

DOI: 10.7652/xjtuxb202001013

采用集合经验模态分解和改进阈值函数的 心电自适应去噪方法

尹丽, 陈富民, 张琦, 陈鑫

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对心电信号中存在基线漂移、工频和肌电干扰等噪声对后续的分析 and 诊断带来干扰的问题,提出了集合经验模态分解(EEMD)改进阈值函数的心电自适应去噪方法。运用 EEMD 将含噪心电信号分解得到一组由高频到低频分布的固有模态函数(IMF)。采用过零率自适应判断各 IMF 的噪声类别:若 IMF 包含高频噪声,采用结合软硬阈值优缺点所提出的改进阈值函数以去除 IMF 分量中的高频噪声;若 IMF 包含低频的基线漂移,则采用中值滤波器抑制基线漂移。最后将处理后的 IMF 分量叠加,即可重构去噪后的心电信号。实验结果表明,与已有的小波阈值法去噪后的信噪比(SNR)和均方根误差(RSME)对比,所提方法对心电信号去噪效果更加显著,而且能完整地保留波形特征。

关键词: 心电自适应去噪;集合经验模态分解;过零率;改进阈值函数

中图分类号: TN911; R318 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2020)01-0101-07

ECG Adaptive Denoising Method Based on EEMD and Improved Threshold Function

YIN Li, CHEN Fumin, ZHANG Qi, CHEN Xin

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problem that the noise such as baseline drift, power frequency and myoelectric interference in the ECG signal interferes with subsequent signal analysis and diagnosis, an ECG adaptive denoising method with ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and improved threshold function is proposed. The noisy ECG signal is firstly decomposed into a set of intrinsic mode functions (IMFs) by EEMD. The IMFs are distributed from high frequency to low frequency. Then, zero-crossing rate is used as a criterion to adaptively determine the noise category of each IMF. If the IMF contains high frequency noise, an improved threshold function in combination with the advantages and disadvantages of the soft and hard threshold functions is proposed to remove high frequency noise in the IMF component. If the IMF includes a low-frequency baseline drift, the median filter is chosen to suppress the baseline drift. Finally, all the processed IMFs are superimposed to reconstruct the de-noised ECG signal. Experiments indicate that the method proposed in this paper not only can filter out noise effectively, but also completely preserve the waveform features. At the end, comparing the signal-to-noise ratio (SNR) and root mean square error (RSME) of the existing wavelet threshold de-noising methods and the proposed method in this paper, it demonstrated that the proposed

收稿日期: 2019-06-27。 作者简介: 尹丽(1993—),女,硕士生;陈富民(通信作者),男,副教授。

网络出版时间: 2019-10-23

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20191017.1353.008.html>

method is more effective in denoising the ECG signal.

Keywords: electrocardiogram denoising; set empirical mode decomposition; zero crossing rate; improved threshold function

心电信号是心脏活动在人体体表的表現,是判断各种心律失常、心肌梗死等疾病的重要依据。心电信号幅值范围在 $10\ \mu\text{V}\sim 5\ \text{mV}$ 之间,是一种非平稳非线性的非常微弱的生理信号。在采集的过程中,受到呼吸、供电环境和肌肉信号等干扰,心电信号夹杂着基线漂移、工频和肌电干扰等^[1],会对心电信号后续的分析 and 诊断产生影响,因此去噪是必不可少的工作。

心电信号非线性非平稳的特点限制了传统线性滤波器的使用^[2]。小波变换兼具多分辨率和时频局部化的特点,适用于非线性信号,被广泛地应用于心电信号去噪过程中^[3],然而小波变换需要根据具体问题和先验知识人为选取分解尺度和小波基,无自适应性^[4]。集合经验模态分解(EEMD)是由数据驱动的方法,能够自适应地将复杂的非线性信号在时频域上进行多尺度分解,在信号去噪领域得到了广泛应用。李晓莉等采用 EEMD 对光谱信号进行去噪,并应用离散弗雷歇和曲率挑选出不含噪的固有模态函数(IMF)分量^[5];叶琳琳等将心电信号进行集合经验模态分解后,选择 $f_2\sim f_9$ 分量重构信号,再用小波阈值法对重构后的信号进行去噪处理^[6];Rakshit 等认为心电信号的 $f_2\sim f_3$ 分量包含高频噪声,采用软阈值函数处理,并用自适应切换均值滤波器去除低频区域噪声^[7]。但基于 EEMD 方法去噪的研究还存在以下两个问题:①主观判断 IMF 的噪声属性,不具有自适应性;②直接丢弃高频噪声主导的低阶 IMF 分量或低频噪声主导的余项,丢失部分有用信息。

