

基于高斯模型的心电特征提取研究

孙树平, 杨文博, 董增奇, 张弼强, 黄婷婷
南阳理工学院, 河南 南阳 473000

【摘要】为精确定位R峰并提取心电特征,提出一种基于高斯模型的心电特征提取方法。首先,采用STMHT算法定位R峰;其次,基于已定位R峰确定了以6个高斯函数为每个心电节拍建立模型;最后,基于高斯模型提取心电特征。利用MIT-BIH心律失常数据库中的心电记录验证了算法性能,平均检测准确率达到99.80%。

【关键词】心电信号;QRS;高斯混合模型;特征提取;R峰定位

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)11-1441-07

Electrocardiogram feature extraction based on Gaussian model

SUN Shuping, YANG Wenbo, DONG Zengqi, ZHANG Biqiang, HUANG Tingting
Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473000, China

Abstract: A Gaussian mixture model-based electrocardiogram (ECG) feature extraction method is proposed to accurately locate the R-peak and extract ECG features. Firstly, short time modified Hilbert transform (STMHT) algorithm is adopted to locate the R-peak. Secondly, based on the located R-peak, 6 Gaussian functions are built to fit each ECG beat. Finally, ECG features are extracted based on the Gaussian models. The performance of the proposed algorithm is validated using the ECG records of MIT-BIH arrhythmia database, and the results show that the proposed method can achieve an average detection accuracy of 99.80%.

Keywords: electrocardiogram signal; QRS; Gaussian mixture model; feature extraction; R-peak detection

前言

根据国家心血管中心组织所编写的《中国心血管病报告2018》^[1],我国居民心血管疾病致死连续多年位居中国居民非传染病死亡原因首位。2016年,农村因心血管疾病死亡人数占全部因病死亡的45.50%,城市心血管疾病死亡人数占全部因病死亡的43.16%。随着心血管疾病患病率及死亡率持续上升,2019年全国心血管病患者人数已达到2.9亿。我国的心血管疾病防治工作正面临严峻挑战。

心电图是一种广泛应用于分析心脏功能基本生理信号的技术^[2-3]。传统心血管疾病诊断治疗依靠患者的心电图记录,可供诊断的心电记录通常需30 min以上,短时心电记录不足以给医生提供足够诊断心血管疾病的信息。然而在长期心电记录分析中,逐个节拍检查是繁琐和费时的。因此,随着计算机技术、数字信号处理手段等技术的不断发展,借助计算

机和数字信号处理手段对心电图信号进行检测、分析和处理已逐步取代传统诊断方式。然而无论是哪种分析方式,其诊断准确率都取决于心电特征提取的准确率。

长期心电记录中R峰自动定位是诊断心脏疾病的重要步骤,R峰定位的准确率直接影响到心电特征提取效率以及准确性^[4-5]。国内外学者做了大量R峰定位的研究,基于小波变换^[6-7]、数字滤波器^[8]、数学形态学^[9]、导数^[10]、S变换^[11]、全变分去噪^[12]和自适应阈值^[13]的R峰自动定位方法被广泛应用。自动定位R峰过程主要包含两部分:心电信号预处理和R峰自动定位^[14-16]。预处理过程是利用各种信号处理方法来增强QRS复波群复杂度和抑制各种因素造成的噪声,然而大部分方法都存在缺陷,例如漏检和误检依赖于数字滤波器带宽的选择,使用小波变换时母小波的尺度选择也是难题。

在实际应用中,能有效同时提高或降低噪声的综合预处理技术是有难度的。一个肌肉的突然抖动或者是呼吸的变化都会引起心电信号波形变化。除了噪声之外,心电信号本身的多变性也给R峰的精准定位造成很大困难。例如负极性的R峰、低振幅的

【收稿日期】2020-04-06

【作者简介】孙树平,博士,研究方向:生物医学信号处理、模式识别等,
E-mail: shp_sun@yeah.net

QRS复波群、R-R间隔突然增宽或缩短、出现具有高能量T波以及严重的基线漂移等,解决上述问题是R峰自动定位的重点。

本文提出一种基于高斯模型的心电特征提取方法,首先采用短时修正希尔波特变换(STMHT)算法自动定位R峰并对其进行修正,以求达到更高的准确率。在得到精确的R峰位置后,将连续的心电记录分割为独立的心电节拍。然后为每个节拍建立高斯模

