



基于改进差分阈值算法的心电检测技术研究

张晓军 吴芝路

(哈尔滨工业大学 电子与信息工程学院 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要 针对差分阈值算法中固定阈值的局限性,文中提出了一种基于自适应波峰阈值和 R 波间隔阈值的算法。该算法结合心电信号特点自动选择波峰阈值,并选择 R 波间隔阈值,提高了算法的自适应性和准确率。文中以 MIT-BIH 心律失常数据库中的心电信号作为实验样本,采用带通滤波与小波阈值滤波相结合的方法完成心电信号去噪,采用改进差分自适应阈值算法对心电信号进行波形检测。实验结果表明,该算法能够将心电信号 R 波的检测准确率提升到 99.57%,有效减少了误检、漏检问题的发生,并可准确完成心率、心率变异性、身体疲劳度、精神疲劳度计算和常见心律失常分类。

关键词 小波阈值滤波;改进差分阈值;自适应;心电检测;人体生理状态;心律失常分类

中图分类号 TN911.6 文献标识码 A 文章编号 1007-7820(2020)02-006-08

doi: 10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2020.02.002

Research of ECG Detection Technology Based on Improved Differential Threshold Algorithm

ZHANG Xiaojun, WU Zhilu

(School of Electronics and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract Aiming at the limitation of fixed threshold in differential threshold algorithm, an algorithm based on adaptive peak threshold and R wave interval threshold was proposed. The algorithm automatically selected the peak threshold based on the characteristics of the ECG signal, and selected the R-wave interval threshold to improve the adaptability and accuracy of the algorithm. In this study, the ECG signal in the MIT-BIH arrhythmia database was used as the experimental sample. The combination of bandpass filtering and wavelet threshold filtering were utilized to complete the denoising of ECG signals. The ECG signals were detected by the improved differential adaptive threshold algorithm. The experimental results showed that the algorithm could improve the detection accuracy of R wave of ECG signal to 99.57%. The algorithm effectively reduced the occurrence of false detections and missed inspections, and accurately calculated heart rate, heart rate variability, physical fatigue, mental fatigue and common arrhythmia classification.

Keywords wavelet threshold filtering; improved differential threshold; adaptive; ECG detection; human physiological state; classification of arrhythmias

心电信号的波形主要包括 P 波、Q 波、R 波、S 波和 T 波^[1]。心电信号检测就是根据上述波形在时域和频域上的不同特征表现,采用一定的方法进行识别和分辨。其中 R 波在振幅和频谱上有较为明显的特征,通过对 R 波时频和幅频特性进行计算分析,可以完成心率^[1]、心律变异性^[2-3]、身体疲劳度^[4]、精神疲

劳度^[5]的计算和常见心律失常的初步判定。因此,对 R 波的检测具有较高的医学参考价值。

随着计算机技术和信息通信技术的快速发展,心电信号去噪和波形检测技术研究取得了显著的进步,尤其是在算法的改进上越来越智能化、高效化。常见的心电信号去噪算法有:带通滤波器去噪、小波变换类去噪、切比雪夫滤波器去噪^[6]、分数阶傅里叶变换去噪^[7]等。小波变换类算法继承了傅里叶变换局部化的特点,又克服了窗口大小不随频率变化等缺点,比较适合微弱的随机性心电信号去噪。其他比较典型的心电波形检测算法有:数学形态学算法^[8]、小波变换类检测算法^[9]、神经网络类算法^[10]和差分阈值类算法^[11]等。

收稿日期:2019-01-21

基金项目:国家自然科学基金(61571167)

National Natural Science Foundation of China (61571167)

作者简介:张晓军(1984-),男,硕士研究生。研究方向:机器学习、信号处理。吴芝路(1961-),男,博士,教授。研究方向:信号与信息处理。

通过对比各类算法,数学形态学算法对信号的噪声比较敏感,对滤波去噪要求高,且运算速度较慢;小波变换类算法和神经网络类算法的检测准确率较高,但过于依赖训练样本、测试样本和经验参数,并且其运算速度也比较慢;而差分阈值类算法原理简单,运算速度快,准确率高,比较适合 R 波的检测^[12-13]。

本文采用了带通滤波器与小波阈值算法相结合的去噪方法,并设计了一种改进差分自适应阈值算法对心电信号进行波形检测,从而提高了算法的自适应性和准确率,有效减少了漏检、误检问题的发生。

