

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210155

心电信号降噪及 R 波提取技术研究*

景会成¹ 白世平¹ 崔传金¹ 赵欣² 白英杰¹

(1.华北理工大学电气工程学院 唐山 063210; 2.赣州紫荆中科智能科技有限公司 赣州 341199)

摘要: 心电信号中 R 波的准确定位是其他波形定位的基础,在心电信号特征波形的研究中处于首要位置。本文根据 R 波在整个心电波形中幅值最为明显的特点,提出了一种基于小波理论提取 R 波的方法。首先选择合适的方法去除心电信号中的噪声,其次对去噪后的心电信号做 5 层小波分解得到各阶近似信号与细节信号,再次将得到的第 3、4 阶细节信号叠加,将叠加信号的均值作为搜索的阈值,并确定搜索起点,最后将搜索起点的横坐标映射至纯净的心电信号中,并使用逐点比对幅值的方式向后搜索,直至找到 R 波。使用 MIT-BIH 数据库中的数据进行多次实验验证,实验结果表明此算法能够准确的定位 R 波,检验的准确率为 99.65%,召回率为 99.86%。

关键词: 心电信号去噪;小波分解;细节信号;R 波检测

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4099

Research on ECG signal noise reduction and R-wave extraction technology

Jing Huicheng¹ Bai Shiping¹ Cui Chuanjin¹ Zhao Xin² Bai Yingjie¹

(1. School of Electrical Engineering, North China University of Technology, Tangshan 063210, China;

2. Ganzhou Bauhinia Zhongke Intelligent Technology Co., Ltd., Ganzhou 341199, China)

Abstract: The accuracy of locating R wave in ECG signal is the basis of other waveform location, and it is in the primary position in the study of ECG signal characteristic waveform. According to the most obvious characteristic of R wave in the whole ECG waveform, this paper proposes a method to extract R wave based on wavelet theory. First, select an appropriate method to remove the noise from the ECG signal, and then perform 5-layer wavelet decomposition on the denoised ECG signal to obtain approximate signals and detail signals of each order. The average value of the superimposed signal is used as the search threshold, and the search starting point is determined. Finally, map the abscissa of the search starting point to the pure ECG signal, and use the method of comparing the amplitude point by point to search backward, until the R wave is found. Using the data in the MIT-BIH database for multiple experimental verifications, the experimental results show that this algorithm can accurately locate the R wave, and the accuracy of the inspection is 99.65%, the recall rate is 99.86%.

Keywords: ECG signal denoising; wavelet decomposition; detail signal; R wave detection

0 引言

心电信号 (electrocardiosignal, ECG) 是心脏内心肌细胞电活动的客观反映,在临床上通过对心电信号的分析可以诊断出心律失常、慢性缺血性心脏病、心肌炎、冠心病等心血管疾病^[1]。心电信号的 QRS 复合波反映了人体左右心室去极化电位的变化,包含了丰富的病理生理信息^[2]。在 QRS 波群中,R 波的幅值最为明显,其准确定位将直接影响心电信号中其他特征波形的的位置。因此,对于 R 波的定位研究可以看作是区分正常心律和病理性心律的基础。

但由于心电信号的微弱性及低频特性(幅值范围为 $10 \mu\text{V} \sim 4 \text{mV}$,频率范围为 $0.05 \sim 100 \text{Hz}$)^[3],使得心电信号的处理及 R 波检测存在一定困难。

目前心电信号 R 波的提取方法大致可分为两类:一是直接检测,即根据心电信号中 R 波的波形特点对 R 波进行识别,例如差分阈值法^[4-5]、小波变换法^[6];二是通过机器学习的方法学习标准 R 波的模板,然后通过计算样本波形与标准波形之间的相关度来识别 R 波,例如模板匹配法,数学形态学运算法,神经网络法^[7-8]。张晓军等^[9]使用带通滤波器结合小波阈值算法对原始心电信号进行去噪,并针对

收稿日期:2022-05-29

* 基金项目:河北省自然科学基金(F2015209308)项目资助

传统差分阈值算法阈值固定的特点,设定 R 波间隔阈值与自适应峰值阈值,每当检测到一个波峰后,根据检测结果动态调整阈值,从而提高检测的准确度。此方法准确度虽高,但由于每次检测前需更新阈值,算法复杂度也较高。Hulya 等^[10]用小波变换的方法对 ECG 信号进行处理,他将 ECG 信号分解成 4 级,通过对信号的各级近似系数与细节系数处理去除噪声并提取 R 波,但此方法的去噪效果不佳,导致 R 波定位的准确率较低。吴建等^[11]将心电信号做一阶差分,应用模板匹配的方法对 R 波进行检测,但此算法对倒置的心电信号 R 波识别率不高。刘炜等^[12]利用几何形态群组特征方法对 R 波进行检测,但并未对信号进行预处理,导致在高频噪声存在时检测效果很差。

在上述方法的基础上,许多专家学者在心电信号处理领域做了大量的研究,但很少能够兼顾信号去噪与 R 波检测方法的准确、简便、稳定。本文首先针对心电信号的 3 种常见噪声,选择适合的方法将噪声去除,并在田学隆等^[13]提出的基于小波变换的 R 波检测方法的启发下,提出了一种基于小波理论的向后遍历搜索的算法提取 R 波。首先对信号做 5 层小波分解,然后将第三、四尺度的细节信号叠加,并求出信号的均值作为搜索的阈值,最后通过逐点比较幅值的方式以固定周期向后搜索,检测出 R 波的准确位置。

