

文章编号:1672-3961(2008)05-0121-06

基于 EMD 的激光超声信号去噪方法

孙伟峰¹, 彭玉华¹, 许建华²

(1. 山东大学信息科学与工程学院, 山东 济南 250100;
2. 中国电子科技集团公司第41研究所, 山东 青岛 266555)

摘要:基于连续均方误差的准则,提出了一种基于经验模态分解(EMD)的激光超声信号去噪方法.该方法将经验模态分解得到的固有模态函数(IMF)分为信号分量起主导作用,模态与噪声分量起主导作用模态,利用反映信号主要结构的模态对信号进行部分重建实现去噪.将该方法应用于测试信号与实际激光超声信号的去噪,实验结果表明该方法能够有效地去除噪声,并且不受主观参数的影响,具有自适应的特点.

关键词:经验模态分解;激光超声信号;信号去噪

中图分类号:TN911.7 文献标识码:A

A de-noising method for laser ultrasonic signal based on EMD

SUN Wei-feng¹, PENG Yu-hua¹, XU Jian-hua²

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan, 250100, China;
2. The 41st Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Qingdao, 266555, China)

Abstract: Based on the criterion of consecutive mean square error, a de-noising method for laser ultrasonic signals based on empirical mode decomposition(EMD) was proposed. This method can divide the intrinsic mode functions (IMFs) derived from EMD into signal dominant modes and noise dominant modes, then the modes reflecting the important structures of a signal were combined together to form partially reconstructed de-noised signal. Simulations were conducted for simulated signals and a real laser ultrasonic signal using this method. Experimental results indicate that this method can efficiently and adaptively remove noise, and this method can not be affected by subjective parameters.

Key words: empirical mode decomposition; laser ultrasonic signal; signal de-noising

0 引言

在激光超声检测信号中,由于某些特殊材料内部组织结构比较复杂,所得超声回波信号往往受到较强噪声的干扰,所以在分析缺陷回波信号时,必须对回波信号进行降噪处理.小波变换因其具有良好的局部特性,具有传统降噪方法不可比拟的优越性,在信号去噪中被广泛应用^[1,2].但是,小波分解存在基函数选择、频域重叠和阈值不确定等问题.同

时,由于超声回波信号往往表现出非线性、非平稳的特征,给许多信号处理方法带来一定的局限性.

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是最新发展起来的处理非线性非平稳信号的方法^[3],其主要的优点在于基函数可以从信号自身获得,克服了小波变换中选择基函数的困难.根据信号时间尺度的不同,EMD可以将复杂的信号分解成若干个按频率由高到低排列的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF),故可以将其看作是以信号极值特征尺度为度量的时空滤波过程,可以利用这个

收稿日期:2008-05-08

基金项目:电子测试技术国家重点实验室资助项目(9140C120102060C1201);山东省科技攻关项目资助项目(2005GG3201117).

作者简介:孙伟峰(1982-),男,博士研究生,主要研究领域为信号处理,图像处理.

E-mail:swf0217@mail.sdu.edu.cn

性质对信号进行滤波分析和降噪处理.文献【4】分析了EMD的时空尺度滤波特性并将其应用于信号去噪;文献【5】将其用于消除瞬态散射回波中的高斯白噪声干扰,取得了很好的效果.但是对于应该选择哪几个IMF对信号进行重建的问题,以上方法并没有给出一个明确的判别准则.文献【6】利用白噪声在EMD分解下的统计特性提取含有有用信息的IMF分量,然后用这些分量重建信号进行去噪,但存在参数选择等问题.文献【7】提出了连续均方误差(consecutive mean square error, CMSE)的准则,可以对信号分量起主导作用模态与噪声分量起主导作用模态进行区分,利用反映信号主要结构的模态对信号进行恢复实现降噪.

实验中发现,文献【7】提出的信号模态与噪声模态的分选准则存在一定的偏差,本文对此作了改进,提高了其区分的准确性.将改进的方法用于测试数据以及真实激光超声信号的去噪,实验结果表明该方法能够有效地抑制噪声.

1 经验模态分解

1.1 固有模态函数的定义

经验模态分解可以将复杂的信号分解成一系列具有不同时间尺度的固有模态函数,每个固有模态函数必须满足以下2个条件:

- (1) 在整个数据范围内,极值点与过零点的数目必须相等或者最多相差一个;
- (2) 在任意一点处,所有极大值点形成的上包络线和所有极小值点形成的下包络线的平均值始终为零.