1 心电信号样本来源

本文中用到的标准心电图样本,主要来自于 Physionet 网站的 MIT-BIH 标准心电数据库^[14-15]。该数据库共有 48 个病例,总计约有 110 000 多个心拍。每个病例数据长度为 650 000 个采样点,大约 30 分钟,包含正常心拍和各种异常心拍,每个心拍均由医学专家作出识别和标注。

MIT-BIH 心率失常数据库中的每一个数据库记录包含 3 个文件:(1)“.hea”格式的头文件由一行或多行 ASCII 码字符组成,详细说明了心电信号的相关信息,下载后用文本格式存储;(2)“.dat”格式的数据文件采用 212 格式存储心电信号的原始数据,主要记录了心电信号的采样点和每个采样点对应的信号幅值;(3)“.atr”格式的注释文件主要有 MIT 和 AHA 两种格式,记录了心电专家对心电信号的诊断信息,主要包括心率、R 波峰的位置和每个心电节拍的心律失常症状等。

2 心电信号去噪预处理

2.1 心电信号的噪声来源

由于心电信号强度为 mV 级,很容易受到其它因素的干扰,从而影响信号的检测效果。了解心电信号的噪声来源,有利于采取针对性的去噪方法。心电信号主要的噪声来源有如下 3 种:

(1)肌电干扰。由人体肌肉收缩、颤动所引起,随机性比较大,频率范围为 5~2 000 Hz。表现为不规则的快速变化的细小波纹;

(2)基线漂移。主要由受检者的呼吸引起,人的呼吸频率为 10~20 次/min,因此其频率一般小于 1 Hz。受其影响,心电各波的幅度会上下迁移,缓慢呈现正弦的周期变化;

(3)工频干扰。生活中市电电压一般为 50 Hz(也

有 60 Hz),受其辐射影响,心电信号会呈现出快速变化的规律性的细小波纹。

心电信号及常见噪声成份的频谱特性如表 1 所示。

表 1 心电信号及常见噪声成份
Table 1. ECG signal and common noise components

信号成份	QRS 波群	P、T 波	基线漂移	肌电干扰	工频干扰
频率/Hz	3~40	0.7~10	≤1	5~2 000	50 或 60

2.2 带通滤波器与小波阈值去噪算法

心电信号是一种比较微弱的非平稳电信号,从信号提取到波形检测的各个环节受外部环境干扰影响较大。因此,除了在心电提取设备上采取去噪措施外,还需要在波形检测前采取针对性的去噪方法进一步滤除噪声。

本文主要提取 QRS 波群(3~40 Hz)中 R 波的特征用于后期信号处理。结合心电信号及常见噪声成份的频谱特性,可以设计频率范围为 3~40 Hz 的带通滤波器,以便滤除基线漂移干扰(1 Hz)和工频干扰(50 Hz 或 60 Hz)。而肌电干扰的频率范围为 2~2 000 Hz 的小幅随机信号,带通滤波器不能将其完全滤除,针对其特点可采用小波阈值算法滤除。小波阈值法对心电信号去噪的流程如图 1 示。

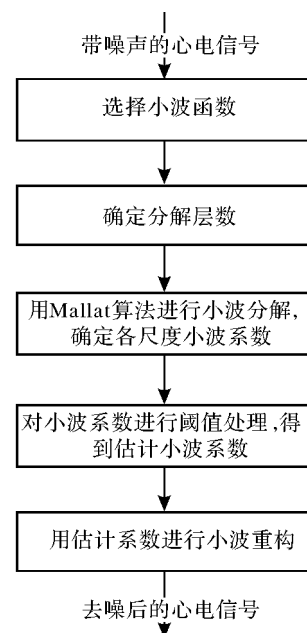


图 1 小波阈值法去噪流程

Figure 1. Denoising process of wavelet threshold method

步骤 1 小波基的选择。选用不同的小波基,对心电信号去噪的效果也不同。为了验证不同小波基对心电信号的去噪效果,文献[16]对 52 种小波基的去

噪性能做了评估,结果证明 coif5 小波基具有最好的去噪性能,因此本文选择 coif5 作为小波基;

