

基于 EWT 和结构特征提取的 心电信号 R 波识别算法

林金朝^{1,3}, 李必禄^{1,3}, 李国权^{1,3}, 黄正文², 庞宇³

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 布鲁内尔大学电子与计算机工程系, 英国伦敦 UB8 3PH;
3. 光电信息感测与传输技术重点实验室, 重庆 400065)

摘要: R波作为心电信号中最明显的特征,常作为确定心电信号其他波段的重要依据. 针对现有算法识别率低的问题,提出一种基于经验小波变换和信号结构特征的R波识别算法. 首先利用经验小波变换对心电信号频谱进行自适应分割,在分割区间上构造合适的小波滤波器组提取出具有紧支撑的模态分量,然后对提取出的各模态分量进行频谱分析,找出R波对应的高频分量并对其进行结构分析,从而实现R波的准确定位. 仿真结果表明,所提算法对心电信号R波识别的灵敏度达到99.93%,准确率达到99.92%,阳性准确率达到99.99%,并且算法耗时仅0.68s,对R波具有很好的识别效果.

关键词: 心电信号; R波识别; 经验小波变换; 结构特征提取

中图分类号: TN911.72; TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)06-1217-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200907

Recognition Algorithm of R Wave in ECG Based on EWT and Structure Feature Extraction

LIN Jin-zhao^{1,3}, LI Bi-lu^{1,3}, LI Guo-quan^{1,3}, HUANG Zheng-wen², PANG Yu³

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. Department of Electronic and Computer Engineering, Brunel University London, London UB8 3PH, Britain;
3. Chongqing Key Laboratory of Photoelectronic Information Sensing and Transmission Technology, Chongqing 400065, China)

Abstract: As the most obvious feature of electrocardiogram (ECG), R wave is often used as an important basis to determine other bands of ECG. Aiming at the low recognition rate of existing algorithms, an R-wave recognition algorithm based on empirical wavelet transform and signal structure characteristics is proposed. Firstly, the empirical wavelet transform is used to adaptively segment the spectrum of ECG signal, and the appropriate wavelet filter banks are constructed in the segmentation interval to extract the tightly supported modal components. Then, the spectrum of each extracted modal component is analyzed to find out the corresponding high frequency component of R wave and analyze its structure, so as to realize the accurate positioning of R wave. The simulation results show that the sensitivity, accuracy and positive rate of the proposed algorithm for R-wave recognition of ECG signal are 99.93%, 99.92% and 99.99% respectively, and the algorithm takes only 0.68s with a good recognition effect for R-wave.

Key words: electrocardiogram (ECG); R-wave recognition; empirical wavelet transform (EWT); structural feature extraction

1 引言

心电信号作为心脏电活动的表现形式,实时反映着心脏的运行状态,是心血管疾病临床诊断的重要依据^[1]. 一个标准周期的心电信号由P波, QRS复合波以及T波组成,不同的波形对应着心脏不同的电活动^[2].

QRS复合波是心电信号中特征最明显的波群,其中R波峰值最为突出,是确定心电信号其他波、段、以及间期的重要参考^[3]. 因此,R波的准确识别是心电自动分析的重要前提.

针对心电信号中R波的识别, Pan和Tompkins提出基于导数滤波器的算法^[4]. 该算法易于实现,能够用

收稿日期:2020-08-20;修回日期:2021-03-26;责任编辑:李勇锋

基金项目:国家重点研发计划(No. 2019YFC1511300);国家自然科学基金(No. 61671091, No. 61971079);重庆市自然科学基金面上项目(No. cstc2019jcyj-msxmX0666);四川省区域创新合作项目(No. 2020YFQ0025);重庆市创新群体(No. cstc2020jcyj-cxttX0002)