将所有的固有模态函数相加即可对信号进行完全重构,故该分解过程是完备的.

1.2 EMD分解的基本步骤

对时间序列 $x(t)$ 进行经验模态分解的一般步骤为:

- (1) 找出信号 $x(t)$ 的所有局部极大值/极小值点;
- (2) 对这些极值点进行三次样条插值,得到由所有局部极大值点构成的上包络线和所有局部极小值点构成的下包络线,分别记为 $u(t)$ 与 $v(t)$;
- (3) 记上、下包络线的均值为:

$$m(t) = \frac{u(t) + v(t)}{2},$$

并记信号与上、下包络线的均值的差为:

$$h(t) = x(t) - m(t).$$

(4) 判断 $h(t)$ 是否满足 IMF 的上述 2 条性质,若满足,则 $h(t)$ 为第一个 IMF; 否则,以 $h(t)$ 为输入重复步骤(1)~(3),直至得到一个 IMF,记为 $\text{IMF}_1(t)$;

(5) 将 $r_1(t) = x(t) - \text{IMF}_1(t)$ 作为新的待分析信号重复步骤(1)~(4),以得到第二个 IMF,记为 $\text{IMF}_2(t)$,此时,余项 $r_2(t) = r_1(t) - \text{IMF}_2(t)$.重复上述步骤,直到得到的余项 $r_n(t)$ 是一个单调信号或其值小于某个预先给定的阈值^[3,9],分解结束.

最后,得到 n 个 IMF 分量 $\text{IMF}_1(t), \text{IMF}_2(t), \dots, \text{IMF}_n(t)$ 及余项 $r_n(t)$,于是原始信号可表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i(t) + r_n(t). \quad (1)$$

2 基于连续均方误差准则的 EMD 去噪方法

将含有噪声的信号 $x(t)$ 表示为:

$$x(t) = y(t) + n(t), \quad (2)$$

其中, $y(t)$ 为原始信号, $n(t)$ 为加性高斯白噪声.去噪的目标就是要寻找原始信号 $y(t)$ 的一个逼近 $\tilde{y}(t)$,使它们之间的差别尽可能小.

EMD 具有和二进离散小波分解完全类似的二进滤波器组结构^[8,10],分解得到的每一个 IMF 代表信号在某一频带上的信息.把信号 $x(t)$ 分解为 n 个 IMF 分量及一个余项(如式(1))后,小尺度的 IMF 分量体现了信号的高频成分,反映了尖锐信号和噪声;而对于大尺度的 IMF 分量,噪声的影响较弱且主要体现信号的低频部分.利用 EMD 进行滤波去噪的基本思想就在于,对很多信号而言,其大部分信息主要集中在低频段,越往高频段,包含的信息量越少,于是可以利用低频段的几个 IMF 对信号进行部分重建,即:

$$\tilde{y}_k(t) = \sum_{j=k}^n \text{IMF}_j(t) + r_n(t). \quad (k=2, \dots, n) \quad (3)$$

因此,必然存在某个 IMF 分量,使得对于该分量之后的 IMF_s 信号的能量超过噪声的能量.EMD 滤波去噪的目标就是要找到这个索引值 $k = j_s$,使得用从该索引开始往后的 IMF 对信号进行重建的误差最小.为了实现这个目标,文献【7】提出了连续均方误差(CMSE)的准则,即:

$$\text{CMSE}(\tilde{y}_k, \tilde{y}_{k+1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\tilde{y}_k(t_i) - \tilde{y}_{k+1}(t_i)]^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\text{IMF}_k(t_i)]^2, \quad (k=1, \dots, n-1) \quad (4)$$

其中, N 为信号的总长度.基于该准则,索引值 j_s 可由式(5)给出.

$$j_s = \arg \min_{1 \leq k \leq n-1} [\text{CMSE}(\tilde{y}_k, \tilde{y}_{k+1})]. \quad (5)$$

由于噪声主要集中在高频段,随着分解的进行,噪声的能量将逐渐减小,于是可以将 IMF 能量首次发生转折的位置作为噪声起主导作用模态与信号起主导作用模态的分界.同时,不同的信号包含不同的频率成分,在信号分量起主导作用的 IMF 中,某些频率段的 IMF 能量可能低于第一个能量转折处 IMF 的能量而成为全局最小值(如 3.1 节实验所示).

