

APEEMD 及其在转子碰摩故障诊断中的应用*

郑近德¹, 潘海洋¹, 张俊¹, 程军圣²

(1. 安徽工业大学机械工程学院 马鞍山, 243032)

(2. 湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室 长沙, 410082)

摘要 总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)是抑制经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)模态混叠的有效方法, 针对 EEMD 分解效果依赖于添加噪声的大小、筛选次数和总体平均次数等参数的选择及噪声残留大、分解不完备等问题, 提出了自适应部分集成经验模态分解。该方法通过对地向目标信号加入自适应噪声, 并对每个内禀模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)自动选择筛选次数, 通过排列熵检测筛分出高频 IMF, 再对剩余信号进行 EMD 分解。将提出的方法应用于仿真和转子碰摩故障试验数据分析, 结果表明提出的方法能够有效地应用于转子碰摩故障诊断, 而且在分量的精确性、完备性和模态混叠的抑制等方面优于 EEMD 方法。

关键词 经验模态分解; 总体平均经验模态分解; 模态混叠; 转子碰摩; 故障诊断

中图分类号 TH17; TH165+.3; TN911.7

引言

文献[1-3]指出, EMD 是 Huang 等提出的一种自适应的信号处理方法。该方法基于信号本身特性自适应地选择基函数, 将一个多分量信号分解为若干个内禀模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)之和。EMD 自提出后已被成功地应用于机械故障诊断领域^[4-8]。然而, 该方法有一个严重的缺陷, 即当信号的极值点分布不均匀时分解会出现模态混叠^[9]。Huang 等最早提出基于间歇测试的方法来抑制模态混叠, 但方法中尺度的选择具有主观性等。Wu 等^[10]提出了总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD), EEMD 利用白噪声的统计特性改善信号的极值点分布, 从而达到抑制模态混叠的目的。但添加噪声的大小、筛选次数和总体平均次数等参数的选择需要人为经验。雷亚国等^[11]提出了自适应 EEMD 方法, 提高了分解的精度和自适应性, 但该方法仍继承了 EEMD 分解不完备、得到的分量未必满足 IMF 定义等缺陷。

针对 EEMD 等方法的不足, 笔者提出了自适应部分集成经验模态分解方法(adaptive partly-

ensemble empirical mode decomposition, 简称 APEEMD)。APEEMD 通过向待分解信号成对地添加符号相反、幅值随频率呈正弦变化的噪声, 同时对不同频段的 IMF 自适应地选择筛选的次数; 在提取出引起模态混叠的间歇和噪声等异常信号之后, 剩余信号的极值点分布渐近均匀, 采取 EMD 直接对剩余信号进行完整分解。

最后, 将提出的方法应用于仿真和实测数据分析, 结果表明笔者提出的方法不但能够抑制 EMD 的模态混叠, 而且分解效果比 EEMD 方法更为精确。

1 总体平均经验模态分解

总体平均经验模态分解(EEMD)通过向目标信号中添加不同的噪声再进行总体平均, 使得添加的噪声会得到互相抵消, 从而达到抑制模态混叠的目的, 平均之后的结果近似视为 IMF 分量。EEMD 步骤^[10]包括: a. 添加不同的白噪声到原始信号; b. 对加噪信号进行 EMD 分解; c. 循环步骤 a, bN 次; d. 将上述 N 次分解结果进行总体平均以消除多次加入的白噪声对 IMF 的影响, 即得到最终的分解结果。但是, EEMD 方法还存在如下的问题: a. 加入

* 国家自然科学基金资助项目(51505002, 51375152); 安徽省高校自然科学研究重点资助项目(KJ2015A080)
收稿日期: 2015-06-30; 修回日期: 2015-08-14

的白噪声不对称,噪声有残留,分解不完备。b. 在提取不同阶的 IMF 分量时,添加的噪声大小和筛选次数都相同。当添加噪声幅值较大时,波动性较大,易使信号中的低频成分被分解到相邻的多个 IMF 中;反之却易导致多个高频分量仍在同一个 IMF 中;筛分次数较大将会将同频段的低频分量分解为两个 IMF;反之却易导致相邻高频 IMF 被分解在同一个 IMF 中。c. 通过总体平均得到的分量未必满足 IMF 定义,计算量大,耗时较多。

为了克服 EEMD 方法存在的上述问题,笔者提出了一种抑制模态混叠的新方法——自适应部分集成经验模态分解。

2 自适应部分集成经验模态分解

研究表明,加入幅值与频率成正弦变化的噪声 $n_s(t)$ 代替 EEMD 中的高斯白噪声 $n(t)$,对 EMD 的模态混叠抑制效果更好,噪声 $n_s(t)$ 的构造方法^[11]如下。

