

基于小波变换的心电图信号中 QRS 综合波检测算法^{*}

刘希顺 王博亮

(国防科技大学电子技术系 长沙 410073)

摘要 在心电图(ECG)数据分析中,其QRS综合波检测是关键。本文应用小波变换,首先对 ECG 信号进行数字滤波,提高信噪比,然后再通过自学习过程确定多个判据来实现 QRS 综合波的精确检测。经 GKD-405A 多导智能分析仪实测数据检测,QRS 综合波正确检测率达 98% 以上。

关键词 小波变换, 心电图, 算法

分类号 TN99,R540.41

Algorithm for Detection QRS Complex in ECG Signal Based on the Wavelete Transform

Liu Xishun Wang Boliang

(Department of Electronic Technology, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract The key is detection of QRS complex in the analysis of ECG signal. Wavelet transform is used to analyse ECG signal. ECG signal is filtered by digital filters, and the QRS complex can be distinguished from noise, baseline drift, and high P or T waves. Adaptive amplitude thresholds are employed to make final determination whether the detected event is a QRS complex. This algorithm has been used in a microcomputer-based medical instrument-Intelligent Multichannel Analyser (mode GKD-405A) The QRS detection rate is above 98%.

Key words wavelet transform, electrocardiogram, algorithm

自 1959 年美国心脏联合会主席 Pipberger 提出自动诊断模型后,心电图(ECG)的自动诊断已取得很大进展,现在已进入了实用阶段。QRS 综合波检测是 ECG 信号分析中的一个关键问题,其精确检测是心电图自动诊断的基础。QRS 综合波检测方法的研究已有不少学者作了大量工作,大致可分为三大类:(1) 阈值法;(2) 模板法;(3) 语句描述法。三类方法各有优缺点。但至今在某些方面都存在不完善的地方,如在干扰严重或非

* 1996 年 11 月 7 日收稿

典型 R 波等情况下检测错误率较大等。

小波变换是近年来新兴起的一种数值分析方法。小波变换实际上是一种时-频局部化分析方法，是对传统傅氏分析的革新与发展。它以自己独特、巧妙的基函数使数值分析达到了一个新的高度。

小波变换的一个重要应用就是用于信号特征点的检测。我们把它用于 ECG 信号处理，ECG 信号经过小波变换，再用阈值检测法检测出 QRS 综合波。小波变换相当于对信号进行低通、高通滤波，以消除噪声干扰和基线漂移的影响，突出 R 波。同时，采用自学习法浮动门限和多标准判定，既有效地消除了强干扰，又克服了病人的个体差异和时间差异，减少漏检和误检，提高了检测的可靠性。

1 小波变换

小波变换把待分析的信号 $f(t)$ 用基小波 $\psi(t)$ 的尺度伸缩和位移来处理。信号 $f(t)$ 的连续小波变换定义为：

$$W_s f(t) = f(t) * \psi(t) = \frac{1}{S} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{t-x}{s}\right) dx \quad (1)$$

其中： S 为尺度； $\psi_s(t) = \frac{1}{S} \psi\left(\frac{t}{S}\right)$ 是母小波在尺度 S 上的伸缩。

在实际应用中，为了便于计算机处理，把尺度按二进制变化，即令 $S=2^j$ ($j \in$ 整数集合 Z)，并称作二进小波变换。此时式 (1) 可表示为：

$$W_{2^j} f(t) = f(t) * \psi_{2^j}(t) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{t-x}{2^j}\right) dx \quad (2)$$

对于数字信号 $f(n) = \{d_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$ ，要把连续小波变换离散化，其二进小波变换可用 Mallat 算法来求，用数字滤波器的形式表示为：

$$S_{2^j} f(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k S_{2^{j-1}} f(n - 2^{j-1}k) \quad (3)$$

$$W_{2^j} f(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k S_{2^{j-1}} f(n - 2^{j-1}k) \quad (4)$$

其中 $S_{2^j} f(n)$ 就是我们要处理的数字信号 $\{d_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$ ； $S_{2^j} f(n) = f(n) * \varphi_{2^j}(n)$ ， φ 为尺度函数； $W_{2^j} f(n)$ 是信号 $f(n)$ 的二进小波变换。 h_k 和 g_k 是正交的数字滤波器 $H(\omega)$ 和 $G(\omega)$ 的系数，它们由基本小波及尺度函数决定。

滤波器 $H(\omega)$ 和 $G(\omega)$ 与小波函数和尺度函数具有如下关系：

$$\hat{\Phi}(2\omega) = H(\omega) \hat{\Phi}(\omega) \quad (5)$$

$$\hat{\Psi}(2\omega) = G(\omega) \hat{\Phi}(\omega) \quad (6)$$

式中“ $\hat{\cdot}$ ”表示傅氏变换。

从式 (3)、(4) 可以看出，只要知道滤波器系数 h_k 和 g_k 的值，就可计算出小波变换的结果，而并不涉及小波函数 ψ 的具体形式。信号 $f(n)$ 的小波变换流程图如图 1 示：

我们选取 3 阶中心 B 样条为基础的小波，可得

$$H(\omega) = (\cos \omega)^3 = \frac{1}{8} (e^{-3j\omega} + 3e^{-j\omega} + 3e^{j\omega} + e^{3j\omega}) \quad (7)$$

因此 $h_0=0$ ， $h_1=\frac{3}{8}$ ， $h_2=\frac{1}{8}$ ， $h_3=0$ 。查表可得^[5]

