

改进 EEMD 算法在心电信号去噪中的应用

潘广贞 王 凤 孙艳青

(中北大学软件学院, 太原, 030051)

摘 要: 集合经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法在去除心电信号噪声时, 噪声本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF)分量难以选择且将噪声分量直接去掉会导致信号失真。针对上述问题, 提出了一种基于 EEMD 的自适应阈值算法。首先对含噪心电图(Electrocardiogram, ECG)数据进行 EEMD 分解, 得到 IMF, 根据马氏距离进行信号 IMF 分量和噪声 IMF 分量的判定, 然后通过果蝇优化算法确定噪声 IMF 的阈值, 将经过阈值去噪的新的分量和剩余分量重构得到去噪后的 ECG。最后, 使用 MIT-BIH 数据库中的心电数据进行实验, 实验结果表明, 该方法在去噪同时能够较好地保留信号细节。

关键词: 集合经验模态分解; 马氏距离; 果蝇算法; 心电信号; 去噪

中图分类号: TP391; TN911.7 **文献标志码:** A

Application of Improved EEMD Algorithm in ECG Signal Denoising

Pan Guangzhen, Wang Feng, Sun Yanqing

(School of Software Engineering, North University of China, Taiyuan, 030051, China)

Abstract: In order to solve the problems that the intrinsic mode function(IMF) components are difficult to select and the noise components are always eliminated directly when removing the noise of the electrocardiogram(ECG) signal by using the ensemble empirical mode decomposition(EEMD) method, an adaptive thresholding algorithm based on EEMD is proposed. Firstly, the noisy ECG signal is decomposed to obtain the IMFs by the EEMD method, and then the noise IMFs and the signal IMFs are judged according to the Mahalanobis distance. After that, the thresholding of the noise IMF is determined using the fruit fly optimization algorithm(FOA). The denoised ECG signals are reconstructed by the new IMFs and the rest of IMFs after thresholding denoising. Finally, the method is applied to ECG data in MIT-BIH database. The experimental results indicate that the method can preserve the signal details while denoising.

Key words: EEMD; Mahalanobis distance; FOA; ECG signal; denoising

引 言

心电图(Electrocardiogram, ECG)是医学领域一种重要的疾病诊断工具, 是判断个人健康的重要依

据。ECG 数据采集于人体体表,在采集过程不可避免会受到噪声影响,基线漂移、工频和肌电是主要的噪声来源。这给心脏疾病诊断和分析带来巨大的困扰:基线漂移导致 ST 段偏离基线会被误诊为心肌梗死、冠状动脉供血不足等疾病;工频干扰对 P、T 波段的影响易被判别为高、低血钾症或心肌缺血、冠心病、高血压等疾病;肌电干扰会掩盖 ECG 心跳中的细节,从而弱化某些心脏疾病特征。噪声干扰不仅影响医生对心脏疾病的判断,也会对计算机辅助诊断过程中的特征提取及疾病自动识别造成困扰。因此消除掺杂在 ECG 心跳中的噪声干扰显得尤为重要^[1]。

ECG 常用消噪方式有形态滤波、维纳滤波、卡尔曼滤波、经验模态(Emprical mode decomposition, EMD)以及小波阈值滤波等^[2-5]。小波变换具有时频多分辨功能和较好的数据性,是处理诸如 ECG 等生物学数据的良好工具,但它对信号分解不具有自适应性^[6]。EMD 算法根据数据自身特点进行分解,但其带来的模态混叠效应无法避免^[7]。集合经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)在 EMD 方法基础上稍作改进,有效提升分解效率^[8]。EMD 算法和 EEMD 算法在 ECG 去噪领域取得较好效果^[9],艾廷延等人^[10]将马氏距离与 EEMD 相结合有效区分出噪声 IMF 分量,但直接舍去噪声 IMF 分量会损失一部分信号;Nguyen 等人^[11]结合遗传算法较好的全局搜索性能对噪声 IMF 分量进行自适应阈值去噪,但遗传算法容易陷入局部最优。