于 R 波的实时识别,但由于特征波频率的波动,基于滤波的方法识别性能受到较大影响^[5]. 吴建等提出一种基于差分阈值和模板匹配的方法对心电信号的 R 波进行识别^[6]. 该方法阈值的设定取决于上一次检测到的 R 波,当相邻 R 波出现幅值相差较大的情况,漏检现象比较明显. Peng 等通过小波变换提取特征信号的频率分量,经能量积分处理来实现 R 波的定位^[7]. Qin 等结合小波变换和一阶微分对 R 波进行识别^[8]. 但小波基函数的选择影响着各细节分量中的能量分布,从而影响 R 波的识别准确率^[9]. Slimane 结合经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 和 Butterworth 滤波器对 R 波进行定位^[10]. 但基于 EMD 的方法计算量庞大,难以满足实时处理的要求^[11]. Kim J 提出一种基于 QRS 波振幅和持续时间的双重标准来实现 QRS 波的识别. 该方法计算复杂度较低,适用于实时识别,但该算法过于依赖滤波器和阈值处理等预处理方法^[12,13]. Khaled 将人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 引入心电 R 波的识别中, R 波识别准确率可达 99.91%^[14]. 但 ANN 在训练阶段需要大量心电信号的先验信息,运算量大,内存资源消耗高,难以用于实时识别^[3,9].

针对以上问题,本文提出一种基于经验小波变换 (Empirical Wavelet Transform, EWT) 和信号结构特征提取的心电信号 R 波识别算法. 首先,利用 EWT 自适应分割心电信号频谱,在分割区间上构造合适的小波滤波器组提取具有紧支撑的模态分量. 然后对提取出的各模态分量进行频谱分析,找出 R 波对应的高频分量并对其进行结构分析,从而实现 R 波的准确定位.

2 EWT 算法

EWT 根据信号 Fourier 频谱特征对信号频谱进行自适应划分,通过在分割区间上构建合适的小波滤波器组提取具有紧支撑的 AM-FM 信号分量. 根据传统小波重构理论,通过细节系数和近似系数对信号进行重构.

2.1 Fourier 频谱区间划分

在 Shannon 准则限制下,在对 Fourier 频谱进行分析时,信号频谱范围规范化为 $[0, \pi]$. 假定信号频谱被划分成 N 段连续区间 $[A_1, A_2, \dots, A_N]$, 所需 $N+1$ 条分界线, 设 ω_n 为区间边界, 则 $A_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$; 除去已知的频谱边界 $\omega_0 = 0$ 和 $\omega_N = \pi$, 仍需要确定 $N-1$ 条边界线.

自适应确定频谱区间划分段数以及区间分界线采用“locmax”方法^[15,16]. 本文总结了采用“locmax”方法对频谱划分区间段数 N 以及分界线 ω_n 确定的具体流程, 如图 1 所示.

2.2 经验小波尺度函数与小波函数

经验小波为定义在分割的频谱区间 A_n 上的带通滤波器. 依据 Meyer 小波的构造理论, 经验小波尺度函

数 $\hat{\varphi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 分别被定义为式 (6) 和 (7).

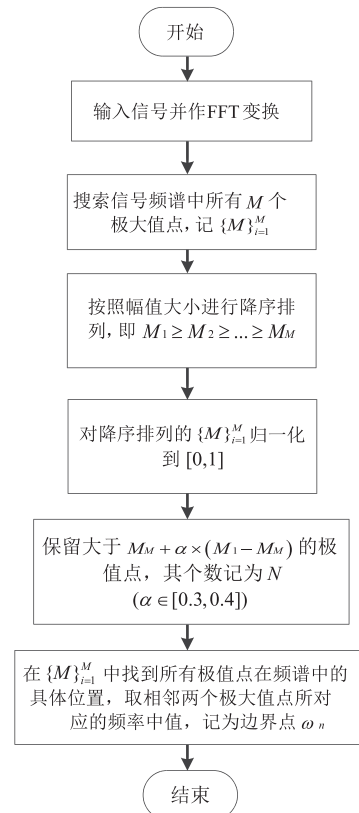


图1 区间段数 N 以及区间分界线 ω_n 确定流程

2.3 信号的分解与重构

借鉴经典小波变换理论, 经验小波通过待测信号 $f(t)$ 与小波尺度函数和小波函数分别做内积可以获取其逼近系数 $W_f^e(0, t)$ 和细节系数 $W_f^e(n, t)$. 运算规则如式 (1) 和 (2) 所示.

$$\begin{aligned} W_f^e(0, t) &= \langle f, \varphi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\varphi_1(\tau - t)} d\tau \\ &= (\hat{f}(\omega) \hat{\varphi}_1(\omega))^\vee \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} W_f^e(n, t) &= \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau \\ &= (\hat{f}(\omega) \hat{\psi}_n(\omega))^\vee \end{aligned} \quad (2)$$

式中, “ \wedge ”表示求傅里叶变换, “ \vee ”表示求傅里叶逆变换, $\langle a, b \rangle$ 表示求 a 与 b 的内积.