步骤2 分解层数的确定。小波分解层数的确定,主要由心电信号的采样频率决定。设信号的采样频率为 frq ,根据采样定理,信号中包含的频率成份为 $[0, frq/2]$,经小波一次分解后得到的低频和高频分量的频率为 $[0, frq/4]$ 和 $[frq/4, frq/2]$,所以经过 k 次分解后得到的第 k 尺度下的低频和高频系数频率为 $[0, frq/2^{k+1}]$ 和 $[frq/2^k, frq/2^{k+1}]$ 。本文选用的心电信号采样频率为 360 Hz,经计算对心电信号进行 9 尺度分解,可有效滤除低于 1 Hz 的基线漂移干扰。结果如表 2 所示。

表 2 心电信号 9 尺度分解各层频域分布
Table 2. ECG signals are decomposed into frequency domain distributions at 9 scales

分解尺度	低频频域/Hz	高频频域/Hz
1	0 ~ 90	90 ~ 180
2	0 ~ 45	45 ~ 90
3	0 ~ 22.5	22.5 ~ 45
4	0 ~ 11.25	11.25 ~ 22.5
5	0 ~ 5.625	5.625 ~ 11.25
6	0 ~ 2.812 5	2.812 5 ~ 5.625
7	0 ~ 1.406 25	1.406 25 ~ 2.812 5
8	0 ~ 0.703 125	0.703 125 ~ 1.406 25
9	0 ~ 0.351 562 5	0.351 562 5 ~ 0.703 125

步骤3 阈值的选取。阈值作为区分有用信号与噪声的最优临界值,其计算方法直接决定了去噪效果的好坏。通用阈值如式(1)所示

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log_2 n} \quad (1)$$

其中 σ 为噪声标准差; n 为处理信号长度; σ 可近似的按式(2)得到

$$\sigma = \frac{\text{median} |a_{ik}|}{0.6745} \quad (2)$$

其中 a_{ik} 是各个尺度小波系数; i 代表分解层数; k 代表信号不同的频率分量; median 为中值函数。

步骤4 阈值函数的设计。阈值函数是以各尺度小波系数和阈值为变量,用于计算估计小波系数的公式。常见的阈值函数有硬阈值函数和软阈值函数。式(3)为硬阈值函数,式(4)为软阈值函数

$$\hat{a}_{ik} = \begin{cases} a_{ik}, & |a_{ik}| \geq \lambda_i \\ 0, & |a_{ik}| < \lambda_i \end{cases} \quad (3)$$

$$\hat{a}_{ik} = \begin{cases} \text{sgn}(a_{ik}) (|a_{ik}| - \lambda_i), & |a_{ik}| \geq \lambda_i \\ 0, & |a_{ik}| < \lambda_i \end{cases} \quad (4)$$

软阈值去噪得到的心电信号比较平滑,而采用硬

阈值降噪得到的心电信号会产生局部的抖动。在不影响检测效果的前提下,通过效果对比,本文采用了软阈值函数。

3 改进自适应差分阈值法检测 R 波

差分阈值法就是利用差分运算对信号进行一阶差分,找到心电信号的所有拐点;对信号进行二阶差分,找到心电信号的所有波峰;然后再设定峰值阈值,找到 R 波的峰值点。

3.1 差分法原理

对于连续函数,一阶微分可以在相邻两点按式(5)求极限得到

$$f'(x) = \frac{df(x)}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{(x+h) - x} \quad (5)$$

对比参照一阶微分式,变量为离散点的函数用一阶差分式(6)表示。

$$f'(x_k) = \frac{f(x_{k+1}) - f(x_k)}{x_{k+1} - x_k} \quad (6)$$

同理,二阶差分如式(7)所示。

$$f''(x_k) = \frac{f'(x_{k+1}) - f'(x_k)}{x_{k+1} - x_k} \quad (7)$$

参照一阶导数对拐点的判定原理,可以通过一阶差分将信号中所有的极值点和驻点标记。参照二阶导数对极值的判定原理,可以通过二阶差分将所有拐点中的极大值(波峰)标记出来。

3.2 阈值法原理

(1) 固定阈值算法 R 波检测。其基本原理是设定一个固定的峰值阈值作为限定条件,一般通过获取某一段时间内心电信号最大值和最小值,来设置捕获条件阈值,计算式如下

$$\text{ThresholdA} = (\max(x) - \min(x)) \times 0.7 + \min(x) \quad (8)$$

其中,ThresholdA 为要设置的固定阈值, $\max(x)$ 为被检测时间窗口内心电信号的最大值, $\min(x)$ 为被检测时间窗口内心电信号的最小值, 0.7 为经验值。

