

· 生物电子学 ·

基于模式识别的胸阻抗信号自动检测算法

李勇明^{1,2}, 陈勃翰¹, 王 品¹

(1. 重庆大学通信工程学院 重庆 沙坪坝区 400044; 2. 第三军医大学生物医学工程与医学影像学院 重庆 沙坪坝区 400038)

【摘要】为了自动识别胸阻抗(TTI)信号中的按压和通气波形,完成相关重要参数的计算,并结合先验知识和机器智能从而完成对心肺复苏质量的监测评估,提出了一种基于模式识别的胸阻抗信号自动检测算法。基于实验采集的猪的电诱导心脏骤停模型TTI信号,设计结合小波和形态学的除噪算法对信号进行预处理,再由多分辨率窗口搜索法完成潜在按压和通气波形的定位,最后采用线性判别分析法对定位的按压和通气波形进行分类识别。实验结果表明,该算法对TTI信号中按压波形和波形分析识别的正确率和敏感度可达到98.237%、94.947%和99.651%、97.282%,稳定性好,且运行时间(0.485±0.07 s)满足实时性要求。

关键词 自动检测; 心肺复苏; 胸外按压; 线性判别分析; 胸阻抗

中图分类号 R318.04 文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2015.06.027

Automatic Detection Algorithm for Transthoracic Impedance Signal Based on Pattern Recognition

LI Yong-ming^{1,2}, CHEN Bo-han¹, and WANG Pin¹

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University Shapingba Chongqing 400044;

2. College of Biomedical Engineering and Medical Imaging, The Third Military Medical University Shapingba Chongqing 400038)

Abstract In order to recognize the compression and ventilation waveforms, obtain the important parameters, and evaluate the CPR quality by combining with prior knowledge, this paper proposes an automatic detection algorithm for transthoracic impedance (TTI) signal based on pattern recognition. The TTI signals that come from pig model based on electrically induced cardiac arrest are reprocessed by denoising algorithm based on wavelet and morphology firstly. Then the potential compression and ventilation waveforms are located by using the searching algorithm of multiresolution window. Finally, the linear discriminant analysis algorithm is used to classify and recognize the located compression and ventilation waveforms. The results show that both the recognition accuracy and sensitivity of the compression and ventilation waveforms are 98.237%, 94.947% and 99.651%, 97.282%, and the running time (0.485±0.07s) satisfies the requirement of clinical applications.

Key words automatic detection; cardiopulmonary resuscitation (CPR); chest compression (CC); linear discriminant analysis (LDA); transthoracic impedance (TTI)

胸外按压(CC)是心肺复苏(CPR)中试图恢复人体自主循环的重要技术,其在基础生命支持中的地位越来越受到重视^[1-2]。胸外按压频率、按压通气循环周期、按压通气参数等CPR核心技术是保证CPR质量的关键问题^[3-4]。通过对胸外按压的检测分析,实时反馈给救援者为心肺复苏过程提供参考,以此避免不必要的按压中断,并让CPR过程中的ECG检测无瑕疵间隔(如进行通气),以正确的评估按压节奏,使救援操作更为标准^[5]。

胸阻抗(TTI)信号值主要是指在心肺复苏过程中人体阻抗的变化,其主要包含了操作者实施胸外按压造成人体胸腔形变而产生的阻抗信号,以及由心脏和血管内血流等变化引起的阻抗信号变化两方面信息^[6]。

现有研究表明,在心肺复苏过程中,胸外按压的快慢、深度均能反映在TTI信号波形中,并且可准确地估算出瞬时的按压频率^[7-8]。通过对TTI信号的分析,指导胸外按压具有可实施性和积极的参

收稿日期: 2014-04-11; 修回日期: 2015-09-16

基金项目: 国家自然科学基金(61108086); 中央高校基金(CDJZR10160003, CDJZR13160008); 国家博士后基金(2013M532153); 重庆市自然科学基金(CSTC2011BB5066, CSTC2012jjA0612); 重庆市科技攻关计划(CSTC 2012gg-yyjs0572); 重庆市博士后特别资助