所以,文献[7]以所有 IMF 能量的最小值对应位置的序号作为噪声层与信号层的分界有时是不合适的;并且,由于信号分量起主导作用模态从噪声层与信号层分界处的下一个位置开始,故重建信号所用 IMF 的开始序号应该选择分界处的下一个位置.因此,式(5)对 j_s 的判定准则存在一定的偏差,主要体现在 2 个方面:

- (1) 若 CMSE 在全局极小值之前存在局部极小值,则 j_s 应该取第一个局部极小值所对应的位置加 1;
- (2) 如果不存在局部极小值,则 j_s 取全局最小值所对应的位置加 1.

大量的数值仿真实验也证明了该结论的正确性(见 3.1 节).故对(5)式修正为:

若在全局极小值之前存在局部极小值,则

$$j_s = \arg \text{firstlocal min}_{1 \leq k \leq n-1} [\text{CMSE}(\tilde{y}_k, \tilde{y}_{k+1})] + 1.$$

否则,

$$j_s = \arg \min_{1 \leq k \leq n-1} [\text{CMSE}(\tilde{y}_k, \tilde{y}_{k+1})] + 1. \quad (6)$$

综上所述,可以将基于连续均方误差准则的 EMD 去噪方法归结如下:

- (1) 将信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解得到各个 IMF _{k} , $k = 1, \dots, n$ 以及余项 $r_n(t)$;
- (2) 利用式(3)计算 $\tilde{y}_k(t)$, $k = 1, \dots, n - 1$;
- (3) 利用式(4)计算 $\text{CMSE}(\tilde{y}_k, \tilde{y}_{k+1})$, $k = 1, \dots, n - 1$;
- (4) 利用式(6)计算 j_s 的值;
- (5) 利用式(3)对信号进行重构,得到去噪之后的信号.

3 实验结果

为了对提出的方法进行验证,本文对常用的测试信号进行了数值仿真.测试信号采用 Matlab 中的“Blocks”,“Bumps”,“Heavisine”,“Doppler”以及“ECG”信号,信号的长度取 $N = 1024$,设定含有高斯白噪声信号的信噪比分别为 3 dB 与 -3 dB.同时,还对一个实际的激光超声信号进行了去噪.采用信噪比

SNR 与均方误差 MSE 作为衡量去噪有效性的定量评价标准,分别定义如下:

$$\text{SNR} = 20 \times \lg\left(\frac{\sigma \text{ of } y(t_i)}{\sigma \text{ of } (y(t_i) - \tilde{y}(t_i))}\right), \quad (7)$$

$$\text{MSE}(y, \tilde{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y(t_i) - \tilde{y}(t_i)]^2. \quad (8)$$

其中, $y(t_i)$ 与 $\tilde{y}(t_i)$ 分别为原始信号与去噪之后的信号, σ 表示标准差.

原始的无噪信号与其相应的含噪信号(SNR = 3 dB)分别示于图 1 和图 2 中.