1 心电信号去噪

常见的心电噪声包括基线漂移、肌电干扰及工频干扰,这些噪声的存在会造成 R 波的误检或漏检,需选用合适的滤波方法将其滤除。

1.1 EMD 方法滤除基线漂移

本文选择经验模态分解(empirical mode decomposition,

EMD)方法^[14]滤除基线漂移,此方法可将复杂信号分解为 n 个本征模态函数(IMF)和一个趋势项,IMF 是指任一点的瞬时频率都有意义的函数,趋势项指信号经过分解后得到的剩余值。此方法的分解步骤为:

1)对于输入的原始信号 $x(t)$,首先需确定信号的所有极值点;

2)画出极值点的上下包络,并根据包络的平均值绘出均值曲线 $m_1(t)$;

3)令 $d_1(t) = x(t) - m_1(t)$,依据 IMF 函数判断条件对 $d_1(t)$ 进行判断,若符合,则认为 $d_1(t)$ 为第一个 IMF 分量;若不符合,则重复步骤 1)、2),直到满足判断条件,记满足条件的第一个函数为 $c_1(t)$ 。对应的剩余值即为趋势项,记为 $r_1(t)$;

4)对上一步得到的 $r_1(t)$ 重复步骤 1)~3),得到第二个 IMF 分量,记为 $c_2(t)$,对应的趋势项记为 $r_2(t)$ 。重复以上步骤,直到趋势项 $r(t)$ 变成一个单调信号为止。

最终经过 EMD 分解的原始信号可用下式表示:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

式中: n 为分解出的 IMF 分量个数, $r(t)$ 为趋势项。

基线漂移噪声相较于心电信号属于低频信号,因此由以上理论可知基线漂移的主要成分应分布在高阶的 IMF 分量中,即趋势项中。根据张喜红等^[15]在 EMD 算法上的研究,对含有基线漂移噪声的 ECG 信号做 7 层 EMD 分解,将所得的趋势项剔除并重构保留下的 IMF 分量,可得到较好的去噪效果。使用 Matlab 软件进行仿真,导入 MIT-BIH 数据库中的 100 号数据进行实验验证,所得结果如图 1 所示,可以看出经过处理后的信号基线漂移噪声得到了很好的滤除。

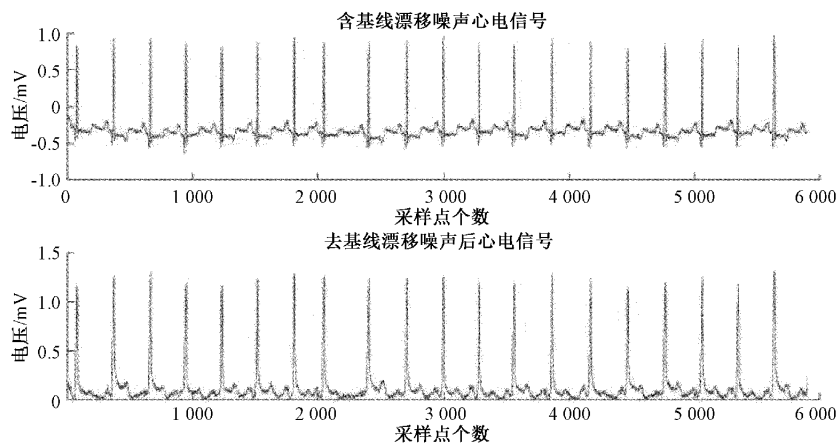


图 1 100 号数据去基线漂移噪声前后对比图

1.2 低通滤波器滤除肌电干扰

肌电干扰由人体肌肉无规则的收缩抖动产生,频率范围一般在 $0 \sim 2\,000$ Hz,主要能量集中在 $30 \sim 300$ Hz,在波形上表现为快速无规律变化的波形。肌电干扰的存在会导致正常

心电信号的细微运动无法被识别,影响后续对心电信号进行分析。相较于肌电噪声干扰而言,心电信号属于低频信号,因此本文选择设计低通滤波器的方法滤除肌电干扰。

本文使用巴特沃斯低通滤波器,其频率响应函数可用

式(2)表示:

$$|H(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + (\Omega/\Omega_c)^{2N}} \quad (2)$$

式中: N 为滤波器的阶数, Ω_c 为通带截至频率。巴特沃斯滤波器的幅频特性曲线如图2。

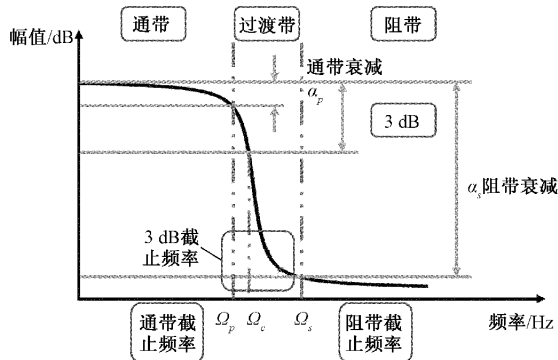


图2 巴特沃斯滤波器幅频特性曲线

可由图2总结巴特沃斯滤波器具有以下特点:

