文章编号: 1674-8085(2019)06-0041-06

基于混合阈值的清除重复间隔阈值经验模态 分解去噪方法

王平根¹,*吕敬祥^{1,2}

(1. 井冈山大学电子与信息工程学院, 江西, 吉安 343009; 2. 江西省农作物生长物联网技术工程实验室, 江西, 吉安 343009)

摘 要: 经验模态分解(Empirical mode decomposition,EMD)被认为是一种有潜力的非线性非静态信号去噪方法。
 传统的经验模态分解阈值去噪在零点附近存在不连续性的缺点,Kopsinis 提出了 EMD-IIT 和 EMD-CIIT 方法,但
 这两种方法对阈值过于敏感,即区间极值轻微的偏差就有可能导致去掉整个区间曲线,因此本文提出一种混合阈
 值算法,结合了 EMD-DT 和 EMD-IT 各自的优势。仿真结果表明此去噪算法具有较好的效果。
 关键词: 经验模态分解;间隔阈值经验模态分解;混合阈值;去噪
 中图分类号: TN911.7
 文献标识码: A
 DOI:10.3969/j.issn.1674-8085.2019.06.008

DENOISING METHODS BASED HYBRID THRESHOLDING EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION CLEAR ITERATIVE INTERVAL THRESHOLDING

WANG Ping-gen¹, ^{*}LV Jing-xiang^{1,2}

Faculty of Electronics and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji'an, Jiangxi 343009, China;
 Jiangxi Engineering Laboratory of IoT Technologies for Crop Growth, Ji'an Jiangxi 343009, China)

Abstract: Empirical mode decomposition is considered as a potential nonlinear and non-static signal denoising method. The traditional empirical mode decomposition threshold denoising has the disadvantage of discontinuity near zero. Kopsinis proposed the iterative EMD interval-thresholding and clear iterative EMD interval-thresholding methods. However, the two methods are too sensitive to the threshold. That is, the slight deviation of the interval extreme value may lead to the removal of the entire interval curve. Therefore, a hybrid thresholding algorithm which combines the strengths of EMD-DT and EMD-IT methods is proposed in this paper. Simulation results show that the denoising algorithm has good results.

Key words: Empirical Mode Decomposition; EMD interval thresholding; hybrid thresholding; de-noising

0 引言

从观测到的含噪数据中恢复出原始有用信号 是信号处理中的一个经典问题,研究者已从各个角 度提出了一些去噪方法^{1-2]}。最早的线性方法由于设 计和实现简单已得到了广泛的应用,然而这些方法 对含尖锐的边沿信号、短时脉冲信号的去噪效果较 差。事实上,自然界真实的信号通常是非线性非平 稳的,为了克服这些困难,学者们提出了一些非线

收稿日期: 2019-07-14; 修改日期: 2019-08-30

*吕敬祥(1977-),男,湖南邵阳人,讲师,博士,主要从事信号与信息处理,WSN 等研究(E-mail: Ljingxiang2013@163.com).

基金项目:国家自然科学基金项目(51867011);江西省教育厅科技计划项目(GJJ180576)

作者简介: 王平根(1964-), 男, 江西吉水人, 高级实验师, 主要从事计算机网络和数据库等研究(E-mail: wangPingGen@163.com);

性处理方法。在这些非线性方法中,小波阈值去噪 已得到了较广泛的应用^[3],但这种方法的主要缺陷 是必须事先选定小波基函数,选择何种基函数至今 仍没有明确的理论指导,靠设计者的经验。与小波 方法相比,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)不仅能够实现小波方法的多 分辨率分析,而且能克服小波变换方法中必须提前 选择小波基函数的困扰。

