

CEEMD 和小波半软阈值相结合的滚动轴承降噪^{*}

王亚萍, 匡宇麒, 葛江华, 许迪, 孙永国

(哈尔滨理工大学机械动力工程学院 哈尔滨, 150080)

摘要 针对滚动轴承振动信号降噪处理时如何保证信号边缘信息完整性的问题, 提出将互补集合经验模态分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD) 与小波半软阈值相结合的信号降噪方法, 对滚动轴承故障高频振动信号进行降噪处理。首先, 采用 CEEMD 方法对故障振动信号进行分解, 针对信号特点自适应获取不同频段模态分量; 其次, 将对包含噪声污染的高频信号模态分量进行相关性分析, 得到含噪成分较高的高频模态分量, 进一步采用小波半软阈值进行降噪处理; 最后, 将降噪后的模态分量同残余分量进行信号重构, 完成降噪过程。分析结果表明, 相对于传统小波阈值降噪和 CEEMD 强制降噪方法, 提出的方法能够有效去除高频信号的噪声, 且最大程度地保证了原始信号的完整性, 降噪效果更好。

关键词 滚动轴承; 信号降噪; 互补集合经验模态分解; 小波半软阈值

中图分类号 TH165⁺.3; TN911.7

引 言

滚动轴承故障振动信号具有复杂、随机和非线性等特点, 滚动轴承振动时产生的噪声掩盖了有用信号, 对滚动轴承故障诊断精度、故障类别的准确判断产生了严重干扰。因此, 对滚动轴承故障振动信号进行有效的降噪处理, 对最终故障诊断结果具有重要影响^[1]。经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 将非线性、非平稳信号分解为有限个固有模态分量 (intrinsic mode function, 简称 IMF)^[2], 然而 EMD 存在模态混叠和端点效应等现象^[3], 降低了分解的精确度。Wu 等^[4]借助辅助噪声完善了 EMD, 提出了集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD), 通过在原始信号中添加高斯白噪声, 使信号分解具备抗噪特性。该方法虽然降低了重构误差, 但增加了计算运行时间。Yeh 等^[5]提出了互补集合经验模态分解, 通过添加正负对形式的白噪声, 将重构信号中的残余分量抵消, 减少了计算时间^[6-8]。然而, 独立应用 CEEMD 进行分解降噪时, 高频分量中的信息也会随着部分 IMF 的舍弃而丢失。

小波变换具有多分尺度、低熵性和去相关性等性质, 在随机噪声的压制上具有很好的效果^[9]。

Jumah 等^[10]提出基于小波变换系数取阈值的方法, 该方法对去除一维高斯白噪声具有很好的效果。然而, 小波阈值操作没有统一标准, 对最终结果影响较大。硬阈值消噪会产生间断点, 从而丢失某些重要信息。软阈值消噪方法会造成边缘模糊等失真现象^[11-12]。小波半软阈值兼顾了硬阈值与软阈值方法的优点, 既保留了信号的完整性, 又保证了降噪精度。

针对含噪的滚动轴承故障信号, 考虑 CEEMD 分解对高频信号造成信息丢失和模态混叠的现象, 以及小波阈值去噪方法中阈值参数选择的不确定性, 造成有效信号的损失问题^[13-14], 笔者提出了基于 CEEMD 和小波半软阈值相结合的降噪方法。该方法规避了原有方法的缺陷, 并能够较好地压制随机噪声, 保留原始信号的完整性。

1 CEEMD 结合小波半软阈值降噪方法

1.1 CEEMD 信号分解

EMD 信号分解方法与小波分析不同, 不需要故障振动信号的先验信息和事先选定基函数, 可以根据不同信号 $s(t)$ 的特点自适应提取对应的模态分量 $IMF_i(t)$ 。这些模态分量可以反映信号在不同频段

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51575143); 黑龙江省自然科学基金资助项目(E2016046)
收稿日期: 2016-09-09; 修回日期: 2017-06-05

上的信号特征,如式(1)所示

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

其中: $r_n(t)$ 为残余分量。

该方法对滚动轴承非线性与非平稳信号的处理很适用,然而模式混叠现象会使不同频段模态函数发生混叠,影响信号的降噪处理效果和故障特征提取。

EEMD 信号分解方法采用加入辅助白噪声的方式对传统经验模态分解方法进行改进。由于加入的高斯白噪声频率是均匀分布的,使待分解信号变为连续性信号,从而基本解决了模式混叠的问题,在信号分解过程中各频段分量混叠现象极大地被减弱。采用加总平均的处理方式对所有分解得到的模态分量进行处理,由于不具相关性的随机序列统计均值为零,从而消除了所加入噪声的负面影响。

