通过广域连接发送到可穿戴设备, 从而实现心脏疾病的诊断。

影响PESAS分类效果的核心环节是心电信号的特征提取与特征分类<sup>[3]</sup>。目前使用较为广泛的特征提

取技术包括形态学和几何波形分析、小波变换、傅立叶变换以及非线性变换等。特征分类方法包括模糊逻辑方法、人工神经网络、隐马尔可夫模型、遗传算法以及支持向量机等。上述方法虽然能够有效地识别心电信号的部分特征分量, 但存在着两方面的缺陷: 一是心电信号的分类效果对特征向量的依赖度较高, 二是在物联网的环境下算法的计算成本较高, 时效性较差。

本文针对物联网嵌入式平台的特点, 重点研究了基于心跳诊断的心电图分类算法, 并在基于Intel架构的开发板Galileo平台上设计了心电信号的实时分类模型, 提出了一种基于物联网的便携式心电信号模糊诊断方法。本方法主要包括信号预处理模块、心电特征向量抽取模块以及心电信号分类模块。通过选取MIT-BIH心律失常数据库的真实数据, 实现了心电信号的实时监测与分析, 达到了较高的分类准确率。

### 1 心电信号模糊诊断装置核心框架

心电信号模糊诊断装置通过在线离散小波变换

收稿日期: 2019-02-18

基金项目: 安徽省示范实验实训中心项目 (2018sxzx58); 安徽省教育厅人文社科重点项目 (SK2018A1072); 大规模在线开放课程示范项目 (2018mooc278)

作者简介: 王凯, E-mail: wangkai0552@126.com

(DWT) 获取待检测心电信号的特征向量, 然后通过计算心电信号模糊信息熵, 构建基于模糊隶属度的心电模糊背景, 删除无关的特征属性向量, 最后利用欧氏距离对心电信号进行加权相似度计算, 得到异常信号的分类信息。

心电信号模糊诊断装置主要包括三个核心模块: 信号预处理模块、特征向量抽取模块以及信号分类模块。信号预处理模块的功能是去除心电信号中的电磁噪音与基线漂移。特征向量抽取模块分为离线训练模式和在线处理模式, 在离线训练模式下, 使用Matlab环境下的WFDB工具箱函数, 提取MIT-BIH心律失常数据库中的45种带有诊断标签信号的QRS波、T波等波形特征属性, 同时在线模式下提取待检测波的对应波段的特征属性。信号分类模块将心电特征向量作为信号分类的特征属性, 通过构建基于模糊信息熵的模糊背景, 建立待检测波与标准波之间的分类映射关系, 并通过计算其欧式距离, 给出不同波形间的相似度距离, 从而得到不同阈值下的信号诊断结果。心电信号模糊诊断装置的核心框架, 如图1所示。

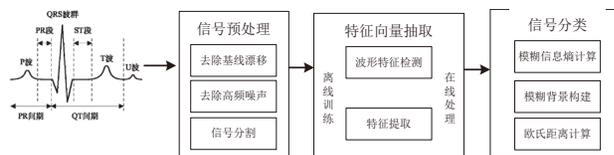


图1 信号分析核心框架图  
Fig.1 Signal analysis core framework

## 2 核心功能模块

### 2.1 信号预处理

信号预处理模块主要通过消除心电信号的噪声, 获取均匀化分割的心拍<sup>[4]</sup>。为实现上述目的, 本模块可以细化为三个子模块: 基线漂移去除、高频降噪以及信号的均匀分割。在去除基线漂移时, 针对T波的波段特点, 使用采样频率为250 Hz的直线型元素信号采样点进行形态化滤波<sup>[5]</sup>; 结合小波阈值变化的方法<sup>[6]</sup>, 对信号进行小波变换, 获取降噪后的心电信号。在变换之后, 在每个尺度下计算均方根(RMS)以便检测QRS的起始和偏移位置; 为优化信噪比, 选择246个采样点作为窗口宽度, 将心电信号划分成均匀心拍单元, 用于检测R峰的中心位置。

### 2.2 特征向量抽取

特征向量抽取模块依据MIT-BIH数据库提供的心肌梗死、传导阻滞以及应激综合征等五种常见心电异常信号的波形特征, 选取QRS波群宽大、T波异常形态(倒置或双向)以及ST段异常形态(ST段升高或