按照传统小波重构信号的思路, 根据细节系数与逼近系数对信号进行重构, $f(t)$ 的重构公式如式 (3) 所示:

$$\begin{aligned} f(t) &= W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{i=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) \\ &= (W_f^e(0, \omega) \varphi_1(\omega) + \sum_{i=1}^N W_f^e(n, \omega) \psi_n(\omega))^\vee \end{aligned} \quad (3)$$

式中：“*”表示求卷积，从重构公式中可以看出，信号 $f(t)$ 被分解成 1 个逼近分量 $f_0(t)$ 和 $N-1$ 个细节分量 $f_k(t) (k=1,2,\dots,N-1)$ ，其表示形式如式(4)、(5)：

$$f_0(t) = W_f^e(0,t) * \varphi_1(t) \tag{4}$$

$$f_k(t) = W_f^e(k,t) * \psi_k(t) \tag{5}$$

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \tag{6}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1})\right)\right], & (1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \tag{7}$$

式中， $\gamma\omega_n$ 为经验小波滤波器过渡带宽度， $\beta(x)$ 是 $C^k([0,1])$ 上满足以下条件的任意函数：

$$\beta(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \tag{8}$$

$$\beta(x) + \beta(1-x) = 1, \quad \forall x \in [0,1] \tag{9}$$

一般取 $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)^{[15]}$ 。当 $\gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right)$ 时，可得 $\{\varphi_1(t), \{\psi_n(t)\}_{n=1}^N\}$ 在 $L^2(R)$ 上具有紧支撑特性。文献[17]对此进行了详细的证明。

3 本文算法

针对心电信号 R 波的识别，本文提出一种具有自适应性的高准确率算法。首先利用 EWT 对心电信号频谱进行自适应分割，在分割区间上构造合适的小波滤波器组提取出具有紧支撑的模态分量。心电信号经过 EWT 处理后，得到一些列经验模态分量 (Empirical Mode Functions, EMF)。由于 R 波瞬时频率较高，故较高频率的 QRS 波群基本分布在高频 EMFs 中，而瞬时频率较低的 P 波和 T 波会分布在低频 EMFs 中。通过滑动窗口的方式获取高频 EMF 的包络线以获得初步识别的 R 波，再对初步识别到的 R 波根据优化标准进行不断迭代优化来实现 R 的准确识别。算法具体流程如图 2 所示，其具体步骤如下：

(1) 输入心电信号 $x(n)$ ，并对其进行傅里叶变换以获取信号频谱。

(2) 通过“locmax”方法确定频谱区间段数 N 以及频谱区间边界 ω_n 。

(3) 根据经验小波尺度函数 $\hat{\varphi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 的定义在分割的频谱区间 A_n 上构造小波滤波器组，具体表达式见式(6)和(7)。

(4) 将 $x(n)$ 与经验小波尺度函数 $\hat{\varphi}_n(\omega)$ 进行内积运算获取信号分解的逼近系数 $W_f^e(0,t)$ ，与经验小波