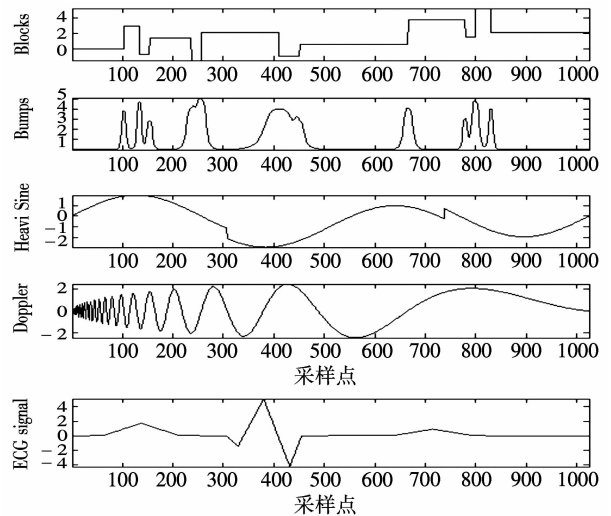


图 1 原始无噪信号

Fig.1 Original signal without noise

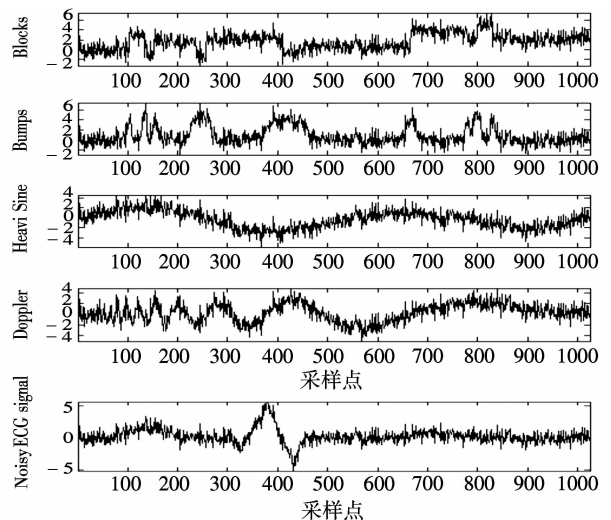


图 2 含有噪声的信号, SNR = 3 dB

Fig.2 Noisy signal with SNR = 3 dB

3.1 改进的信号模态与噪声模态分选准则的实验验证

对于信噪比为 3 dB 的“Bumps”信号, EMD 分解后可以得到 13 个 IMF 分量, 其 CMSE 的值与 IMF 序号的关系曲线如图 3 所示. 按式(5)准则, 得到 j_s 的值为 7, 按式(6)准则, 得到 j_s 的值为 4.

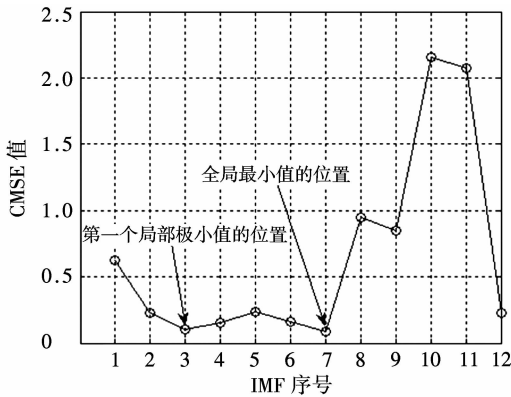


图3 信号模态与噪声模态分选准则实验验证
Fig.3 Validation for the separation criterion

从第7个 IMF 开始重构信号所得的信噪比及均方误差分别为 6.615 9 dB 与 0.459 8; 而从第4个 IMF 开始重构信号所得的信噪比及均方误差分别为 10.360 9 dB 与 0.194 6, 说明式(6)准则更准确.

对含噪的测试信号(SNR = 3 dB)进行 EMD 分解, 所得 IMF 的数目 n 以及利用式(5)与式(6)计算得到的索引值 j'_s 与 j_s 如表 1 所示.

表 1 每一测试信号所对应的 n , j_s 与 j'_s 的值
Table 1 n , j_s and j'_s values for every test signal

信号	"Blocks"	"Bumps"	"Heavisine"	"Doppler"	"ECG"
n	8	13	7	9	14
j_s	4	4	6	5	6
j'_s	3	7	5	7	5

分别从不同的 IMF 序号开始进行重建, 得到的信噪比与 IMF 开始序号的关系曲线如图 4 所示.

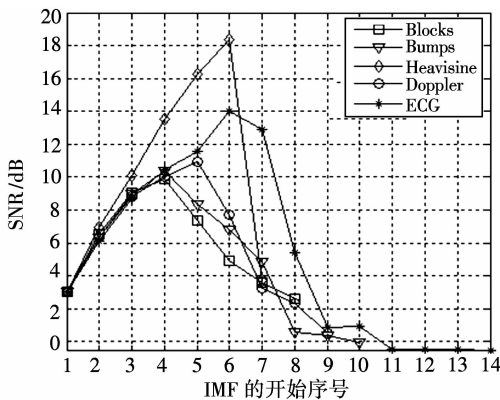


图 4 SNR 与 IMF 开始序号的关系

Fig.4 Dependencies of SNR values versus the starting index of IMF

从图 4 中可以看出, 对每一个测试信号, 其信噪比都有一个峰值, 这些峰值对应的 IMF 的开始序号与表 1 中的 j_s 值相吻合, 而与 j'_s 的值之间存在一定的偏差. 以上的例子以及对测试信号在不同信噪比下所作的大量数值仿真可以表明式(6)准则的正确性.