1) 对高斯白噪声 $n(t)$ 进行傅里叶变换,得到频谱 $N(f)$,其中: $f \in (0, \frac{f_s}{2})$; f_s 为采样频率。

2) 令 $N_s(f) = N(f) \sin(\frac{2\pi \cdot 2f}{f_s})$,再对 $N_s(f)$ 进行逆傅里叶变换,得到幅值随频率呈正弦变化的噪声 $n_s(t)$ 。 $n_s(t)$ 在高频处幅值较大,低频处幅值较小,因此,可以自适应地调节添加噪声的幅值。

对于实信号 $S(t)$,APEEMD 方法步骤如下。

1) 向 $S(t)$ 中添加正弦噪声对 $n_s(t)$ 和 $-n_s(t)$,即

$$S_i^+(t) = S(t) + a \cdot n_s^i(t) \quad (1)$$

$$S_i^-(t) = S(t) - a \cdot n_s^i(t) \quad (2)$$

其中: a 表示噪声最高成分的幅值, $i = 1, 2, \dots, Ne$, Ne 表示添加噪声对的数目。因此,总体平均次数为 $2Ne$ 。

2) 依据信号的长度 L ,预估计 IMF 分量的个数 N

$$N = \log_2 L - 1 \quad (3)$$

3) 对第 k 个 IMF,设定自适应最大筛分次数 M_k

$$M_k = 2^{N-k^2} + 2 \quad (k = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

4) 采用 EMD 对加噪信号 $S_i^+(t)$ 和 $S_i^-(t)$ 进行 1 阶分解,得到第 1 阶 IMF 分量序列: $\{I_{i1}^+\}$ 和 $\{I_{i1}^-\}$ 及对应的剩余信号序列 $\{r_{i1}^+\}$ 和 $\{r_{i1}^-\}$ ($i = 1, 2, \dots, Ne$) 对上述得到的分量进行平均,得到第 1 个 IMF 分量 I_1

$$I_1 = \frac{1}{2Ne} \sum_{i=1}^{Ne} (I_{i1}^+ + I_{i1}^-) \quad (5)$$

5) 计算 I_1 的排列熵值 θ_1 ,如果 θ_1 大于预设阈值 θ_0 ,执行步骤 4),直至第 p 阶 IMF 的排列熵 θ_p 小于 θ_0 ,将前 $p-1$ 个 IMF 分量从原始信号中分离出来,即

$$r_{p-1}(t) = S(t) - \sum_{j=1}^{p-1} I_j \quad (6)$$

6) 再采用 EMD 对 $r_{p-1}(t)$ 进行分解。

首先,步骤 4 和 6 中,IMF 分量的判据条件是 Rilling 等^[12]提出的三阈值准则和限定最大迭代次数;其次,步骤 5 中,采用排列熵实现高频异常信号的检测。排列熵是有效的检测时间序列的随机性和动力学突变行为的方法^[13-14],归一化排列熵取值 $[0, 1]$ 区间,对于复杂的信号排列熵趋于 1,而对于结构简单的信号排列熵趋于零。因此,通过设置阈值可以实现异常信号的检测。试验发现,在嵌入维数 $m = 6$ 和时延 $\tau = 1$ 时, θ_0 取 $0.50 \sim 0.60$ 较合适^[15],文中取为 0.60 。如果阈值为 0,则 APEEMD 退化为全部分量由总体平均的方式得到,过程类似 EEMD;如果阈值为 1,则 APEEMD 退化为 EMD。因此,APEEMD 兼具有 EMD 和 EEMD 两种方法的优势。APEEMD 实施流程如图 1 所示。