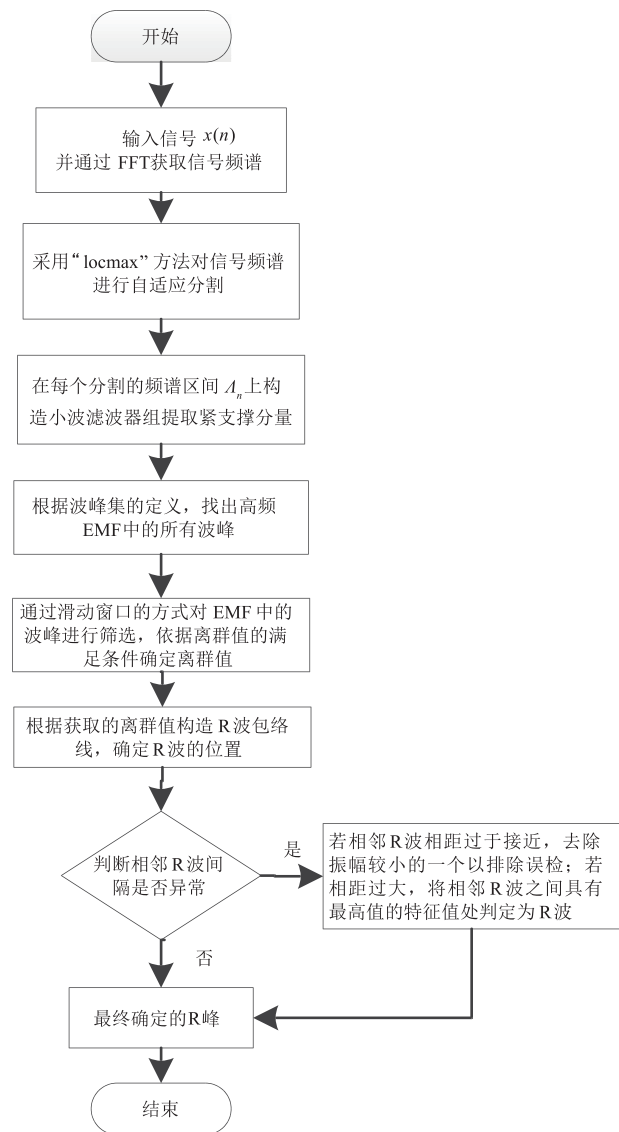


图2 本文算法流程图

函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 进行内积运算获取信号分解的细节系数 $W_f^e(n,t)$ ，具体过程见表达式(1)和(2)。

(5) 通过逼近系数 $W_f^e(0, t)$ 和细节系数 $W_f^e(n, t)$ 按照式(3)对信号进行重构, 得到信号分解后的逼近分量 $f_0(t)$ 和细节分量 $f_k(t)$ ($k = 1, 2, \dots, N-1$), 见式(4)和式(5). 对 EWT 重构后的各分量进行频谱分析, 获取 R 波特征最明显的高频 EMF_h , 并从该 EMF_h 中提取所有波峰的特征值.

$$F^\wedge = \left\{ \begin{array}{l} [t, v] | EMF_h(t) > EMF_h(t-1), EMF_h(t) > EMF_h(t+1) \\ v = EMF_h(t)^2 * \text{sgn}(EMF_h(t)), 0 < t < N-1 \end{array} \right\} \quad (10)$$

式中, $\text{sgn}()$ 表示符号函数, v 表示满足波峰集的特征值.

(6) 设计以时间步长 i 为中心, 大小为 $2\alpha + 1$ 的滑动窗口, 计算该滑动窗口内波峰特征值的平均值 α_i 和标准差 s_i :

$$\alpha_i = \text{mean}(v_j | i - \alpha \leq t_j \leq i + \alpha) \quad (11)$$

$$s_i = \text{std}(v_j | i - \alpha \leq t_j \leq i + \alpha) \quad (12)$$

(7) 判断滑动窗口内的特征值是否是离群值, 离群值必须满足以下条件^[18]:

① 滑动窗口内的特征值满足正态分布.

② R 峰是滑动窗口内的局部极大值.

③ 在滑动窗口内随机选择的特征为 R 峰的概率小于或等于 32%.

若特征值 $EMF_h(i)$ 满足以上条件, 并且超出 1σ 界限, 则 $EMF_h(i)$ 为一个离群值, 将该特征作为构造 R 峰的包络节点:

$$NT = \{ EMF_h(i) | v_i > \alpha_i + s_i \} \quad (13)$$

(8) 对 NT 按 t_i 进行升序排列, 对包络节点之间的值进行线性插值, 使得每个特征 $EMF_h(i)$ 在构造的 R 峰包络线 $ET(i)$ 中都有对应的值. 为了达到这一要求, 滑动窗口内必须至少有一次心跳. 因此在执行步骤(6)

的时候, 本文取 $\alpha = \frac{F_s - 1}{2}$, F_s 为心率.