针对传统 EEMD 算法在去除 ECG 噪声时存在的信、噪分量难于区分和去噪阈值难以确定的问题,本文对 EEMD 算法进行改进。含噪 ECG 数据经 EEMD 分解后得到一系列本征模态函数(Intrinsic mode functions, IMFs),针对噪声层和信号层难以区分问题,引入马氏距离;为更好地处理噪声 IMF 分量,通过果蝇算法计算每个噪声 IMF 最佳阈值,对其中每个分量进行去噪。最后,采用来自 MIT-BIH 的 ECG 数据进行对比实验。

1 基本原理

1.1 EEMD 算法

EEMD 算法在处理生物信号方面取得良好效果,不仅继承 EMD 算法自适应分解信号的优点,且有效避免 EMD 算法的模态混叠。该方法通过对原始 ECG 执行多次 EMD 分解,并在每次分解时加入白噪声,分解效果与分解次数呈正比。这些 IMF 分量可以用于频谱分析,IMF 的频率随着其指数的增加而降低^[8,10]。

EEMD 方法的具体过程^[12]为

(1)向原始数据 $x(t)$ 中加入白噪声 $w(t)$,得到

$$y(t) = x(t) + w(t)$$

(2)对信号 $y(t)$ 进行 EMD 分解得到

$$y(t) = \sum_{i=1}^N imf_j(t) + r_N(t)$$

(3)重复上述步骤(Huang^[12]建议的分解次数为 100 次),得到

$$y_i(t) = \sum_{i=1}^N imf_{ij}(t) + r_{iN}(t)$$

(4)对上述的结果求平均,得到最终的 IMF 分量

$$imf_j(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n imf_{ij}(t)$$

最终 EEMD 的分解结果为

$$x(t) = \sum_j imf_j(t) + r_N(t)$$

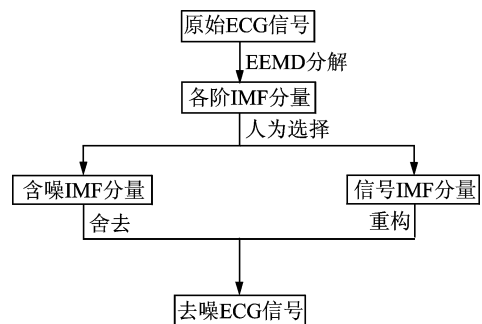


图 1 EEMD 算法框图

Fig. 1 Block diagram of EEMD algorithm

利用 EEMD 算法去除 ECG 噪声步骤如图 1 所示。

1.2 马氏距离

马氏距离 (Mahalanbis distance, MD) 能够计算两个位置样本集的相似度, 它对异常数值的敏感性使得它适合作为相似度测量工具, 可以使用该度量工具判断两个一维信号概率密度函数 (Probability density function, PDF) 之间的相似性^[13]。

设 X 和 Y 是从均值为 μ , 协方差矩阵为 Σ 的总体 G 中抽取的两个样品, 则 X, Y 两点之间的马氏距离为

$$d_m^2(X, Y) = (X - Y)\Sigma^{-1}(X - Y)$$

1.3 果蝇优化算法

果蝇优化算法 (Fly optimization algorithm, FOA) 是一种新的寻优方法, 该算法基于果蝇的觅食行为找到全局最优解, 克服了其他寻优方式容易求得局部最优解缺陷, 有更好的全局寻优性。由于该方法具有适应性强、简单便于实施等特点, 使其得到广泛的应用。果蝇的视觉和嗅觉优于其他物种, 在觅食过程中向食物气味浓度最高的方向飞去, 在飞行过程中飞向觅食能力最强的果蝇个体。根据果蝇群体觅食过程, FOA 算法通过反复迭代求得最佳解^[14-15], 其寻优步骤如下:

(1) 初始化参数: 初始化整个种群的位置范围 (LR)、活动范围 (FR)、群体大小、迭代次数上限。可以通过以下等式获得初始群体位置 (x_0, y_0) 。

$$x_0 = \text{rand}(\text{LR})$$

$$y_0 = \text{rand}(\text{LR})$$

其中 rand 为随机数生成函数。

(2) 给予每个个体在觅食过程中确定飞行方向和计算距离的能力, 其位置计算为

$$x_i = x_0 + \text{rand}(\text{FR})$$

$$y_i = y_0 + \text{rand}(\text{FR})$$

(3) 计算果蝇位置味道浓度: 求个体在当前点气味浓度判断数 (S_i) 和距离 (Dist_i)。

$$S_i = 1/\text{Dist}_i$$

$$\text{Dist}_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}$$

(4) 通过 S_i 和函数 Function_i 求解每个个体在当前点的 smell_i 。然后确定具有最佳气味浓度的果蝇。

$$\text{smell}_i = \text{Function}(S_i)$$

$$[\text{bestsmell bestindex}] = \max(\text{smell}_i)$$

其中 bestindex 表示具有 bestsmell 的个体序号。

(5) 记录此时的 bestsmell 和序号 bestindex 的个体位置坐标, 让剩余个体向该最佳点飞去。

(6) 重复步骤 (1—5), 判断每次得到的 bestsmell, 超出循环次数后, 停止迭代, 从而得到最优解 bestsmell。

(7) 进入迭代优化, 重复上述所有步骤, 对每次迭代所得到的味道浓度进行比较分析。

2 本文算法

传统 EEMD 算法在处理 ECG 时, 人为区分信、噪 IMF 分量会造成一定误差, 对区分出的噪声 IMF 直接舍弃, 而噪声 IMF 中往往还具有一定信息量, 直接丢弃会导致信号失真, 所以对噪声 IMF 的正确判断和合理处理是本算法提升去噪效果的关键。

2.1 噪声 IMF 的确定

EEMD 算法将 ECG 分解为多个 IMF,其中包括少数噪声 IMF 以及信号 IMF。为区分出噪声 IMF,采用基于 PDF 和 MD 的方法来判断所有 IMF_s 中噪声 IMF 和信号 IMF 分界点。马氏距离的计算规则为

$$d(i) = MD(PDF(x(t)), PDF(imf_i(t))) \tag{1}$$

将有用 IMF 和含噪 IMF 之间边界值设为 γ ,将该值定义为最后一个噪声 IMF 所对应的数值,根据 PDF 间的马氏距离得到。因此马氏距离拐点(即距离骤减点)前的 IMF 分量即为选定的噪声分量,边界值 γ 定义如下

$$\gamma = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} \{d(i)\} \tag{2}$$

2.2 噪声 IMF 阈值的选取

识别出边界值后,就可以区分出含噪 IMF 和信号 IMF。 $i \leq \gamma$ 的 IMF 为含噪数据,其余 $i > \gamma$ 的 IMF 为不含噪数据。信号 IMF 予以保留,每个噪声 IMF 经过自适应阈值去噪处理。为了判断每一个噪声 IMF 分量阈值,使用 FOA 对阈值进行全局寻优。

重构的去噪信号如下

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^{\gamma-1} \overline{\operatorname{imf}_i(t)} + \sum_{i=\gamma}^N \operatorname{imf}_i(t) + r_N(t) \tag{3}$$

式中: $\overline{\operatorname{imf}_i(t)}$ 为噪声 IMF 分量。本文对噪声 IMF 分量采用的阈值函数为

$$\overline{\operatorname{imf}_i(t)} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(\operatorname{imf}_i(t))(|\operatorname{imf}_i(t)| - T_i) & |\operatorname{imf}_i(t)| > T_i \\ 0 & |\operatorname{imf}_i(t)| \leq T_i \end{cases}, i = 1, 2, \dots, \gamma \tag{4}$$

式中: T_i 为依赖于 IMF 的通用阈值,对噪声 IMF 分量的阈值表达式为

$$T_i = C\sqrt{E_i 2 \ln N} \tag{5}$$

式中: C 为阈值系数,是可以通过实验确定的常数; N 为信号长度。

第 i 个噪声 IMF 分量的能量 E_i 计算如下

$$E_i = \frac{E_1}{\beta} \rho^{-i} \quad i = 2, \dots, \gamma \tag{6}$$

式中: β 和 ρ 为与筛选迭代次数有关的参数; E_1 为第 1 个 IMF 分量的能量。

由式(5,6)得到每个噪声 IMF 的阈值为

$$T_i = C\sqrt{\frac{E_1}{\beta} \rho^{-i} 2 \ln N} \tag{7}$$

为了计算噪声 IMF 分量中的相关阈值,首先要确定式(7)中的 ρ, β 和 C 。为了解决这个问题,本文通过果蝇优化算法寻求 ρ, β 和 C 这 3 个参数的最优解,从而计算每个噪声 IMF 分量的最佳阈值。