降低)等特征作为信号异常的判定指标。各判定指标的抽取方法如下。

#### 2.2.1 QRS波群宽大

首先通过在线离散小波变换(DWT)检测信号的异常数据点, 分析发现QRS波群在尺度为8的窗口下波形振幅最大。然后使用Matlab的wqrs函数查找QRS波群分割点, 并结合rdsamp函数返回的信号采样间隔矢量信息, 将波群区间 $d_b - d_e \geq 32$ 的QRS波段确定为QRS波群宽大, 其中 $d_b$ 、 $d_e$ 分别为表示QRS波群的起始采样点与结束采样点。检测示意图如图2所示。

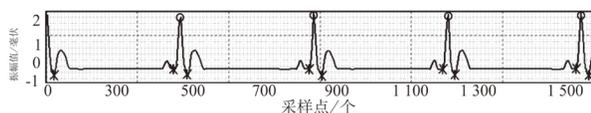


图2 QRS波群示意图  
Fig.2 QRS complex diagram

#### 2.2.2 T波异常形态

为确定T波的有效区间范围, 使用小波变换方法确定波形在尺度为16的窗口下含有极值点, 分别计算正负极大值。然后利用Matlab的ecgpuwave函数查找T波的峰值, 并依据极值统计函数返回值的奇偶性, 确定T波的特征形态。检测示意图如图3所示。

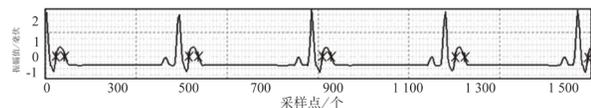


图3 T波示意图  
Fig.3 T wave schematic

#### 2.2.3 ST段异常形态

利用已获得的QRS波群和T波位置信息, 确定ST段的起止采样点, 并使用文献[7]的斜率拟合方法, 计算ST段中(初始点, 中位点)以及(中位点, 结束点)的直线斜率 $L_1$ 、 $L_2$ 。ST段升高的判定条件是:  $1/2 < |L_1| < 1$  且  $|L_2| > 1$ ; ST段降低的判定条件是:  $|L_1| > 1$  且  $|L_2| > 1$ 。检测示意图如图4所示。

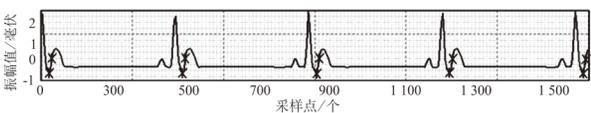


图4 ST段示意图  
Fig.4 ST segment schematic

### 2.3 信号分类

信号分类模块首先通过构建模糊背景, 建立疾病与相关属性间的映射关系, 计算异常心电信号的隶属度, 获取不同疾病的特征属性值; 再计算心电信号的模糊信息熵, 确定信号特征之间的差异程度; 最后使用欧氏距离方法获取心电信号的分类关系, 实现异常

心电信号的诊断。

### 2.3.1 模糊背景构建

心电信号的模糊背景包含了信号分类与诊断的模糊关联信息<sup>[8]</sup>。构建模糊背景能够表达疾病与特征向量之间的隶属度关系，有效提升分类诊断的准确性。本模块将QRS波群宽大、T波异常形态以及ST段异常形态等特征作为模糊背景的属性，将心肌梗死、传导阻滞以及应激综合征等五种疾病作为模糊背景的对象，建立满足对象与属性之间的隶属度关系。为量化模糊背景中对象与属性之间的隶属度关系，引入隶属度变量 $\alpha_i$ 表示疾病依赖于某种特征属性的概率，具体计算方法，如式(1)所示。

$$\alpha_i = \frac{Count(A_i)}{Count(A)} \quad (1)$$

式中 $Count(A_i)$ 表示统计特征向量 $A_i$ 在某种疾病中出现的次数； $Count(A)$ 表示某种疾病所含的心拍总数。表1是提取MIT-BIH心律失常数据库中的45种带有诊断标签信号的模糊背景。

表1 模糊背景  
Tab.1 Fuzzy context

分类	B <sub>1</sub>	B <sub>2</sub>	B <sub>3</sub>	B <sub>4</sub>	B <sub>5</sub>
A <sub>1</sub>	0.65	0.64	0.74	0.53	0.62
A <sub>2</sub>	0.37	0.49	0.29	0.39	0.44
A <sub>3</sub>	0.26	0.35	0.61	0.45	0.29

注：A<sub>1</sub>表示属性QRS波群宽大；A<sub>2</sub>表示属性T波异常形态；A<sub>3</sub>表示属性ST段异常形态；B<sub>1</sub>表示对象心肌梗死；B<sub>2</sub>表示对象传导阻滞；B<sub>3</sub>表示对象应激综合征；B<sub>4</sub>表示对象冠心病；B<sub>5</sub>表示对象脑缺血。