(9) 通过 R 峰的包络线 $ET(i)$ 可以确定初步 R 波的位置, 但 R 波的误检现象和漏检现象比较严重. 因此, 需要对初步识别到的 R 波进行优化. 通过滑动窗口的方式搜索初步识别到的 R 波中连续太近和连续太远的波峰对. 对于 R_i 内连续太近的波峰对, 去除振幅最小的一个以排除误检; 对于 R_i 内连续太远的波峰对, 将他们之间具有最高值的特征处判定为 R 波来“添加”一个 R 波, 这样可以排除漏检现象. 根据心率对连续 R 波峰位置是否过于接近和过于分离进行判断, 判断标准见式(14)和式(15):

$$|R_i(k) - R_i(j)| < \frac{60 \cdot F_s}{HR_{\max}} \quad (14)$$

$$|R_i(k) - R_i(j)| > \frac{60 \cdot F_s}{HR_{\min}} \quad (15)$$

式中, $R_i(k)$ 表示第 i 次迭代搜索过程中得到的 R 峰 k , $R_i(j)$ 表示第 i 次迭代搜索过程中得到的 R 峰 j , F_s 表示所识别心电信号的心率, HR_{\max} 表示最大心率, 本文取 $HR_{\max} = 220\text{bpm}$, HR_{\min} 表示最小心率, 本文取 $HR_{\min} = 30\text{bpm}$.

4 仿真分析

为了验证本文算法对 R 波的识别效果, 本文对 QT 数据库^[19]中的心电信号进行测试. 该数据库由美国麻省理工大学与 Beth Israel 医院合作建立的 MIT-BIH 心律失常数据库和欧洲心脏病学会 ST-T 数据库以及 Beth Israel 医院收集的其他几个心电数据库中的部分数据构成. 该数据库一共包含 105 个时长为 15 分钟双通道的动态心电记录, 采样频率为 250Hz, 分辨率为 11bit, 并且每个心电记录均含有一种或多种噪声干扰, 同时伴随着一种或多种心律失常. 在每个记录中, 节拍都是由专家在一个小间隔内使用交互式图形显示手动确定. 该数据库的心电信号具有现实变化的各种 QRS 形态^[8]. 本文从该数据库中随机选取 20 条心电数据, 并采用每条心电记录中通道 1 的数据作为实验信号源 $x(n)$. 为了验证本文算法的实际应用效果, 分别通过 Pan-Tomkins 算法, 文献[12]中的算法和本文算法分别对 $x(n)$ 中的 R 波进行识别, 利用仿真图和评价指标对 R 波的识别效果进行定性分析和定量分析来评估本文算法的性能.

为了定量分析本文算法对 R 波的识别效果, 引入灵敏度 Sen, 阳性准确率 +P 和准确率 Acc 这三个评价指标对仿真结果进行评估^[8]; 此外, 为了衡量算法的实时处理性能, 通过算法运行时间对算法处理速度进行定量评估.

(1) 灵敏度:

$$\text{Sen} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100\% \quad (16)$$

式中, TP 为正确识别到的 R 波的个数, FN 为漏检的 R 波的个数.

(2) 阳性准确率:

$$+P = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \times 100\% \quad (17)$$

式中, TP 为正确识别到的 R 波的个数, FP 为误检的 R 波的个数.

(3) 准确率:

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP}} \times 100\% \quad (18)$$

4.1 算法有效性验证

利用 Pan-Tomkins 算法, 文献[12]中的算法和本文

算法分别对来自 QT 数据库的心电信号 $x(n)$ 进行测试,通过仿真图和评价指标分别对这几种算法的 R 波识别效果进行定性和定量分析,来验证本文算法的有效性.