(2) 改进自适应差分阈值算法 R 波检测。为了进一步提高波形检测的准确度,可以在两个方面对阈值进行改进:一是设定 R 波间隔阈值,一般正常人的心率不会超过 120 次每分钟,心脏病患者的心率也不会超过 160 次/min,可以将 R 波间隔阈值设为 60/160 s;二是设定自适应峰值阈值,每当检测完一个待测波峰之后,检测阈值都会根据结果进行动态调整,从而提高准确率。

R波检测的算法流程如图2示。

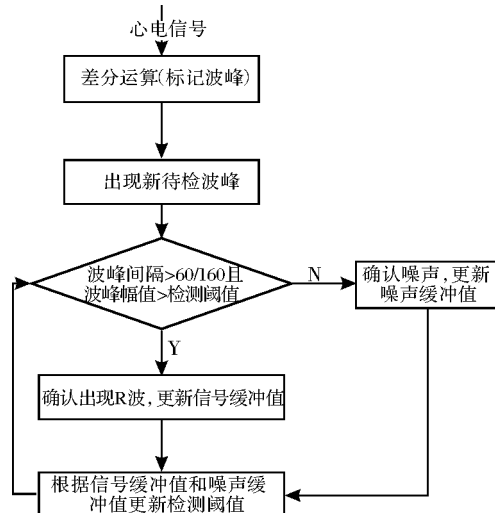


图2 自适应阈值法提取R波

Figure 2. R waves were extracted by adaptive threshold method

此算法,最主要的三个变量为检测阈值 T 、噪声缓冲值 N 和信号缓冲值 S 。

算法首次执行时,先由下式计算初始值 PH

$$T = \frac{1}{3} \text{MAX}(\text{ECG}(30\text{point})) \quad (9)$$

$$S = T \quad (10)$$

$$N = \frac{1}{2} \text{MEAN}(\text{ECG}(30\text{point})) \quad (11)$$

上式的意思为:首先设定第一个检测阈值为前30个波峰中最大波峰的1/3,第一个信号缓冲值也为前30个波峰中最大波峰的1/3,设定第一个噪声缓冲值为前30个波峰中最小波峰的1/2。

一个波峰到来时,如果波峰值 $PEAK$ 小于当前检测阈值,则将此波峰识为噪声,同时更新噪声缓冲值,其更新式为

$$N_{i+1} = 0.125PEAK + 0.875N_i \quad (12)$$

如果此波峰值 $PEAK$ 大于当前检测阈值,则将此波峰识为R波,同时更新信号缓冲值,其更新计算式为

$$S_{i+1} = 0.125PEAK + 0.875S_i \quad (13)$$

当一个波峰检测完毕之后,更新检测阈值。其更新计算式为

$$T_{i+1} = N_{i+1} + 0.25(S_{i+1} - N_{i+1}) \quad (14)$$

如此循环,每一个波峰的检测都是建立在前期所有波峰检测效果的基础上进行,同时结合波峰阈值条件,可以比较准确地检测出R波。

4 人体生理状态评估和心律失常分类

4.1 心率计算

心率是指每分钟心跳的次数。心率的快慢是判定

心脏疾病的重要依据,安静状态下,成人正常心率为60~100次/min。心率可分为平均心率(AHR)和瞬时心率(IHR)。瞬时心率反应了心跳是否均匀,一些心脏疾病都是以瞬时心率为判断依据,而平均心率则主要反应心脏的工作强度和工作状态。

通过式(15)可以计算出瞬时心率 IHR

$$\text{IHR} = \frac{60 \times \text{freq}}{T_{i+1} - T_i} \quad (15)$$

通过式(16)可以计算出平均心率 AHR

$$\text{AHR} = \frac{60 \times (N-1) \times f}{T_N - T_1} \quad (16)$$

其中 freq 为心电信号的采样频率; N 为R波的个数; T_{i+1} 和 T_i 分别为相邻R波出现的时间, T_1 和 T_N 分别为首尾R波出现的时间。

4.2 人体生理状态评估

心率变异性(HRV)反应了人体心电信号相邻RR间期、平均RR间期以及瞬时心率等参数的变化情况,是心跳不稳定性的量化计算。对心率变异性的分析实际上是对心动周期变异的分析。

心率变异性可以用式(17)表示。

$$\text{HRV} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{1}{\sqrt{2}} |RR_i - RR_{i+1}| \right)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{1}{\sqrt{2}} |RR_i - RR_{i+1} - 2\overline{RR}| \right)^2}} \quad (17)$$