### 2.3.2 欧氏距离计算

心电信号的模糊信息熵能够客观反应疾病（对象）与特征属性间的不确定程度，不同疾病之间的相似度往往与各自特征属性的聚类程度有关。因此，本文将疾病包含某一属性的概率作为信号分类的基础，通过定义心电信号的模糊信息熵，给出信号分类的欧式距离模型。其中欧氏距离定义如式（2）所示。

$$d_{EU}(X_1, X_2) = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n F_{(X_1, X_2)} \cdot (X_1 - X_2)^2} \quad (2)$$

式（2）中 $(X_1, X_2)$ 表示疑似疾病特征属性和待确定信号特征属性； $F_{(X_1, X_2)}$ 表示疑似疾病信号与待确定信号的关联模糊信息熵，具体定义如式（3）所示。

$$F_{(X_1, X_2)} = |E(X_1) - E(X_2)|^2 \quad (3)$$

式（3）中 $E(X_1)$ 和 $E(X_2)$ 分别表示各自信号的模糊信息熵，具体定义如式（4）所示。

$$E(X_i) = -\sum_{j=1}^m P(A_j / B) \cdot \log_2(P(A_j / B)) \quad (4)$$

式（4）中 $P(A_j / B)$ 表示对象 $B$ 包含属性 $A_j$ 的概率；

$m$ 的取值范围是[1, 3]，代表三种不同的属性特征。

## 3 软件设计

该系统在Galileo平台上使用C语言编程，软件系统主要包括三个子模块：信号捕捉设备、信号模糊诊断设备以及远程处理与分析设备。系统整体设计流程，如图5所示。

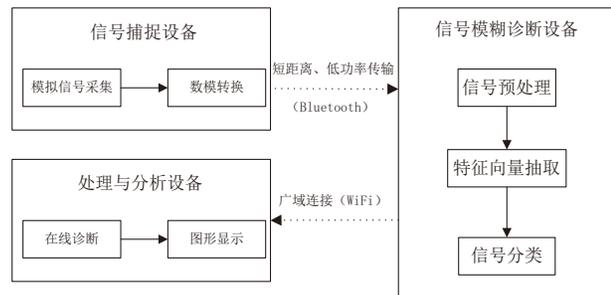


图5 系统整体设计流程图  
Fig.5 Overall design flow chart

该系统的信号捕捉、处理与分析的软件设计采用C++语言编写，信号模糊诊断部分采用C语言编写，依据实时采集的心电信号获取心电特征向量，计算心电信号模糊信息熵，最后获取心电信号的语义距离，得到异常信号的分类信息。系统的信号模糊诊断界面，如图6所示。

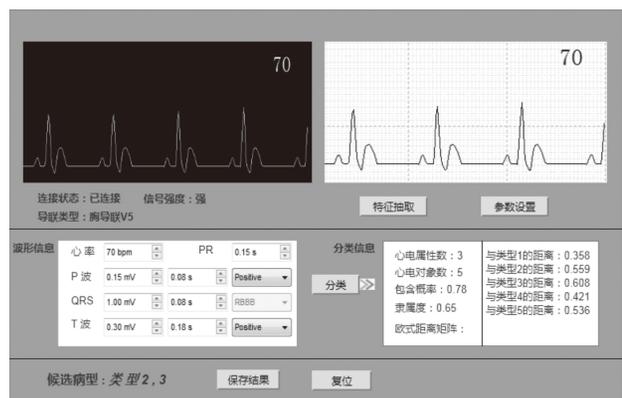


图6 信号分类软件  
Fig.6 Signal classification software

## 4 实验设计与分析

### 4.1 实验设计

为有效验证分类方法的准确率与时效性，本文选取MIT-BIH心律失常数据库中200个带诊断标记的数据，用于分析本模型的综合性能。实验共分成两部分：首先将本模型的分类型与实际标注类型对比分析，评估方法的准确性；其次分析本模型中五组疾病对象在200个算例中的时间计算成本，评价本模型算法的时效性。

实验采用英特尔的32位单线程Quark SoC X1000芯片, Pentium (P54C / i586) 指令集架构 (ISA)。该芯片具有低功耗的特点, 主要面向物联网和可穿戴计算等。板载以太网端口提供网络连接, 同时底部还提供mini-PCI Express插槽, 可在无线网卡上添加Wi-Fi连接。

#### 4.2 实验结果与讨论

表2给出了部分波形分类的计算准确性结果, 统计本模型的整体分类准确率为82.1%, 其中序号4和7的心电信号分类结果与实际标注的结果不一致, 原因是本文提出的分类算法依赖于心电信号的模糊信息熵, 而模糊信息熵与特征向量抽取的准确性高度相关, 由于序号5和7抽取的特征向量准确率较低, 从而降低了分类的准确性。