4.1.1 定性分析

分别采用 Pan-Tomkins 算法,文献[12]中的算法和本文算法对 QT 数据库中的 sel221 信号即 $x(n)$ 进行 R 波的识别,并对识别到的 R 波在 $x(n)$ 上进行标记.从图 3 来看,Pan-Tomkins 算法在对 $x(n)$ 进行 R 波的识别的时候,在第 91 个采样点处出现了 R 波漏检现象,在第 4923 个采样点处发生 R 波误检.由于第 91 个采样点位于信号起始部分,所包含的形态学信息较少,使得 Pan-Tomkins 算法获得的信号斜率信息不足而导致 R 波的漏检.sel221 在第 4923 处由于噪声心律失常出现一个较高的波形与 R 波幅度相近,这导致了 Pan-Tomkins 算法在该处出现漏检现象.从图 4 可以得到,文献[12]算法识别 $x(n)$ 中 R 波的时候,在第 27 个采样点处发生 R 波的误检.从图 5 中可以看出,本文算法将 $x(n)$ 中的 R 波全部准确无误地识别出来,有效避免了前两种算法在信号起始阶段的漏检和误检现象,有效避免了 Pan-Tomkins 在心律异常发生时出现的误检现象.

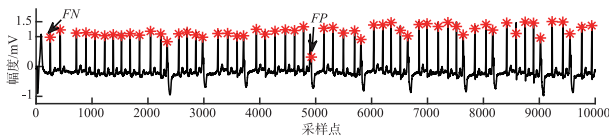


图3 Pan-Tomkins算法对 $x(n)$ 中R波的识别

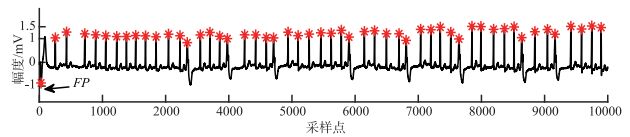


图4 文献[12]算法对 $x(n)$ 中R波的识别

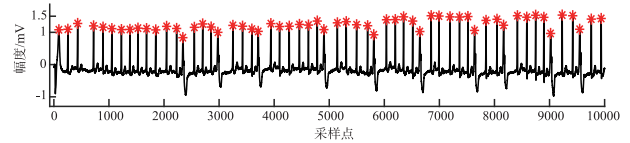


图5 本文算法对 $x(n)$ 中R波的识别

4.1.2 定量分析

本文从 QT 数据库中选取具有代表性的 20 个心电记录,并将这些心电记录中第一通道的数据作为仿真测试信号源.为了衡量本文算法的性能,通过灵敏度,阳性准确率,准确率这三个评价指标对本文算法进行评估.在同等条件下分别利用 Pan-Tomkins 算法,文献[12]算法,文献[8]算法对从 QT 数据库选取的 20 条心电记录进行测试,并且用同样的评价指标去衡量算法的性能.通过将这三种算法与本文算法进行对比来体现本文算法的算法性能.

通过对本文算法的性能测试,从表 1 中可以看出,本文算法对心电信号 R 波的识别效果很好,灵敏度高达 99.93%,阳性准确率高达 99.99%,准确率高达 99.92%,同时算法平均运行时间仅 0.68s,可用于 R 波的实时识别.

表 1 本文算法 R 波识别性能评估

ECG 记录	R 峰总数	漏检	误检	错检总数	灵敏度 (Sen)	阳性准确率 (+P)	准确率 Acc	处理时间
sel100	1134	0	0	0	100%	100%	100%	0.71s
sel102	1088	0	0	0	100%	100%	100%	0.70s
sel103	1048	0	0	0	100%	100%	100%	0.69s
sel104	1109	0	0	0	100%	100%	100%	0.71s
sel116	1185	0	0	0	100%	100%	100%	0.66s
sel213	1642	2	0	2	99.88%	100%	99.88%	0.66s
sel221	1247	0	1	1	100%	99.92%	99.92%	0.69s
sel223	1309	4	0	4	99.69%	100%	99.69%	0.68s
sel301	1351	3	0	3	99.78%	100%	99.78%	0.68s
sel302	1500	0	0	0	100%	100%	100%	0.66s
sel310	2012	3	0	3	99.85%	100%	99.85%	0.67s
sel803	1026	0	0	0	100%	100%	100%	0.68s
sel820	1159	0	1	1	100%	99.91%	99.91%	0.67s
sel891	1267	1	0	1	99.92%	100%	99.92%	0.66s
sele0121	1436	2	1	3	99.86%	99.93%	99.79%	0.68s
sele0170	945	1	0	1	99.89%	100%	99.89%	0.66s
sele0203	1246	1	0	1	99.92%	100%	99.92%	0.66s
sele0211	1575	0	0	0	100%	100%	100%	0.67s
sele0409	1737	0	0	0	100%	100%	100%	0.68s
sele0609	1127	1	0	1	99.91%	100%	99.91%	0.66s
合计	26143	18	3	21	99.93%	99.99%	99.82%	0.68s