RR间期变异系数(RRVC)用于评估身体疲劳度,用式(18)表示。

$$\text{RRVC} = \frac{\text{HRV}}{\text{IHR}} \quad (18)$$

任意时刻的身体疲劳度(BF_i)可用式(19)来表示。

$$BF_i = \text{RRVC}_i - \text{RRVC}_r \quad (19)$$

其中 RRVC_i 为当前RR间期变异系数, RRVC_r 为身体放松状态下的RR间期变异系数。

任意时刻的精神疲劳度(SF_i)可以用式(20)来表示

$$SF_i = \frac{\text{HRV}_i - \text{HRV}_r}{\text{IHR}_i - \text{IHR}_r} \quad (20)$$

其中, HRV_i 为当前心率变异性, HRV_r 为精神放松状态下的心率变异性, IHR_i 为当前瞬时心率, IHR_r 为精神放松状态下的瞬时心率。

4.3 常见心律失常分类

在不掌握专业医学知识的情况下,很难依据心电图判定心律失常的类别。而在检测出瞬时心律和RR间期的前提下,根据表3的判定条件,可以对一些心律

失常症状做出初步诊断。

表3 常见心律失常判定条件

Table 3. Criteria for common arrhythmias

类别	判定条件
漏搏	$2.4\text{ s} \geq \text{RR 间期} \geq 2 \times \text{AHR}$
停搏	$\text{RR 间期} \geq 2.4\text{ s}$
心动过速	$\text{IHR} \geq 100\text{ 次/min}$
心动过缓	$\text{IHR} \leq 60\text{ 次/min}$
心律不齐	相邻 RR 间期差 $\geq 0.16\text{ s}$

5 仿真分析

5.1 MIT-BIH 标准心电数据库心电信号提取

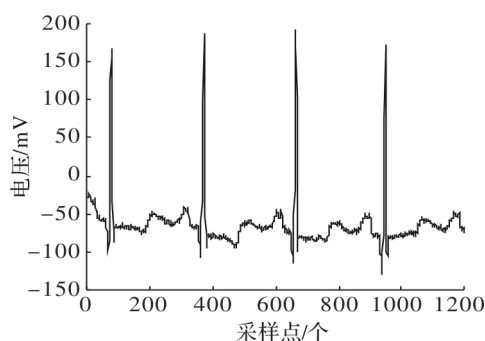


图3 第100组心电信号

Figure 3. Group 100 ECG

以 MIT-BIH 心率失常数据库中第100组心电记录为例,依据“100.he”头文件相关说明,读取“100.dat”数据文件,设置时间窗口,提取前1200个采样点,经 MATLAB 绘制生成的心电波形如图3所示。