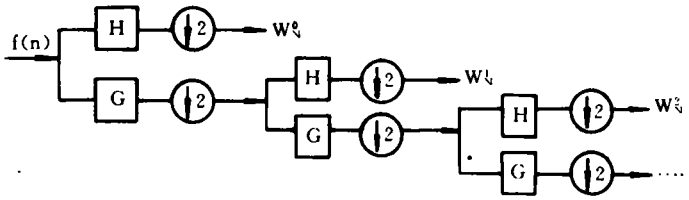


图1 小波变换流程图

$$g_0=0, g_1=0.5798, g_2=0.0869, g_3=0.0061$$

$$h_k=h_{1-k}, g_k=-g_{1-k}; \text{ 当 } k>3 \text{ 时, } h_k=g_k=0.$$

此时, $H(\omega)$ 为低通滤波器, $G(\omega)$ 为高通滤波器。

知道了 h_k 和 g_k 的值, 再通过式 (3)、(4) 的 Mallat 算法就可计算出信号 $f(n)$ 的各阶小波变换。其算法为:

$$\text{信号 } f(n) = \{d_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$$

$$j = 1, S_2^0 f(n) = f(n)$$

while $j < J$

$$S_2^j f(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k S_2^{j-1} f(n - 2^{j-1}k)$$

$$W_2^j f(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k S_2^{j-1} f(n - 2^{j-1}k)$$

$$j = j + 1$$

End of while

其中 J 是小波变换的级数。

2 门限检测自学习过程

信号经过小波变换后, 用浮动门限来检测 QRS 综合波。我们把门限自动调整在噪声上浮动, 能有效地消除基线漂移的影响。门限计算公式为:

$$\text{当 } peak_i \text{ 为信号峰值时, } spki = 0.125 \times peak_i + 0.875 \times spki \quad (8)$$

$$\text{当 } peak_i \text{ 为噪声峰值时, } npki = 0.125 \times peak_i + 0.875 \times npki \quad (9)$$

$$thi_1 = npki + 0.5 \times (spki - npki) \quad (10)$$

$$thi_2 = 0.5 \times thi_1 \quad (10)$$

其中: $peak_i$ ——该点出现峰值 (当前极值); $spki$ ——信号峰值的动态估计; $npki$ ——噪声峰值的动态估计; thi_1 ——初次寻找 QRS 综合波时使用的门限; thi_2 ——回溯寻找 QRS 综合波时使用的门限。同时约定: 当 $peak_i$ 大于最大峰值的一半时即视其为信号峰值, 否则是噪声峰值。

从上面的门限计算中可以看出: 门限 (thi_1 和 thi_2) 是基于 $spki$ 和 $npki$ 的动态估计, 而 $spki$ 和 $npki$ 的新值又要部分地从其旧值中计算得出, 这就使得门限能够依信号和噪声的大小而上下浮动, 不致于固定在一个电平上。这就是自学习算法。

3 决策算法

当经过小波变换后的信号某点值大于门限 thi_1 , 就可认为找到了一个 QRS 综合波。

如果在一定的时间间隔内（平均RR间隔的166%的时间间隔内，其中166%是根据生理特性选取的经验参数）没有发现QRS综合波，就要用低门限 th_2 及时往回寻找QRS综合波，以免漏检。找到一个QRS综合波后，就可在原始ECG信号中根据ECG各波的特点分别找出各波的位置，并自动算出基线电平，此时应对当前R波幅度进行判别比较。如果当前R波幅度不在前一R波幅度的40%~160%之内，则说明当前检到的QRS综合波是一个强干扰或是一种强噪声，而不是真正的QRS综合波，应予以剔除。检测到一个有效的QRS综合波后，跳过200ms的数据点继续寻找下一个QRS综合波。这是因为在当前QRS综合波检测到之后下一个QRS综合波到来之前有一个大约200ms的不应期，在这段时间间隔内生理上是不可能出现QRS综合波的，这就避免了一些误检。

经过以上步骤确认找到了一个有效的QRS综合波之后，就可以找到各相关波的位置，算出一些重要参数（如QRS宽度、PR间隔、P、Q、R、S、T波幅度和ST段电平等）^[6]，并精确计算出RR间隔，为心率失常分析奠定基础。同时，在作心电床边监护时，可精确报出病人的心率。

4 结果与讨论

本算法使用若干组GKD-405A多导智能分析仪连续8小时实测的ECG数据进行分折检测，结果表明：信号经小波变换后，能有效地滤除噪声干扰、抑制基线漂移、突出R波这一特征点，如图2所示。算法已实际应用于YP-201多参数监护仪中。



图2 原始ECG信号与其小波变换

整个算法能准确地检出 QRS 波群, 正确检测率达 98% 以上。虚检出的 R 波, 经分析是基线跳变产生。个别漏检是由于离 R 波很近的强干扰造成的, 结果见表 1。

表 1 QRS 波检测结果

QRS 波总数	正常 QRS 波	异常 QRS 波	误检 (占%)	漏检 (占%)	准确率 (%)
29336	29135	201	119 (0.41)	52 (0.18)	99.41

参 考 文 献

- 1 Tompkins Wj. Webster JG. Design of microcomputer-based medical instrumentation Pretice Mell, 1981
- 2 Tompkins WJ. Patinet worn intelligent arrhythmia System. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, December, 1985
- 3 王博亮, 刘希顺等. 心电信号中 QRS 波群的实时检测算法. 航天医学与医学工程, 1995
- 4 宋国乡等. 数值泛函及小波分析初步, 河南科学技术出版社, 1993
- 5 许传祥等. 零对称和反对称二进小波及其在边缘检测中的应用, 中国图象图形学报, 1996
- 6 顾文荣等. 心电图快速学习法. 人民卫生出版社, 1992

(责任编辑 潘 生)