2.3 基本流程

本文提出算法的基本步骤为:

- (1) 对原始 ECG 进行 EEMD 分解,向其中添加均值为零、方差恒定的白噪声,则原始 ECG 被分解为 N 个 IMF 和 1 个余项 $r(n)$ 。
- (2) 计算各 IMF 分量 PDF 与原始数据 PDF 之间马氏距离 $d_i(i = 1, \dots, N)$,确定边界值 γ ,则认为前 γ 个 IMF 为含噪 IMF;第 $\gamma+1 \sim N$ 个 IMF 为信号 IMF。
- (3) 使用果蝇优化阈值对含噪 IMF 自适应去噪,同时保留信号 IMF。
- (4) 对信号 IMF 分量和去噪后的噪声 IMF 分量求和,重构去噪后心电信号。

上述步骤如图 2 所示。

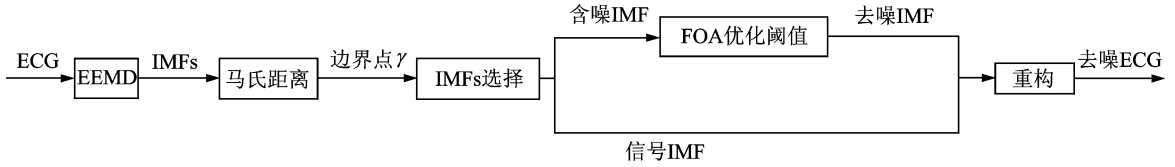


图 2 ECG 去噪算法框图

Fig. 2 Block diagram of ECG denoising algorithm

3 实验仿真与分析

本文使用的实验平台 Matlab10.0 搭建在 Windows 7 上, ECG 数据源取自公开数据库 MIT-BIH。实验取其中 Arrhythmia Database 数据库第 100 号记录进行仿真实验, 选取采样点为 1 000。实验使用改进算法对加入噪声的 ECG 进行去噪处理, 并与 EEMD 算法和小波阈值法对 ECG 处理结果进行直观效果对比和客观参数对比。

3.1 数据处理

向 MIT-BIH/100 号 ECG 中添 SNB=10 dB 噪声, 如图 3 所示。

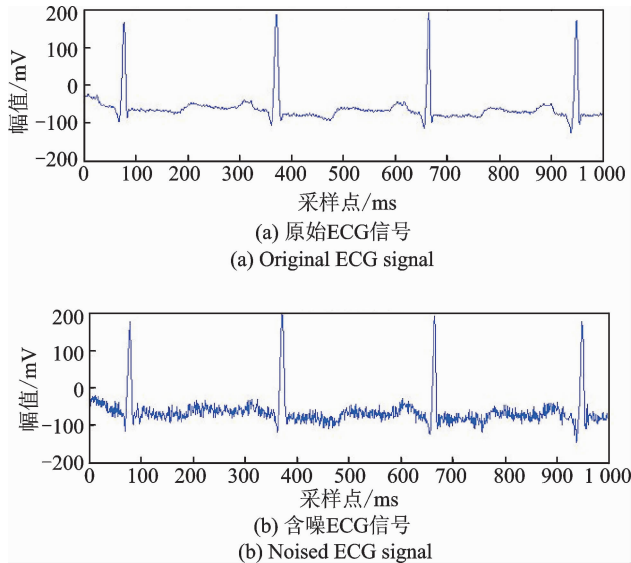


图 3 原始 ECG 信号和加噪 ECG 信号

Fig. 3 Original ECG signal and noised signal

对含噪 ECG 心跳进行 EEMD 分解, IMF 分量图如图 4 所示。图中未见模态混叠, 各 IMF 分量中 QRS 波群集中, 在几个高频 IMF 分量中清晰观察到噪声存在, 可见分解效果比较理想。

