

OEEMD 与 Teager 能量算子结合的轴承故障诊断*

王凤利^{1,2}, 邢 辉¹, 段树林¹, 邱赤东¹, 宋玉超¹, 李宏坤³

(1. 大连海事大学轮机工程学院 大连, 116026)

(2. 广东轻工职业技术学院广东高校高分子材料加工工程技术开发中心 广州, 510300)

(3. 大连理工大学机械工程学院 大连, 116024)

摘要 针对滚动轴承发生局部故障时振动信号中微弱周期性冲击的特征提取问题, 提出参数优化集合经验模式分解(optimal ensemble empirical mode decomposition, 简称 OEEMD)与 Teager 能量算子解调结合的滚动轴承故障诊断方法。首先, 针对集合经验模式分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)过程中两个关键参数 k (加入白噪声的幅值系数)和 m (集合平均次数)的准确选取问题, 通过引入相关系数、相关均方根误差和信噪比分析, 给出一种可自适应确定这两个参数取值的 OEEMD 方法, 通过 OEEMD 将冲击从滚动轴承振动信号中分离出来; 其次, 采用 Teager 能量算子对其进行包络解调, 计算出瞬时幅值后再对瞬时幅值进行包络谱分析, 以获取冲击的特征频率, 从而对滚动轴承故障进行准确诊断。仿真信号分析和应用实例验证了该方法的有效性。

关键词 集合经验模式分解; 能量算子; 包络解调; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号 TH165.3; TP206.3

引 言

滚动轴承出现局部损伤时, 损伤点与其他元件接触将产生周期性冲击, 实测振动信号中除了轴承故障信息外, 还包含设备旋转轴的转频及其倍频等谐波成分以及噪声, 会对轴承故障诊断造成干扰。因此, 如何从实测振动信号中有效提取并识别故障冲击特征, 是滚动轴承故障诊断中的关键^[1]。经验模式分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)是一种具有自适应性的平稳信号分析方法, 在机械故障诊断等领域得到了广泛应用^[2-4]。模态混叠等问题严重影响 EMD 分解质量^[5-6]。为了抑制模态混叠, EEMD 将噪声辅助信号分析引入 EMD^[6]。然而加入白噪声给信号分解带来一些问题, 如分解时两个关键参数, 即加入白噪声的幅值系数 k 和集合平均次数 m 的设置决定着 EEMD 分解的性能优劣和时效性。Wu 等^[6]依靠经验设置 k 和 m 具有较大盲目性。文献[7]中分解方法不能准确反映信号中的高频信息。文献[8-9]中分解方法需要预先知道待处理信号中的各成分信息, 限制了 EEMD 在实测信号中的应用。因此, 如果能够对实

测信号自适应确定 k 和 m , 对于提高 EEMD 的自适应分解性能, 从而将表征故障信息的冲击成分从轴承振动信号中分离出来具有重要意义。

Teager 能量算子为滚动轴承信号中冲击特征的识别提供了一种有效手段, 该算子通过信号的时变值及其微分的非线性组合来估计信号源产生动态信号所需的总能量, 突出了冲击的瞬态特征, 非常适合信号中冲击成分的检测, 已被应用于机械故障诊断中幅值或频率调制信号的解调分析^[10-11]。

笔者针对 EEMD 中两个关键参数的选取问题, 提出一种 OEEMD 方法, 并与 Teager 能量算子解调结合应用于滚动轴承故障诊断。

1 OEEMD 方法

针对 EEMD 中存在的两个关键参数选取问题, 通过引入相关系数、相关均方根误差以及信噪比等分析, 给出 EEMD 中 k 和 m 的自适应获取方法。

1.1 加入白噪声幅值系数 k 的自适应获取

在 EEMD 分解中, 目前对于加入白噪声还没有严格的理论选择依据。Wu 等^[6]建议加入白噪声的

* 辽宁省教育厅科学研究资助项目(L2015069); 国家自然科学基金资助项目(51279020); 广东高校高分子材料加工工程技术开发中心开放课题资助项目(201503); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(3132016338)
收稿日期: 2016-09-11; 修回日期: 2016-10-24

