

文章编号:1001-9081(2014)09-2600-04

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2014.09.2600

基于遗传优化函数曲线的小波阈值法心电信号除噪

王 争, 何 宏*, 谭永红

(上海师范大学 信息与机电工程学院, 上海 200234)

(*通信作者电子邮箱 heh@shnu.edu.cn)

摘要:针对小波阈值滤波方法中硬阈值方法易产生震荡和软阈值方法易产生波形失真的缺点,提出了一种基于遗传优化函数曲线的小波阈值法 GOCWT。该方法利用二次函数模拟阈值转换函数曲线,并根据均方根误差(RMSE)与平滑度建立适应度函数,运用遗传算法(GA)对转换函数参数进行寻优。通过对48段心电信号滤波性能指标分析发现:与硬阈值滤波方法相比,GOCWT的平滑度性能提升了36%;与软阈值滤波方法相比,其均方根误差性能提升了32%。实验结果表明,GOCWT的滤波性能优于硬、软阈值滤波方法,既避免了心电信号滤波时产生的震荡现象,同时又很好地保留了信号的峰值等细节特征。

关键词:心电; 小波阈值; 遗传优化; 信号滤波; 二次函数

中图分类号: TP18 **文献标志码:**A

Wavelet thresholding method based on genetic optimization function curve for ECG noise removal

WANG Zheng, HE Hong*, TAN Yonghong

(College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

Abstract: In order to overcome the oscillation caused by hard threshold wavelet filtering and the waveform distortion brought by soft threshold wavelet filtering, a wavelet threshold de-noising method based on genetic optimization function curve named GOCWT was proposed. In the GOCWT, a quadratic function was used to simulate the optimal threshold function curve. The Root Mean Square Error (RMSE) and smoothness of the reconstructed signal were applied to design the fitness function. Furthermore, the Genetic Algorithm (GA) was utilized to optimize the parameters of the new thresholding function. Through the analysis of 48 segments of ECG signals, it was found that the new method resulted in a 36% increase of smoothness value comparing to the hard threshold method, and a 32% decrease of RMSE value comparing to the soft threshold method. The results show that the proposed algorithm outperforms hard threshold wavelet filtering and soft threshold wavelet filtering, it can not only avoid the undesirable oscillation phenomenon of the filtered signal, but also reserve the minute features of the signal including peak value.

Key words: ElectroCardioGram (ECG); wavelet threshold; genetic optimization; signal filtering; quadratic function

0 引言

心电信号(ElectroCardioGram, ECG)是心脏在每个心动周期中,由起搏点、心房、心室相继兴奋,伴随的电能量的变化。心电信号的幅度范围大约在0.5~4 mV,频率范围大约在0.05~150 Hz^[1]。当心电信号从生物体中被提取出来后不可避免地要受到各种噪声的干扰,主要包括基线漂移、肌电干扰和工频干扰等^[2-3]。其中基线漂移属于低频干扰,肌电干扰和工频干扰属高频干扰^[3]。因此,为了更准确的分析,在提取出心电信号后,需要对这些干扰噪声进行滤除,将心电信号从噪声中分离出来。

心电信号常用的滤波方法^[3-4]有自适应滤波、维纳滤波、卡尔曼滤波、经验模态分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)、小波阈值滤波等。小波阈值滤波法最早由

Donoho^[5-8]提出,该方法具有时频多分辨率功能和较好的数据相关性,能在降噪的同时更有效地保留有用信号,其主要分为硬阈值滤波方法和软阈值滤波方法两种。硬阈值滤波方法中的硬阈值转换函数为非连续函数,即在阈值处存在间断,所以会有一定的震荡现象出现,光滑性较差;软阈值滤波方法所处理的信号光滑性较好,但是由于软阈值方法估计的小波系数存在恒定偏差,所以会产生较为明显的波形失真,损失了较多的突变信息。针对这两种阈值转换函数所存在的不足,在实际应用中,许多科研人员已经对其作出了优化改进,例如:改进模极大值阈值滤波法^[9]、改进小波包阈值函数法^[10]、开方阈值去噪法^[11]、改进Garrot阈值函数法^[12]、双变量阈值函数与提升小波阈值相结合法^[13]等。但是这些现有的方法中大多无法根据不同信号自适应地调整阈值转换函数,适应面较窄。因此,为克服硬阈值滤波方法中会出现的震荡现象,以及