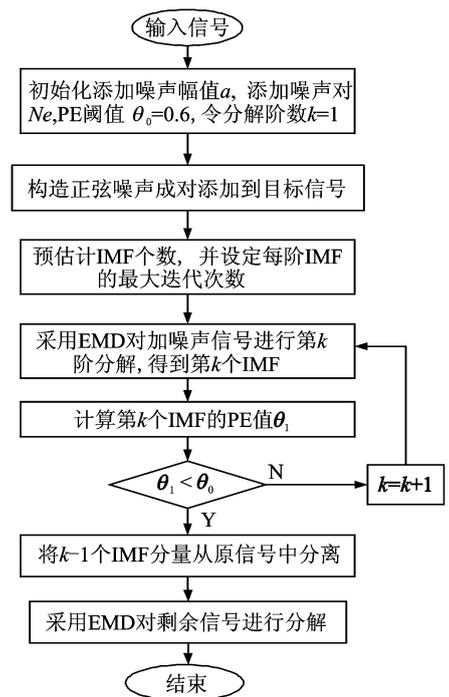


图 1 APEEMD 方法流程图

Fig. 1 Flow chart of APEEMD method

3 仿真分析

为了说明 APEEMD 的有效性,考察式(7)所示

的仿真信号 $x(t)$

$$x(t) = x_1(t) + g(t) \quad (7)$$

其中: $g(t)$ 为幅值 0.4 的高斯调制正弦脉冲信号; $x_1(t)$ 为频率 10 Hz 的正弦信号。

仿真信号 $x(t)$ 时域波形如图 2 所示。首先, 采用 EMD 方法对 $x(t)$ 进行分解 (限于篇幅, 不再画出), 结果出现了严重的模态混叠; 其次采用 EEMD 和 APEEMD 对 $x(t)$ 进行分解, 结果分别如图 3, 4 所示, 其中 EEMD 中添加白噪声幅值为 0.05, APEEMD 中添加正弦噪声幅值为 0.30, 总体平均次数皆为 100。由图 4 可以看出, EEMD 的 IMF_1 为添加白噪声, IMF_2 为白噪声和实际信号 $g(t)$ 的混合信号, IMF_3 对应 $g(t)$, IMF_4 是虚假分量, IMF_5 对应 $x_1(t)$, 剩余项 R_5 的幅值较大; 而 APEEMD 的分解结果中 IMF_1 和 IMF_2 为添加白噪声, IMF_3 对应 $g(t)$, IMF_4 对应 $x_1(t)$ 。APEEMD 的分解结果更符合实际。再考察 $x_1(t)$ 与两种方法对应分解分量的绝对误差, 如图 5 所示。APEEMD 的 IMF_4 与 $x_1(t)$ 的绝对误差幅值非常小, 在 0.01 以下, 而 EEMD 分解的 IMF_5 与 $x_1(t)$ 的绝对误差幅值约为 0.05。为了说明分解的完备性, 图 5 给出了两种分解方法的绝对重构误差, 即原始信号与所有 IMF 分量之和的差的绝对值。EEMD 的噪声残留幅值较大, 约为 0.01, 而 APEEMD 的噪声残留幅值为 10^{-16} , 可以视为计算机的计算误差。综上, 与 EEMD 相比, APEEMD 不仅能够有效地抑制 EMD 分解的模态混叠, 而且得到的分量更精确, 抑制了虚假分量的产生, 而且重构误差更小, 分解是完备的。