幅值由原信号的幅值标准差乘以幅值系数 k 来定义。尽管对分析信号加入较小 k 的白噪声可减小基本模式分量 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 中白噪声的残留, 从而减少 m 。但如果 k 太小, 不能实现不同时间尺度的信号自动分布到合适参考尺度上的效果; 相反, 若 k 太大, 导致分解得到虚假 IMF。因此, 针对不同的分析信号自适应确定 k 和 m , 对改善 EEMD 的自适应性具有重要意义。

工程中实测振动信号通常由背景噪声、主要信号成分和一些低相关性的信号成分组成。对振动信号进行 EEMD 得到一组 IMF, 其中表征主要信号成分的是与原始信号具有最大相关系数的 IMF, 记为 $c_{\max}(t)$ 。通过考察 $c_{\max}(t)$ 可以对振动信号在加入不同 k 白噪声的 EEMD 分解性能进行评价。由此, 引入相关均方根误差 (relative root-mean-square of the error, 简称 RRMSE) 对 $c_{\max}(t)$ 和原始信号 $x(t)$ 的差别进行分析, RRMSE 定义为

$$\text{RRMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(t) - c_{\max}(t))^2}{\sum_{n=1}^N (x(t) - x_m)^2}} \quad (1)$$

其中: $c_{\max}(t)$ 为与 $x(t)$ 具有最大相关系数的 IMF; x_m 为 $x(t)$ 的均值; N 为 $x(t)$ 的采样点数。

如果 RRMSE 很小或接近于零, 表示 $c_{\max}(t)$ 无限接近于 $x(t)$, 即 $c_{\max}(t)$ 中不仅包含 $x(t)$ 的主要成分, 还包含部分噪声或者一些低相关的信号成分, 此时信号分解质量不好。为得到良好的分解效果, RRMSE 应达到最大值, 此时 $c_{\max}(t)$ 中只包含主要信号成分, 表明主要信号成分被从 $x(t)$ 中分离出来, 此时 k 值大小是最合适的。

在 EEMD 分解中, k 的自适应获取方法如下:

- 1) 先设定一个较小的 m 值, 然后选择一个较小的 k 值作为加入白噪声的初始幅值系数;
- 2) 对原始信号进行 EEMD, 对各 IMF 与原始信号进行相关系数计算, 选出 $c_{\max}(t)$;
- 3) 计算 $c_{\max}(t)$ 与原始信号的 RRMSE;
- 4) 保持 m 不变, 逐步增加 k , 重复步骤 2 和 3;
- 5) 对不同 k 下的 RRMSE 进行趋势分析, 则最大 RRMSE 对应的 k 值即为最佳值。

1.2 集合平均次数 m 的自适应获取

在 EEMD 分解中, 如果 m 太大会导致分解计算量增大, 分解时效性变差, 而 m 太小则不能消除白噪声对分解质量的影响。Wu 等研究得出 IMF 的能量密度和其对应的平均周期的乘积是一个常数, 提出一个检验含噪信号的 IMF 是否含有有用信息的方法, 将包含有用信息的 IMF 从含噪信号中提

取出来, 得到消噪后的信号估计^[9,12]。为此, 引入信噪比 (signal-to-noise ratio, 简称 SNR) 来衡量在不同 m 下 EEMD 的分解质量:

1) 为原始信号添加已确定的 k 值下的白噪声, 初始选择一个较小的 m 作为 EEMD 集合平均次数;

2) 进行 EEMD, 对各 IMF 分别计算其能量密度与平均周期之积, 选出包含有用信息的 IMF, 构造去噪后的原始信号, 并计算 SNR;

3) 逐步增加 m , 重复步骤 2;