型,模型参数就是需提取的心电特征。

1 方法

心电特征提取可由图1所述内容进行阐述,其内容为:首先对心电信号进行预处理,其次对R峰进行定位和修正,最后基于高斯模型提取心电特征;具体结构如图1所示。

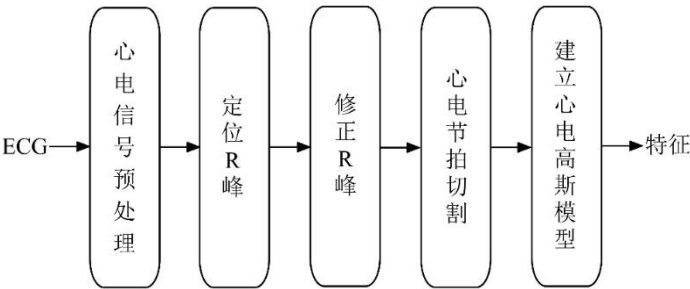


图1 心电特征提取流程框图
Fig.1 Flowchart of electrocardiogram (ECG) feature extraction

1.1 心电信号预处理

本研究实验过程所采用的心电记录来自MIT-BIH心律失常数据库,它包含48组连续测量30 min的双通道心电记录,采样频率为360 Hz。这些心电记录包含正常的心电信号、高能量的P峰和T峰信号、负极性的QRS复波群、低能量的QRS复波群、时间间隔长的QRS复波群、振幅突然变化的QRS复波群、多种形式的室性早搏、长时间的停搏以及其它不规则的心率。

在心电信号测量中,由于采集设备以及采集个体差异性的限制等原因,最终得到的心电信号记录存在大量噪声,其波形存在不同的变化。影响R峰自动定位的噪声主要有:工频干扰噪声、基线漂移噪声以及肌电干扰噪声等。预处理的最终目标是滤除心电记录中的噪声。工频干扰噪声是由市电系统所造成的噪声干扰;基线漂移噪声是在采集心电信号的过程中因采集人呼吸产生的噪声,基线漂移造成信号的突然变化,会拉高或降低P-QRS-T波的振幅。基线漂移噪声频率受到呼吸频率的影响,通常集中在[0.05, 2](单位Hz)。肌电干扰噪声是由于在采集心电信号的过程中,被采集人肢体活动或其他情况造成采集电极区域肌肉电位变化产生的,肌电干扰噪声的形态非常杂乱,其频率范围较为广泛[1, 1 000](单位Hz)。为去除这些噪声,本文采用小波分解的滤波方法,保留心电信号频率在[11.25, 22.5](单位Hz)的成分以降低R峰定位的难度。心电信号原始波形如图2所示,其去除基线漂移效果如图3所示。

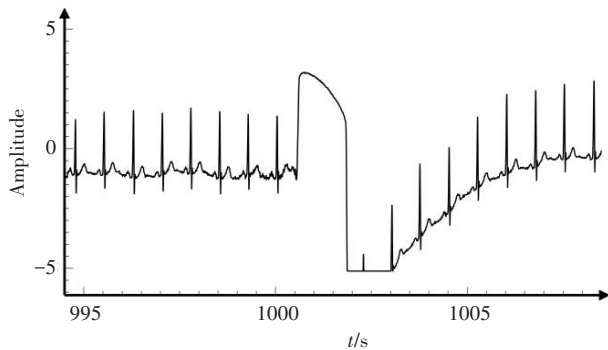


图2 心电信号原始波形图
Fig.2 Original waveform of ECG signals

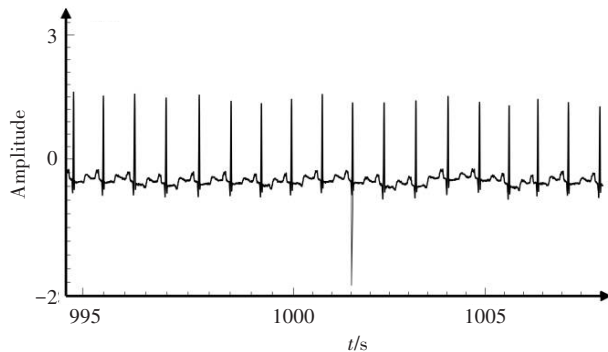


图3 心电信号去除基线漂移图
Fig.3 ECG signals after baseline drift removal

1.2 定位R峰

心电信号特征提取的效率和准确率取决于R峰自动定位的准确率,为了获得精准的R峰位置,本文采用了一种STMHT的R峰自动定位算法^[17]。在心电信号

预处理后对经过滤波处理的原始心电记录进行平滑包络提取,然后通过希尔伯特变换的正过零点确定R峰位置。经实验验证,在原始心电信号图中采用希尔伯特变换正过零点所确定的R峰位置与数据库中给出的R峰注释位置存在一定偏移。因此笔者在希尔伯特变换正过零点所确定的R峰位置前后25个样本点内寻找正向能量最高的峰作为真正的R峰位置^[18]。经算法自动定位的R峰与数据库中注释的R峰位置误差在100 ms以内即视为定位准确^[19]。基于STMHT算法的R峰自动定位结果片段如图4所示。