针对 EEMD 方法迭代次数多、运算效率慢的问题,CEEMD 信号分解方法进一步做出了改进。在原有方法的基础上加入辅助噪声都是正负对形式,可以抵消处理后得到信号的噪声影响,迭代次数也相应减少,运算效率得到极大提升,具体过程如下。

1) 在原始信号 $s(t)$ 中添加 N 组正负对形式的白噪声 $n(t)$,得到两组模态分量,即

$$\begin{bmatrix} m_1(t) \\ m_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(t) \\ n(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: $n(t)$ 为辅助噪声; $m_1(t)$, $m_2(t)$ 分别为添加白噪声后的信号,由此得到集合中信号的数量为 $2N$ 。

2) 对信号采用 EMD 方法进行分解,集合中的信号都可分解为 IMF 分量,其中第 i 个信号的第 j 个 IMF 分量表示为 C_{ij} 。

3) 通过多组分量组合得到分解结果为

$$c_j = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} c_{ij} \quad (3)$$

1.2 CEEMD 与小波半软阈值结合降噪

小波变换在信号降噪处理领域应用最为广泛的的就是小波阈值去噪法,基本原理是选定恰当的阈值,对信号分解后得到的各层系数进行筛选比较,去除不符合要求的部分视为噪声部分,最后用剩余系数进行信号重构完成降噪过程。可见,小波阈值的选取对于整个小波阈值降噪过程起着决定性作用,决定信号去噪方法的最终效果。传统的小波阈值函数主要包括软阈值和硬阈值,分别为

$$\eta(\omega) = (\omega - \text{sgn}(\omega)T)I \quad (|\omega| > T) \quad (4)$$

$$\eta(\omega) = \omega I \quad (|\omega| > T) \quad (5)$$

两种传统的阈值获取方法各有优势,但对于信

号的损害,硬阈值对原始信号边缘信息的保护效果更好,而软阈值方法降噪后信号边缘平滑,会造成一定程度的失真。小波半软阈值函数针对上述缺陷做出改进,表达式如式(6)所示

$$\eta(\omega) = \text{sgn}(\omega) \frac{T_2(|\omega| - T_1)}{T_2 - T_1} I \times (T_1 < |\omega| < T_2) + \omega I (|\omega| > T_2) \quad (6)$$

其中: $0 < T_1 < T_2$ 。

小波半软阈值函数结合了两种方法的优点,又避免了原有方法的缺陷。3 种阈值函数如图 1 所示,分别对应 3 种阈值函数,横坐标为原始信号小波系数,纵坐标为经过阈值化处理的小波系数,且均为无量纲参量。

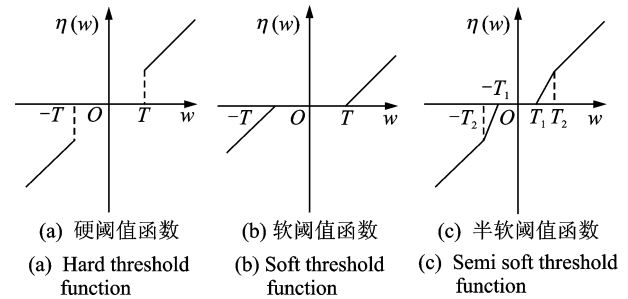


图 1 小波阈值函数图

Fig. 1 Wavelet threshold function

笔者将 CEEMD 与小波半软阈值降噪结合成新的滚动轴承故障振动信号降噪处理方法。通过 CEEMD 将原始信号分解成各 IMF 分量和残余分量,获取对应高频含噪模态分量的小波半软阈值,并进行降噪处理,最后同残余分量完成信号重构。该方法继承了两种降噪方法的优点,同时又避开了实际应用中的缺陷,避免了传统 EMD 分解方式的模式混叠现象,相对于 EEMD 分解提高了迭代效率,在改善降噪效果的同时最大限度地保证了信号完整性。具体步骤如下:a. 信号 $s(t)$ 代表滚动轴承不同故障类型或者不同程度的振动信号,采用 CEEMD 对信号进行处理后获得从高到低的模态分量;b. 对其中的高频模态分量进行相关性分析,找到含噪成分最大的高频模态分量,进行最优小波半软阈值估计并对其降噪;c. 将降噪后的模态分量与未进行降噪的低频段模态分量进行重构,得到降噪后信号。