基于 EMD 的信号去噪方法可分为两类^[4-5]: 1)直接抽取法,进行 EMD 分解后选择其中的若干 个 IMFS 进行重构;2)阈值处理法,进行 EMD 分 解后,选择一个合适的阈值与 IMFS 幅度进行比较, 然后再进行重构。目前,在阈值的选取方面,流行 的方法主要有两种^[6-7],一种是直接阈值法^[8] (EMD-DT),这类方法容易忽略 IMF 分量的间歇 过零点;另一种是间隔阈值法^[9](EMD-IT),该方 法的原理是将 IMF 分量相邻两个过 0 点间的曲线看 做一个整体,有效保留信号特征的同时还能减少模 态混叠。许多学者对基于(EMD-IT)的阈值去噪 进行了进一步改进,如:区间极值迭代阈值方法 (EMD-IIT)、清除重复间隔阈值(EMD-CIIT)去 噪方法^[10]。本文在深入研究现有的关于 EMD-DT 和 EMD-IT 去噪方法基础上,进一步挖掘噪声对 IMF 影响的主要因素,提出一种混合 EMD-CIIT 去 噪方法。

1 EMD 简要回顾

经验模态分解是分析和处理非静态信号的一种非线性处理方法,它能将信号自适应地分解成一系列按频率高低排列的信号之和,可表示为 $x(t) = \sum_{i=1}^{L} h^{i}(t) + r_{n}$ 。由于在分解过程中没有能量的损失,因此具有能精确地重构原始信号的优点,EMD分解的主要流程如图1所示。



Fig.1 The flow chart of EMD

2 EMD 阈值去噪方法

任意含噪信号可表示为 $x(t) = \tilde{x}(t) + n(t)$, $\tilde{x}(t)$

为有用信号, n(t)为某种形式的噪声。本文的目的 是根据噪声的统计规律从含有噪声的信号 x(t) 中 寻求 $\tilde{x}(t)$ 信号的估计信号 $\overline{x}(t)$ 。由于 EMD 阈值去 噪的提出受小波阈值去噪的启发,因此本文简要叙述小波阈值去噪原理。小波阈值去噪基本原理为: 当小波分量小于阈值时将其设置为0之后进行重构 得到去噪信号,有两种不同的形式硬阈值和软阈 值,其表达式分别如式(1),式(2)。

$$y = \begin{cases} x & |x| \ge \Delta t \\ 0 & |x| < \Delta t \end{cases}$$
(1)

$$v = \begin{cases} sign(x) \cdot (|x| - \Delta t) & |x| \ge \Delta t \\ 0 & |x| < \Delta t \end{cases}$$
(2)

除了标准的阈值去噪方法,学者们也进行了一 些修改,如基于贝叶斯小波阈值方法^[11]和平移不变 小波阈值方法^[12]。

2.1 直接阈值去噪

仿效小波的阈值去噪方法,经验模态分解阈值 去噪方法(EMD-DT)也可分为硬阈值和软阈值方 法,可用式(3),式(4)表示:

$$\tilde{h}^{(i)}(t) = \begin{pmatrix} h^{(i)}(t) & \left| h^{(i)}(t) \right| > T_i \\ 0 & \left| h^{(i)}(t) \right| \le T_i \end{pmatrix}$$
(3)
$$\tilde{h}^{(i)}(t) = \begin{pmatrix} \operatorname{sgn}(h^{(i)}(t))(\left| h^{(i)}(t) \right| - T_i) & \left| h^{(i)}(t) \right| > T_i \\ 0 & \left| h^{(i)}(t) \right| \le T_i \end{pmatrix}$$
(4)

上式 $h^{(i)}(t)$ 表示第 *i* 阶的固有模态函数, T_i 表示阈 值,其计算公式为 $T_i = C\sqrt{E_i 2 \ln N}$ (这里, *C* 是 常数, *N* 是固有模态函数的采样点数, E_i 表示仅 含噪声的 IMF 能量), Flandrin 等^[13]利用纯净的噪 声信号,通过大量的实验证明 IMF 能量理论模型可 表示为式 (5)。

$$E_i = \frac{E_1^2}{\beta} \rho^{-i}$$
 $i = 2, 3, 4, \cdots$ (5)