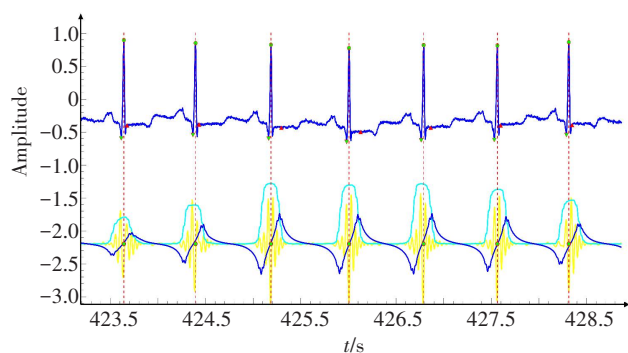


图4 心电信号R峰定位
Fig.4 R-peak location of ECG signals

1.3 修正R峰

经过与注释位置的对比,本研究所采用的算法定位的R峰具有很高的准确率,但仍然存在少量的漏判R峰、误判R峰以及极性误判的R峰,因此需对这些定位不精确的R峰进行修正。

1.3.1 增补漏判R峰 经初步定位后R峰有时会出现漏判R峰现象,具体表现为漏判位置相邻两个R峰R-R间隔过大。由于心电信号具有不确定性,判断R-R间隔大小不宜采用固定阈值。本文采用统计学知识,统计整个约30 min心电信号的时间间隔并绘制箱形图,所有的上离群点即为R-R间隔过大的位置。根据箱形图所反映的结果,笔者有充分理由怀疑上离群点所对应的R峰与前一个R峰之间存在漏判R峰。

在找到漏判R峰可能存在的位置之后则需要检测是否真的漏判以及如何增补。R峰是每个心电节拍中能量最高、突变最快的特征波形,因此假设在离群点所对应点的R峰与其前一个R峰之间能量最高的峰为漏判R峰。之后检验此R峰是否为真正R峰。在这里同样引用统计学知识,真正的R峰其能量值应该不小于其相邻两个R峰能量值较小R峰的0.36倍。假如此处R峰能量大于能量较小R峰的0.36倍,则此位置应添加一个R峰;反之则保留原状态。漏判R峰的记录片段如图5所示。该片段内R-R间隔的箱型