2 仿真实验

为验证本研究方法进行了如下仿真,仿真信号表达式为

$$s(t) = y_0 e^{-2\pi f_n g t_0} \sin(2\pi f_n \sqrt{1 - g^2} t_0) + n(t) \quad (7)$$

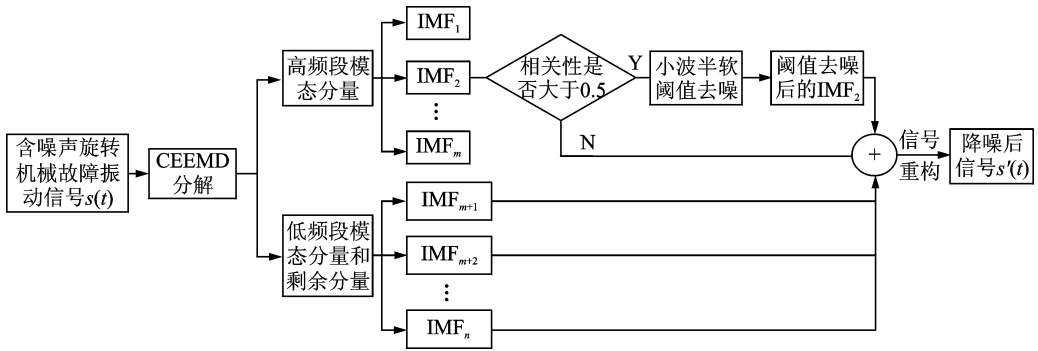


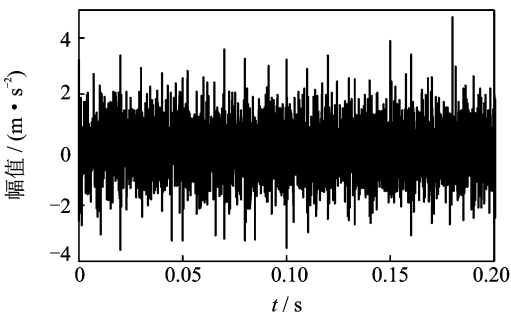
图 2 基于 CEEMD 和小波半软阈值的降噪方法流程图

Fig. 2 Noise reduction method based on CEEMD and wavelet semi soft threshold

其中： y_0 为位移常数； g 为阻尼系数； f_n 为固有频率； t_0 为单周期采样间隔； $n(t)$ 为噪声信号。

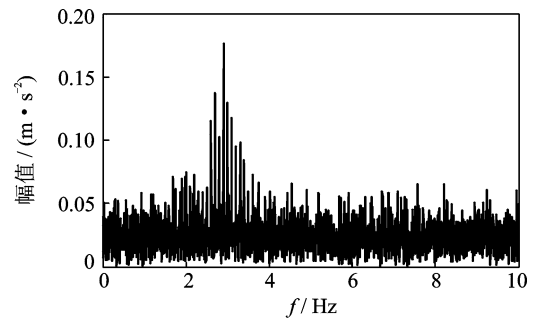
幅值图及其频谱图如图 3(a), 3(b) 所示。对加噪后的仿真信号进行 CEEMD 分解, 如图 3(c) 所

示。对分解后的信号进行相关性分析, 对相关性大于 0.5 的高频 IMF 分量分别进行小波硬阈值、软阈值和小波半软阈值降噪并重构信号, 各方法对比如图 4 所示。