4) 对原始信号在不同 m 下的 SNR 进行趋势分析, 直到 SNR 变化较为平缓为止, 所对应的 m 值即为合理的集合平均次数。

2 Teager 能量算子解调方法

时变信号 $x(t)$ 的 Teager 能量算子 $J^{[11]}$ 定义为

$$J[x(t)] = [\dot{x}(t)]^2 + x(t)\ddot{x}(t) \quad (2)$$

幅值 $a(t)$ 和相位 $\varphi(t)$ 时变的调制信号 $x(t)$ 表示为

$$x(t) = a(t)\cos\varphi(t) \quad (3)$$

对信号 $x(t)$ 进行 Teager 能量算子解调分析, 获得瞬时幅值 $a(t)$ 为

$$|a(t)| = \frac{J[x(t)]}{\sqrt{J[\dot{x}(t)]}} \quad (4)$$

由式(4)可见, $x(t)$ 的瞬时幅值 $a(t)$ 可由其能量函数 $J[x(t)]$ 和微分能量函数 $J[\dot{x}(t)]$ 近似确定。

3 OEEMD 与 Teager 能量算子结合的轴承故障诊断方法

诊断方法步骤如下: a. 对原始信号进行 OEEMD, 得到其各个 IMF, 从中选出表征故障信息的瞬态冲击成分; b. 对含有故障信息的瞬态冲击成分进行 Teager 能量算子解调, 求出其瞬时幅值; c. 对瞬时幅值做频谱分析得到包络谱, 进而获取瞬态冲击的重复频率, 据此进行轴承故障诊断。

4 仿真信号分析

仿真信号由重复周期为 0.01s 的周期性指数衰减脉冲信号、限带高斯白噪声和正弦信号组成, 如图 1 所示。信号的采样频率为 20 480Hz, 采样点数为 1 024。从图 1 可以看出, 冲击脉冲完全淹没在噪声和正弦信号中, 无法识别。对仿真信号直接进行能量算子解调分析, 其包络谱如图 2 所示, 从中不能找出 100Hz 的冲击脉冲特征频率, 表明直接对该信号做能量算子解调分析难以有效识别冲击特征。为

此,应用本研究方法对仿真信号进行分析。

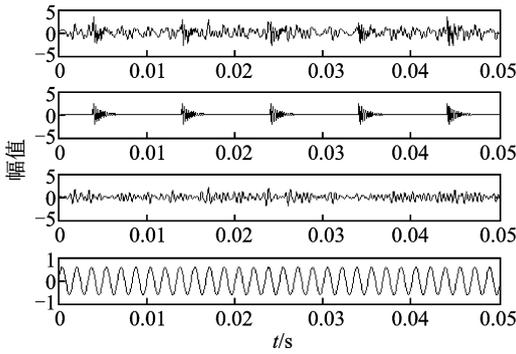


图 1 仿真信号及其组成成分

Fig. 1 Simulated signal and its components

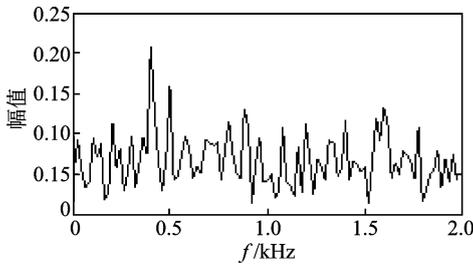


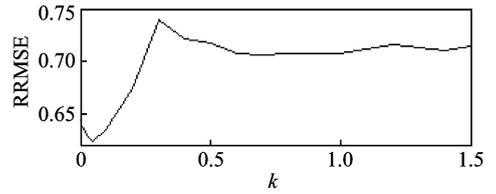
图 2 仿真信号的包络谱

Fig. 2 Envelope spectrum of simulated signal

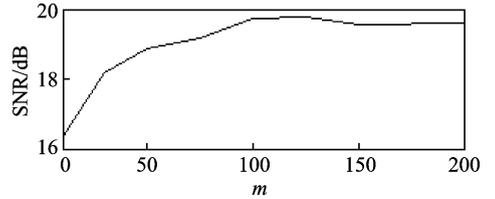
对仿真信号进行 OEEMD,为了在自适应获取 k 的过程中降低计算量, m 的初始设置选择一个较小值,如 $m=20$,对仿真信号在加入不同 k 下的白噪声进行 EEMD,对各 IMF 分别与仿真信号进行相关系数计算,选取与仿真信号具有最大相关性的分量,计算其与仿真信号的 RRMSE,如图 3(a)所示。可以看出:当 k 在 0.3 附近时,RRMSE 值较大;当 k 取 0.3 时,RRMSE 值达到最大。因此,对仿真信号分解时加入白噪声的最佳 k 确定为 0.3。