图如图6所示。添加漏判R峰及判断添加的R峰是否为真正的R峰结果如图7所示。图7添加的4个R峰经过再次判断后,能量值过低的3个最终没有添加。

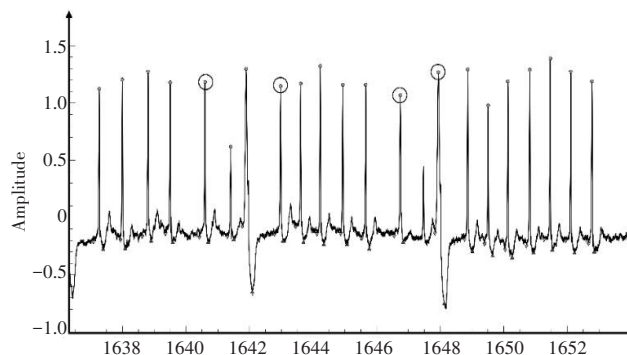


图5 漏判R峰示意图
Fig.5 Schematic diagram of false negative R-peak

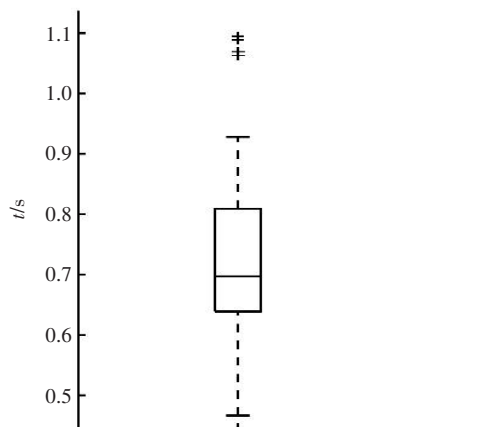


图6 R-R间隔箱形图
Fig.6 Box-plot of R-R interval

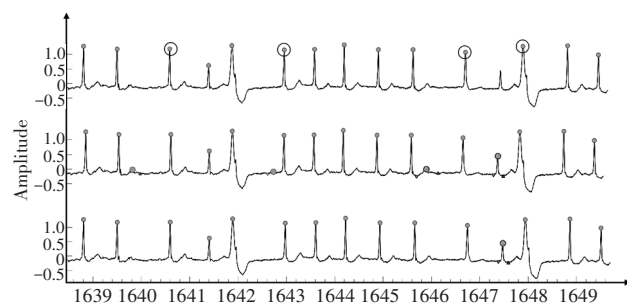


图7 添加R峰示意图
Fig.7 Schematic diagram of R-peak addition

1.3.2 删除误判R峰 除了漏判R峰,另一个突出问题为误判R峰,具体表现为误判位置的R峰与相邻两个R峰其中的一个距离过近。R-R间隔是否过近利用生理不应期(即在0.25 s内心脏一定不会跳动两次)进行判断^[20]。当出现R-R间隔小于0.25 s时,必定有一个R峰不是真正R峰。通常R峰是节拍中能

量最高的峰,因此能量较小的R峰为误判R峰。在前文增补漏判R峰的过程中做过能量的判断,如果一个R峰的能量小于相邻两个R峰中能量较小R峰的0.36倍,则此R峰不是真正的R峰。即初步定位的R峰中能量较小的R峰可能是误判R峰。利用上述条件,检测整个完整的30 min心电信号记录,将能量值过低的R峰删除。

如图8所示为心电记录123的片段,上方图是基于STMHT算法定位R峰的结果,虚线框所圈位置是误判R峰现象,虽然能量较低的R峰位置确实是过零点,但是其与后边的R峰间隔只有118 ms,不满足生理不应期条件,在图中被删除。

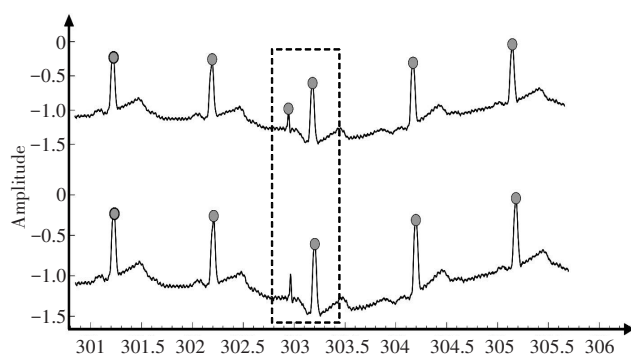


图8 删除误判R峰示意图

Fig.8 Schematic diagram of deleting misjudged R-peak

1.3.3 反向R峰修正 在心电信号中会出现一些负极性QRS复波群,这些位置的R峰初步定位为正极性能量最大峰。这里引入Q峰、S峰、T峰辅助修正。极性误判分为R峰和Q峰错位以及R峰和S峰错位两种情况。前文已经提到通常在每个心电节拍中R峰能量最高,然而在出现负极性的QRS复波群时,能量最高的峰不一定是R峰。因此利用各峰能量比例关系进行修正。

首先是R峰和Q峰错位,具体表现为初步定位的R峰能量比Q峰能量低。然而在负极性QRS复波群中并非Q峰能量高就可将R峰漂移至Q峰。通过将实验中得到的Q峰和R峰与MIT-BIH心律失常数据库中Q峰和R峰标准位置对比统计分析,得出结论为:当Q峰能量大于R峰能量1.85倍时将R峰漂移至Q峰,反之则保留原状态。其次是R峰和S峰错位,其判断准则为:在S峰能量大于R峰能量的1.19倍条件下,若R峰能量是T峰能量的0.96~1.50倍,则将R峰漂移至S峰,反之则R峰和S峰保持原状态;在S峰能量小于R峰能量的1.19倍条件下,若Q峰能量为T峰能量的2.15~29倍,则R峰漂移至S峰,反之则保留原状态。