作者简介: 李勇明(1976-), 男, 博士, 副教授, 主要从事模式识别、信号处理、图像处理等方面的研究。

考意义,可增加心肺复苏操作的成功率^[9]。目前关于波形分析的研究较少。文献[10]采用自适应阈值法进行按压波形分析,但未包含通气波形的识别和处理,普适性较差,难以适用于复杂的波形。文献[11]采用神经网络进行按压和通气波形的模式识别,时间代价较大,而且由于每个信号检测时均需进行学习过程,无法达到实时要求。因此,本文提出了一种基于模式识别的胸阻抗信号自动检测算法,对完成波形定位的去噪后信号进行分类识别;并根据分类识别结果计算信号所反映的按压频率、按压通气比和按压时间比等参数,并依此结合2010年心肺复苏指南中的指标智能评估该次心肺复苏的质量。

1 实验数据

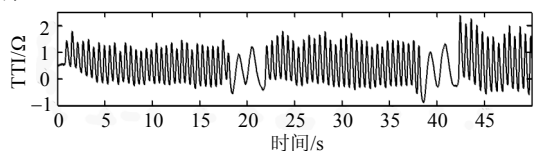
1.1 数据的采集

本文的实验使用的是一个基于家猪的电诱导心脏骤停模型的子数据库,涉及16头公猪。实验所选用的家猪体重均在18~22 kg,并在各项生理参数均趋于稳定时展开实验。实验通过Windaq数据采集系统(DATAQ Instruments Inc, Akron, OH, USA)对TTI信号进行连续的测量,采样频率为300 Hz。实验采集每次CPR过程前2 min的数据,使每组TTI信号均包括一个120 s的连续信号波形。

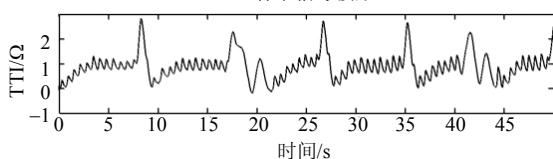
1.2 信号数据

TTI信号中连续的波峰—波谷波形即为一次胸外按压^[12]。在每次按压过程中,TTI信号的振幅变化为通过数据采集系统测量的阻抗波形其波峰和波谷之间的差异。

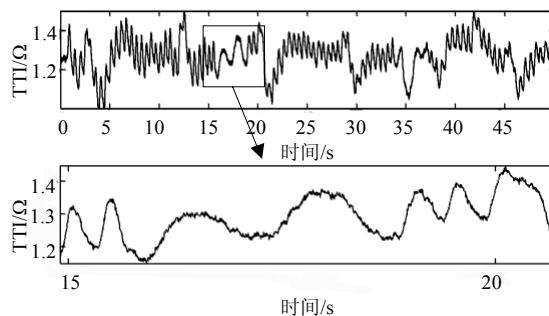
如图1所示,为本次实验所采集到的部分TTI信号。图1a为较标准信号波形,信号波形的按压部分和通气部分对比分明,容易识别。图1中后3段信号为受噪声干扰以及其他原因造成的复杂信号波形。如图1b中,由于按压不规范,信号中出现了与通气相近的波形;图1c中,由于高频噪声和基线漂移的干扰,导致图形部分区域不清晰(如细节处),难以识别。