- 1) 当 $\Omega = 0$ 时, $|H(j\Omega)|^2 = 1$, 即频率为0时无衰减;
- 2) 当 $\Omega = \Omega_c$ 时, $|H(j\Omega)| = \frac{1}{\sqrt{2}}$, 通带最大衰减 $\alpha_p =$

$-20\lg |H(j\Omega)|$, 此时 $\alpha_p = 3$ dB, 为通带最大衰减;

3) 当 $\Omega < \Omega_c$ 时, 此时 $|H(j\Omega)|^2$ 具有最大平坦幅度特性, 在频率增加至 Ω_c 之前, $|H(j\Omega)|^2$ 单调减小, 且滤波器阶数 N 越大, 减小的速率就越慢;

4) 当 $\Omega > \Omega_c$ 时, $|H(j\Omega)|^2$ 依然随着频率的增大而减小, 且 N 越大, 减小的速率就越快, 此时通带内的衰减速度要小于阻带内的衰减速度。

巴特沃斯滤波器属于 IIR 滤波器的一种, 传递函数可由式(3)表示:

$$H(z) = \frac{\sum_{j=0}^M b_j z^{-j}}{1 + \sum_{i=1}^N a_i z^{-i}} \quad (3)$$

本文设计的滤波器的参数为: 通带截止频率 $W_p = 40$ Hz, 阻带截止频率 $W_s = 160$ Hz, 通带内最大衰减 $R_p = 0.1$ dB, 阻带内最小衰减 $R_s = 160$ dB, 采样频率 $F_s = 1000$ Hz。首先利用 buttord 函数计算滤波器的阶数 N 与截止频率 W_N , 然后利用 butter 函数求解传递函数的系数 a, b 。导入数据后运行程序, 得到的去噪结果如图3所示, 可以看出通过低通滤波操作后, 信号上细小无规律的波形得到了很好的滤除。

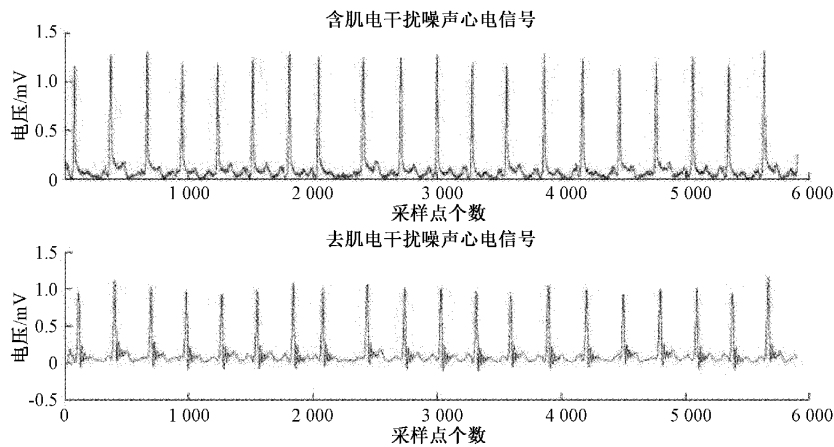


图3 100号数据去肌电干扰噪声前后对比图

1.3 50 Hz 陷波滤波器滤除工频干扰

工频噪声主要由供电设备产生, 我国使用的 50 Hz 交流电会对心电信号的采集产生影响, 有时干扰会非常大以至于将有用的信号完全淹没, 因此有必要将其滤除。陷波滤波器属于带阻滤波器的一种, 阻带非常狭窄, 可以很好的在某一频率点迅速衰减输入信号, 本文选择设计二阶 IIR 陷波滤波器滤除 50 Hz 工频噪声的干扰。陷波器的传递函数为:

$$h(s) = \frac{s^2 + \omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (4)$$

可由上式得出陷波器的基本原理, 当输入信号的频率 $s = j\omega_n$ 时, 该函数的分子为 0, 即增益为 0, 所以此频率的

信号将会被衰减掉。本文设置的陷波器参数为: 中心频率 $\omega_o = 50$ Hz, 品质因数 $Q = 55$, 带宽 $BW = \omega_o/Q = 0.909$, 将中心频率和带宽作为参数代入 irrnotch 函数中, 求出数字滤波器的分子系数与分母系数, 代入式(3)中即可得到二阶 IIR 陷波滤波器的传递函数。图4为陷波器的幅值响应图, 可以看出此陷波器很好的抑制了 50 Hz 的干扰信号, 且对于其它频率的信号几乎无影响。

1.4 去噪效果评估

使用信噪比(SNR)和均方误差(MSE)两项指标评估本文去噪方法的去除效果, 指标的计算公式由式(5)、(6)给出:

$$SNR = 10\lg\left(\frac{\sum_{n=1}^N y(n)^2}{\sum_{n=1}^N [x(n) - y(n)]^2}\right) \quad (5)$$