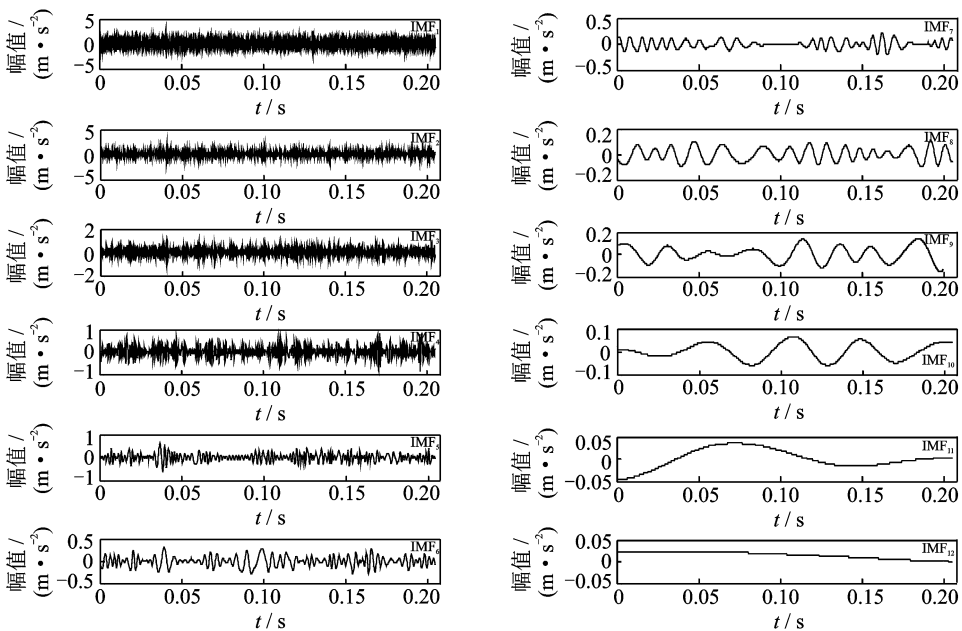
(a) 含噪仿真信号振动加速度幅值图

(a) Amplitude of vibration acceleration of noise simulation signal



(b) 含噪仿真信号频谱图

(b) Noise spectrum of simulation signal



(c) 含噪仿真信号CEEMD分解效果图

(c) CEEMD decomposition effect diagram of noise simulation signal

图 3 滚动轴承含噪信号时频图

Fig. 3 Rolling bearing noise signal time frequency diagram

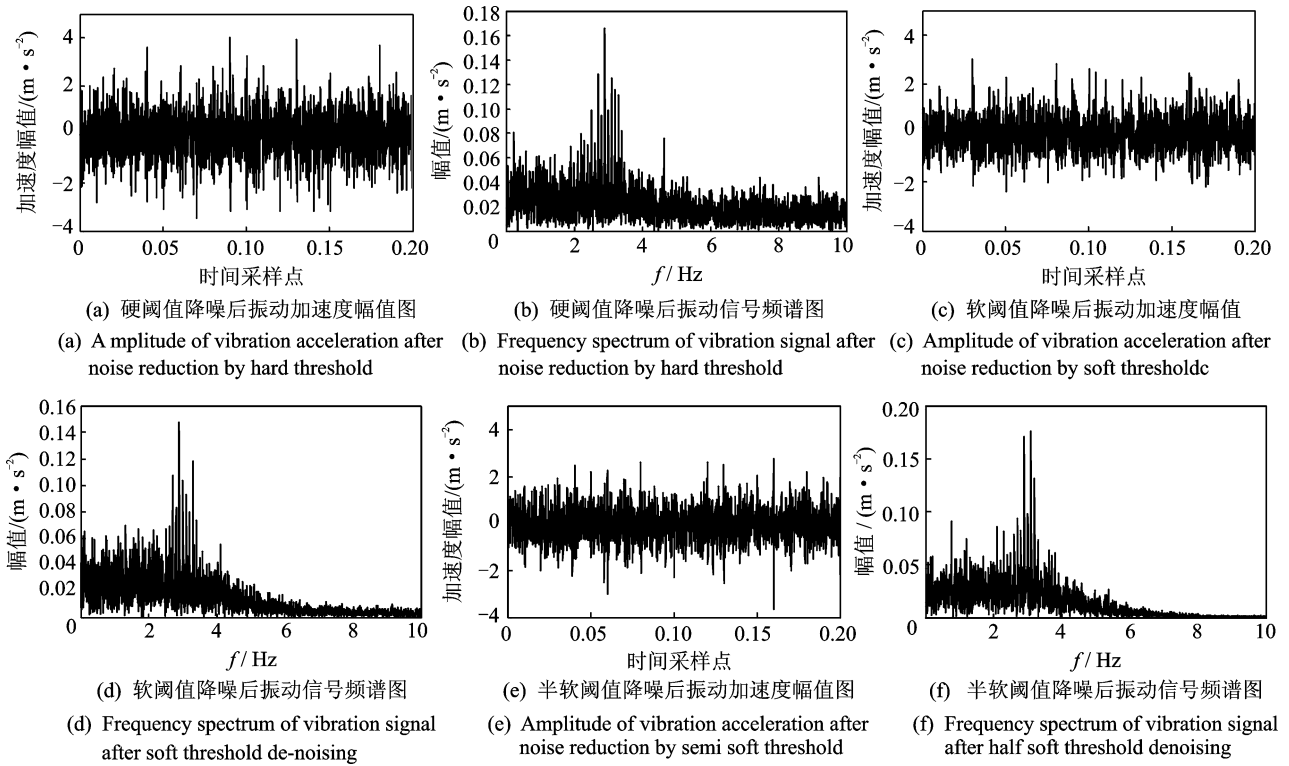


图 4 小波阈值降噪方法对比

Fig. 4 Comparison of wavelet threshold denoising method

通过图 4 得到信号经 CEEMD 分解后,再由小波硬阈值、软阈值与半软阈值去噪之后,半软阈值对高频降噪效果明显且最大程度保留了原始信号的形态。通常采用高信噪比和低均方根误差作为降噪效果的评价标准。相关系数主要是判别各个 IMF 分量与原始信号的相关度大小,其值越大,则相关度越大,可认为该分量中含有原始信号的相关成分越多。通常相关系数值大于 0.5 以上时,降噪后的信号与原始信号的相似程度才越高。信噪比和均方根误差的计算方法如式(8)~(10)所示

方法更好地实现了降噪。

表 1 降噪算法评价指标

Tab. 1 Noise reduction algorithm evaluation index

指标	硬阈值法	软阈值法	半软阈值法
均方根误差	0.453	0.412	0.301
信噪比	2.861	3.41	4.76
相关度	0.695	0.739	0.816

3 试验验证