本文提出一种 EEMD 改进阈值函数的自适应心电去噪方法:运用 EEMD 将心电信号分解成若干 IMF,利用过零率自适应判断各 IMF 的噪声属性。对包含高频噪声的 IMF 运用改进阈值函数进行处理,运用中值滤波器抑制 IMF(包括余项)中的低频噪声,将处理后的 IMF 相加即可得到去噪后的心电信号。

1 EEMD 原理

信号经过经验模态分解(EMD)^[8]得到一组由高频到低频分布的 IMF 分量和一个余项,IMF 分量是线性平稳的,每个 IMF 包含了原始信号不同的局

部特征信息,但 EMD 容易产生模态混叠现象。为了克服这一缺点,Wu 等提出了以 EMD 方法为核心的 EEMD 方法,基于高斯白噪声频谱分布均匀的特点,通过在原始信号上多次加入白噪声的方法成功解决了模态混叠问题^[9]。EEMD 算法步骤如下。

步骤 1 将等长随机高斯白噪声 $n(t)$ 加到原始信号 $x(t)$ 上,白噪声的平均值为零,方差恒定,获得新的白噪声信号序列为

$$s(t) = x(t) + n(t) \quad (1)$$

步骤 2 分解白噪声信号序列 $s(t)$,通过 EMD 获得 n 个 IMF 和一个余项,表示为

$$s(t) = \sum_{j=1}^n f_j(t) + r(t), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中: $f_j(t)$ 为第 j 个 IMF 力量; $r(t)$ 为余项。

步骤 3 重复步骤 1 和 2 m 次,将 m 次分解获得的 IMF 和余项对应求平均值,即为 EEMD 最终的分解结果。

$$f_i(t) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_{i,j}(t), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$r(t) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m r_i(t) \quad (4)$$

2 EEMD 自适应去噪方法

2.1 基于过零率的 IMF 噪声属性自适应判断

EEMD 自适应去噪通常是采用一定准则判别 IMF 的噪声属性,若 IMF 被判为噪声则进行处理或直接剔除,常见评判指标有能量熵、排列熵、自相关系数等^[10]。本文采用过零率对 IMF 的噪声属性进行自适应判断。

过零率指在一定时间内,过零点个数与信号长度的比值。心电信号波形较为复杂且幅值微弱,但信号幅值对过零率几乎没有影响,抗干扰能力强。有研究表明,信号过零率与频率成正比,即高频成分占比越大,过零点越多,对应过零率相应越大^[11]。

心电信号各子波 QRS 波群和 P、T 波的频带分别为 $3\sim 45\ \text{Hz}$ 和 $0.5\sim 10\ \text{Hz}$,而基线漂移、肌电干扰和工频干扰的频带分别为 $0.05\sim 2\ \text{Hz}$ 、 $5\sim 200\ \text{Hz}$ 和 $60\ \text{Hz}$ ^[2],工频干扰和肌电干扰相对心电信号是高频噪声,基线漂移是低频噪声。由于基线漂移、工频干扰、肌电干扰和以及添加的白噪声为近似正