式中, E_1^2 代表一阶 IMF 能量, $\beta 和 \rho$ 表示特定的 EMD 参数, 依赖于分解时筛选的迭代次数。可用 式 (6) 对信号进行重建。

$$\hat{x}(t) = \sum_{k=M_1}^{K=M_2} \tilde{h}^{(i)}(t) + \sum_{k=M_{2+1}}^{K=L} h^{(i)}(t)$$
(6)

显然这种 EMD 阈值去噪方法重构信号之后得

到的有用信号不连续。主要原因是即使在无噪情况 下固有模态函数在过零点附近的数据也有可能被 去掉从而导致信号重构后不连续。近年来,研究者 提出了一些改进措施,如间隔 EMD 阈值去噪方法 (EMD-IT)。这种方法继续利用 EMD 分解过程中 产生的极值点和过零点信息,将相邻过零点区间 [*z_j*,*z_{j+1}]内极值点幅值与阈值比较,如果极值点值 都小于阈值,该数据段为噪声,否则是有用信号。*

2.2 间隔阈值去噪

间隔 EMD 阈值是以相邻过 0 点间的信息段为 单位的数据处理方法,同样分为硬阈值方法和软阈 值方法,分别可用式(7)、式(8)表示。

$$\widetilde{h}^{(i)}(z_{j}^{(i)}) = \begin{cases}
h^{(i)}(z_{j}^{(i)}) & |h^{(i)}(r_{j}^{(i)})| > T_{i} \\
0 & |h^{(i)}(r_{j}^{(i)})| \le T_{i}
\end{cases}$$

$$\widetilde{h}^{(i)}(z_{j}^{(i)}) = \begin{cases}
h^{(i)}(z_{j}^{(i)}) \frac{|h^{(i)}(r_{j}^{(i)})| - T_{i}}{|h^{(i)}(r_{j}^{(i)})|} & |h^{(i)}(r_{j}^{(i)})| > T_{i} \\
0 & |h^{(i)}(r_{j}^{(i)})| \le T_{i}
\end{cases}$$
(8)

这里 z_j, z_{j+1} 表示相邻 IMF 零点的位置, $h^{(i)}(z_j^{(i)})$ 表示 $i \in IMF$ 函数在区间 $[z_j, z_{j+1}]$ 之间函数曲线, $h^{(i)}(r_j^{(i)})$ 表示曲线 $h^{(i)}(z_j^{(i)})$ 在区间 $[z_j, z_{j+1}]$ 上的极值。

2.3 迭代间隔阈值去噪方法

在小波阈值去噪中,为了克服信号不连续产生的 Pesudo2Gibbs 现象,对含噪信号进行循环平移后再去噪,这种方法叫平移不变小波变换,运用这种思想到 EMD 中,研究者提出一种迭代间隔阈值去 噪方法 EMD-IIT^[14-15]。该方法的主要步骤如下。

1)利用 EMD 分解原始含噪信号,得到相应的 固有模态分量;

2) 去掉前两个固有模态分量, 对后面的L-1个固有模态分量进行部分重建, $x_p = \sum_{i=2}^{L} h^{(i)}(t)$;

3)随机改变第一阶 IMF 的采样点位置,如 $h_a^{(1)}(t) = ALTER(h^{(1)}(t))$, ALTER())表示某种位 置改变函数;

4)利用3)得到的L-1个IMF,重建一个含不

同噪声版本的原始信号 $x_a(t) = x_p(t) + h_a^{(1)}(t)$;

5)对 4)得到的 $x_a(t)$ 信号重新进行 EMD 分解;

6) 然后对 $x_a(t)$ 的 IMFS 进行上文介绍的 EMD-IT 去噪后,可以获得去噪信号 $\tilde{x}_1(t)$;

7) 重复执行上述步骤 3)-6)K-1 次, 最终获得 K 个去噪后的信号 $\tilde{x}_1(t)$, $\tilde{x}_2(t)$, …, $\tilde{x}_{\kappa}(t)$;