如图 5 所示,笔者采用美国凯斯西储大学轴承故障试验装置。风扇端轴承为 SKF6203,电机转速为 1 797 r/min,轴承外圈损伤点在 3 点钟方向,故障直径为 0.533 4 mm,采样频率为 12 kHz。当电机带动轴承旋转时,测得滚动轴承的故障振动信号。仿真验证了笔者提出的降噪方法的有效性,接下来采用试验采集的滚动轴承外圈点蚀故障振动信号作为输入数据,比较几种不同降噪方法的降噪效果。原始信号的幅值图和频谱图如图 6 所示。

3.1 试验过程

分别采用本研究降噪方法、传统小波阈值降噪方法、EMD 强制降噪方法和 EEMD 分解结合小波半软阈值降噪方法对原始信号进行降噪处理。传统

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{n=1}^N s^2(n)}{\sum_{n=1}^N [s(n) - f(n)]^2} \right) \quad (8)$$

$$RMSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [s(n) - f(n)]^2 \quad (9)$$

$$\rho(S_n, f_n) = \frac{\text{cov}(S_n, f_n)}{\sigma_{S_n} \sigma_{f_n}} \quad (10)$$

其中: N 为采样点数; $s(n)$ 为不含噪声的原始信号; $f(n)$ 为降噪后信号。

表 1 为降噪评价结果。通过笔者提出的降噪方法,信号的振动加速度幅值图和频谱图相对于降噪之前,更加清晰有规律。结果表明,半软阈值法降噪后的信噪比为 4.76,均方根误差值为 0.301,相关度为 0.816。与硬阈值和软阈值的降噪效果相比,信噪比要高于后两者,而均方根误差更小,说明本研究

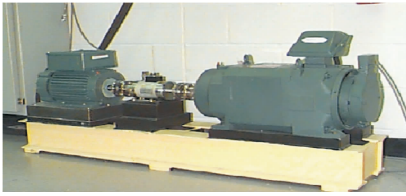
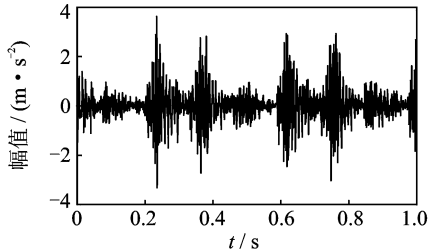