弦波,幅值在零点附近振荡,所以 IMF 分量中噪声频率越高,过零点越多。

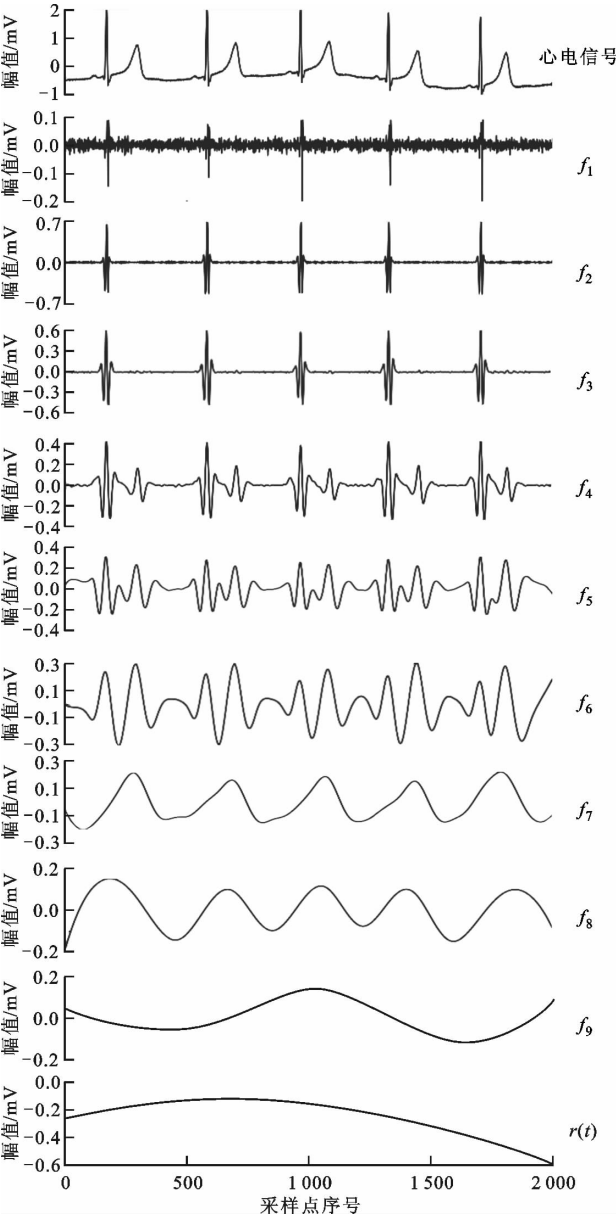


图 1 心电信号集合经验模态分解结果

IMF 是由高频到低频分布,过零率逐渐减小。高频和低频噪声的频率差异较大,含高频噪声的 IMF 的过零点数远多于含低频噪声 IMF 的过零点数,因此过零率会发生突变。

取一段 2 000 采样点的心电信号,集合经验模态分解得到 9 个 IMF 以及余项,如图 1 所示。计算得到 f_1 至 f_9 的过零率 g 分别为 0.587 0、0.289 5、0.169 0、0.036 5、0.023 5、0.015 0、0.006 0 和 0.002 0。计算各阶 IMF 与相邻高阶 IMF 过零率的比值,即 $g(f_i)/g(f_{i+1})$,结果如图 2 所示。 $g(f_1)/g(f_2)$ 、 $g(f_2)/g(f_3)$ 、 $g(f_4)/g(f_5)$ 、 $g(f_5)/$

$g(f_6)$ 的值均接近 2,而 $g(f_3)/g(f_4)$ 的值约为 5,说明 f_3 和 f_4 之间的过零率发生突变,导致 $g(f_3)/g(f_4)$ 比值急剧增大,取得局部极大值。由于 IMF 分量的频率是由高频到低频分布,高频噪声分布在前几阶 IMF 分量中,且由图 1 可知, f_3 分量包含高频噪声,而 f_4 不包含高频噪声,导致 f_4 的过零点急剧减少。因此当 $g(f_i)/g(f_{i+1})$ 第一次取得极大值时,则认为 f_1 至 f_i 这 i 个 IMF 分量包含高频噪声, f_{i+1} 至余项包含低频噪声。

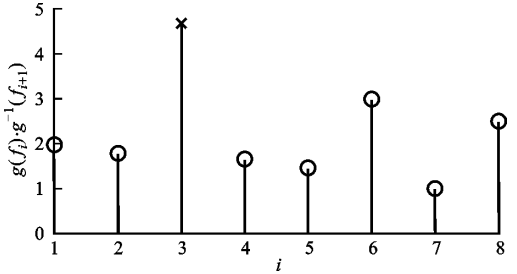


图 2 相邻 IMF 过零率的比值

2.2 阈值法去除高频噪声

基于小波阈值去噪的思想^[12]去除 IMF 中的高频噪声:包含高频噪声的 IMF 分量中,噪声对应的 IMF 系数幅值较低,而有效信号对应的 IMF 系数幅值较大。选择适当的阈值,若 IMF 系数幅值低于该阈值,判定该系数为噪声,直接置零;若 IMF 系数高于该阈值;若判定该系数为有效信号,保持不变或处理。阈值去噪的关键是阈值和阈值函数的选取,选择固定阈值法确定 IMF 的阈值^[2]

$$\lambda_i = \text{median}(|f_i|)/0.674\,5\,\sqrt{2\ln N} \tag{5}$$

式中: N 为信号长度; λ_i 为第 i 个 IMF 函数的阈值。常见的阈值函数有硬阈值和软阈值函数^[13]。

(1)硬阈值函数为

$$\hat{d}_{i,k} = \begin{cases} d_{i,k}, & |d_{i,k}| \geq \lambda_i \\ 0, & |d_{i,k}| < \lambda_i \end{cases} \tag{6}$$