收稿日期:2014-03-21;修回日期:2014-06-03。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61171088,61371145);上海市教委科研创新项目(13YZ056);上海市自然科学基金资助项目(14ZR1430300)。

作者简介:王争(1990-),男,江苏连云港人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、医学信息处理; 何宏(1973-),女,四川射洪人,副教授,博士,主要研究方向:模式识别、生物医学信息处理; 谭永红(1958-),男,广西桂林人,教授,博士,主要研究方向:系统建模、智能控制、生物医学信号处理。

软阈值滤波方法中会出现的信号峰值削弱的现象,本文提出一个基于遗传优化函数曲线的小波阈值滤波方法(Wavelet Thresholding de-noising method based on Genetic Optimization function Curve, GOCWT)。该方法利用二次函数曲线模拟最佳阈值转换函数,将滤波重构信号的平滑程度与失真程度作为适应度函数组成部分,并运用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)寻找使得适应度函数值最大的函数曲线系数组合,使得该方法能够根据信号的不同自适应调整小波阈值转换函数的参数值,得到最优滤波效果。最后将该方法应用于MIT-BIH数据库中的心电信号数据,消除肌电干扰和工频干扰等高频噪声的同时,并与硬阈值和软阈值方法进行滤波性能比较。

1 小波阈值滤波方法基本原理

小波分析具有时频多分辨功能,对输入信号进行小波分解后,能将其有用信号的能量集中在少部分低频域小波系数中,而将噪声信号的能量集中在全小波域系数上,并且其有用成分的小波系数幅值大于噪声信号的系数幅值。设置一定阈值,将大于阈值的小波系数认为主要由有用信号部分产生,将小于阈值的小波系数认为主要由噪声信号部分产生,利用阈值转换函数对小波系数进行阈值转换,最后对信号进行重构,即可得到滤波后的信号。其基本流程如图1所示。

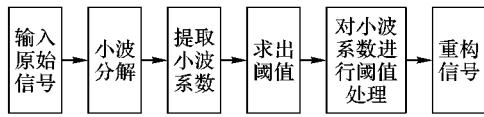


图1 小波阈值去噪流程

常用的小波阈值转换函数有硬阈值转换函数和软阈值转换函数,它们的表达式分别为:

硬阈值转换函数:

$$\omega_h = \begin{cases} 0, & |x| < \lambda \\ x, & |x| \geq \lambda \end{cases} \quad (1)$$

软阈值转换函数:

$$\omega_s = \begin{cases} 0, & |x| < \lambda \\ \text{sgn}(x) \cdot (|x| - \lambda), & |x| \geq \lambda \end{cases} \quad (2)$$

其中 λ 为阈值。

本文针对硬阈值滤波方法的重构信号易产生震荡现象的缺点,以及软阈值滤波方法的重构信号易产生波形失真现象的缺点,设计出一个介于硬、软阈值转换函数的小波阈值滤波新方法,并将其应用到心电信号的除噪中。

2 基于遗传优化函数曲线的小波阈值法

2.1 基于二次函数曲线的阈值转换函数

硬阈值转换函数如图2(a)所示,可以看出,该阈值转换函数是非连续函数,在阈值 λ 处存在着跳变;软阈值转换函数如图2(b)所示,该阈值转换函数小波系数估计值与真实值之间存在着恒定的偏差。为了避免硬、软阈值转换函数的缺点,实现二者的好过渡,本文采用二次函数模拟小波阈值滤波方法阈值转换函数曲线中的一段。令其表达式为:

$$\omega_{im} = \begin{cases} 0, & |x| < \lambda \\ ax^2 + bx + c, & \lambda \leq |x| < \lambda_e \\ x, & |x| \geq \lambda_e \end{cases} \quad (3)$$

其中: a, b, c 为系数, λ 为阈值, λ_e 为设定的曲线结束点的横坐标。当 $\lambda_e \rightarrow \lambda$ 时,该阈值转换函数趋近于硬阈值转换函数;当 $\lambda_e \rightarrow +\infty$ 时,该阈值转换函数趋近于软阈值转换函数。本文所提出的GOCWT阈值转换函数曲线如图2(c)所示。