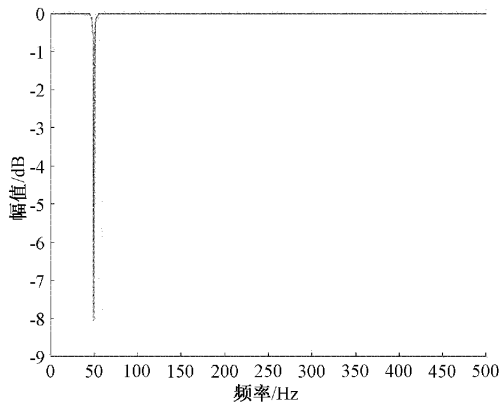


图 4 陷波器幅值响应图

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^N [x(n) - y(n)]^2}{N} \quad (6)$$

其中, $x(n)$ 为原始心电信号, $y(n)$ 为经过去噪处理后的信号, SNR 越大, MSE 越小, 信号的去噪效果越好。截取 30 000 个采样点的数据, 计算得到的 SNR=14.085 3, MSE=0.039 3。

2 心电信号 R 波提取

2.1 小波分解与重构

本文使用小波变换的快速算法 Mallat 算法, 此算法以 DWT 和多尺度分析为基础, 在分解过程中利用小波分解滤波器 H、G 实现对信号的逐级分解, 具体公式如下:

$$A_j[f(t)] = \sum_k H(2t - k)A_{j-1}[f(t)] \quad (7)$$

$$D_j[f(t)] = \sum_k G(2t - k)A_{j-1}[f(t)] \quad (8)$$

上述公式中 j 代表分解尺度, $A_j[f(t)]$ 和 $D_j[f(t)]$ 分别代表第 j 层尺度上的近似系数与细节系数。分解过程中, 尺度 j 上的细节系数 $D_j[f(t)]$ 由上一层的近似系数 $A_{j-1}[f(t)]$ 与小波分解滤波器 G 做卷积操作后再隔点采样得到, 近似系数 $D_j[f(t)]$ 由上一层的近似系数 $D_{j-1}[f(t)]$ 与小波分解滤波器 H 做卷积操作后再隔点采样得到, 通过上述操作即可将原始信号被分解到不同频率的子频带上。分解过程可用图 5 表示。

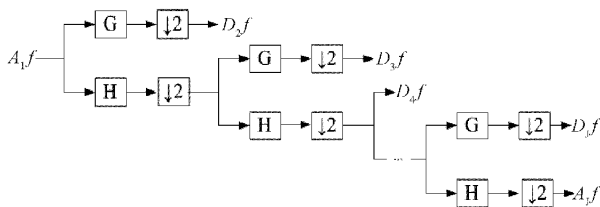


图 5 Mallat 算法分解过程

信号的重构过程是分解过程的逆运算, 首先对尺度 j 上的近似系数 $A_j[f(t)]$ 与细节系数 $D_j[f(t)]$ 做隔点补零操作, 然后分别与小波重构滤波器 g, h 做卷积, 将所得

的结果相加得到尺度 $j - 1$ 上的近似系数 $A_{j-1}[f(t)]$, 重复上述操作即可完成对信号的重构。信号重构过程可用式(9)表示:

$$A_j[f(t)] = 2\left\{ \sum_k h(t - 2k)A_{j+1}[f(t)] + \sum_k g(t - 2k)D_{j+1}[f(t)] \right\} \quad (9)$$

在使用小波变换进行信号处理时, 首先要选取合适的小波基函数, 本文选择的 Daubechies(dbN)小波与心电信号的形态特征较为相似, 且随着阶次的增加, 重构信号的光滑性与频域局部化能力也会更优, 但计算量也会变大, 实时性也会变差。经综合考虑本文选择 db6 小波作为小波基函数, 当阶次 $N=6$ 时可以满足对光滑性和局部分析能力的要求, 且计算量适中。

2.2 心电信号分解

本文数据的采样频率为 1 000 Hz, 根据采样定理可知信号的有效频率应在 0~500 Hz。对去噪后的心电信号做 5 层小波分解得到各尺度频率分布如表 1 所示。

表 1 心电信号 5 尺度分解频率分布 Hz

分解尺度	近似信号频率带宽	细节信号频率带宽
1	0~250	250~500
2	0~125	125~250
3	0~62.5	62.5~125
4	0~31.25	31.25~62.5
5	0~15.625	15.625~31.25

对信号做 5 层分解, 得到各阶的细节信号如图 6, 其中一阶细节信号主要为肌电噪声信号, 二阶细节信号主要包括工频干扰和部分肌电噪声, 三、四阶细节信号主要为心电信号的 QRS 波群能量, 五阶细节信号包括少量 QRS 波群及 P 波、T 波能量。

2.3 R 波检测算法

通过分析心电信号分解后的波形频率分布可知, R 波的主要能量集中在第三尺度与第四尺度的细节信号中, 第二尺度与第五尺度的细节信号虽也含有部分 R 波能量, 但从图 6 中看出, 第三尺度与第四尺度的细节信号基本上只保留了高幅值的 R 波部分, 一些低幅值的波形得到了很好的抑制, 因此本文选择对第三尺度与第四尺度的细节信号做叠加, 通过检测叠加后信号上由 R 波产生的模极值对实现 R 波的定位。第三尺度与第四尺度细节信号叠加后的信号如图 7。

本文提出的 R 波检测算法实现步骤为:

1) 首先利用式(10)计算叠加信号的平均值, 并将求得的平均值作为搜索的阈值;

$$Threshold = \frac{sum(QES_DET)}{length(QRS_DET)} \quad (10)$$

2) 找到叠加信号中幅值大于阈值的第一个采样点, 记

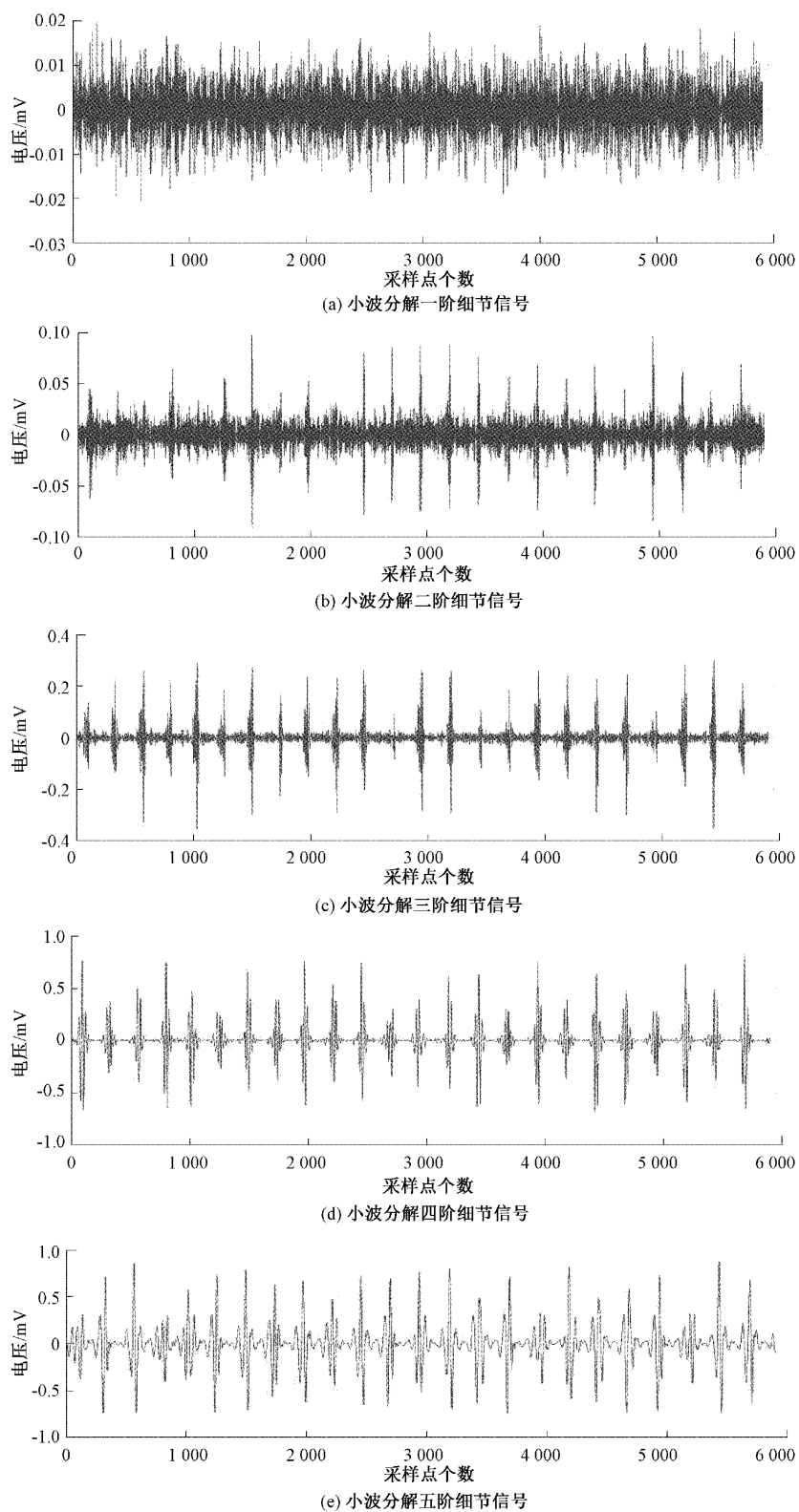


图6 小波分解1~5阶细节信号

录下该采样点的横坐标,并映射至未经分解的纯净心电信号中;

3)将步骤1)找到的纯净心电信号第一个点的横坐标

作为遍历起点,纵坐标的值认定为最大值,以150个采样点为周期向后遍历,若后一个点纵坐标的值大于前一个点,则把后一个点纵坐标值认定为最大值,并记录该幅值

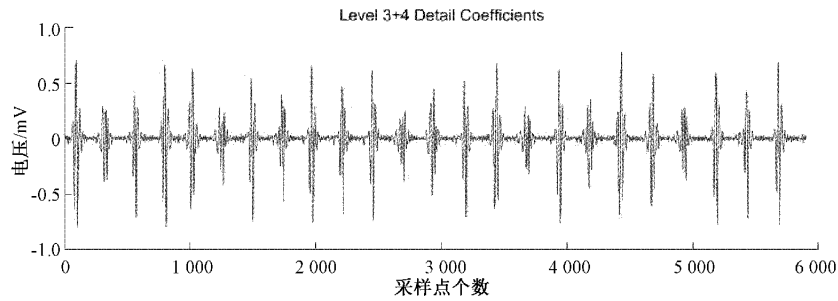


图 7 三、四尺度细节信号叠加图

最大值点的横坐标,直至遍历整个周期;