a. 标准信号波形



b. 按压不规范波形



c. 受干扰信号及其细节部分

图1 原始信号

2 胸阻抗信号自动检测算法

胸阻抗信号自动检测算法的主要流程如图2所示。

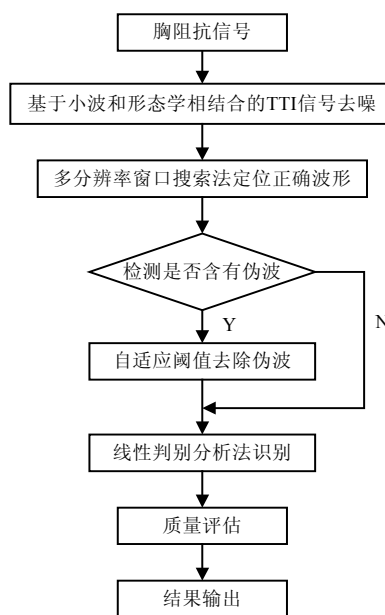


图2 算法流程图

2.1 基于小波和形态学相结合的TTI信号去噪算法

2.1.1 基于小波阈值的TTI去噪

信号中的噪声主要有高频噪声和基线漂移组成。其信号中的高频噪声都是尖锐锋形,且幅值较小。小波变换是一种信号的时间—尺度分析方法,具有时频局域化分析能力和多分辨率分析的特点。其优点在于对于非平稳信号,能根据噪声与信号的不同特性,在小波域中实现信噪分离,从而滤除噪声^[13]。基于小波阈值的去噪方法可分为硬阈值和软阈值两种方法,其中阈值 λ 的大小与阈值均方差 σ 有关。通用的阈值选取方法为 $\lambda = \sigma\sqrt{2\ln N}$,其中 N 为噪声的长度^[14]。噪声均方差 σ 可以通过小波变换的高频细节信号 d_j 来估计,即 $\sigma = \text{median}(|d_j|)/0.6745$ 。其中软阈值估计为:

$$\hat{d}_j = \begin{cases} [\text{sign}(d_j)](|d_j| - \lambda) & |d_j| \geq \lambda \\ 0 & |d_j| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

设含噪TTI信号为 $f(n)$, 基于小波阈值的TTI去噪具体过程如下:

- 1) 对信号 $f(n)$ 使用 bd_1 小波进行7个尺度的小波分解, 得到相应的小波系数 w_j ;
- 2) 选用软阈值, 对小波分解后的系数 w_j 进行阈值处理, 得到小波系数估计值 \hat{w}_j ;
- 3) 利用经过阈值处理的小波系数 \hat{w}_j 进行信号重构, 并通过小波逆变换得到去噪后的TTI信号 $F(n)$ 。

2.1.2 基于形态学运算的TTI信号滤波

在进行小波去噪后, 高频噪声虽然基本得到了消除, 但是所得信号并不平滑且还存在基线漂移。数学形态学中的开运算和闭运算所处理的信息分别与信号的凸、凹有关, 因此可用它们去除噪声、恢复信号, 且其计算简单、速度快, 满足实时性的要求^[15]。开运算通过削去波峰从下面平滑了序列, 抑制了信号中的峰值噪声; 相反, 闭运算通过填充波谷而从上部平滑了序列, 抑制了信号中的谷值噪声^[16]。通过开、闭运算相结合的方式可滤除特定波形, 得到基线漂移信号, 最终达到滤波的作用。

膨胀运算(Dilation, \oplus)和腐蚀运算(Erosion, \ominus)是数学形态学中的基本运算, 定义为: 小波去噪后的TTI信号序列为 $F(n)$, 其定义域为 $n=\{0, 1, \dots, N-1\}$; 结构元素 $S(m)$, 其定义域 $m=\{0, 1, \dots, M-1\}$, 且 $N \gg M$ 。则 $F(n)$ 关于 $S(m)$ 的膨胀运算和腐蚀运算为:

膨胀运算为:

$$(F \oplus S)(m) = \max_{n=m-M+1, m-M+2, \dots, m} F(n) + S(m-n) \quad (2)$$

腐蚀运算为:

$$(F \ominus S)(m) = \min_{n=0, 1, \dots, M-1} F(m+n) - S(n) \quad (3)$$

膨胀运算增大了谷值并增大序列的最大值, 具有填满谷值的效果。相反, 腐蚀运算减小了峰值并增大了序列的最小值, 具有平滑峰值的效果。开运算(opening, \circ)是先进行一次腐蚀运算, 再进行一次膨胀运算。闭运算(closing, \bullet)则是先进行一次膨胀运算, 再进行一次腐蚀运算。