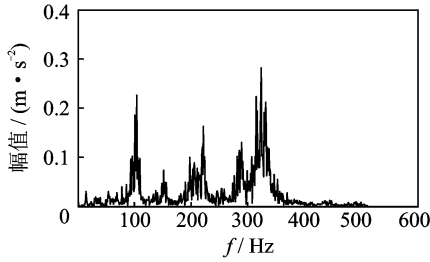
图5 轴承振动测试平台

Fig. 5 Bearing vibration test platform



(a) 含噪原始信号振动加速度幅值图

(a) Amplitude of vibration acceleration of noisy original signal



(b) 含噪原始信号频谱图

(b) Spectrum of noisy raw signal

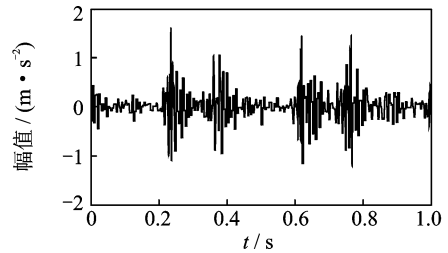
图6 SKF6203 轴承的振动信号时频图

Fig. 6 Vibration signal time frequency diagram of SKF6203 bearing

小波阈值降噪方法获取原始信号默认小波阈值对信号进行降噪,效果如图7(a),7(b)所示。基于EMD强制降噪方法的效果如图7(c),7(d)所示。

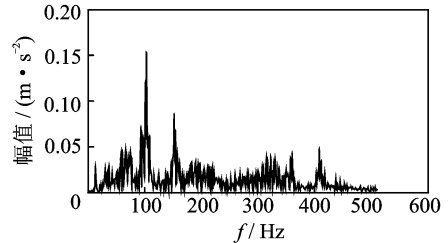
传统小波阈值降噪处理选用的是 db_1 小波基函数。从图7(b)可以看出,小波阈值降噪虽然对高频信号进行了有效的噪声去除,但效果并不理想,有用信号仍与噪声信号混叠在一起。这是由于传统的小波降噪效果的好坏很大程度取决于小波基函数的合理选取。从图7(d)可以看出,EMD强制降噪后高频信号几乎消失,这是因为EMD强制降噪方法对分解后含有噪声的高频分量直接去掉,导致把高频分量中的有用信息一并滤除,不能保证信号的完整性。

分别采用本研究降噪方法和EEMD结合小波半软阈值降噪方法对信号进行降噪处理。信号EEMD及CEEMD分解效果如图8(a),8(b)所示。EEMD结合小波半软阈值降噪方法对信号进行降噪处理,得到信号幅值图和频谱图如图8(c),8(d)所示。采用本研究方法对信号降噪后得到的幅值图