8) 对 $\tilde{x}_1(t)$, $\tilde{x}_2(t)$, ..., $\tilde{x}_K(t)$ 求平均后, 得 到 $\tilde{x}(t) = (1/K) \sum_{k=1}^{K} \tilde{x}_k(t)$ 。

显然,该方法仍存在不可避免的缺点,当信号的信噪比较高时,在第一阶的 IMF 中就有可能包含了部分有用的信号,这种情况下随机的去改变采样点位置,固有模态分量中所包含的有用信号蔓延从而影响信号的去噪性能。针对这种情况,学者们也研究了一些改进措施,如清除重复间隔阈值(EMD-CIIT)方法。

3 混合阈值的 EMD-CIIT 消噪方法描述

EMD-IIT 和 EMD-CIIT 这两种方法从本质上看 仍没有脱离软阈值去噪方法的核心原理,与 EMD-DT 相比,这些算法对阈值更敏感。为了更加 清楚地说明这个问题,本文用图2进行演示,区间 极值稍微有点偏差时,所有的这些基于软阈值去噪 方法把整个区间曲线都去掉,此时,有可能比基于 硬阈值去噪方法的性能更差。因此,本文考虑到不 同算法的优点,采用混合阈值的去噪算法。这种方 法在充分利用区间极值的基础上再引入区间中位 数,如果中位数大于阈值,此时采用 EMD-IT 方法 去噪;如果区间中位数小于阈值,但是区间极值大 于阈值,此时采用 EMD-DT 进行去噪;当区间极值 小于阈值时,则去掉整个区间数据,这个过程可以 用式(9)表示。

 $\tilde{h}^{(i)}(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}) & \left| h^{(i)}(m_j^{(i)}) \right| > T_i \\ h_i(t) & \left| h^{(i)}(r_j^{(i)}) \right| > T_i \\ 0 & \left| h^{(i)}(r_j^{(i)}) \right| \le T_i \end{cases} \quad \left| h^{(i)}(m_j^{(i)}) \right| \le T_i$





图 2 区间极值偏差时去噪效果图 Fig.2 Denoising fruit graph with interval extreme deviation

4 仿真结果及分析

采用如图 3 所示的 Blocks、Doppler、Bumps 三种具有典型特征的仿真信号来验证算法去噪性 能。另外,引入信噪比和均方误差来评估去噪效果: 信噪比越大,均方误差越小,表明去噪效果越好, 计算公式分别如式(10)、式(11)。为了对比去噪 效果,对噪声信号分别采用 EMD-DT、EMD-IT、 EMD-CIIT 和本文所提的混合阈值 EMD-CIIT 法进 行去噪。

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^{N} s^{2}(i)}{\sum_{i=1}^{N} (\hat{s}(i) - s(i))^{2}}$$
(10)

$$RMSE = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (\hat{s}(i) - s(i))^2}$$
(11)

$$s(i)$$
为原始信号 i 点值, $\hat{s}(i)$ 为去噪后 i 点值。



Fig.3 Three different signal diagrams of Blocs, Doppler, and Bumps

利用 wnoise 生成不同信噪比的含高斯白噪声 的测试信号,其信噪比 SNR 分别为 0dB、5dB、10dB、 15dB、20dB,信号长度取为 2048。图 4 显示不同 信噪比去噪前后算法性能,可以清楚地看出所提新 算法与其他两种算法相比,对三种不同的测试信号 都有更好的去噪性能。这种性能改善的主要原因在 于所提新算法根据 IMF 的特征不仅考虑了连续性 问题也考虑了非连续性问题,即混合地运用了直接 阈值和间隔阈值。





图 5 是 SNR=10 时,信号长度为 2048,利用文 中所提方法对测试样本 Bumps 信号的去噪效果图。 表1呈现了对不同信噪比的 Bumps 仿真信号经三种 方法去噪后 MSE。

表 1 Bumps 信号三种方法去噪后的均方误差 Table 1 Mean Square error of Bumps signal after denoising by three methods