为仿真信号添加 k 为 0.3 的白噪声,选取不同的 m 进行 EEMD,得到 SNR 与 m 的变化关系,如图 3(b)所示。可以看出,SNR 随 m 的增加而增大,当 m 在 100 以内,SNR 随着 m 的增加而显著增大,当 m 高于 100 时,SNR 的变化趋于平缓,由于 m 增加会加大信号分解的计算量,因此 m 取 100 是合适的。

根据以上分析,选择 k 为 0.3, m 为 100,对仿真信号进行 OEEMD,如图 4(a)所示。图 4(b)为通过人工经验的方法来确定加入白噪声的 k 为 0.01, m 为 100 时 EEMD 的分解结果。从图 4(a), (b)可以看出,仿真信号通过 OEEMD 得到了较好的分解效果。其中, C_1 为冲击成分, C_2 为带限噪声成分, C_3 为正弦信号。图 4(b)中的各 IMF 出现了模态混叠,不能够描述仿真信号中的组成成分,因此 OEEMD 能够较好抑制模态混叠,将仿真信号中的



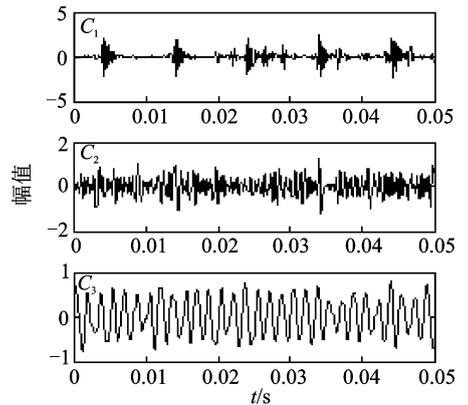
(a) 不同 k 下的 RRMSE
(a) Relationship between RRMSE and k



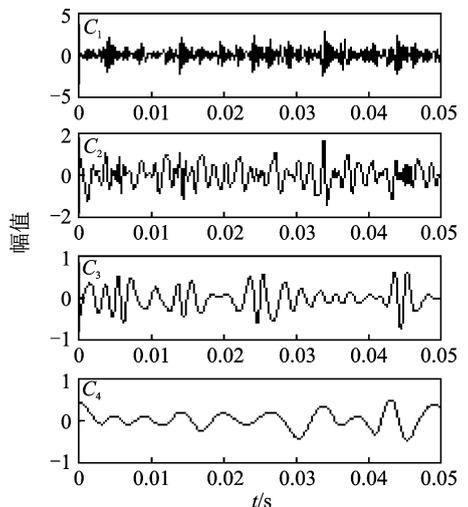
(b) 不同 m 下的 SNR
(b) Relationship between SNR and m

图 3 分解结果和 k, m 的关系

Fig. 3 Relationship between results and k, m



(a) OEEMD分解结果
(a) OEEMD results



(b) EEMD分解结果
(b) EEMD results

图 4 仿真信号分解

Fig. 4 Decomposition results of simulated signal

瞬态冲击成分与谐波成分和噪声等分离。

由仿真信号可知,周期性冲击脉冲的特征频率

为 100 Hz。在时域波形中,受谐波成分和噪声干扰等影响,周期性冲击特征不明显。对图 4(a)中仿真信号 OEEMD 得到的 C_1 做能量算子解调分析,得到其包络谱如图 5(a)所示,可以明显看出 100Hz 的周期性冲击成分。对图 4(b)中仿真信号 EEMD 得到的 C_1 做能量算子解调分析,得到其包络谱如图 5(b)所示,图中 100Hz 的峰值较小,几乎淹没在其他频率峰值中,难以识别出周期性冲击。通过仿真信号分析表明,采用 OEEMD 可将表征故障信息的瞬态冲击成分从振动信号中分离出来,再对其进行能量算子解调分析,突出了故障信号的冲击特征,从而准确获取故障特征频率。