(2)软阈值函数为

$$\hat{d}_{i,k} = \begin{cases} \text{sgn}(d_{i,k})(|d_{i,k}| - \lambda_i), & |d_{i,k}| \geq \lambda_i \\ 0, & |d_{i,k}| < \lambda_i \end{cases} \tag{7}$$

式中: $d_{i,k}$ 为第 i 个 IMF 的第 k 个系数, $\hat{d}_{i,k}$ 为阈值处理后的 IMF 系数。函数图像分别如图 3、4 所示。由于硬阈值函数处理后的 IMF 系数在阈值 λ_i 处不连续,造成信号重构后产生新的振荡。而软阈值函数在阈值点 λ_i 处是连续的,但 $\hat{d}_{i,k}$ 与原 IMF 系数 $d_{i,k}$ 之间有一个固定的差值,使重构后的信号幅度产生一定的失真^[13]。

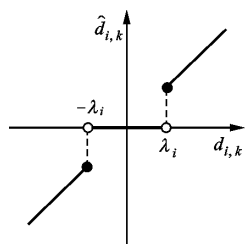


图3 硬阈值函数图像

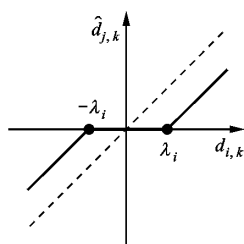


图4 软阈值函数图像

(3)改进阈值函数

为了尽量完整地保留原始信号,避免去噪后出现新的振荡,结合软硬阈值法,提出一种改进阈值函数,表达式如下

$$\hat{d}_{i,k} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(d_{i,k})((d_{i,k}^2 - (\lambda_i/\exp(d_{i,k} - \lambda_i))^2)^{1/2}), & |d_{i,k}| \geq \lambda_i \\ 0, & |d_{i,k}| < \lambda_i \end{cases} \quad (8)$$

当 $d_{i,k} \rightarrow \pm\infty$ 时,有

$$\lim_{d_{i,k} \rightarrow \pm\infty} \hat{d}_{i,k} = \lim_{d_{i,k} \rightarrow \pm\infty} \sqrt{d_{i,k}^2 - \lambda_i/\infty} = d_{i,k} \quad (9)$$

当 $|d_{i,k}| \rightarrow \lambda_i$ 时,有

$$\lim_{|d_{i,k}| \rightarrow \lambda_i} \hat{d}_{i,k} = \lim_{|d_{i,k}| \rightarrow \lambda_i} \sqrt{d_{i,k}^2 - \lambda_i^2/e^0} = 0 \quad (10)$$

由式(9)可知,当 IMF 系数 $d_{i,k}$ 逐渐增大时,改进阈值函数处理后 IMF 系数 $\hat{d}_{i,k}$ 逼近 $d_{i,k}$,克服了采用软阈值函数时 $\hat{d}_{i,k}$ 与 $d_{i,k}$ 存在恒定偏差的缺点;由式(10)可知,当 $d_{i,k}$ 的模值趋近阈值 λ_i 时 $\hat{d}_{i,k}$ 值为零,说明处理后的 IMF 系数 $\hat{d}_{i,k}$ 在阈值点 λ_i 处是连续的,克服了硬阈值函数不连续的缺点。

对比本文提出的改进阈值函数图像与文献[3]和[6]提出的阈值函数图像,如图5所示,经本文提出的改进阈值函数处理后的 IMF 系数 $\hat{d}_{i,k}$ 能快速逼近 $d_{i,k}$,当 $d_{i,k} = 1.5\lambda_i$ 时, $\hat{d}_{i,k}$ 值基本等于 $d_{i,k}$;而文献[3]和[6]所提出的函数逼近速度缓慢,当 $d_{i,k} = 3\lambda_i$ 时, $\hat{d}_{i,k}$ 与 $d_{i,k}$ 仍有一定的差值。除此之外,对于本文提出的改进阈值函数,当 $\hat{d}_{i,k}$ 未收敛于 $d_{i,k}$ 时,