方法	均方值				
	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB
EMD-IT	0.0325	0.0131	0.007	0.0062	0.0057
EMD-CITT	0.029	0.0112	0.0067	0.0054	0.0049
被提方法	0.0203	0.0105	0.0055	0.005	0.0043



图 5 SNR=10dB bumps 信号原始数据与去噪数据对比 Fig.5 Comparison of raw bumps data with SNR=10dB and denoising data

5 结论

针对间隔(区间)阈值去噪算法对阈值过分敏 感的问题,本文提出了一种混合阈值 EMD-CITT 去 噪方法。该方法通过引入中位数实现了阈值与区间 极值及中位数分别比较,从而巧妙地实现了点结构 硬阈值去噪方法同时又能实现间隔结构的软阈值 去噪方法。通过运用 Blocks、Doppler、Bumps 三种 具有典型特征的仿真信号来验证算法去噪性能,仿 真实验结果表明,与现有的 EMD 去噪方法相比, 本文方法在信噪比、噪声均方差方面都有一定的改 善。

参考文献:

- Li B , Zhang L , Zhang Q , et al. An EEMD-Based Denoising Method for Seismic Signal of High Arch Dam Combining Wavelet with Singular Spectrum Analysis[J]. Shock and Vibration, 2019, 2019:1-9.
- [2] 杨帅,胡学钢,张玉红. 用于域适应的多边缘降噪自动编码器[J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(02):146-153.
- [3] Yang G, Liu Y, Wang Y, et al. EMD interval thresholding denoising based on similarity measure to select relevant modes[J]. Signal Processing, 2015, 109(C):95-109.
- [4] Shi P, An S, Li P, et al. Signal feature extraction based on cascaded multi-stable stochastic resonance denoising and EMD method[J]. Measurement, 2016, 90:318-328.

- [5] Mohguen W, Bekka R E. Improvement of the EMD-SG denoising method[C]. International Conference on Electrical and Electronics Engineering. 2016.
- [6] 李猛,蒋立辉,熊兴隆,等.激光雷达信号的可变间隔阈 值经验模式分解去噪法[J].强激光与粒子束,2014, 26(11):8-12.
- [7] Meng L, Jiang L H, Xiong X L. A novel EMD selecting thresholding method based on multiple iteration for denoising LIDAR signal[J]. Optical Review, 2015, 22(3):477-482.
- [8] Wang M, Zhou Z, Li Z, et al. An Adaptive Denoising Algorithm for Chaotic Signals Based on Improved Empirical Mode Decomposition[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2019, 38(6):2471-2488.
- [9] Yang G, Liu Y, Wang Y, et al. EMD interval thresholding denoising based on similarity measure to select relevant modes[J]. Signal Processing, 2015, 109:95-109.
- Kopsinis Y, Mclaughlin S. Development of EMD-Based Denoising Methods Inspired by Wavelet Thresholding[J].
 Signal Processing IEEE Transactions on, 2009, 57(4):1351-1362.

- [11] Wang X, Li X, Lai W. Remote sensing image denoising based on watershed and Bayesian estimation threshold wavelet algorithm[J]. Energy Procedia, 2011, 11:5043-5049.
- [12] Wang Z Z, Ren Z, Liu G D. Study on an improved wavelet shift-invariant threshold denoising for pulsed laser induced glucose photoacoustic signals[C]. Applied Optics and Photonics China, 2015:9674(07-18).
- Flandrin P, Goncalves P, Rilling G. Detrending and denoising with empirical mode decompositions[C].
 Signal Processing Conference, 2004, European. IEEE, 2004:1581-1584.
- [14] Herold C, Wenig S, Leibfried T. Advanced de-noising of power cable Partial Discharge signals by Empirical Mode Decomposition[C].Universities Power Engineering Conference (AUPEC), 2010 20th Australasian. IEEE, 2010: 1-5.
- [15] 钟金良,景新幸,杨海燕,等.一种改进阈值函数的 EMD-CIIT 语音去噪算法[J]. 桂林电子科技大学学报, 2016, 36(1):9-13.