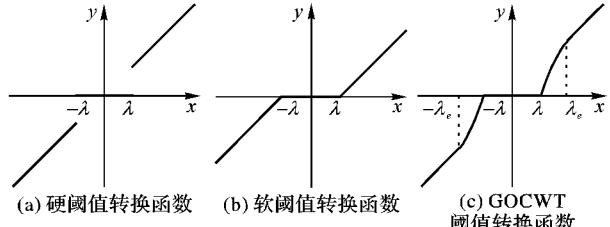


图2 硬阈值、软阈值和GOCWT阈值转换函数示意图

从式(3)中可以看出,在 λ 确定后,阈值转换函数中含有二次曲线系数 a, b, c 和曲线结束点的横坐标 λ_e 。四个参数。由于点 $(\lambda, 0)$ 和点 $(\lambda_e, \omega_{im}(\lambda_e))$ 都落在曲线上,所以将其代入 $\omega = ax^2 + bx + c$ 后可得:

$$\begin{cases} 0 = a\lambda^2 + b\lambda + c \\ \omega_{im} = a\lambda_e^2 + b\lambda_e + c \end{cases} \quad (4)$$

化简得:

$$b = (\lambda_e - \lambda)^{-1}\lambda_e - a(\lambda_e + \lambda) \quad (5)$$

$$c = \lambda\lambda_e[(\lambda - \lambda_e)^{-1} + a] \quad (6)$$

阈值 λ 由信号本身特性决定,经化简, b, c 可以用 a, λ_e 表示出来,所以对 a, λ_e 的选择决定着滤波效果的好坏,如何寻找到使得滤波效果最优的 a, λ_e 组合则是本文改进小波阈值方法的关键。

2.2 基于GA的二次函数曲线参数优化

GA模拟了生命进化中自然选择、交配和突变现象,能够从任意一个初始种群出发,通过选择、交叉和变异操作,在解域实现并行搜索,并收敛到最优解。为了根据不同信号选择不同的参数组合,使小波阈值滤波方法具有更好的信号适应性,本文采用采用遗传优化算法来寻找使得滤波效果最好的 a, λ_e 。

1) 适应度函数。

在对含噪心电信号进行滤波的过程中,由于实际信号的噪声是未知的,所以不易对滤波效果进行评估。本文提出了一个新的适应度函数,该适应度函数兼顾了滤波重构信号的失真程度与平滑程度两个指标,利用了原始含噪信号与滤波重构信号之间的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平滑度值的组合来对滤波效果进行评价。其表达式为:

$$\text{fitness} = f(RMSE, r) = (W_1 \times RMSE + W_2 \times r)^{-1} \quad (7)$$

其中:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(i) - \hat{f}(i)]^2} \quad (8)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} [\hat{f}(i+1) - \hat{f}(i)]^2}{\sum_{i=1}^{n-1} [f(i+1) - f(i)]^2} \quad (9)$$

W_1, W_2 为权值系数, $f(i)$ 为原始含噪ECG信号, $\hat{f}(i)$ 为滤波重构ECG信号。

均方根误差RMSE表示 $f(i)$ 与 $\hat{f}(i)$ 之间的差别,即重构信号的失真情况, RMSE越小,表示重构后的信号越接近原始含噪信号,失真程度也就越小; 平滑度 r 表示 $\hat{f}(i)$ 的平滑程度, r 越小,平滑程度越好。如果RMSE值小,代表 $f(i)$ 与 $\hat{f}(i)$

之间差值小,滤除部分就少,甚至部分噪声未被滤除,此时信号就不平滑, r 值大;反之,如果 RMSE 值大,代表 $f(i)$ 与 $\hat{f}(i)$ 之间差值大,滤除部分就多,甚至部分有用信号也被滤除,此时信号就显得平滑, r 值小,信号部分突变信息也会被消除。可见,RMSE 和 r 是一对相互制约、相互矛盾的量。所以,为兼顾信号失真程度和平滑程度两方面的因素,适应度函数选取 RMSE 和 r 这两个量以 W_1 、 W_2 为权系数的加权和倒数, W_1/W_2 需要根据不同滤波要求进行调整,即当对平滑度指标有较高的要求时,可以取权值系数比例 W_1/W_2 为一个相对小的值;当对滤波后信号失真度有较高要求时,可以取权值系数比例 W_1/W_2 为一个相对大的值。在本文中,遗传优化的目的就是寻找出使得适应度函数最大的 a 、 b 、 c 、 λ_e 组合。