5.2 心电信号去噪预处理效果仿真

为了验证心电信号去噪算法的有效性,以 MIT-BIH 心率失常数据库中第100组心电记录为例,提取前12000个采样点,从时域和频域两个方面进行仿真分析。

在时域上,心电信号去噪前后效果如图4和图5所示。

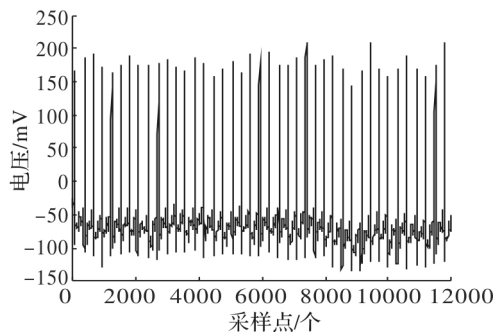


图4 心电信号去噪前时域图

Figure 4. Time domain diagram of ECG signal before denoising

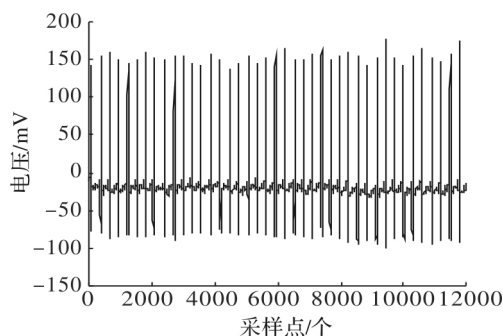


图5 心电信号去噪后时域图

Figure 5. Time domain diagram of ECG signal denoised

从图4和图5对比可以看出,去噪后的心电信号明显抑制了低频基线漂移干扰。

在频域上,心电信号去噪前后效果如图6~图7所示。

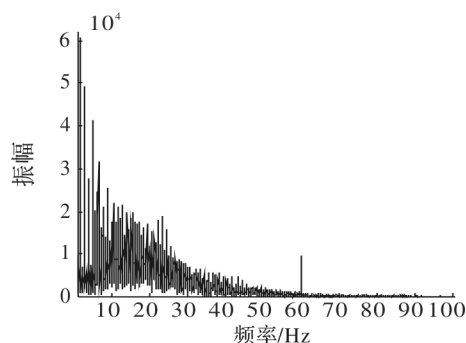


图6 心电信号去噪前谱分析

Figure 6. Spectral analysis of ECG signal before denoising

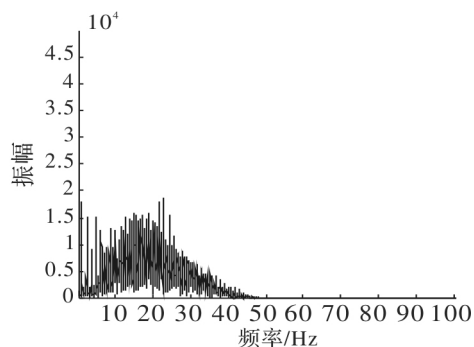


图7 心电信号去噪后谱分析

Figure 7. Spectrum analysis of ECG signal after denoising

从图6和图7对比可以看出,去噪后的心电信号有效抑制了低频干扰、60 Hz 的工频干扰和微弱的高频干扰。

5.3 改进差分自适应阈值法 R 波检测

对 MIT-BIH 心率失常数据库中记录100~119 (不含108和110)共18组心电数据分别采用差分固定阈值法和改进差分自适应阈值算法检测 R 波,结果如表4~表5所示。

由表4可见,差分固定阈值算法检测 R 波存在较大的漏检风险,平均准确率仅有80.84%,其检测结果

将影响 RR 间期和心率计算,也将影响人体生理状态评估和常见心律失常判定等其他后续诊断。

表4 固定阈值差分法检测 R 波效果表

Table 4. Effect of fixed threshold difference method in detecting R wave

记录 编号	实际 心拍数	检测 心拍数	漏检数	误检数	准确率 /%
100	2 273	2 272	1	0	99.96
101	1 865	1 861	4	0	99.79
102	2 187	2 094	93	0	95.75
103	2 084	2 072	12	0	99.42
104	2 229	566	1 663	0	25.39
105	2 572	1 385	1 187	0	53.85
106	2 027	1 090	937	0	53.77
107	2 137	2 047	90	0	95.79
109	2 532	2 299	233	0	90.80
111	2 124	451	1 673	0	21.23
112	2 539	2 527	12	0	99.53
113	1 795	1 795	0	0	100
114	1 879	840	1 039	0	44.70
115	1 953	1 953	0	0	100
116	2 412	1 904	508	0	78.94
117	1 535	1 534	1	0	99.94
118	2 288	2 206	82	0	96.42
119	1 987	1 982	5	0	99.75
小计	38 418	30 878	7 540	0	80.84

表5 改进自适应阈值差分法检测 R 波效果表

Table 5. Improved adaptive threshold difference method for R wave detection

记录 编号	实际 心拍数	检测 心拍数	漏检数	误检数	准确率 /%
100	2 273	2 273	0	0	100
101	1 865	1 875	0	10	99.46
102	2 187	2 187	0	0	100
103	2 084	2 084	0	0	100
104	2 229	2 256	0	27	98.79
105	2 572	2 569	3	0	99.88
106	2 027	2 027	0	0	100
107	2 137	2 137	0	0	100
109	2 532	2 518	14	0	99.45
111	2 124	2 136	0	12	99.44
112	2 539	2 508	31	0	98.78
113	1 795	1 795	0	0	100
114	1 879	1 903	0	24	98.72
115	1 953	1 953	0	0	100
116	2 412	2 396	16	0	99.34
117	1 535	1 552	0	17	98.89
118	2 288	2 279	9	0	99.61
119	1 987	1 989	0	2	99.90
小计	38 418	38 437	73	92	99.57