表 2 四种 R 波识别算法性能对比

R 波识别算法	R 波总数	漏检	误检	错检总数	灵敏度	阳性准确率	准确率	平均处理时间
Pan-Tomkins 算法 ^[4]	26143	17	19	36	99.93%	99.93%	99.86%	1.15s
文献[8]算法	26143	50	21	71	99.81%	99.92%	99.73%	0.78s
文献[12]算法	26143	27	279	306	99.90%	98.94%	98.84%	3.52s
本文算法	26143	18	3	21	99.93%	99.99%	99.92%	0.68s

从表 2 中可得,与其他三种 R 波识别算法进行对比,与 R 波灵敏度最高的 Pan-Tomkins 算法灵敏度相当;与 R 波阳性准确率最高的文献[12]算法相比,阳性准确率提高了 0.05%;与准确率最高的 Pan-Tomkins 算法相比,准确率提高了 0.06%;与其他三种算法相比,本文算法平均处理时间最短,实时处理性更佳;总的来说,本文算法对于 R 波具有更好的识别效果。

4.2 算法稳定性验证

为了验证本文算法的稳定性和适用性,利用本文算法去识别心律失常严重干扰 R 波识别的心电信号。本文分别对最容易出现误检的长停顿心电信号片段和出现高幅度干扰波的心电信号片段以及 T 波高大的心电信号通过本文算法进行测试。识别结果见图 6、图 7 和图 8。

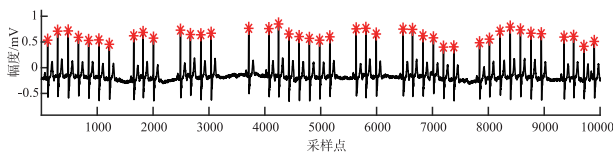


图 6 长停顿心电信号片段 R 波的识别

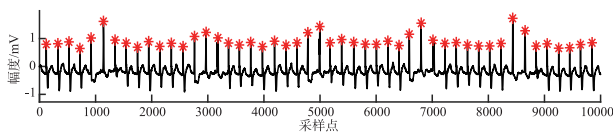


图 7 出现高幅度干扰波心电信号片段 R 波的识别

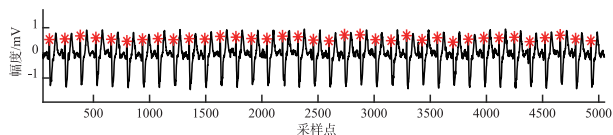


图 8 T 波高大心电信号片段 R 波的识别

从图 6 中可以看出,该心电信号片段在多处出现长停顿现象,本文算法的 R 波识别效果依旧很好。从图 7 中,在第 3000、5000、7000 个采样点附近出现一个干扰 R 波识别的高幅度波形,本文算法并没有识别出两个 R 波而出现误检现象。从图 8 可得到,当 T 波高于 R 波的时候,本文算法并没有将 T 波识别为 R 波,表现出较好的识别效果。

5 结论

本文提出一种基于 EWT 和信号结构特征提取的 R

波识别算法。首先利用 EWT 对心电信号频谱进行自适应分割,在分割区间上构造合适的小波滤波器组提取出具有紧支撑的模式分量。然后对提取出的各模式分量进行频谱分析,找出 R 波对应的高频分量。通过滑动窗口的方式从高频模式分量中提取构造 R 波包络线的特征点构造 R 波包络线获得初步识别的 R 波。最后根据优化标准不断对初步识别到的 R 波进行优化以实现 R 波的识别。本文对 QT 数据库的 20 组心电记录进行测试,通过定性分析和定量分析对本文算法性能进行评估。仿真结果表明,本文算法具有较高的识别效果,计算速度快,对心血管疾病临床诊断具有十分重要的意义。