开运算为:

$$F \circ S = (F \ominus S) \oplus S \quad (4)$$

闭运算为:

$$F \bullet S = (F \oplus S) \ominus S \quad (5)$$

本文采用的形态学滤波器模块如图3所示, 采用宽度大于TTI特征波形宽度的结构元素, 分别进行开-闭和闭-开组合运算, 并对运算结果取中值, 使TTI

特征波形都被滤除, 只剩下基线漂移信号, 再从原信号中减去获得的基线漂移信号, 即可获得滤除了基线漂移后的TTI信号。

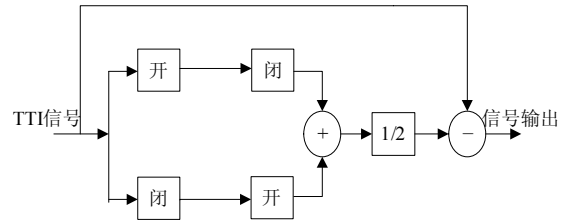


图3 形态学滤波器模块

最优结构元素的确定, 包含其几何形状、幅度以及宽度的选取, 不仅与干扰的频率和类型有关, 还与待处理信号的采样率相关^[17]。设结构元素宽度为 M , 信号中按压波形的宽度为 N , 当 $N < M$ 时按压波形被滤除, 当 $N > M$ 时按压波形被保留。

本文选择直线型的结构元素。由于采样频率为300 Hz, TTI信号中特征波形以按压波形最多, 其典型宽度为150~200个采样点。因此选择滤除基线漂移时的结构元素宽度为200(数值单位为采样点数)。

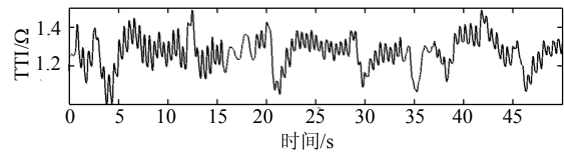


图4 原始信号(图1c)去噪后波形

通过小波和形态学相结合的算法处理后, 信号中的噪声和干扰被消除, 并平滑了信号波形。如图4所示为实验数据中含有基线漂移和高频噪声干扰的原始TTI信号(图1c)及其滤波结果。

2.2 基于多分辨率窗口搜索法的波形定位

TTI波形可看作是采样点的函数。TTI波形的波峰、波谷搜索可以看作作为极值搜索。然而, 实际上波形受到了多重干扰导致了伪波和复合波形的生成, 所以经典的寻优方法(如局部优化法)是无效的。如图5所示为原始波形(图1c)的传统局部寻优结果, 其结果未能排除等高级值点以及微小变化部分的干扰。

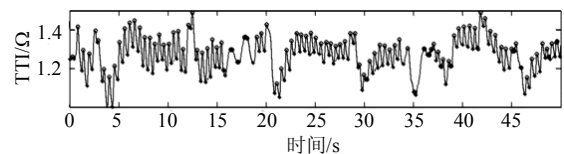


图5 原始波形(图1c)的传统局部寻优结果

多分辨率分析是一种有效的信号处理方法, 可采用不同的分辨率处理同一信号。通过引用这种方法, 可以寻找到不同分辨率下的局部最优值, 然后

通过梳理它们得到更精确的最优值。

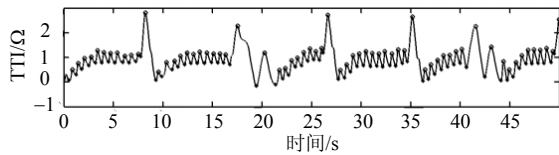
设有 n 个分辨率,在不同分辨率下,搜索窗口的宽度均不同。本文取 $n=3$,即有3个分辨率,搜索窗口宽度分别设为20、40、60。如果判定 p_i 是否为极值点,那么首先在第一个分辨率下进行搜索。通过以下公式有:

$$f(p_i) = \max(f(p_{i-10}, p_{i-9}, \dots, p_{i+10})) \quad (6)$$

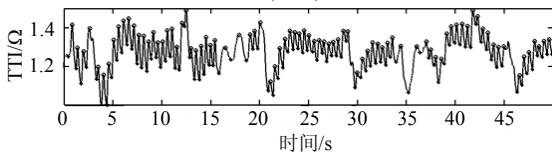
$$f(p_i) = \min(f(p_{i-10}, p_{i-9}, \dots, p_{i+10})) \quad (7)$$