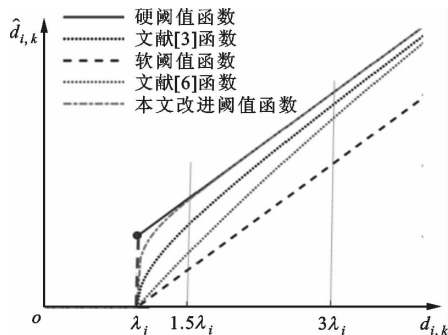


图5 改进阈值函数第一象限图像

$\hat{d}_{i,k}$ 与 $d_{i,k}$ 的差值较小,明显小于文献[3]和[6]提出的函数对应的差值。所以本文提出的改进阈值函数具有一定的优越性。

2.3 改进中值滤波器去除低频噪声

由于基线漂移波形变化缓慢且幅值较大,不能采用改进阈值函数处理。将判定为含有低频基线漂移的 IMF 分量(包括余项)相加构成待去噪的低频部分。中值滤波器是非线性滤波器,能较好地抑制基线漂移。根据文献[14]所提方法,确定窗宽为 339 的中值滤波器抑制低频部分的基线漂移,并采用两端延拓避免边缘效应产生。

2.4 去噪性能指标

信噪比(设为 S)和均方根误差(设为 R)是重要的评价指标。信噪比愈大,均方误差愈小,表示去噪效果越好,信号失真越小^[15]。

$$S = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^n s_i^2}{\sum_{i=1}^n (s_i - y_i)^2} \right) \quad (11)$$

$$R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (s_i - y_i)^2} \quad (12)$$

式中: s_i 为原信号; y_i 为重构信号。

3 实验及结果

MIT 心律失常数据库的数据来自医院心律失常实验室临床采集的 4 000 多条 Holter 数据记录,每条记录长 30 min,采样频率为 360 Hz,是国际上公认的可作为标准的心电数据库^[16]。从中选择了噪声较为显著的 113 号记录,为了便于观察,从中截取 2 000 个采样数据进行实验。

采用本文提出的 EEMD 自适应去噪方法,分别选取软阈值、硬阈值和改进阈值方法进行实验,去噪结果如图 6 所示,可以观察到基线漂移均得到了有效抑制。图 7 是图 6 中方框的细节放大图,与初始心电信号细节图对比可以发现:EEMD-软阈值方法去噪后信号的拐点处出现了失真,EEMD-硬阈值方法去噪后出现了新的振荡,而 EEMD-改进阈值方法较为完整地保留了初始心电信号中拐点波峰等特征,也没有出现新的振荡。3 种方法去噪后的 S 和 R 见表 1,EEMD-改进阈值方法对应的信噪比最高、均方根误差最低,去噪效果最好。