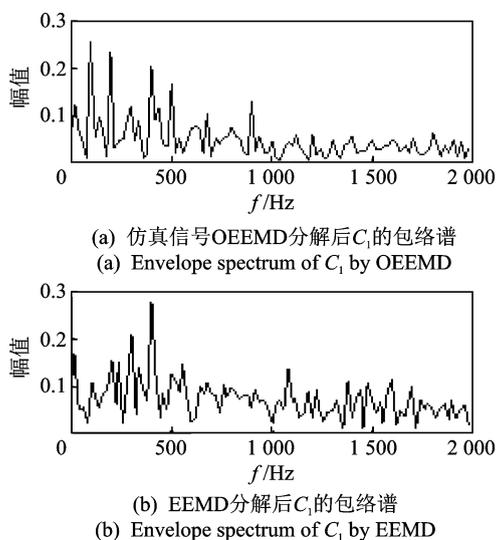


图5 仿真信号分析

Fig. 5 Analysis results of simulated signal

5 应用实例

试验数据来自美国西储大学轴承数据中心的滚动轴承振动加速度信号,试验轴承为 6205-2RS JEM SKF 型深沟球轴承,采用电火花加工技术在轴承上布置单点损伤故障,损伤直径为 0.177 8 mm,转速为 1 730 r/min,采样频率为 12 kHz,滚动轴承的转频为 28.8 Hz。根据轴承的结构尺寸经计算得到内圈故障特征频率 f_i 为 156.1 Hz,外圈故障特征频率 f_o 为 103.4 Hz。图 6 为具有内圈、外圈故障的滚动轴承振动信号。

应用 OEEMD 将图 6(a)所示的轴承内圈故障信号自适应分解为从高频到低频的 IMF,如图 7(a)所示。其中, C_1 包含表征故障信息的瞬态冲击成分,去除了轴承转频谐波成分和噪声干扰等影响。对 C_1 进行能量算子解调运算,并求出其瞬时幅值,对瞬时幅值做频谱分析,得到包络谱如图 7(b)所示,从中获取冲击脉冲的出现频率,与轴承内圈故障

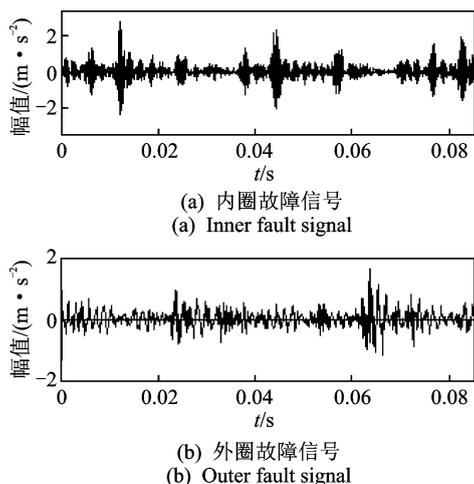


图6 轴承故障信号

Fig. 6 Bearing fault signal

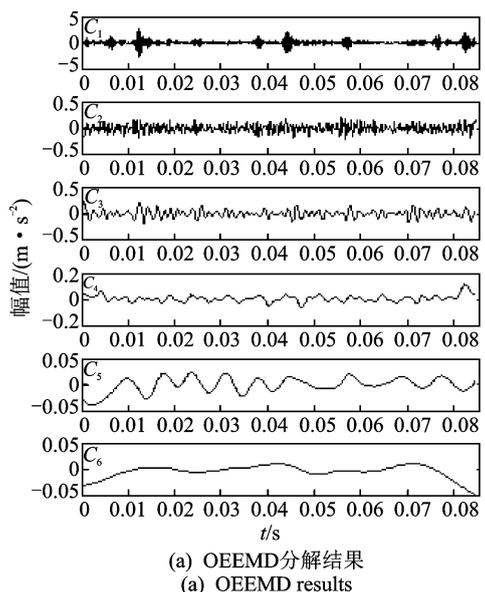


图7 轴承内圈故障信号分析

Fig. 7 Analysis results of inner fault signal

频率一致,因此该轴承诊断为内圈故障。

将图 6(b)所示的轴承外圈故障信号进行自适应 OEEMD 分解,结果如图 8(a)所示。对包含表征故障信息的瞬态冲击成分 C_1 进行能量算子解调分析,其包络谱如图 8(b)所示。可以看出, C_1 被外圈故障特征频率所调制,可诊断为外圈故障。