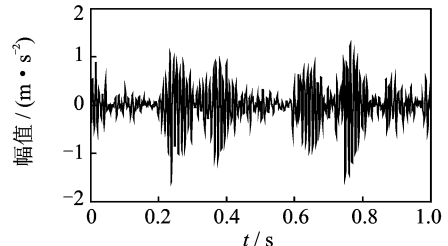
(a) 小波降噪信号幅值图

(a) Wavelet denoising signal amplitude



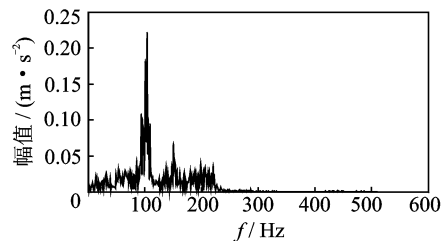
(b) 小波降噪信号频谱图

(b) Wavelet denoising signal spectrum



(c) EMD强制降噪信号幅值图

(c) EMD forced noise reduction signal amplitude diagram



(d) EMD强制降噪信号频谱图

(d) EMD forced noise reduction signal frequency spectrum

图7 小波降噪和EMD强制降噪方法对比

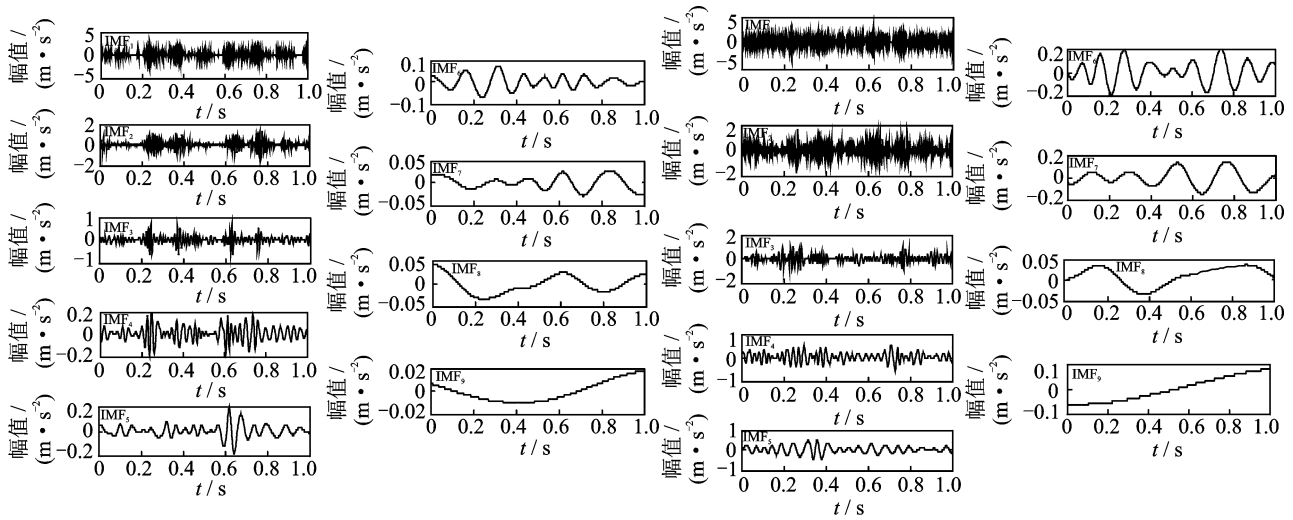
Fig. 7 Comparison of wavelet denoising and EMD denoising method

和频谱图如图8(e),8(f)所示。表2为不同降噪方法效果对比。

表2 不同降噪方法效果对比

Tab. 2 Effect comparison of different noise reduction methods

指标	传统小波	EMD 强制	EEMD 小波	CEEMD 小波
信噪比	1.619 3	1.145 2	2.246 9	2.418 7
均方根误差	0.611 5	0.645 9	0.568 8	0.557 7
相关性	0.591 9	0.511 2	0.613 9	0.668 8
运算时间/s	2.354	1.468	5.684	3.664

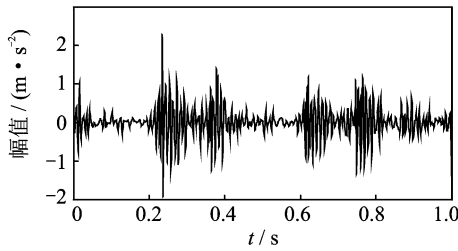


(a) EEMD含噪信号分解效果

(a) EEMD noise signal decomposition effect diagram

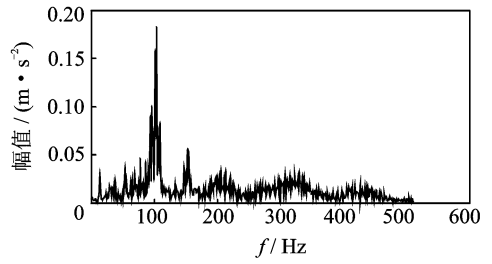
(b) CEEMD含噪信号分解效果

(b) CEEMD noise signal decomposition effect diagram



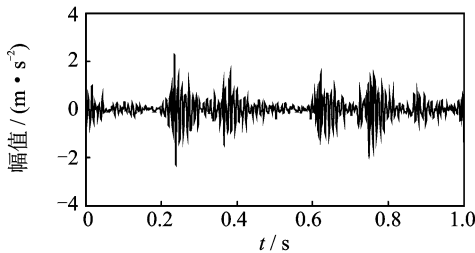
(c) EEMD和小波半软阈值降噪信号幅值图

(c) EEMD and wavelet soft threshold denoising signal amplitude



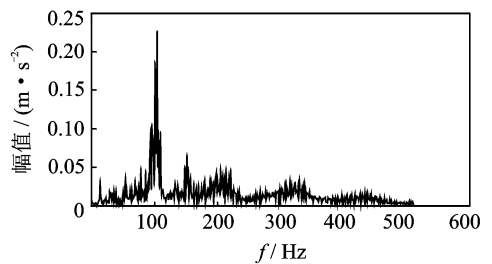
(d) EEMD和小波半软阈值降噪信号频谱图

(d) EEMD and wavelet soft threshold denoising signal spectrum



(e) CEEMD和小波半软阈值降噪信号幅值图

(e) CEEMD and wavelet soft threshold denoising signal amplitude



(f) CEEMD和小波半软阈值降噪信号频谱图

(f) CEEMD and wavelet soft threshold denoising signal spectrum

图 8 EEMD 和 CEEMD 小波半软阈值降噪方法对比图

Fig. 8 Comparison of EEMD and CEEMD wavelet semi soft threshold denoising method

通过图 8(d), 图 8(f) 可知, EEMD 和小波半软阈值结合在中高频部分去噪效果虽然差异较小, 但仍可以看出本研究方法相比 EEMD 与小波半软阈值结合在高频部分降噪效果更为明显, 而在信号分解上更具优势, 能根据原始信号自身特点自适应分解出合适的分量个数, 运行速度更快。