为了进一步说明本文提出的 EEMD 自适应去噪方法的有效性,随机选取了 MIT 心律失常数据库中的 10 条完整的心电记录,用本文提出的 EEMD 改

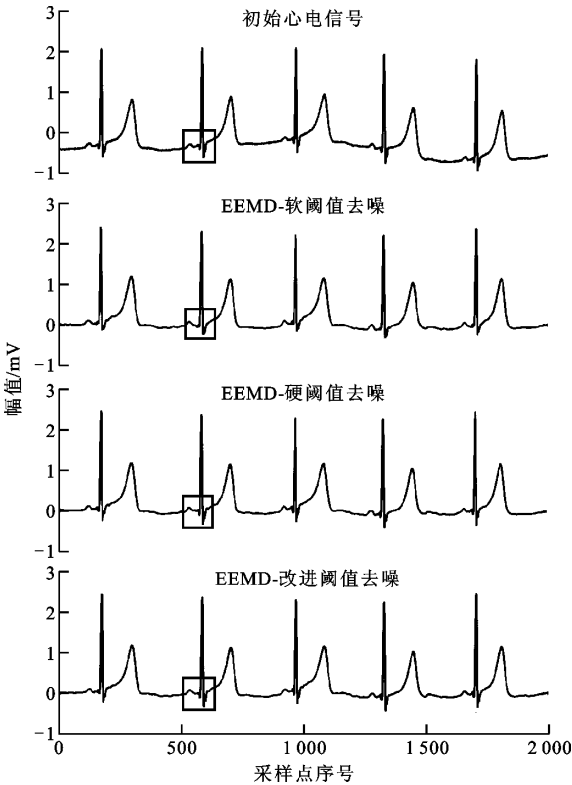


图 6 不同阈值函数的 EEMD 自适应方法去噪结果

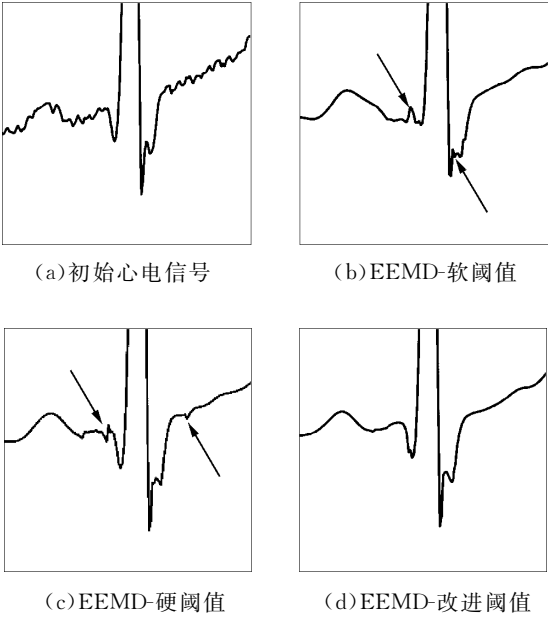


图 7 图 6 中 EEMD 自适应去噪结果细节放大图

表 1 3 种方法去噪结果的对比

方法	S/dB	R
EEMD-软阈值	15.78	0.040
EEMD-硬阈值	17.43	0.037
EEMD-改进阈值	18.59	0.036

进阈值函数自适应去噪方法分别与下列 4 种去噪方

法进行对比。郑敏敏等采用小波阈值方法进行去噪,并将第 8 尺度上的低频小波系数置零以去除基线漂移,提出改进阈值函数以去除工频和肌电干扰^[3];Jenkal 等首先对心电信号进行三层小波分解,直接去除第一和第二尺度的细节系数以去除高频噪声,再采用双阈值滤波方法去除低频噪声^[17];Hesar 等采用了基于边缘粒子扩展卡尔曼滤波去噪方法,采用自动粒子加权策略降低对测量框架的依赖性^[18];Singh 等首先利用非局部均值方法进行预处理以去除低频噪声,其次对预处理后信号进行 EMD 分解,用软阈值函数结合瞬时半周期的方法滤除前 3 个 IMF 中的高频噪声^[19]。

去噪后的 S 和 R 分别如图 8 和图 9 所示,由图 8、9 可知,对不同噪声水平的 10 条心电信号进行去噪,本文提出的 EEMD 改进阈值函数方法对不同的心电信号均具有较高的 S 和较低的 R,证明本文提出的 EEMD 自适应去噪方法效果最好。

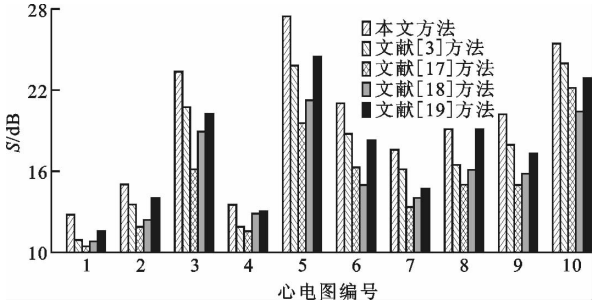


图 8 不同方法去噪后的信噪比

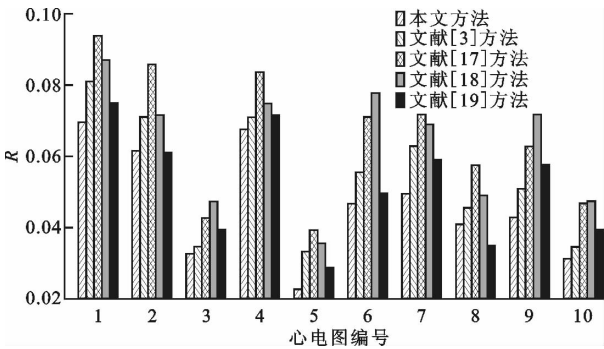


图 9 不同方法去噪后的均方根误差

4 结 论

心电信号中存在肌电干扰、工频干扰和基线漂移等噪声,对心电信号的后续处理和诊断带来干扰。本文提出了一种 EEMD 改进阈值函数的心电自适应去噪方法。利用 EEMD 自适应地将含噪的心电信号分解得到一组由高频到低频分布的 IMF,并采用过零率自适应判断 IMF 的噪声属性,不需要指定