如图9上方图所示为心电记录221的片段,可以看到出现了3个负极性的QRS波群,但是都被定位在了正方向,下方图即为修正示意图。

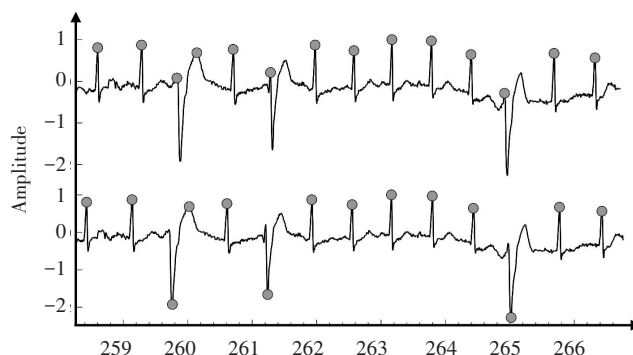


图9 反向R峰修正示意图

Fig.9 Schematic diagram of reverse R-peak correction

1.3.4 流程框图 基于高斯模型的心电特征提取流程图如图10所示,流程图参数及意义如表1所示。其中 R_y 、 Q_y 、 S_y 、 T_y 分别为R、Q、S、T峰的峰高(振幅), RQ_i 为第*i*个心电节拍中R峰与Q峰振幅的差值, RS_i 为第*i*个心电节拍中R峰与S峰振幅的差值。

1.4 基于高斯模型的特征提取

图11a是一个心电节拍的散点图以及由散点图拟合出的心电高斯模型。由于实验所采用的心电记录都是连续的心电记录,因此建立心电高斯模型应分为两个步骤:心电节拍切割和高斯模型拟合。

1.4.1 心电节拍切割 每一组心电记录都是独一无二的,因为采集对象的年龄、工作环境、身体状况、采集设备、采集环境等都会影响到最终采集到的心电信号。以MIT-BIH心律失常数据库中的心电记录为例,48组记录同样是采集30 min的连续心电记录,心电节拍最少的117记录仅仅只有1 535个节拍,而心电节拍最多的215记录却有33 363个节拍。目前使用较为广泛的方法是针对心电中基准点进行检测。首先对心电信号进行变换或滤波,突出心电的部分,然后通过基于自适应阈值的算法来识别基准点^[21]。但是由于不同的心电记录在形态、能量以及持续时间方面的特点都存在很大的差异性,采用相同的检测方法检测所有的基准点具有很大的挑战性。本文不再利用检测基准点分割心电节拍,利用前文得到的R峰位置,将所得R峰间期按2:1的比例切割^[22],切割点即为心电节拍起止位置。前文未曾引用的P峰即为Q峰前边1/3间隔位置中能量最高的峰。