3.2 试验结果分析

比较 4 种降噪方法降噪后的信噪比参数发现: 本研究方法和 EEMD 结合小波半软阈值降噪方法信噪比最高, 分别为 2.246 9 和 2.418 7; 本研究方

法均方根误差为 0.557 7, 相关度为 0.668 8, 证明了此降噪方法效果最优。分析降噪结果和信号模式分解发现: EMD 强制降噪中的模式混叠现象较为明显, 且信号降噪后信息丢失严重; 相对于 EEMD 结合小波半软阈值降噪方法, 本研究方法迭代效率更高, 运算耗时更短。

4 结束语

提出了基于 CEEMD 结合小波半软阈值降噪方法, 避免了传统 EMD 分解方式的模式混叠现象,

相对于 EEMD 分解提高了迭代效率,保留了 CEEMD 降噪方法的自适应性和抗模态混叠特性。本研究对高频信号的有用信号与噪声混杂问题得到了有效解决,在保证高频有用信号完整的基础上对噪声进行了有效滤除,同时提高了降噪方法的迭代运算效率。

参 考 文 献

[1] 王亚萍,许迪,葛江华,等. 基于 SPWVD 时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017,37(1):115-119.
Wang Yaping, Xu Di, Ge Jianghua, et al. Rolling bearing faults diagnostics based on SPWVD time-frequency distribution image texture feature[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1):115-119. (in Chinese)

[2] Alam S M S, Bhuiyan M I H. Detection of seizure and epilepsy using higher order statistics in the EMD domain[J]. IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics, 2013, 17(2):312-318.

[3] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Tang Jiashi, et al. Local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems based on EMD[J]. Mechanism & Machine Theory, 2009, 44(4):784-791.

[4] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1):1-41.

[5] 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):135-156.

[6] Lu Senlin, Wang Long. Application of CEEMD-FFT in roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Zhengzhou University, 2015, 36(1):75-78.

[7] 王丽华,陶润喆,张永宏,等. 基于 CEEMD-WPT 的滚动轴承特征提取算法[J]. 振动、测试与诊断, 2017,37(1):181-188.
Wang Lihua, Tao Runzhe, Zhang Yonghong, et al. Feature extraction of rolling bearing based on CEEMD-WPT[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017,37(1):181-188. (in Chinese)

[8] 周涛涛,朱显明,彭伟才,等. 基于 CEEMD 和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(23):207-211.
Zhou Taotao, Zhu Xianming, Peng Weicai, et al. A wavelet threshold denoising method for fault data based on CEEMD and permutation entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015,34(23):207-211. (in Chinese)

[9] Costa C D, Kashiwagi M, Mathias M H. Rotor failure detection of induction motors by wavelet transform and Fourier transform in non-stationary condition[J]. Case Studies in Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 1:15-26.

[10] Jumah A A. Denoising of an image using discrete stationary wavelet transform and various thresholding techniques[J]. Journal of Signal & Information Processing, 2013, 4(1):33-41.

[11] Nasker M K. Soft, hard and block thresholding techniques for denoising of mammogram images[J]. Iete Journal of Research, 2015, 61(2):186-191.

[12] Zilany M S A, Hasan M K, Khan M R. Efficient hard and soft thresholding for wavelet speech enhancement [C]//Signal Processing Conference. European; IEEE, 2015:1-4.

[13] Imaouchen Y, Kedadouche M, Alkama R, et al. A frequency-weighted energy operator and complementary ensemble empirical mode decomposition for bearing fault detection[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 82:103-116.

[14] Bao Guangqing, Chang Yong, Yang Guojin. De-noising of rolling bearing fault vibration signal based on empirical mode decomposition threshold[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(10):205-210.



第一作者简介:王亚萍,女,1972年4月生,教授。主要研究方向为数字化设计与仿真分析、可靠性设计、故障诊断与寿命预测。曾发表《The numerical simulation analysis of flow field in level control valve of water storage tank》《International Journal of Control and Automation》2014, Vol. 7, No. 10)等论文。
E-mail:wypbl@163.com