3.2 测试信号去噪的实验结果

利用本文的方法对测试信号进行滤波去噪,

SNR = 3 dB 时, 使用表 1 中的 IMF 开始序号对信号进行重构, 所得的去噪结果如图 5 所示, 其中, 虚线表示原始信号, 实线表示去噪后的信号.

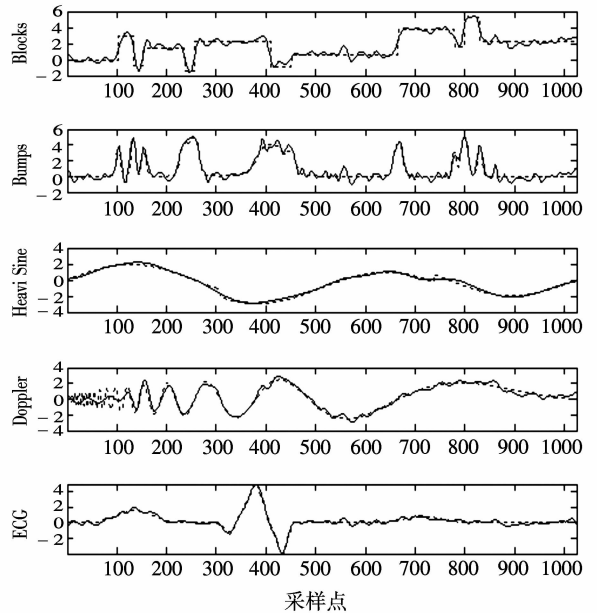


图 5 本文方法的去噪结果(SNR = 3 dB)
Fig.5 De-noising result of the proposed method(SNR = 3 dB)

由图 5 可见, 本文的方法从总体上可以取得较好的去噪效果, 尤其是对“Blocks”, “Heavisine”以及“ECG”信号, 重构的信号与原始信号非常接近.

将本文的方法与均值滤波、中值滤波以及小波阈值去噪的方法做了对比, 其中, 均值滤波与中值滤波采用 7 阶实现, 小波去噪选用‘sym8’小波, 5 层分解, 软阈值去噪, 阈值分别选用 Matlab 中的‘heursure’阈值(记为 Wavelet-1)以及文献【1】中给出的阈值(记为 Wavelet-2), 不同信噪比下 SNR 与 MSE 的比较结果如表 2、表 3 所示.

由表 2、表 3 的实验结果可以看出, 在较低的信噪比下, 基于 EMD 方法的去噪效果比均值滤波与中值滤波的方法要好; 同时, 基于 EMD 的去噪方法可以得到与小波阈值去噪相近的降噪性能, 尤其是对于“Heavisine”信号以及 SNR = -3 dB 时的“Blocks”信号, 本文方法可以取得比小波阈值去噪更好的结果, 并且避免了小波方法中小波基函数、分解层数以及阈值选取等问题, 可以自适应地去除噪声.

3.3 实际激光超声数据的去噪结果

将本文的方法应用于实际激光超声信号去噪, 并与小波阈值去噪方法作对比, 此时 Wavelet-1 方法去噪效果不明显, 本文选用 Wavelet-2 方法. 实际的激光超声信号经 EMD 分解后得到 11 个 IMF 分量, 算法自动选择从第 3 个 IMF 分量开始进行重构, 原始激光超声信号与去噪后的结果如图 6、图 7 所示.

表 2 不同去噪方法结果对照(SNR = 3 dB)
Table 2 Result comparison of different de-noising methods(SNR = 3 dB)

	“Blocks”		“Bumps”		“HeaviSine”		“Doppler”		“ECG”	
	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE
Noisy	3.00	1.06	3.00	1.06	3.00	1.06	3.00	1.06	3.00	0.50
Average	10.18	0.20	11.57	0.15	11.57	0.15	11.11	0.16	11.64	0.07
Median	9.43	0.24	9.97	0.21	9.99	0.21	9.48	0.24	9.88	0.10
Wavelet-1	10.34	0.20	12.78	0.11	17.34	0.04	13.03	0.11	13.85	0.04
Wavelet-2	9.16	0.26	9.59	0.23	17.46	0.04	11.99	0.13	15.31	0.03
EMD	9.87	0.22	10.36	0.19	18.46	0.03	10.93	0.17	14.03	0.04

表 3 不同去噪方法结果对照(SNR = -3 dB)
Table 3 Result comparison of different de-noising methods (SNR = -3 dB)