各 IMF 分量和原始 ECG 数据 PDF 间的马氏距离如图 5 所示, 曲线在第 4 个 IMF 处发生骤减, 通过该图可识别出边界 $\gamma=3$ 界值, 这表示第一、第二和第三 IMF 分量是噪声分量, 其余 IMF 是信号分量。

图 6 显示了使用小波阈值、EEMD、EEMD-GA 和本文算法对仿真 ECG 的处理结果。对比图 6 可知, 这

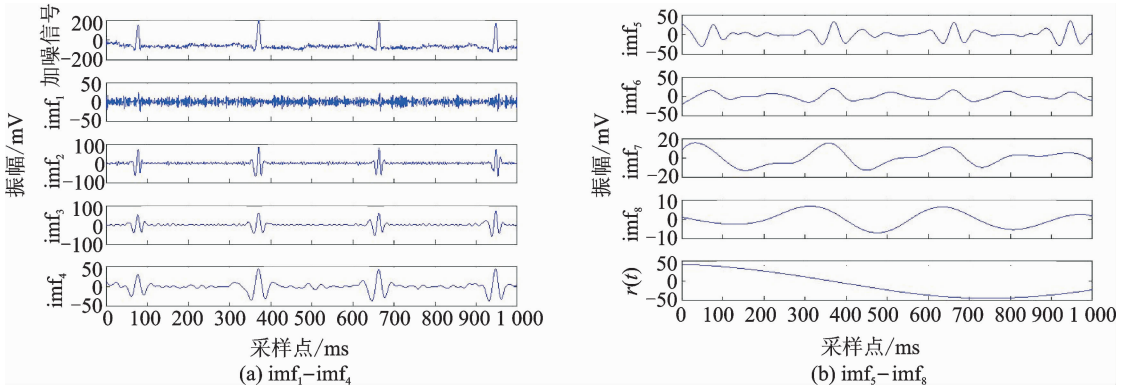


图 4 EEMD 分解的 IMF 分量图

Fig. 4 Intrinsic mode component diagram of EEMD decomposition

4 种方法对 ECG 数据的去噪均有一定的贡献。其中,小波阈值处理过后的 ECG 数据光滑且低平,说明去噪强度过大,携带的信息量丢失明显;EEMD 算法处理后的数据中明显可见噪声,且含有部分毛刺,说明去噪强度较弱;EEMD-GA 算法^[11]去噪效果优于 EEMD 算法,但还是存在噪声;本文算法能够有效地去除 ECG 信号中的噪声,同时信号中的细节得到了保留,与原始信号更为接近,去噪效果优于小波阈值法和 EEMD 方法。但本文算法由于进行了参数寻优,在耗时上要略高于其他算法。