4)搜索完第一个周期内的所有点后,再对叠加信号中第一个周期之后的采样点进行搜素,找到幅值大于阈值的第一个点,并重复步骤 2)、3),直至遍历完所有采样点。

上述步骤中,式(10)的分子为叠加后信号的幅值和,分母为叠加后信号的长度,即采样点的个数,Threshold为叠加信号的均值。叠加信号由于滤除了两个 R 波之间的低幅值波形,主要包含 R 波所生成的模极值对,所以求出的平均值应较小,幅值在 0 mV 上下,但心电信号中 R 波

的幅值要远高于其他波形的幅值,因此本文将阈值设置为信号均值虽然会增加需要遍历的采样点个数,但优点在于不会出现漏检,准确率高。步骤 3 中周期设置为 150 个采样点的原因 QRS 波群的时限为 0.06~0.10 s,最长不会超过 0.11 s,本文设置的采样频率为 1 000 Hz,因此 150 个采样点等同于 0.15 s,理论上在此时限内必然会存在且只存在一个 R 波,通过大量实验证明以 150 采样点为周期能够得到较为可靠的结果。R 波检测算法流程可用图 8 表示。

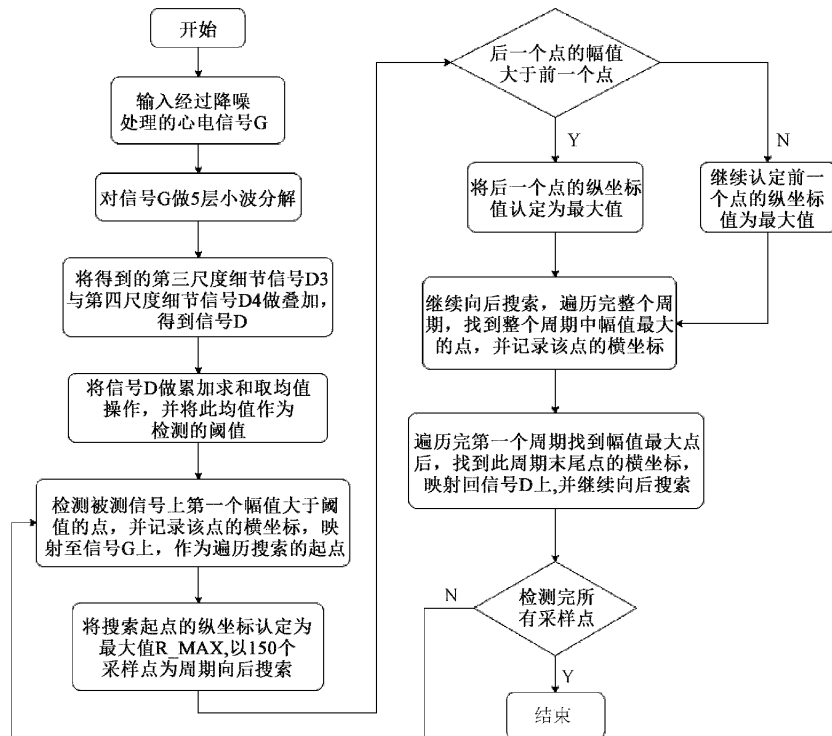


图 8 本文算法检测流程

3 实验及结果分析

挑选 MIT-BIH 数据库中的 103 号、113 号、116 号、119 号病例数据进行仿真实验,其中 103 号数据含有明显的基线漂移噪声,113 号数据的波形受到右束支传导阻滞影响,116 号数据的波形受到左束支传导阻滞影响,119 号

数据室性早搏现象明显。这 4 条数据均属于比较典型的心率失常波形,从上述四条数据中各截取 30 000 个采样点的数据进行本文算法的仿真实验,实验结果图 9 所示。

从图 9 中可以看出,本文算法对于一些典型的心律失常波形具有良好的检测效果,为了进一步验证本文算法的准确性,随机挑选 MIT-BIH 数据库中 20 组数据对本文算