1.4.2 建立心电高斯模型 将经过R峰自动定位的心电信号进行精准的心电节拍切割后,利用高斯函数对每一个心电节拍进行曲线拟合,将心电记录统一

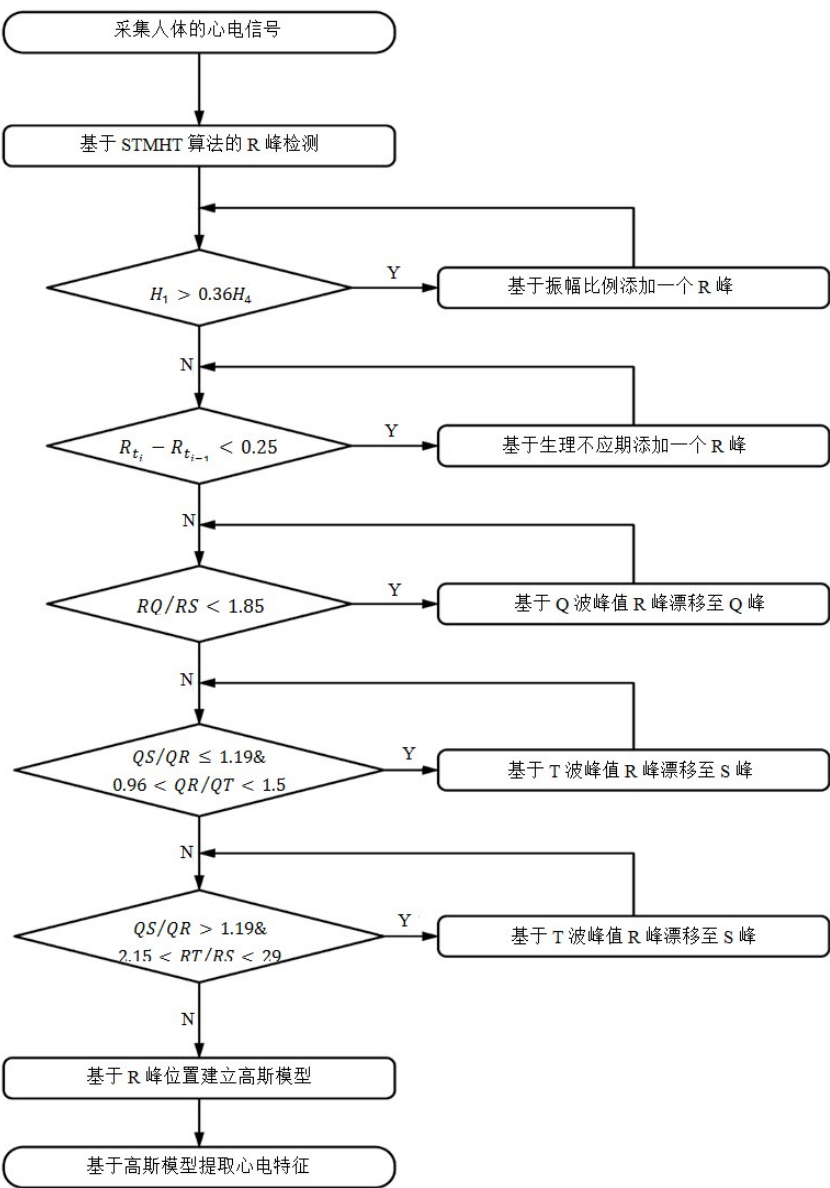


图 10 心音特征提取流程图
Fig.10 Flowchart of ECG feature extraction

表 1 流程图参数及意义
Tab.1 Flowchart parameters and the corresponding meaning

参数	意义
RQ	$RQ = R_y - Q_y $
RS	$RS = R_y - S_y $
QS	$QS = Q_y - S_y $
QT	$QT = Q_y - T_y $
RT	$RT = R_y - S_y $
H_1	$H_1 = \max ([RQ_i, RS_i])$
H_2	$H_2 = \min ([RQ_{i+1}, RS_{i+1}])$
H_3	$H_3 = \min ([RQ_{i-1}, RS_{i-1}])$
H_4	$H_4 = \min ([H_2, H_3])$

为一维多元高斯函数。下面将介绍高斯拟合算法。

高斯拟合算法原理：

$$y = A \times \exp \left[-4\ln 2 \times \frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2} \right]$$
 (1)

其中, A 为峰高, μ 为峰的中心, σ 为高斯曲线的半高宽度, 简称峰宽。对式(1)取对数:

$$\ln y = \ln A - 4\ln 2 \times \frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2}$$
 (2)

$$\ln y = \left(\ln A - \frac{4\ln 2 \times \mu^2}{\sigma^2} \right) + \frac{8\ln 2 \times \mu}{\sigma^2} x - \frac{4\ln 2}{\sigma^2} x^2$$
 (3)

将函数系数分别设为 b_1 、 b_2 和 b_3 , 则:

$$b_1 = \ln y_0 - \frac{4\ln 2 \times \mu^2}{\sigma^2}$$
 (4)

$$b_2 = \frac{8\ln 2 \times \mu}{\sigma^2}$$
 (5)

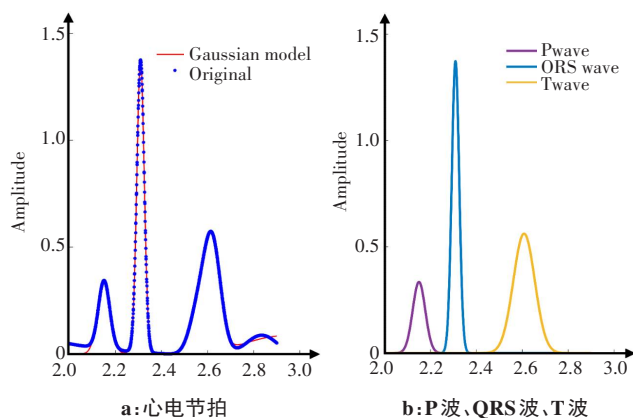


图11 心音节拍的高斯模型示意图

Fig.11 Schematic diagram of the Gaussian model of ECG beat

$$b_3 = -\frac{4\ln 2}{\sigma^2} \quad (6)$$

因此式(2)可以表示为:

$$\ln y = \begin{bmatrix} 1 & x & x^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \quad (7)$$