	“Blocks”		“Bumps”		“HeaviSine”		“Doppler”		“ECG”	
	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE
Noisy	-3.00	1.06	-3.00	1.06	-3.00	1.06	-3.00	1.06	-3.00	1.99
Average	5.19	0.16	5.64	0.15	5.59	0.15	5.49	0.15	5.62	0.28
Median	3.69	0.23	4.12	0.21	4.03	0.21	3.93	0.21	3.97	0.40
Wavelet-1	6.39	0.12	6.40	0.12	11.76	0.04	8.17	0.08	10.50	0.09
Wavelet-2	6.73	0.11	6.31	0.13	11.79	0.04	8.39	0.08	10.53	0.09
EMD	6.75	0.11	6.23	0.13	15.44	0.02	7.98	0.09	9.89	0.10

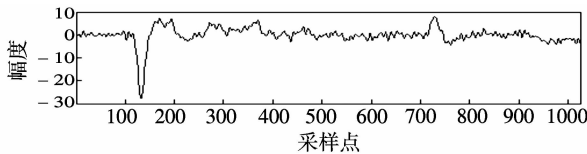


图 6 原始激光超声信号
Fig.6 Original laser ultrasonic signal

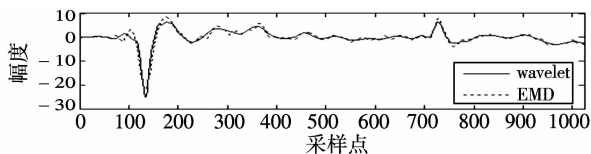


图 7 EMD 与小波去噪结果对照
Fig.7 De-noising result comparison between EMD and wavelet method

由图 7 可见,对于实际的激光超声信号,EMD 去噪方法可以达到与小波阈值去噪相近的结果,且获得的尾部回波脉冲信号较小波阈值法得到的尖锐,回波波形特征更加突出,较好地保持了原始信号的细节,为实际激光超声信号的去噪提供了一种新的手段。

4 结语

本文提出了一种基于连续均方误差准则的 EMD 去噪方法,并将其应用于测试信号以及实际激光超声信号的去噪.实验结果表明,该方法可以取得与小波阈值法相近的去噪效果,尽管计算复杂度较高,但避免了小波去噪时小波基、分解层数以及阈值

选取等问题,是一种信号自适应的方法,尤其在处理先验未知的信号以及噪声水平不容易估计的信号时具有很大的优势.该方法在处理激光超声信号时所表现出的良好性能,也为今后激光超声信号的处理提供了一定的参考价值。

参考文献:

[1] DONOHO D L. Denoising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3):613-627.
 [2] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3):425-455.
 [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454(1971):903-995.
 [4] 谭善文,秦树人,汤宝平. Hilbert-Huang 变换的滤波特性及其应用 [J]. 重庆大学学报, 2004, 27(2):9-12.
 TAN Shan-wen, QIN Shu-ren, TANG Bao-ping. The filtering character of Hilbert-Huang transform and its application [J]. Journal of Chongqing University, 2004, 27(2):9-12.
 [5] 陈东方,吴先良. 采用 EMD 方法消除瞬态散射回波中的高斯白噪声干扰 [J]. 电子学报, 2004, 32(3):496-498.
 CHEN Dong-fang, WU Xian-liang. Recovery of signal from transient scattered response contaminated by Gaussian white noise based on EMD method [J]. ACTA ELECTRONIC SINICA, 2004, 32(3):496-498.
 [6] 高云超,桑恩方,刘百峰. 基于经验模式分解的自适应去

- 噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(26):59-61.
- GAO Yun-chao, SANG En-fang, LIU Bai-feng. Adaptive denoising algorithm based on EMD [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(26):59-61.
- [7] BOUDRAA A O, CEXUS J C. EMD-based signal filtering[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56(6):2196-2202.
- [8] PATRICK FLANDRIN, GABRIEL RILLING, PAULO GONCALVES. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2):112-114.
- [9] RILLING G, FLANDRIN P, GONCALVES P, et al. On empirical mode decomposition and its algorithms [C]// IEEE EURSSIP Workshop on Nonlinear Signal Image Processing. Italy: Grado, NSIP-03, Grado(1), 2003, 8-11.
- [10] WU Z H, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. Proc R Soc London A, 2004, 460:1597-1611.

(编辑:孙培芹)