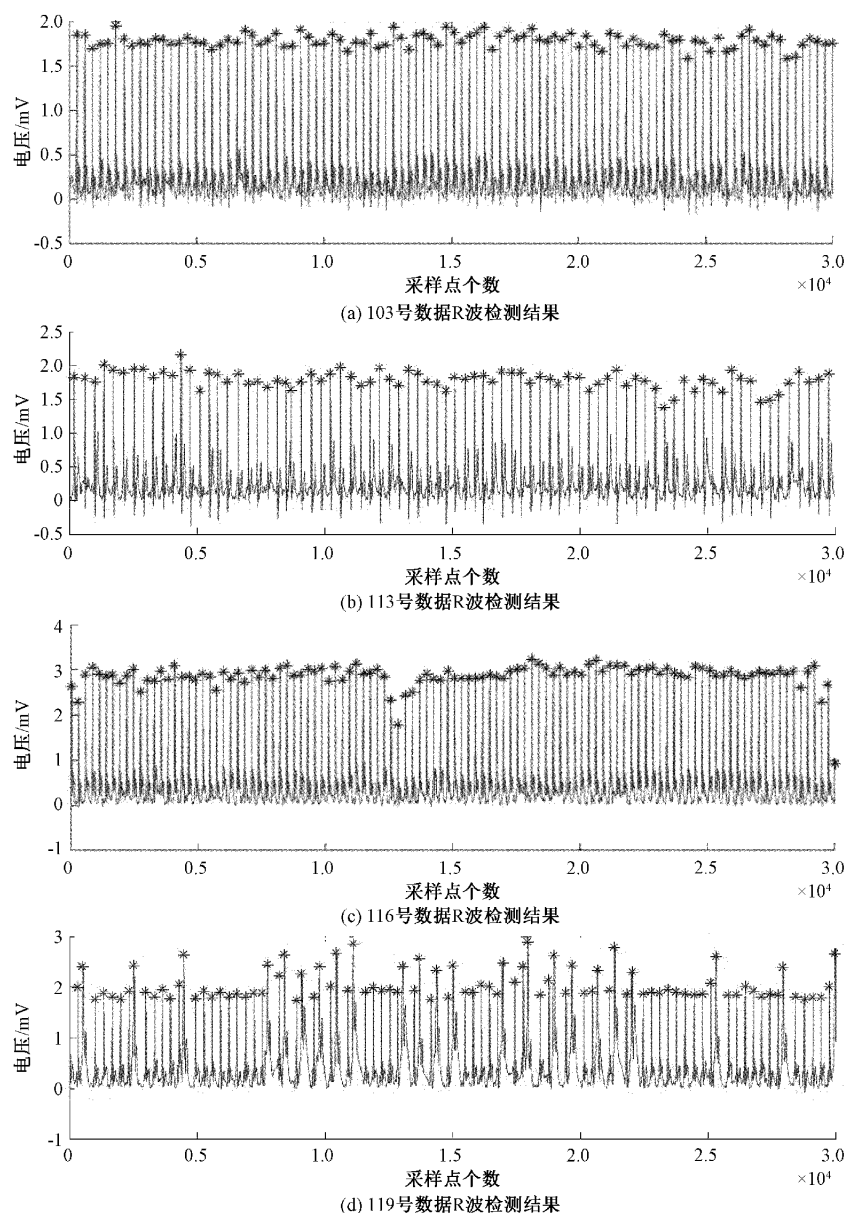


图9 仿真实验结果

法进行实验,使用准确率(P)和召回率(R)两项指标评价本文算法的性能,两项指标的计算公式由式(11)、(12)给出,其中 TP 表示实际检出数, FN 表示漏检数, FP 表示误检数。实验结果如表 2 所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

表 2 数据中 ECG14 号数据误差较大,截取部分数据绘图可看出,此条数据存在心室扑动现象,当人体发生心室扑动现象时,波形变化会比较剧烈, QRS 波群变得模糊,且此条数据本身携带的噪声过大,噪声滤除不彻底导致对 R 波的定位受到了影响,图 10 为对 ECG14 号数据的检测结

果。其余 19 条数据总体准确率较高,部分数据的检测准确率达到 100%,总体准确率(含 ECG14)为 99.65%,总体召回率(含 ECG14)为 99.86%。检测误差主要表现在误检方面,漏检现象出现较少。分析本文 R 波检测算法原理也不难得出,本文算法为逐采样点比较幅值确认 R 波的位置,因此漏检现象比较少见,而由于数据与数据之间的差异性,以 150 个采样点为周期可以满足大部分数据对于准确性的要求,对于少数异常数据,设置此周期会偶有误检现象的发生,但总体检测率符合预期效果,对于此问题的优化也是下一步要着重研究的点,以增强本文算法的普遍适应性。

本文算法对比文献[4]、[9]、[10]中的 R 波检测算法,对比结果如表 3 所示。其中文献[4]与文献[10]选取的样

表 2 本文算法仿真实验结果

数据编号	R 波总数 (Total R)	实际检出数 (TP)	漏检数 (FP)	误检数 (FN)	准确率 (P)	召回率 (R)
ECG01	2 273	2 273	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG02	2 187	2 190	0	3	0.998 632	1.000 000
ECG03	2 084	2 084	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG04	2 572	2 593	2	21	0.991 966	0.991 966
ECG05	2 027	2 035	0	8	0.996 084	1.000 000
ECG06	2 532	2 532	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG07	2 539	2 543	0	4	0.998 430	1.000 000
ECG08	1 795	1 797	0	2	0.998 888	1.000 000
ECG09	1 953	1 953	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG10	2 412	2 406	6	0	1.000 000	0.997 512
ECG11	1 987	1 989	0	2	0.998 995	1.000 000
ECG12	2 476	2 476	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG13	1 518	1 528	0	10	0.993 498	1.000 000
ECG14	2 332	2 235	20	97	0.958 405	0.991 131
ECG15	2 650	2 650	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG16	2 748	2 759	0	6	0.997 830	1.000 000
ECG17	2 262	2 262	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG18	2 154	2 154	0	0	1.000 000	1.000 000
ECG19	2 048	2 032	14	5	0.997 545	0.993 157
ECG20	2 656	2 633	23	0	0.991 340	0.991 340
合计	45 205	45 124	65	158	0.996 510	0.998 562