2) 遗传操作。

令向量 $x_n = [p_n, q_n]$ 为一个个体来表示问题中二次函数曲线系数寻优的一个解,其中 p_n 、 q_n 为确定二次曲线的两个参数,则个体的种群集为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$ 。记 X_0 为初始种群, X_{mid} 为中间群体, X_{new} 为新种群。在可行解空间上随机生成 M 个均匀分布的初始个体 x_i ,组成初始种群 X_0 ; 种群中的每个个体采用二进制编码,编码长度为 L ; 对种群中的每个个体根据适应度函数值利用轮盘赌选择法生成中间群体 X_{mid} ,对 X_{mid} 中的个体以交叉概率随机不重复选择两个个体进行一点交叉操作,然后对生成的新个体以变异概率选择一位进行变异操作,从而组成新种群 X_{new} 。当算法达到最大迭代次数 G 时,程序终止,输出近似全局最优解。

2.3 基本流程

利用 GA 的目的是寻找使适应度函数值较高的 a 、 b 、 c 、 λ_e 组合,根据式(4)~(6)可知, b 、 c 可以用 a 、 λ_e 唯一表示,所以这里对 a 和 λ_e 进行寻优。

GOCWT 算法的步骤如下:

1) 选择测试样本:在待处理信号中随机选择一段信号作为测试信号。

2) 初始化:初始化种群规模 M 、迭代次数 G 、位串长度 L 、交叉概率 pc 和变异概率 pm 等,随机生成初始种群。

3) 如果达到迭代次数,则结束操作,输出最优值;否则转步骤 4)。

4) 评价种群集:将种群中个体代入式(3)并对测试样本进行滤波,利用式(7)~(9)求出适应度函数值。

5) 遗传操作产生新一代个体:

① 利用轮盘赌选择法产生中间个体种群;

② 随机不重复地从中间群体中选择两个个体,以概率 pc 进行交叉操作;

③ 对 2) 中产生的新个体以概率 pm 进行变异操作。

返回步骤 3)。

3 实验仿真与分析

3.1 小波基和小波分解层数选择

根据最优小波基选择的法则,需要考虑的主要因素^[14] 有:波形的相似性、消失矩和小波基函数的平滑性等。目前对心电信号进行小波分析时常用的小波基有^[16] dB 系列小波、sym 系列小波和 coif 系列小波。由于本文提出的方法并不是用于心电信号的实时滤波,所以对滤波效果要求较高,滤波速度要求较低,因此,本文选择与心电信号波形贴合度高的 coif 系列小波作为备选小波基。在小波分解层数的选择上,本文对心电信号利用 coif2~5 小波进行 1~10 层小波分解并阈值

去噪后发现,4 层以下小波分解滤波后的重构信号会出现较为明显的失真。

通过对各种条件下滤波后波形失真与否,以及滤波信号与含噪信号之间的 RMSE 和 r 值的对比,发现对心电信号选择 coif3 小波进行 7 层小波分解滤波效果相对较好。因此,这里选择对 ECG 信号利用 coif3 小波进行 7 层小波分解,并且将小波系数分别运用硬阈值转换函数、软阈值转换函数和 GOCWT 阈值转换函数进行处理,对比滤波性能的不同。

3.2 数据处理

这里选择麻省理工大学 MIT-BIH Arrhythmia Database^[15] 中的 ECG 信号作为实验信号,在其中所有 48 组心电数据中每组抽取 60 s 数据,心电数据的采样频率为 360 Hz,分别对其运用硬阈值滤波方法、软阈值滤波方法和 GOCWT 方法进行滤波比较,其中 GOCWT 法的参数选择为:种群规模为 100,迭代次数为 200,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,适应度函数中 $W_1/W_2 = 1/30$ 。三种方法滤波后的 RMSE 值、 r 值和信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 结果如表 1 所示,其中 \overline{RMSE} 、 \overline{r} 和 \overline{SNR} 为平均值;对第 118 段信号利用三种方法滤波后的 RMSE 值、 r 值和 SNR 值的比较如表 2 所示。