若式(6)或式(7)成立,则判定权值 $k = k + 1$ (每次搜索 k 的初始值均为0)。然后依次在其他分辨率下进行搜索。如果 $k > 0.5n$,那么点 p_i 即可被判定为波峰或波谷点,并分别存储在相应存储数组中。

多分辨率窗口搜索法的定位结果如图6所示。从图中可以看到,多分辨率窗口搜索法能够正确识别所有的波峰和波谷,尽管可能存在少量伪局部极值点。而这些伪局部极值点实际为伪波和复合波形所造成的。因此,需要将其消除。



a. 原始信号(图1b)波形定位结果



b. 原始信号(图1c)波形定位结果

图6 原始信号波形定位结果

通过观察以及先验知识,算法提取信号波形振幅(波峰与紧跟波谷之差)和时间跨度(波峰前后相邻波谷距离)为特征。在(每一次)识别潜在波峰或者波谷后,相邻波峰或波峰之间的幅度距离和时间距离的均值都会被计算一次。设每次计算的均值分别为 M_{ad} 和 M_{td} ,每一相邻波峰或波谷之间的幅度距离(D_a)和时间距离(D_t)都会将与均值 M_{ad} 和 M_{td} 比较。假设第 i 个相邻波峰或波谷的幅度距离和时间距离分别为 D_{ai} 和 D_{ti} 。如果 $D_{ai} < mM_{ad}$ 或 $D_{ti} < mM_{td}$ (其中 m 为阈值系数,本文取 $m=0.3$),那么该波峰或波谷则判定为错误波峰和波谷。

2.3 基于线性判定分析法的分类识别

在TTI信号波形的波峰和波谷被正确定位之后,按压波形和通气波形仍未能被分类。按压波形和通气波形的分类可以被看作为模式识别问题。

由前面可知,算法提取信号波形振幅紧跟波谷

和时间跨度为特征,则分别取其与平均值之比为特征系数,然后采用线性判别分析方法进行模式分类。通过提取每个波形的特征系数,可得到 $N \times 2$ 的样本空间(其中 N 为样本个数,系数个数为2)。本文定义为:

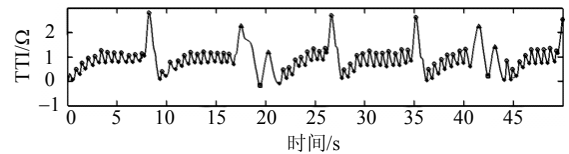
$$d(x) = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \omega_3 \quad (8)$$

式中, x 为增广特征向量; x_1 和 x_2 为样本的特征系数,即相邻波峰波谷间幅度差和时间差与其平均值的比值; x_1 为波形振幅特征系数, $x_1 = D_{ai} / \hat{M}_{ad}$; x_2 为时间跨度特征系数, $x_2 = D_{ti} / \hat{M}_{td}$ (\hat{M}_{ad} 、 \hat{M}_{td} 为去伪波后的均值); ω_1 、 ω_2 和 ω_3 为权重系数,且满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 0$ 。通过输入训练样本,可以令 $d(x) = 0$ 来修正权重系数 ω_i ,并最终得到所有的 ω_i 。本文中, $\omega_1 = -0.5$, $\omega_2 = 0.1$, $\omega_3 = 0.4$ 。按压和通气波形的分类识别可通过下面的判别规则进行:

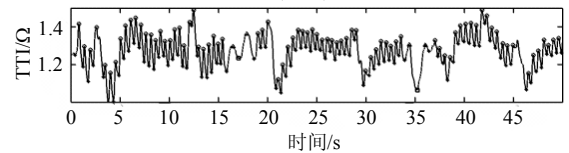
$$x = \begin{cases} \text{按压波形} & d(x) > 0 \\ \text{通气波形} & d(x) < 0 \\ \text{未知} & d(x) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中, $d(x) = 0$ 为判别边界。