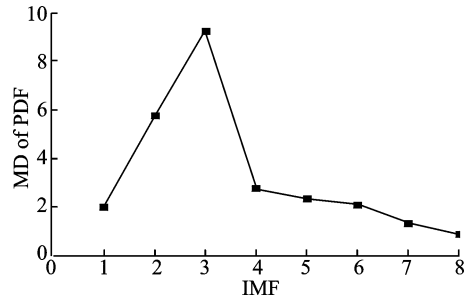


图 5 马氏距离

Fig. 5 Mahalanobis distance

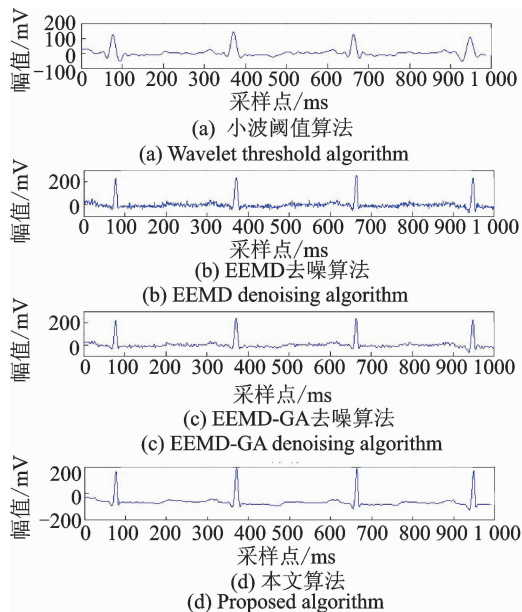


图 6 算法去噪效果对比图

Fig. 6 Denoising effect comparison of different algorithms

3.2 评估指标

采用均方误差 MSE 和信噪比 SNR 这两个指标进行进一步分析, MSE 和 SNR 能够量化去噪效果, 直接反映不同方法对数据的处理能力, 具体表达式如下

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\sum_{t=1}^N x^2(t) / \sum_{t=1}^N (x(t) - \hat{x}(t))^2 \right) \quad (8)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x(t) - \hat{x}(t))^2 \quad (9)$$

式中: $x(t)$ 为加噪 ECG 数据, $\hat{x}(t)$ 为重构 ECG 数据, N 为采样点数。

图 7, 8 分别显示不同输入信噪比下 ECG 数据去噪后的 SNR 值和 MSE 值。由于实验结果中小波阈值去噪算法的各项参数与其他 3 种算法差距较大, 所以图中仅显示剩余 3 种算法的参数对比。

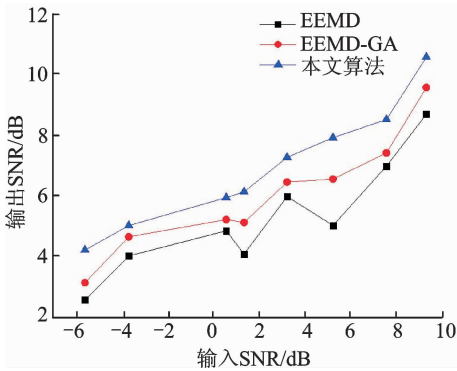


图 7 输入不同 SNRs 各方法去噪后 SNR

Fig. 7 Output SNR of different denoising algorithms under different input SNRs

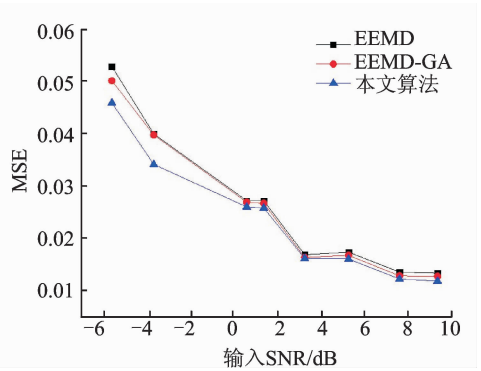


图 8 输入不同 SNRs 各方法去噪后 MSE

Fig. 8 MSE of different denoising algorithms under different input SNRs

图 7, 8 参数对比显示, 在输入信噪比相同的情况下, 本文算法的输出 SNR 较其他两种方法有小幅提升, 且均方差最小。

4 结束语

本文将 EEMD 与果蝇优化算法结合, 提出一种自适应阈值算法, 从噪声 IMF 选择和两个提升算法效率, 解决 EEMD 方法人为区分信、噪 IMF 的弊端, 以及对噪声 IMF 分量阈值难以确定的问题。该算法采用马氏距离区分出经 EEMD 分解得到的 IMF 中噪声 IMF, 然后用经过果蝇优化的阈值对噪声 IMF 进行去噪。实验结果显示本文算法具有较好鲁棒性, 在去除心电信号噪声上取得理想效果, 可以应用到其他生物信号相似处理上。但本文算法也存在计算复杂度高、计算量较大的问题, 还需要进一步改进, 这也是下一步的研究内容。

参考文献:

- [1] 殷俊鹏, 田应洪, 赖宗声, 等. 基于小波域数字滤波的心电信号 BW 去噪算法[J]. 计算机工程, 2013, 39(3):267-271.
Yin Junpeng, Tian Yinghong, Lai Zongsheng, et al. BW algorithm for ECG signals based on wavelet domain digital filtering. [J]. Computer Engineering, 2013, 39 (3): 267-271.
- [2] 王争, 何宏, 谭永红. 基于遗传优化函数曲线的小波阈值法心电信号降噪[J]. 计算机应用, 2014, 34(9):2600-2603.
Wang Zheng, He Hong, Tan Yonghong. Wavelet threshold method for ECG signal denoising based on genetic optimization function curve [J]. Computer Applications, 2014, 34(9): 2600-2603.
- [3] 张磊磊. 基于 EMD 的心电信号去噪方法研究及实现验证[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2016.