表 1 MIT-BIH Arrhythmia 数据库心电信号的滤波效果比较

方法	RMSE	\overline{r}	SNR
硬阈值滤波法	11.0457	1.0184	38.7933
软阈值滤波法	21.0700	0.5241	32.9086
GOCWT 滤波法	14.3190	0.6457	37.0188

表 2 第 118 段 ECG 信号的 RMSE、 r 和 SNR 值比较

方法	RMSE	r	SNR
硬阈值滤波法	14.5143	0.8681	28.2976
软阈值滤波法	25.0662	0.5166	25.0662
GOCWT 滤波法	19.9805	0.6442	27.1066

从表 1 的结果可以发现,48 段信号硬阈值滤波法滤波后的 RMSE 值偏小, r 值偏大,即重构信号平滑度差,有震荡现象;软阈值滤波方法滤波后的 RMSE 值偏大, r 值偏小,即重构信号损失了较多原始信号的细节特征。GOCWT 滤波后的 r 值相对于硬阈值滤波方法提升了 36%, RMSE 值相对于软阈值滤波方法降低了 32%,并且三项指标均介于硬、软阈值滤波方法之间,数值适中。

运用 GOCWT 方法对第 118 组信号进行滤波时的适应度优化曲线如图 3 所示,可以看出,函数的适应度值在第 40 多代迭代至最优值。

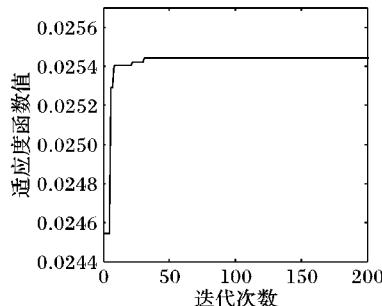


图 3 适应度函数优化曲线

第 118 段心电信号三种方法滤波后的效果如图 4 所示,可以看出,相对于硬、软阈值滤波方法,GOCWT 法的重构信号不仅避免了硬阈值法中会出现的震荡现象,而且保留了信号

的峰值细节特征,这与表1、2的性能指标结果相一致。

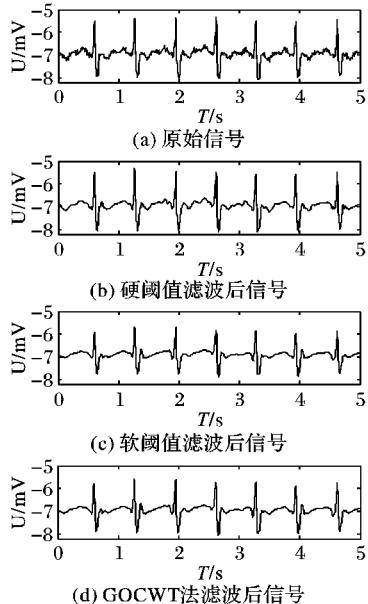


图4 第118段信号利用三种方法滤波重构信号对比

通过对以上实验结果的分析可以发现,在对含噪的ECG信号进行硬阈值滤波方法滤波后,信号的峰值等特征得到了较好的保留,但是平滑性较差,部分信号特征点难以确定;在对含噪的ECG信号利用软阈值滤波方法滤波后,信号平滑性较好,却损失了信号许多峰值特征和信号突变特征,易造成提取出的特征值不准确;而本文提出的GOCWT方法将二次曲线函数作为阈值转换曲线,并采用新的遗传算法能够很快在解域搜索到最优的转换函数参数值,实现了阈值的最佳过渡。GOCWT方法克服了硬、软两种方法的缺点,兼顾了滤波失真和平滑两方面的要求,提高了小波阈值方法对信号的适应性。