固定的 IMF 尺度或截止频率。结合软硬阈值的优缺点,提出改进阈值函数去除 IMF 中的高频噪声,采用中值滤波器抑制 IMF 中的低频基线漂移。与现有的去噪方法进行对比,本文的方法具有自适应性,且去噪效果更显著。

参考文献:

- [1] 吴志勇,丁香乾,许晓伟,等. 基于深度学习和模糊 C 均值的心电信号分类方法 [J]. 自动化学报, 2018, 44(10): 187-194.
WU Zhiyong, DING Xiangqian, XU Xiaowei, et al. A method for ECG classification using deep learning and fuzzy C-means [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(10): 187-194.
- [2] LI Jingwei, TONG Yifei, GUAN Li, et al. A UV-visible absorption spectrum denoising method based on EEMD and an improved universal threshold filter [J]. RSC Advances, 2018, 8(16): 8558-8568.
- [3] 郑敏敏,高小榕,谢海鹤. 心电信号小波去噪的改进算法研究 [J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(1): 114-118.
ZHENG Minmin, GAO Xiaorong, XIE Haihe. Research on an improved algorithm for wavelet denoising of ECG [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(1): 114-118.
- [4] 张西宁,唐春华,周融通,等. 一种自适应形态滤波算法及其在轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(12): 6-13.
ZHANG Xining, TANG Chunhua, ZHOU Rongtong, et al. Adaptive morphological filtering algorithm with applications in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(12): 6-13.
- [5] 李晓莉,李成伟. 改进的自适应噪声总体集合经验模态分解在光谱信号去噪中的应用 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1754-1762.
LI Xiaoli, LI Chengwei. Application of improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise in spectral signal denoising [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(7): 1754-1762.
- [6] 叶琳琳,杨丹,王旭. 基于集合经验分解与改进阈值函数的小波变换心电信号去噪方法研究 [J]. 生物医学工程学报, 2014(3): 567-571.
YE Linlin, YANG Dan, WANG Xu. Research on ECG denoising method based on ensemble empirical mode decomposition and wavelet transform using Improved threshold function [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2014(3): 567-571.
- [7] RAKSHIT M, DAS S. An efficient ECG denoising methodology using empirical mode decomposition and adaptive switching mean filter [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 40: 140-148.
- [8] HUANG N E, ZHENG Shen, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society: A Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [10] 刘东瀛,邓艾东,刘振元,等. 基于 EMD 与相关系数原理的故障声发射信号降噪研究 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(19): 71-77.
LIU Dongying, DENG Aidong, LIU Zhenyuan, et al. De-noising method for fault acoustic emission signals based on the EMD and correlation coefficient [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(19): 71-77.
- [11] 苏志刚,吕江波,郝敬堂,等. 改进的经验模态分解法去除脉搏波基线漂移 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 238(7): 238-241.
SU Zhigang, LÜ Jiangbo, HE Jingtang, et al. Improved empirical mode decomposition to remove baseline drift of pulse waves [J]. Computer Measurement & Control, 2018, 238(7): 238-241.
- [12] DONOHO D L, JOHNSTONE J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [13] WANG Chunli, ZHANG Chunlei, ZHANG Pengtu. Denoising algorithm based on wavelet adaptive on wavelet adaptive threshold [J]. Physics Procedia, 2012, 24(1): 678-685.
- [14] 朱杰檀,柴惠. 消除心电信号基线漂移简单方法及仿真 [J]. 医疗卫生装备, 2012, 33(8): 16-20.
ZHU Jietan, QI Hui. Simple methods and simulation for elimination of ECG baseline excursion [J]. Chinese Medical Equipment Journal, 2012, 33(8): 16-20.
- [15] 陶珂,朱建军. 小波去噪质量评价方法的对比研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2012, 32(2): 128-133.
TAO Ke, ZHU Jianjun. A comparative study on validity assessment of wavelet de-noising [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2012, 32(2): 128-133.
- [16] BERKAYA S K, UYSAL A K, GUNAL E S, et al. A survey on ECG analysis [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 43: 216-235.
- [17] JENKAL W, LATIF R, TOUMANARI A, et al. An

efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform [J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2016; 36(3): 499-408.

[18] HESAR H, MOHEBBI M. ECG Denoising using marginalized particle extended Kalman filter with an automatic particle weighting strategy [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2017, 21; 635-644.