由表5可见,改进差分自适应阈值算法检测 R 波,平均准确率达到 99.57%。其检测效果明显优于固定阈值算法,由此计算出的 RR 间期和心率可以用于

人体生理状态评估和常见心律失常判定。

5.4 心率计算

以 MIT-BIH 心率失常数据库中第 100 组心电记录为例,提取前 12 000 个采样点,仿真生成瞬时心率和平均心律图,如图 8 所示。

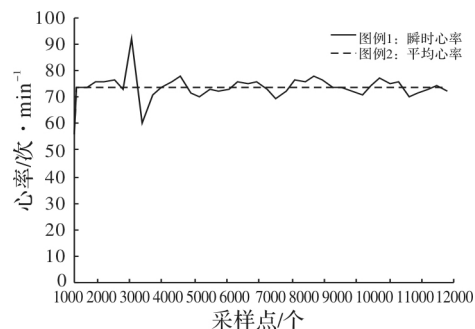


图8 瞬时心率与平均心率

Figure 8. Instantaneous heart rate and average heart rate

经计算可知,平均心率为 73.814 6 次/min。MIT-BIH 心率失常数据库中记录 100 的平均心率为 70 ~ 89 次/min,实验结果在数据库结果范围内。

5.5 人体生理状态评估

以 MIT-BIH 心率失常数据库中第 100 组心电记录为例,提取 650 000 个采样点,计算身体疲劳度和精神疲劳度,结果如图 9 和图 10 所示。

身体疲劳度和精神疲劳度曲线比较平稳,且均值趋近于零值,可见此受检测者身体和精神状态较好。

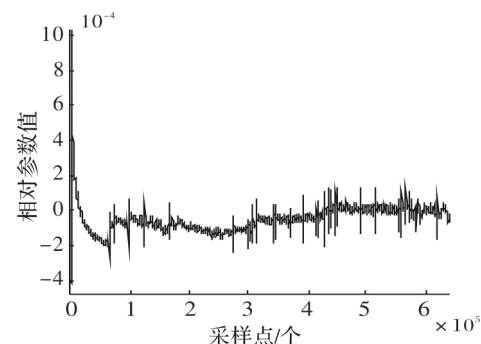


图9 身体疲劳度

Figure 9. Physical fatigue

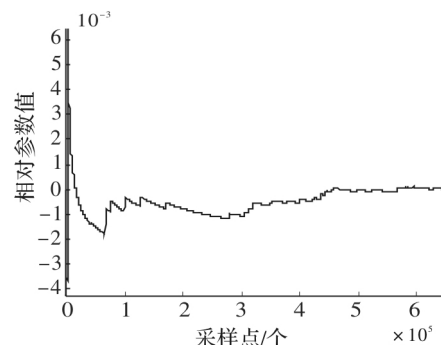


图10 精神疲劳度

Figure 10. Mental fatigue

5.6 常见心律失常分类

对 MIT-BIH 心率失常数据库中第 100 组心电记录的 650 000 个心电节拍进行判定,其判定结果如图 11 所示:停搏 0 次、漏搏 0 次、心动过速 22 次、心动过缓 5 次、心律不齐 76 次。

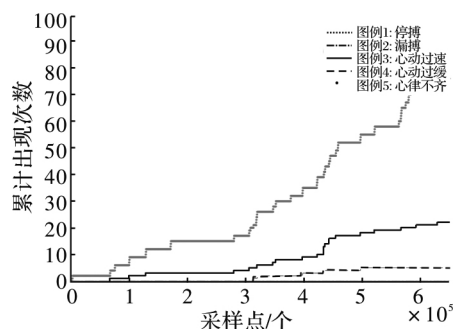


图 11 常见心律失常分类

Figure 11. Classification of common arrhythmias

6 结束语

本文实现了一种改进差分自适应阈值算法的心电信号 R 波检测方法。为了提高心电信号 R 波的检测准确率,一是采用带通滤波与小波阈值滤波相结合的方法完成心电信号前期预处理,二是在一般差分阈值算法的基础上引入了自适应波峰阈值和 R 波间隔阈值,从而提高算法的自适应性和准确率。通过有效提取 R 波,准确完成了心率、心率变异性、身体疲劳度、精神疲劳度计算和常见心律失常的分类,具有一定的临床应用价值。