4 结语

对含噪的ECG信号进行滤波除噪是心电分析、疾病诊断的基础。本文针对小波阈值滤波方法中硬、软阈值滤波方法常见的问题,提出了一种基于遗传优化函数曲线的小波阈值滤波方法,并将其运用到了ECG信号的滤波除噪上。该方法利用二次函数来模拟阈值转换函数曲线,并且利用遗传算法寻找出使得滤波效果最优的转换函数参数值。在遗传操作中,本文提出了一个基于滤波重构信号的均方根误差值(RMSE)和平滑度值(r)的适应度函数来评价滤波性能,该适应度函数兼顾了滤波重构后信号的失真程度与平滑程度两个指标。对MIT-BIH数据库中含噪ECG信号进行的滤波测试,结果表明GOCWT方法不仅能够克服硬阈值滤波方法中易出现的震荡现象,而且能够避免出现软阈值滤波方法易出现的峰值削弱的现象,在避免信号震荡的同时实现了对信号峰值等特征的保护。此外,由于遗传算法的使用也大大提高了GOCWT方法对不同信号滤波的适应性,因此该方法也可以运用在其他信号的滤波分析中,例如脑电信号、无线电信号、肌肉电信号等,利用遗传算法的全局寻优特点,寻找出最佳滤波效果,具有很强的可扩展性。

参考文献:

- [1] YUE Z. Adaptive R-wave detection method in dynamic ECG with heavy EMG artifact [C]// ICIA 2012: Proceedings of the 2012 International Conference on Information and Automation. Piscataway: IEEE, 2012: 886–893.
- [2] DEBBABI N, EI ASMI S. Algebraic approach for R-peak detection in the ElectroCardioGram (ECG) signal [C]// ICSCS 2012: Proceedings of the 2012 1st International Conference on System and Computer Science. Piscataway: IEEE, 2012: 1–5.
- [3] SONALI O, SINGH O, SUNKARIA R K. ECG signal denoising based on empirical mode decomposition and moving average filter [C]// ISPCC 2013: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control. Piscataway: IEEE, 2013: 677–690.
- [4] RAO N, LI L. Biomedical signal processing [M]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China Press, 2005. (饶妮妮, 李凌. 生物医学信号处理 [M]. 成都: 电子科技大学出版社, 2005.)
- [5] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613–627.
- [6] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaption via wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425–455.
- [7] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage [J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(432): 1200–1224.
- [8] DONOHO D L, JOHNSTONE I M, KERKYACHARIAN G. Wavelet shrinkage: Asymptopia [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1995, 57(2): 301–369.
- [9] YIN X, LIU A, LIU Y. Study if improved modulus maximum algorithm based on thresholding wavelet in ultrasonic testing signal denoising for super alloy [C]// ICMTMA 2010: Proceedings of the 2010 Internatona Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automtion. Piscataway: IEEE, 2010: 552–555.
- [10] DONG X, YUE Y, QIN X, et al. Signal denoising based on improved wavelet packet thresholding function [C]// CMCE 2010: Proceedings of the 2010 Internal Conference on Mechatronics, Control and Electronic Engineering. Piscataway: IEEE, 2010, 6: 382–385.
- [11] LI L, MA L, DUAN Y. An improved wavelet threshold denoising algorithm and its simulation analysis [J]. Process Automation Instrumentation, 2011, 32(7): 21–24. (李永军, 马立元, 段永刚. 一种改进的小波阈值去噪算法及其仿真分析 [J]. 自动化仪表, 2011, 32(7): 21–24.)
- [12] TIAN C, LI B. An improved SAR image speckle reduction algorithm of wavelet threshold [C]// RSETE 2012: Proceedings of the 2012 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering. Piscataway: IEEE, 2012: 1–4.
- [13] YANG Q, CHAO X, LIU Y. The research of fault detection and diagnosis based on lifting scheme wavelet and threshold denoising [J]. Transactions of Shenyang Ligong University, 2012, 31(6): 55–60. (杨青, 晁晓洁, 刘云琦. 提升小波阈值去噪的故障检测与诊断方法研究 [J]. 沈阳理工大学学报, 2012, 31(6): 55–60.)
- [14] LI S, JI Y, LIU G. Optimal wavelet basis selection of wavelet shrinkage for ECG de-noising [C]// MASS '09: Proceedings of the 2009 International Conference on Management and Service Science. Piscataway: IEEE, 2009: 1–4.
- [15] MOODY G B, MARK R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database [J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2001, 20(3): 45–50.
- [16] LIU X. Meridian points ECG signal feature extractio and pattern mining [D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2013. (刘鑫. 经络穴位心电信号的特征提取与模式挖掘 [D]. 上海师范大学, 2013.)