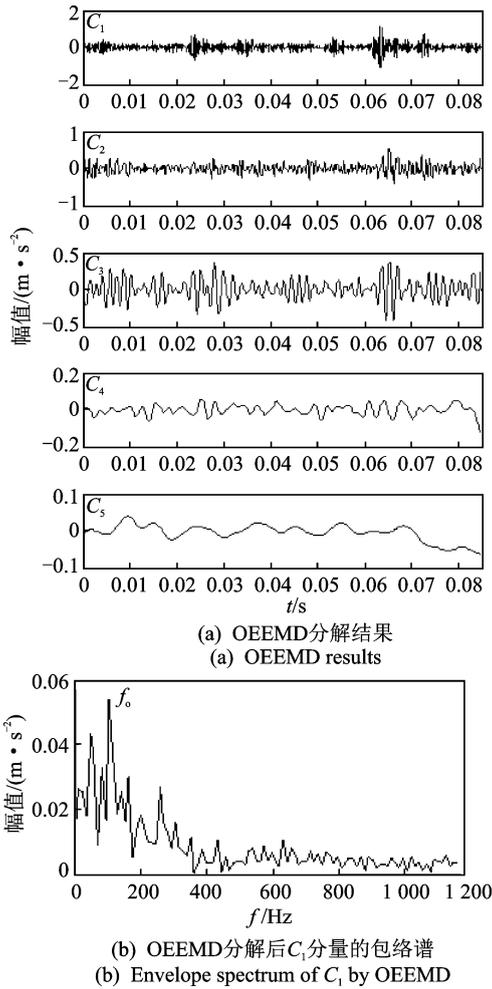


图 8 轴承外圈故障信号分析

Fig. 8 Analysis results of outer fault signal

6 结 论

1) 针对 EEMD 中的两个关键参数的数值选取,提出了一种自适应的 OEEMD,可以对实测信号进行自适应分解,克服了以往依靠人工经验确定关键参数时的盲目性,有效地降低模态混叠。

2) 应用 OEEMD 能够从滚动轴承实测振动信号中将故障引起的瞬态冲击成分与轴承转频谐波成分和噪声等干扰成分有效地分离,通过能量算子解调计算其包络谱,准确获取故障特征频率,突出了故障冲击特征,从而有效诊断滚动轴承故障。

参 考 文 献

[1] Tandon N, Choudhury A. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearing[J]. Tribology International, 1999, 32(8): 469-480.

[2] Lei Yaguo, Lin Jing, He Zhengjia, et al. A review of

empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35 (1-2): 108-126.

[3] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 668-677.

[4] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Proceedings of The Royal Society of Series a London, 1998, 454(1971): 903-995.

[5] 曹莹,段玉波,刘继承. Hilbert-Huang 变换中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(3): 518-523.

[5] Cao Ying, Duan Yubo, Liu Jicheng. Research and application of mode mixing in Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(3): 518-523. (in Chinese)

[6] Wu Zhaohua, Huang Norden E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[7] 陈略,唐歌实,訾艳阳,等. 自适应 EEMD 方法在心电信号处理中的应用[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(3): 361-366.

[7] Chen Lue, Tang Geshe, Zi Yanyang, et al. Application of adaptive ensemble empirical mode decomposition method to electrocardiogram signal processing [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26 (3): 361-366. (in Chinese)

[8] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.

[9] Wu Zhaohua, Huang Norden E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. Proceedings of The Royal Society Series A, 2004, 460: 1597-1661.

[10] Potamianos A, Maragos P. A comparison of the energy operator and the Hilbert transform approach to signal and speech demodulation[J]. Signal Processing, 1994, 37(1):95-120.

[11] Maragos R, Kaiser E, Quatieri T E. Energy separation in signal modulations with applications in speech analysis[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1993, 41 (10): 3024-3051.

[12] 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.

[12] Gao Yunchao, Sang Enfang, Liu Baifeng. Adaptive de-noising algorithm based on EMD[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(26): 59-61. (in Chinese)



第一作者简介: 王凤利,男,1970 年 3 月生,博士、副教授。主要研究方向为机械故障诊断及信号处理。曾发表《基于 EEMD 和形态学分析分形维数的柴油机故障诊断》《内燃机学报》2012 年第 30 卷第 6 期)等论文。

E-mail: wangfl@dlmu.edu.cn