如图7所示,图1中原始TTI信号波形在去噪除伪后,经过模式分类的识别结果。由图可以看出,本文的方法对含有基线漂移和干扰、且带有部分畸形波形的信号也能良好地识别。



a. 原始信号(图1b)分类识别结果



b. 原始信号(图1c)分类识别结果

图7 原始信号分类识别结果

2.4 质量评估

在完成按压和通气波形的分类识别后,可计算出按压次数为 C ,通气次数为 V 。每个被正确分类识别的按压和通气波形的波峰序列号(采样点)分别为 CI_m 和 VI_n , m 、 n 分别为按压和通气序号。那么可以得到实时按压频率:

$$f = \frac{C}{[(CI_m - CI_1) - (VI_n - VI_1)] / 300} \quad (10)$$

按压通气比 $P = m/n$ 。按压时间比(按压时间在整个CPR过程时间中的比例) $P_c = [(CI_m - CI_1) - (VI_n - VI_1)] / I$, I 为信号当前采样点序号。

3 实验结果与分析

线性判别分析法、K均值聚类分析法和BP神经网络3种模式识别方法对已去噪除伪的TTI信号进行处理的结果对比, 如表1所示。主要从正确率、敏感度以及运行时间3个指标来表示。

由表中数据可知, K均值聚类分析法的运行时间为 0.434 ± 0.09 s, 虽然在时间上可满足实时要求,

但按压波形的识别正确率为90.603%, 识别通气波形的正确率仅为81.927%, 不能达到实际应用的标准; BP神经网络算法识别按压波形的正确率为98.531%, 识别通气波形的正确率为85.677%, 虽然基本达到标准, 但是由于BP神经网络对每个信号进行检测时均需进行学习, 平均运行时间为 50.952 ± 2.31 s, 并且识别结果受训练样本的限制, 对畸变波形识别的正确率不高, 如图1b中的原始信号所示。

表1 3种模式分类方法性能对比

TTI信号	按压				通气				运行时间/s
	正确率/%	标准差	敏感度/%	标准差	正确率/%	标准差	敏感度/%	标准差	
本文线性判定法	98.237	0.042 8	99.651	0.008 5	94.947	0.105 0	97.292	0.059 9	0.485±0.07
K均值聚类算法	90.603	0.129 6	93.570	0.089 0	81.927	0.154 8	73.695	0.266 3	0.434±0.09
BP神经网络	98.531	0.010 2	98.470	0.010 4	85.677	0.182 9	95.434	0.069 5	50.952±2.31

线性判别分析法识别按压波形和通气波形的正确率为98.237%和94.947%, 敏感度也可分别达到99.651%和97.282%, 并且每组数据(共36 000个采样点)均可在 0.485 ± 0.07 s之内完成处理, 因此可以达到对TTI信号进行实时监测。由此说明采用本文算法, 能有效地排除大部分畸变和噪声的干扰, 正确地识别按压和通气波形, 并达到实时处理的要求, 从而正确地计算出分析TTI信号所需的各项参数。

4 结论

本文提出了一个通过TTI信号识别分类按压和通气波形的算法, 首先通过小波与形态学相结合的方式去噪, 并通过多分辨率窗口搜索法行波峰波谷判定, 最后结合模式识别直接对已完成波形定位的TTI信号进行分类识别。

实验结果表明, 该算法可以识别绝大部分TTI信号的按压和通气波形, 并依此记录CPR过程中实时的按压次数、通气次数和时间, 计算出按压频率、按压通气比和按压时间比等参数。并通过向心肺复苏操作人员实时地反馈计算参数, 调整其心肺复苏操作, 达到为CPR过程提供指导的目的。

参 考 文 献

[1] ABELLA B S, ALVARADO J P, MYKLEBUST H, et al. Quality of cardiopulmonary resuscitation during in-hospital cardiac arrest[J]. *Amer Med Assoc*, 2005, 293(3): 305-310.
 [2] AL-ALWAN A, EHLENBACH W J, MENON P R, et al. Cardiopulmonary resuscitation among mechanically ventilated patients[J]. *Intensive Care Medicine*, 2014, 40(4): 556-563.