[19] SINGH P, SHAHNAWAZUDDIN S, PRADHAN G. An efficient ECG denoising technique based on non-local means estimation and modified empirical mode decomposition [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2018, 37(10): 4527-4534.

(编辑 武红江)

(上接第 100 页)

附录 A 非对称阀控缸的数学模型

(1) 伺服阀数学模型

将控制信号与阀芯位移近似为一个比例关系

$$x_v = ku$$

式中: x_v 为滑阀阀芯位移; k 为放大增益; u 为控制信号。

(2) 伺服阀的流量特性方程

$$Q_1 = \begin{cases} C_d w x_v \sqrt{2(p_s - p_1)/\rho}, & x_v > 0 \\ C_d w x_v \sqrt{2(p_1 - p_T)/\rho}, & x_v < 0 \end{cases}$$
$$Q_2 = \begin{cases} C_d w x_v \sqrt{2(p_2 - p_T)/\rho}, & x_v > 0 \\ C_d w x_v \sqrt{2(p_s - p_1)/\rho}, & x_v < 0 \end{cases}$$

式中: Q_1 、 Q_2 为液压缸两腔流量; C_d 为滑阀节流口流量系数; w 为滑阀节流口面积梯度; x_v 为滑阀阀芯位移; p_1 、 p_2 为液压缸两腔压力; p_s 、 p_T 为油源与油箱压力; ρ 为液体密度。

(3) 液压缸流量连续方程

$$Q_1 - C_i(p_1 - p_2) - C_e p_1 = \frac{dV_1}{dt} + \frac{V_1}{\beta_e} \frac{dp_1}{dt}$$
$$Q_2 + C_i(p_1 - p_2) - C_e p_2 = \frac{dV_2}{dt} + \frac{V_2}{\beta_e} \frac{dp_2}{dt}$$

附录 B 非对称阀控缸参数

表 B1 非对称阀控缸参数

k	c_d	w/m	$\rho/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	$p_s \cdot p_a^{-1}$	$p_T \cdot p_a^{-1}$	$C_i/(\text{m}^4 \cdot \text{s} \cdot \text{kg}^{-1})$	$C_e/(\text{m}^4 \cdot \text{s} \cdot \text{kg}^{-1})$	
1	0.7	0.001 5	850	2×10^7	0	0	0	
V_1/m^3		V_2/m^3		$\beta_c/(\text{N} \cdot \text{m}^{-2})$	m_t/kg	$B_p/(\text{kN} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	$K/(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	F/kN
4.925×10^{-5}		4.925×10^{-5}		1.3×10^{10}	50	1	0	1
$\zeta_p/(\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})$		f_{cp}	f_{sp}	$\alpha_p/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$\zeta_n/(\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})$	f_{cn}	f_{sn}	$\alpha_n/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$
180		50	50	0.015	220	50	20	0.007

式中: C_i 、 C_e 为液压缸内泄漏、外泄漏系数; V_1 、 V_2 为进油腔、回油腔的体积(包括液压缸、阀及其接管的容积); β_e 为液压油的体积弹性模量。

(4) 液压缸力平衡方程

$$A_1 p_1 - A_2 p_2 = m_t \frac{d^2 x_p}{dt^2} + B_p \frac{dx_p}{dt} + kx_p + F + F_f$$

式中: m_t 为负载和液压执行元件运动部分的总质量; B_p 为油缸和负载的黏性阻尼系数; x_p 为油缸杆位移; K 为负载弹性刚度; F 为作用在油缸上的外负载力; F_f 为作用在油缸上的非对称摩擦力。

$$F_f = \begin{cases} \zeta_p \dot{x}_p + \operatorname{sgn}(\dot{x}_p)(f_{cp} + f_{sp} \exp(-\frac{|\dot{x}_p|}{\alpha_p})), & \dot{x}_p > 0 \\ \zeta_n \dot{x}_p + \operatorname{sgn}(\dot{x}_p)(f_{cn} + f_{sn} \exp(-\frac{|\dot{x}_p|}{\alpha_n})), & \dot{x}_p < 0 \\ \min(f_{cp}, f_{sp}, f_{cn}, f_{sn}), & \dot{x}_p = 0 \end{cases}$$

式中: ζ_p 、 f_{cp} 、 f_{sp} 、 α_p 为速度为正时增益系数以及偏置项; ζ_n 、 f_{cn} 、 f_{sn} 、 α_n 为速度为负时增益系数以及偏置项; $\operatorname{sgn}(x)$ 为符号函数。