参考文献

- [1] 庞宇,邓璐,林金朝,等. 基于形态滤波的心电信号去除基线漂移方法[J]. 物理学报,2014,63(09):428-433.
- [2] Nayak C, Saha S K, Kar R, et al. An efficient QRS complex detection using optimally designed digital differentiator[J]. Circuits, Systems and Signal Process, 2019, 38(02): 716-749.
- [3] Sharma L D, Sunkaria R K. A robust QRS detection using novel pre-processing techniques and kurtosis based enhanced efficiency[J]. Measurement, 2016, 87: 194-204.
- [4] J Pan, W Tompkins. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, 32(03): 230-236.
- [5] Park J, Lee S, Park U, et al. R peak detection method using wavelet transform and modified Shannon energy envelope[J]. Journal of Healthcare Engineering, 2017, 2017: 4901017-4901032.
- [6] 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(03): 372-376.
- [7] Peng Z R, Wang G J. A novel ECG eigenvalue detection algorithm based on wavelet transform[J]. BioMed Research International, 2017, 2017: 1-12.
- [8] Qin Q, Li J, Yue Y, et al. An adaptive and time-efficient ECG R-peak detection algorithm[J]. Journal of Healthcare Engineering, 2017, 2017: 5980541-5980541.
- [9] Farashi S. A multi-resolution time-dependent entropy method for QRS complex detection[J]. Biomedical Signal Pro-

- cessing & Control, 2016, 24: 63 – 71.
- [10] Slimane Z H, Naitali A. QRS complex detection using empirical mode decomposition [J]. Digital Signal Processing, 2010, 20(4): 1221 – 1228.
- [11] Lu L, Kong X, Yang K, et al. A low-complexity QRS detection algorithm based on morphological analysis of the QRS complex [J]. WSEAS Transactions on Computers Archive, 2017, 16: 269 – 276.
- [12] Kim J, Shin H. Simple and robust real-time QRS detection algorithm based on spatiotemporal characteristic of the QRS complex [J]. Plos One, 2016, 11 (3): 0150144 – 0150157.
- [13] Harikrishna P, Hussain S J. A comprehensive review on accurate QRS and T wave detection techniques for confirming cardiac abnormalities [A]. 2019 International Conference on Recent Advances in Energy-Efficient Computing and Communication (ICRAECC) [C]. Nagercoil, India: IEEE Press, 2019. 1 – 6.
- [14] Arbateni K, Bennia A. Sigmoidal radial basis function ANN for QRS complex detection [J]. Neurocomputing, 2014, (145): 438 – 450.
- [15] GILLES J, TRAN G, OSHER S. 2D empirical transforms. wavelets, ridgelets, and curvelets revisited [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(1): 157 – 186.
- [16] 刘春, 谢皓, 肖奕霖, 等. EWT 算法在 ECG 信号滤波中的研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1835 – 1842.
- [17] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999 – 4010.
- [18] Burguera A. Fast QRS detection and ECG compression based on signal structural analysis [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 23(1): 123 – 131.
- [19] Laguna P, Mark R G, Goldberg A, et al. Database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG [A]. Computers in Cardiology Conference [C]. Lund, Sweden: IEEE Press, 1997. 673 – 676.

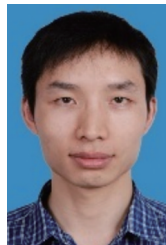
作者简介



林金朝 男, 1966 年 7 月出生, 四川蓬溪人. 2001 年在重庆大学获得工学博士学位. 现为重庆邮电大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为医学信号处理、无线通信传输技术等.



李必禄 男, 1997 年 5 月出生, 四川巴中人. 重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为生物信号处理.



李国权 (通讯作者) 男, 1980 年 12 月出生, 河南南阳人. 2012 年在重庆大学获工学博士学位. 现为重庆邮电大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为 MIMO 无通信传输技术、信号处理等.

E-mail: ligq@cqupt.edu.cn