[3] STIELL I G, BROWN S P, CHRISTENSON J, et al. What is the role of chest compression depth during out-of-hospital cardiac arrest resuscitation?[J]. *Critical Care Medicine*, 2012, 40(4): 1-7.
 [4] BOBROW B J, SPAITE D W, BERG R A, et al. Chest compression-only CPR by lay rescuers and survival from out-of-hospital cardiac arrest[J]. *JAMA*, 2010, 304(13): 1447-1454.
 [5] DE GAUNA S R, GONZALEZ-OTERO D, RUIZ J M, et al. Is rhythm analysis during chest compression pauses for ventilation feasible?[J]. *Resuscitation*, 2012, 83(S1): e8.
 [6] ARAMENDI E, AYALA U, IRUSTA U, et al. Suppression of the cardiopulmonary resuscitation artefacts using the instantaneous chest compression rate extracted from the thoracic impedance[J]. *Resuscitation*, 2012, 83(6): 692-698.
 [7] ZHANG He-hua, YANG Zheng-fei, HUANG Zi-tong, et al. Transthoracic impedance for the monitoring of quality of manual chest compression during cardiopulmonary resuscitation[J]. *Resuscitation*, 2012, 83(10): 1281-1286.
 [8] RISTAGNO G. Transthoracic impedance waveform during cardiopulmonary resuscitation: One size does not fit all!![J]. *Resuscitation*, 2014, 85(5): 579-580.
 [9] HEIDRUN L, MARTIN R, FRITZ S, et al. Thoracic impedance changes measured via defibrillator pads can monitor ventilation in critically ill patients and during cardiopulmonary resuscitation[J]. *Critical Care Medicine*, 2006, 34(9): 2399-2405.
 [10] GONZÁlez-OTERO D, DE GAUNA S R, RUIZ J, et al. Automatic detection of chest compression pauses using the transthoracic impedance signal[C]//39th Conference on Computing in Cardiology. Krakow, Poland: AGH University Science & Technology, 2012.
 [11] MARTIN R, SVEN O A, METTE S, et al. Impedance-based ventilation detection during cardiopulmonary resuscitation[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(12): 2237-2245.

(下转第960页)

- enhancement with partial spoiling[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2006, 55(1): 98-107.
- [12] ZUR Y, WOOD M L, NEURINGER L J. Spoiling of transverse magnetization in steady-state sequences[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1991, 21(2): 251-263.
- [13] CONTURO T E, ROBINSON B H. Analysis of encoding efficiency in MR imaging of velocity magnitude and direction[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1992, 25(2): 233-247.
- [14] ZWART N R, PIPE J G. Multidirectional high-moment encoding in phase contrast MRI[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2013, 69(6): 1553-1564.

编辑 黄 莘

(上接第955页)

- [12] RUIZ J, UNAI A, DE GAUNA S R, et al. Feasibility of automated rhythm assessment in chest compression pauses during cardiopulmonary resuscitation[J]. *Resuscitation*, 2013, 84(9): 1223-1228.
- [13] 万相奎, 许杜, 张军. 心电信号小波消噪方法的研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2008, 27(4): 630-640.
WAN Xiang-kui, XU Du, ZHANG Jun. Research on ECG de-noising method based on wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2008, 27(4): 630-640.
- [14] DOHOSO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [15] SUN Y, CHAN K L, KRISHANAN S M. ECG signal conditioning by morphological filtering[J]. *Computer in Biology and Medicine*, 2002, 32(6): 465-479.
- [16] 毛玲, 孙即祥, 张国敏. 基于形态学运算和自适应阈值的心电信号消噪[J]. *信号处理*, 2009, 25(1): 6-10.
MAO Lin, SUN Ji-xiang, ZHANG Guo-min. ECG signal de-noising based on morphological operations and adaptive threshold[J]. *Signal Processing*, 2009, 25(1): 6-10.
- [17] 肖启芝, 徐凯, 关泽群, 等. 一种形态学滤波结构元的选择方法[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(21): 49-51.
XIAO Qi-zhi, XU Kai, GUAN Ze-qun, et al. Structuring elements selection in morphology filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(21): 49-51.

编辑 黄 莘