表2 部分分类结果的准确性评价  
Tab.2 Accuracy evaluation of partial classification results

序号	QRS波群宽大	T波异常形态	ST段异常形态	分类结果	实际结果
1	0.65	0.36	0.69	B <sub>1</sub>	B <sub>1</sub>
2	0.85	0.41	0.85	B <sub>2</sub>	B <sub>2</sub>
3	0.64	0.36	1.00	B <sub>2</sub>	B <sub>2</sub>
4	0.51	0.43	0.52	B <sub>5</sub>	B <sub>5</sub>
5	0.15	0.12	0.25	B <sub>1</sub>	B <sub>4</sub>
6	0.45	0.29	0.62	B <sub>3</sub>	B <sub>3</sub>
7	0.30	0.09	0.25	B <sub>3</sub>	B <sub>4</sub>
8	0.57	0.46	0.88	B <sub>4</sub>	B <sub>4</sub>

表3显示了异常信号分类流程中每个阶段的执行时间平均值和总执行时间的百分比。依据表3可知, 总执行时间远小于读取信号样本所需时间 (约8 s)。分类算法的时间与总时间的平均占比是37.17%, 表明所提出的方法可以在线实时进行。

#### 5 结束语

该研究提出一种心电图模糊诊断装置, 并在基于物联网的嵌入式平台上实现了心电信号的半自动分

表3 分类结果的时效性评价

Tab.3 Timeliness evaluation of classification results

信号预处理		特征向量抽取		信号分类	
平均时间	时间占比	平均时间	时间占比	平均时间	时间占比
0.788 1	71.54	0.002 4	1.92	0.029 3	26.54
0.795 2	63.14	0.001 9	1.54	0.046 3	35.32
0.637 0	61.82	0.001 7	1.67	0.038 5	36.51
0.642 0	56.01	0.001 9	1.46	0.048 7	42.53
0.637 7	53.64	0.001 7	1.42	0.053 4	44.94

注: 平均时间的单位是秒; 时间占比是指本阶段的执行时间与总执行时间的比值

类。该装置具有结构简单, 系统响应时间短且分类准确等优点, 适用于患者24 h连续监测。后续的研究将增加本装置的远程交互能力, 同时进一步降低算法的时空复杂度, 提高远程监护与实时监测的准确率。

#### 参考文献

- [1] PANIGRAHY D, SAHU P K. Extraction of fetal ECG signal by an improved method using extended Kalman smoother framework from single channel abdominal ECG signal[J]. Aust Phy Eng Sci Med, 2017, 40(1): 191-207.
- [2] TANG M, YAO J, CHEN Z, et al. Implementation of wearable terminal used for dynamic ECG real-time monitoring based on internet of things[J]. Chin J Med Instrum, 2018, 42(3): 161.
- [3] 杨宇, 司玉娟, 宋晓洋, 等. 基于小波变换和支持向量机的心电信号ST段分类[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2016, 34(3): 315-319.
- [4] 陈义. 心电信号的异常心律分类算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [5] 史梦颖. 心电信号特征提取及心律失常分类算法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2017.
- [6] JENKAL W, LATIF R, TOUMANARI A, et al. An efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform[J]. Biocybernetics Biomed Eng, 2016, 36(3): 499-508.
- [7] 心电信号ST段形态识别算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(10): 2811-2813.
- [8] 练仕榴. 生物医学信号的相似性度量研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2011.

## 医用耗材精细化管理研究研讨会召开

为了在新医改的背景下, 抑制医用耗材过快的增速, 加强医用耗材的精细化、量化管理, 科学、有效地降低医用耗材占比, 由上海市中西医结合学会医学工程专委会主办的医用耗材精细化管理研究研讨会, 于2019年9月3日在浦东新区福朋喜来登由酒店举行。来自上海医学院校、生产经营公司等医学装备领域的专家、学者齐聚一堂, 围绕当下医用耗材精益管理的热点问题进行专业交流。

上海市中西医结合学会医学工程专委会主任委员张坚主任作开场发言, 专委会产学研组组长王成总经理致辞, 特邀复旦大学附属中山医院医务处孙湛处长从不同角度分析医院精细化管理下高效运作模式, 专委会副主任委员王伟明主任作政策解读, 最后由专委会副主任委员沈懿明主任作大会总结。与会代表一致认为, 会议内容丰富, 受益匪浅。

(本刊讯)