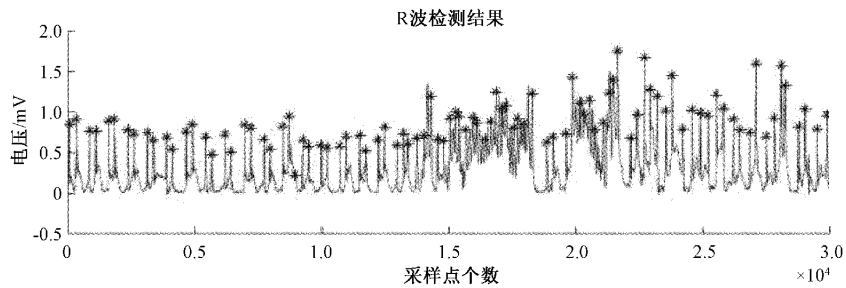


图 10 ECG14 号数据 R 波检测结果

本数与本文相当,本文算法的检测准确率与召回率优于文献[4]与文献[10]中的算法。文献[9]中算法所选样本数据较少,在同等样本数据下进行对比结果如表 4 所示,本文算法的准确率与召回率仍高于文献[9]中算法。

表 3 算法结果

算法	本文算法	文献[4]	文献[9]	文献[10]
R 波总个数	45 205	38 418	23 464	44 650
漏检数(FN)	65	73	48	179
误检数(FP)	158	92	86	272
准确率/%	99.65	99.57	99.63	99.39
召回率/%	99.85	99.81	99.79	99.60

表 4 文献[9]同等数据条件下

算法	R 波 检出数 (TP)	漏检数 (FN)	误检数 (FP)	准确率 (P)/%	召回率 (R)/%
本文算法	23 464	32	62	99.73	99.86
文献[9]算法	23 464	48	86	99.63	99.79

4 结 论

本文针对心电信号常见的三种噪声,分别选择了合适的方法进行滤除,使用 MATLAB 平台进行仿真实验,实验结果表明,本文使用的方法可以有效的去除心电信号中的

噪声,去噪后的信号信噪比为 14.085 3,均方误差为 0.039 3。提出了一种基于小波理论向后搜索的算法对去噪后的心电信号进行 R 波的定位,并进行了仿真实验。实验结果表明,本文算法的检验准确率为 99.65%,召回率为 99.85%,同时算法的稳定性强,原理简单,易于工程实现,对于心电信号 R 波的检测具有一定的意义,但本文算法的普适性不够好,还需进一步完善。

参考文献

- [1] HE R N, WANG K Q, LI Q, et al. A novel method for the detection of R-peaks in ECG based on K-Nearest Neighbors and Particle Swarm Optimization [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017,2017(1): 82.
- [2] KULKARNI S S, RAJANKAR S O. Preprocessing techniques of electrocardiogram [J]. International Journal of Engineering and Computer Science, 2016, 5(6):16746-16748.
- [3] HABERMAN Z C, JAHN R T, BOSE R, et al. Wireless smartphone ECG enables large scale screening in diverse populations [J]. Journal of Cardiovascular Electrophysiology, 2015, 26 (5): 520-526.
- [4] QIN Q, LI J Q, YUE Y G et al. An adaptive and time-efficient ECG R-peak detection algorithm [J]. Journal of Healthcare Engineering, 2017: 1-14.
- [5] 曹鸯婷,陈俊丽.改进型阈值提取心电信号的 R 峰值[J].电子测量技术,2015,38(12):107-110.
- [6] 彭自然,王国军.用小波变换对 ECG 信号进行去噪研究[J].信号处理,2017,33(8): 1122-1131.
- [7] 刘光达,周葛,董梦坤,等.基于 FFNN 和 1D-CNN 的实时心律失常诊断系统与算法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(3):35-42.
- [8] 冯宝亮,史斌君,左国坤,等.基于图案化柔性织物电极的非接触式多体位睡眠心电监测系统[J].仪器仪表学报,2021,42(7):126-134.
- [9] 张晓军,吴芝路.基于改进差分阈值算法的心电检测技术研究[J].电子科技,2020,33(2):6-13.
- [10] HULYA K S, SULEYMAN C, OMER S. Wavelet transform based noise removal from ECG signal for accurate heart rate detection using ECG[C] Medical Technologies National Conference. Bodrum, Turkey: IEEE,2016: 1-4.
- [11] 吴建,李康,庞宇,等.基于差分阈值与模板匹配的心电 R 波提取算法[J].重庆邮电大学学报:自然科学版,2015, 27(3):372-376.
- [12] 刘炜,王林,李润川,等.基于几何形态群组特征的 R 波检测算法[J].计算机应用研究,2020, 37 (2): 473-476.
- [13] 田学隆,闫春红,俞亚青,等.基于小波变换的 R 波检测算法[J].生物医学工程学杂志,2006(2):257-261.
- [14] HUANG N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454: 903-995.
- [15] 张喜红,王玉香.基于 EMD 算法的心电信号基线漂移去除方法研究[J].重庆科技学院学报(自然科学版),2016,18(2):98-100.

作者简介

景会成,硕士,副教授,主要研究方向为微信息化技术、智能技术及应用。

E-mail:jinghc606@163.com

白世平,硕士,主要研究方向为智能感知与信息系统。

E-mail:baishiping86@126.com