高斯函数拟合表示为:

$$f(y, n) = \sum_{m=1}^n y_m \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_m} e^{-\frac{(x - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}} \quad (8)$$

若 y 的数据长度为 n ,则式(6)表示为:

$$\begin{bmatrix} \ln y_1 \\ \vdots \\ \ln y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} \quad (9)$$

计算可得:

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

1.4.3 心电特征提取 为每个心电节拍拟合高斯模型之后,心电信号特征波形P波、QRS波和T波的位置已经确定,此时可以进行精确的特征提取。主要特征包括R-R间隔、QRS复波群宽度、R峰幅值、P-T间隔以及Q-R间隔和Q-S间隔。根据心电记录105的一个心电节拍建立高斯模型如图12所示,所提取的特征参数如表2所示。图11b是P波、QRS波和T波的高斯模型,提取3个模型的参数即为心电特征参数数据。

2 实验结果与分析

2.1 R峰定位结果

根据定位的结果以及国内外参考文献,计算了3个定量结果:通过算法定位正确的R峰(TP)、通过算法未定位到的R峰(FN)和通过算法定位错误的R峰(FP)。评估R峰自动定位算法的性能参数有灵敏度(Se)、正预

测值(+P)和检测错误率(DER),通过下式计算:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (11)$$

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (12)$$

$$DER = \frac{FP + FN}{TP} \times 100\% \quad (13)$$

算法的整体性能是通过检测精度(ACC)来衡量的,检测精度的定义为:

$$ACC = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100\% \quad (14)$$

通过本文提出的方法对MIT-BIH心律失常数据库的原始心电图记录进行R峰自动定位。该方法产生79个漏判R峰和140个误判R峰,总共定位错误219次。但是根据正常心电记录和病理心电记录特点的差异,以及信号噪声的不同,心电图记录个体定位准确率从98.99%到100%不等。

2.2 特征提取结果

如图12所示为心电记录105的片段拟合高斯模型结果图。从图中的结果来看,拟合出的高斯模型和原始记录近乎完全相同。高斯模型的参数有峰高、峰位和峰宽,对应到心电信号中即为振幅、位置和持续时间。图12中模型部分参数如表2所示。对应到心电信号中分别是每个节拍的P波、T波和QRS波群的峰高 A 、峰的中心 μ 和峰宽 σ 。

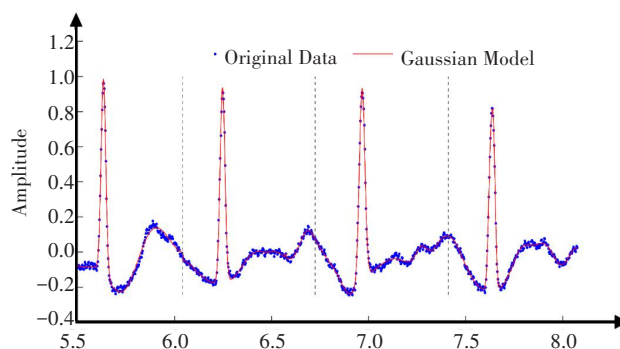


图12 拟合高斯模型结果图

Fig.12 Result of fitted Gaussian model

3 结论

本文采用MIT-BIH心率失常数据库对本文研究进行验证,其中R峰平均检测精度为99.80%,并确定了以6个高斯函数为每个心电节拍建立模型,其获得的模型拟合相似指标达98.90%,从而利用高斯模型的参数定义并提取每个心电节拍特征数据。本研究后续将采用机器学习算法对心电特征进行模式识别,进而为医护人员提供更为直接的心脏病诊断参考信息。

表 2 高斯模型参数
Tab.2 Gaussian model parameters

A	μ	σ
0.200 6	6.735 2	0.192 8
0.954 6	6.987 6	0.079 3
0.175 6	7.198 8	0.074 8
0.192 8	5.421 7	0.210 8
0.997 6	5.620 8	0.082 4
0.180 6	5.743 2	0.062 1
0.190 6	7.482 3	0.090 4
0.865 4	7.674 9	0.079 1
0.189 9	7.724 7	0.081 2
0.186 5	5.897 2	0.224 3
0.925 6	6.287 9	0.085 4
0.176 8	6.540 3	0.062 3

【参考文献】

[1] 胡盛寿, 高润霖, 刘力生, 等.《中国心血管病报告2018》概要[J]. 中国循环杂志, 2019, 34(3): 209-220.
HU S S, GAO R L, LIU L S, et al. Summary of the 2018 report on cardiovascular diseases in China[J]. Chinese Circulation Journal, 2019, 34(3): 209-220.