Zhang Leilei. ECG signal denoising method and verification based on EMD [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2016.

- [4] 欧阳波,程栋,王玲.改进小波阈值算法在心电信号去噪中的应用[J].计算机工程与应用,2015,51(4):213-217.
Ou Yangbo, Cheng Dong, Wang Ling. Application of improved wavelet threshold algorithm in ECG signal denoising [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51 (4): 213-217.
- [5] 田絮资,杨建,黄力宏.心电信号去噪的数学形态学滤波器[J].计算机工程与应用,2012,48(2):124-126.
Tian Xuzi, Yang Jian, Huang Lihong. Mathematical morphological filtering of ECG signal denoising [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48 (2): 124-126.
- [6] Sanyal A, Baral A, Lahiri A. Application of framelet transform in filtering baseline drift from ECG signals[J]. Procedia Technology, 2016, 4(4):862-866.
- [7] 杨向林,严洪,许志,等.基于 Hilbert-Huang 变换的 ECG 消噪[J].电子学报,2011,39(4):819-824.
Yang Xianglin, Yan Hong, Xu Zhi, et al. ECG denoising based on hilbert-huang transform [J]. Acta Electronic Journal, 2011, 39 (4): 819-824.
- [8] Mariyappa N, Sengottuvel S, Patel R, et al. Denoising of multichannel MCG data by the combination of EEMD and ICA and its effect on the pseudo current density maps[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2015, 18:204-213.
- [9] 吴其前,张雄伟.基于 EEMD 域统计模型的话音激活检测算法[J].数据采集与处理,2012,27(1):51-56.
Wu Qiqian, Zhang Xiongwei. Voice activity detection algorithm based on EEMD domain statistical model [J]. Data Acquisition and Processing, 2012, 27(1): 51-56.
- [10] 艾延廷,冯研研,周海仑.小波变换和 EEMD-马氏距离的轴承故障诊断[J].噪声与振动控制,2015,35(1):235-239.
Ai Yanting, Feng Yanyan, Zhou Hailun. Wavelet transform and EEMD-Markov distance bearing fault diagnosis [J]. Noise and Vibration Control, 2015, 35 (1): 235-239.
- [11] Nguyen P, Kim J M. Adaptive ECG denoising using genetic algorithm-based thresholding and ensemble empirical mode decomposition[J]. Information Sciences, 2016,10:499-511.
- [12] 宋美.基于集合经验模态分解和小波收缩算法的自适应心电信号去噪问题研究[J].生物数学学报,2015(4):629-638.
Song Mei. Research on adaptive ECG signal denoising problem based on aggregate empirical mode decomposition and wavelet shrinkage algorithm [J]. Journal of Biomathematics, 2015(4): 629-638.
- [13] 张翔,王士同.一种基于马氏距离的可能性聚类方法[J].数据采集与处理,2011,26(1):101-105.
Zhang Xiang, Wang Shitong. A possibility clustering method based on mahalanobis distance [J]. Data Acquisition and Processing, 2011, 26(1): 101-105.
- [14] Wu Lijuan, Cao Guohua. Seasonal SVR with FOA algorithm for single-step and multi-step ahead forecasting in monthly inbound tourist flow[J]. Knowledge-Based Systems,2016,15(110):157-166.
- [15] 李大中,张坤,赵杰,等.果蝇优化小波阈值超声检测信号去噪[J].中国测试,2016,42(7):88-92.
Li Dazhong, Zhang Kun, Zhao Jie, et al. Drosophila optimized wavelet threshold ultrasonic detection signal denoising [J]. China Test, 2016, 42 (7): 88-92.

作者简介:



潘广贞(1969-),男,博士,副教授,研究方向:信号处理与模式识别。



王凤(1993-),女,硕士研究生,研究方向:生物信号处理与模式识别, E-mail: 819748953@qq.com。



孙艳青(1993-),女,硕士研究生,研究方向:图形图像处理与模式识别。

(编辑:夏道家)