参考文献

- [1] 李中健,李世锋,申继红,等.心电图学系列讲座(三) - 心电图一般知识[J].中国全科医学,2014,17(3):360-362.
Li Zhongjian, Li Shifeng, Shen Jihong, et al. ECG lecture series (3) - general knowledge of ECG [J]. Chinese General Medicine 2014, 17(3): 360-362.
- [2] Sörnmo L, Laguna P. Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications [M]. Cambridge: Elsevier Academic Press 2005.
- [3] Karmakar C, Jelinek H F, Khandoker A, et al. Multi-lag HRV analysis discriminates disease progression of post-infarct people with no diabetes versus diabetes [C]. Milan: Engineering in Medicine and Biology Society 2015.
- [4] 李延军,严洪,杨向林,等.基于心率变异性的精神疲劳的研究[J].中国生物医学工程学报,2010,29(1):1-6.
Li Yanjun, Yan Hong, Yang Xianglin, et al. Mental fatigue based on heart rate variability [J]. Chinese Journal of Bio-medical Engineering 2010, 29(1): 1-6.
- [5] 付川云.疲劳状态下驾驶人生理及眼动特征研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011.
Fu Chuanyun. Study on physiological and eye movement characteristics of drivers under fatigue [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology 2011.
- [6] 李宏恩.心电信号检测中滤除肌电干扰的方法[J].电子科技,2014,27(2):66-67,70.
Li Hongen. Method of filtering ECG interference in ECG signal detection [J]. Electronic Science and Technology, 2014, 27(2): 66-67, 70.
- [7] 尚宇,徐婷,何永辉.分数阶傅里叶变换在心电信号处理中的应用[J].电子科技,2011,24(8):116-118.
Shang Yu, Xu Ting, He Yonghui. Application of fractional Fourier transform in ECG signal processing [J]. Electronic Science and Technology 2011, 24(8): 116-118.
- [8] 余顺.心电图波形的形态学识别[D].金华:浙江师范大学,2014.
Yu Shun. Morphological recognition of ECG waveform [D]. Jinhua: Zhejiang Normal University 2014.
- [9] Sahoo S K, Subudhi A K, Kanungo B, et al. Notice of retraction feature extraction of ECG signal based on wavelet transform for arrhythmia detection [C]. Visakhapatnam: International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization 2015.
- [10] Chauhan S, Vig L. Anomaly detection in ECG time signals via deep long short-term memory networks [C]. Paris: IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics 2015.
- [11] 黄家洛,郑日荣,曾绳涛.心电信号特征检测算法研究[J].机电工程技术,2013(8):106-110.
Huang Jiaming, Zheng Rirong, Zeng Shutao. Research on the detection algorithm of ECG signal characteristics [J]. Mechatronics Engineering Technology 2013(8): 106-110.
- [12] 陈耿铎,曾有灵,李喆.自适应双阈值心电信号检测算法研究[J].暨南大学学报(自然科学与医学版),2018,191(3):81-87.
Chen Gengduo, Zeng Youling, Li Zhe. Research on adaptive dual-threshold ECG signal detection algorithm [J]. Journal of Jinan University (Natural Science and Medicine Edition), 2018, 191(3): 81-87.
- [13] 赵羿欧,刘扬.一种改进的差分阈值心电检测算法[J].计算机工程,2011(S1):347-348.
Zhao Yiou, Liu Yang. An improved differential threshold ECG detection algorithm [J]. Computer Engineering, 2011(S1): 347-348.

347-348.

- [14] 王娟,严生梅,彭晓珊.基于 MATLAB 的 MIT-BIH 心电信号快速识别[J].科技创新与应用,2018(8):32-33,35.

Wang Juan, Yan Shengmei, Peng Xiaoshan. Mit-bih ECG signal fast recognition based on MATLAB [J]. Science and Technology Innovation and Application, 2018(8): 32-33, 35.

- [15] 宋喜国,邓亲恺. MIT-BIH 心率失常数据库的识读及应

用[J].中国医学物理学杂志,2004,21(4):230-232.

Song Xiguo, Deng Qinkai. Recognition and application of MIT-BIH arrhythmia database [J]. Chinese journal of medical physics, 2004, 21(4): 230-232.

- [16] Tan H G R, Tan A C, Khong P Y et al. Best wavelet function identification system for ECG signal denoise applications [C]. Kuala Lumpur: International Conference on Intelligent and Advanced Systems, 2007.



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY



欢迎订阅 电子科技

Electronic Science and Technology

邮发代号: 52-246

投稿网址: <http://journal.xidian.edu.cn/dzkj>