[2] ZIHLMANN M, PEREKRESTENKO D, TSCHANNEN M. Convolutional recurrent neural networks for electrocardiogram classification[C]//Computing in Cardiology. IEEE Computer Society, 2017, 44(10): 1-4.

[3] RAHHAL M M, BAZI Y, ALHICHRI H, et al . Deep learning approach for active classification of electrocardiogram signals[J]. Inf Sci, 2016, 345(6): 340-354.

[4] SINGH N, DEORA P, PRADHAN P M. Simultaneously concentrated PSWF-based synchrosqueezing S-transform and its application to R peak detection in ECG signal[C]//2019 28th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication, RO-MAN 2019. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2019: 1-6.

[5] THIAMCHOO N, PHUKPATTARANONT P. Application of wavelet transform and Shannon energy on R peak detection algorithm[C]// 2016 13th International Conference on Electrical Engineering/ Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, ECTI-CON 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2016: 1-5.

[6] MOURAD K, FETHI B R. Efficient automatic detection of QRS complexes in ECG signal based on reverse biorthogonal wavelet decomposition and nonlinear filtering[J]. Measurement, 2016, 94(12): 663-670.

[7] YOCHUM M, RENAUD C, JACQUIR S. Automatic detection of P,

QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT[J]. Biomed Signal Process Control, 2016, 25(3): 46-52.

[8] YAKUT Ö, BOLAT E D. An improved QRS complex detection method having low computational load[J]. Biomed Signal Process Control, 2018, 42(4): 230-241.

[9] YAZDANI S, VESIN J M. Extraction of QRS fiducial points from the ECG using adaptive mathematical morphology [J]. Digit Signal Process, 2016, 56(9): 100-109.

[10] ARTEAGA-FALCONI J, OSMAN H A, SADDIK A E. R-peak detection algorithm based on differentiation[C]//WISP 2015-IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing, Proceedings. IEEE, 2015: 1-4.

[11] BISWAL B. ECG signal analysis using modified S-transform[J]. Healthc Technol Lett, 2017, 4(2): 68-72.

[12] KUMAR S S, MOHAN N, PRABAHARAN P, et al. Total variation denoising based approach for R-peak detection in ECG signals[J]. Procedia Computer Science, 2016, 93(6): 697-705.

[13] GUTIÉRREZ-RIVAS R, GARCÍA J J, MARNANE W P, et al . Novel real-time low-complexity QRS complex detector based on adaptive thresholding[J]. IEEE Sens J, 2015, 15(10): 6036-6043.

[14] RAHMAN M A, MILU M M, ANJUM A, et al. A statistical designing approach to MATLAB based functions for the ECG signal preprocessing[J]. Iran J Comput Sci, 2019, 2(3): 167-178.

[15] YE Q, CAI N, XIA H, et al. An effective optimization scheme for ECG signal denoising via low-rank matrix decomposition[J]. Circ Syst Signal Process, 2019, 38(1): 138-152.

[16] TYCHKOV A, ALIMURADOV A, CHURAKOV P. The emperical mode decomposition for ECG signal preprocessing[C]//2019 3rd School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics, DCNAIR 2019. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2019: 172-174.

[17] SUN S, JIANG Z, WANG H, et al . Automatic moment segmentation and peak detection analysis of heart sound pattern via short-time modified Hilbert transform[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2014, 114(3): 219-230.

[18] MANIKANDAN M S, SOMAN K P. A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal [J]. Biomed Signal Process Control, 2012, 7(2): 118-128.

[19] COCHE E, WALKER M J, ZECH F, et al . Quantitative right and left ventricular functional analysis during gated whole-chest MDCT: a feasibility study comparing automatic segmentation to semi-manual contouring[J]. Eur J Radiol, 2010, 74(3): e138-e143.

[20] JUNG W H, LEE S G. An R-peak detection method that uses an SVD filter and a search back system [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2012, 108(3): 1121-1132.

[21] COCHE E, WALKER M J, ZECH F, et al . Quantitative right and left ventricular functional analysis during gated whole-chest MDCT: a feasibility study comparing automatic segmentation to semi-manual contouring[J]. Eur J Radiol, 2010, 74(3): e138-e143.

[22] BANERJEE S, GUPTA R, MITRA M. Delineation of ECG characteristic features using multiresolution wavelet analysis method [J]. Measurement, 2012, 45(3): 474-487.

(编辑:陈丽霞)