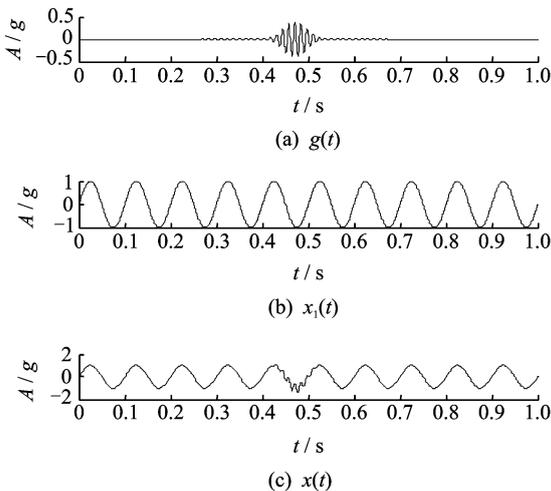


图 2 仿真信号 $x(t)$ 及其各成分的时域波形

Fig. 2 Waveforms of simulation signal $x(t)$ and its components

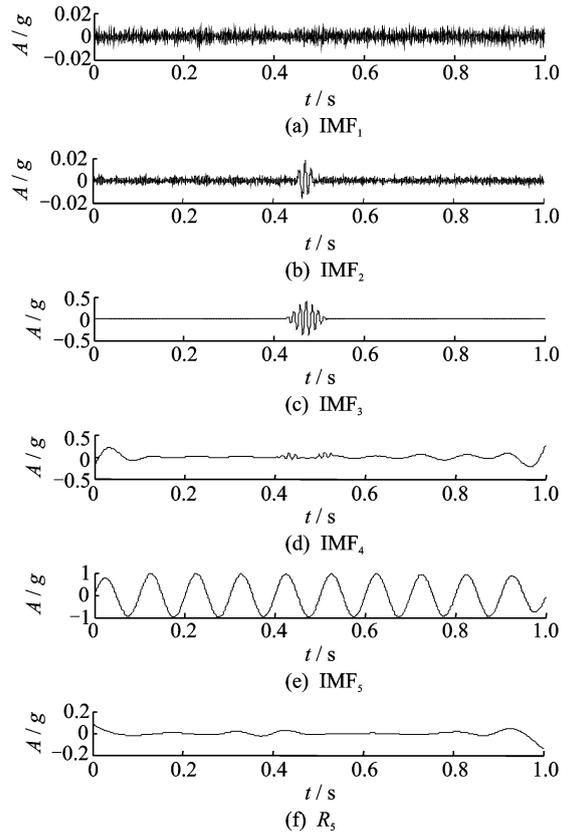


图 3 仿真信号 $x(t)$ 的 EEMD 分解结果

Fig. 3 The results decomposed by EEMD of simulation signal $x(t)$

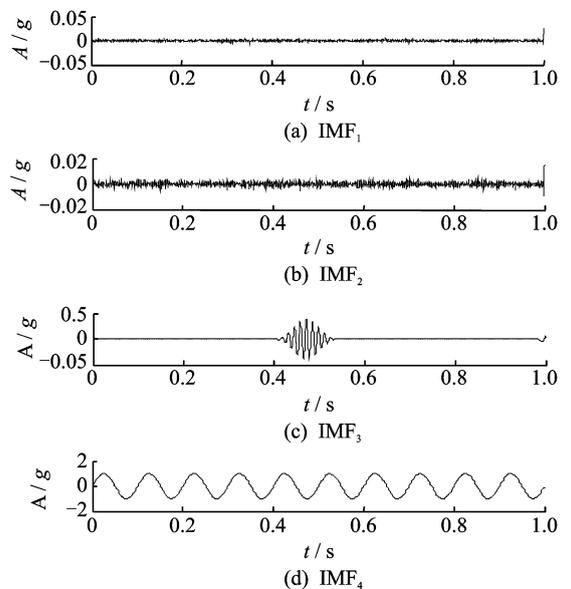


图 4 仿真信号 $x(t)$ 的 APEEMD 分解结果

Fig. 4 The results decomposed by APEEMD of simulation signal $x(t)$

上述信号分解发生模态混叠的原因是其包含了高斯调制的正弦噪声, 再考虑由高频正弦间歇干扰

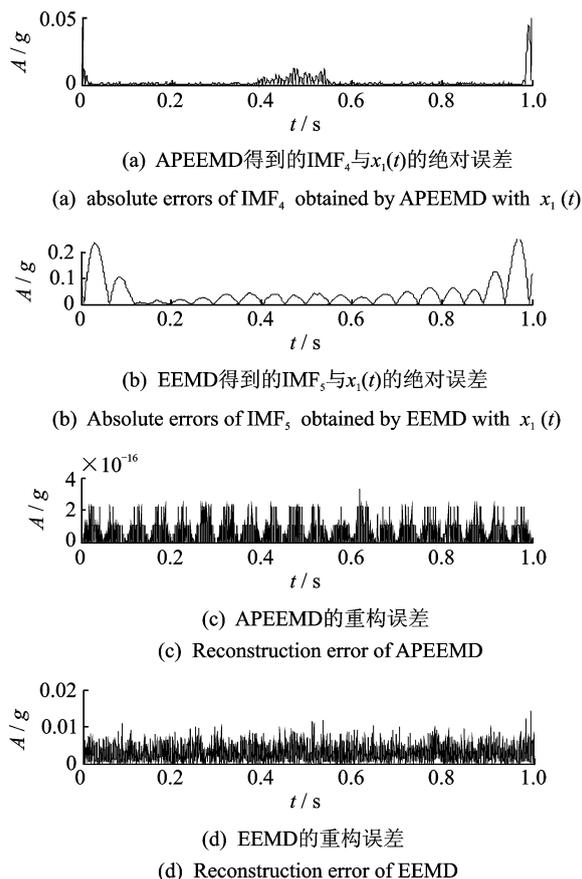


图5 APEEMD及EEMD方法关于 $x(t)$ 绝对误差和重构误差

Fig. 5 Absolute errors and reconstruction errors of APEEMD and EEMD methods about $x(t)$

与 $x_1(t)$ 混合的信号 $y(t)$,其中高频间歇正弦信号的幅值为0.20,频率为200 Hz。

分别采用EEMD和APEEMD对其进行分解,结果分别如图6,7所示,其中EEMD和APEEMD中添加噪声幅值为0.10,总体平均次数为100。EEMD的分解结果中, IMF_2 对应高频正弦间歇部分, IMF_5 对应 $x_1(t)$, IMF_4 为虚假分量。而APEEMD的分解结果中, IMF_2 对应实际信号中的高频正弦间歇部分, IMF_3 对应为实际信号 $x_1(t)$ 。图8给出了两种分解方法的绝对误差和重构误差。从中可以看出,与EEMD相比,APEEMD得到的分量与实际信号 $x_1(t)$ 的吻合程度更好,绝对误差更小,而且重构误差非常小,分解是完备的。

上述两个仿真试验信号分析结果表明,APEEMD方法不仅能够抑制由高斯脉冲和低频间歇等引起的模态混叠,而且分解结果在伪分量的抑制、精确性和完备性等方面要优于EEMD方法。

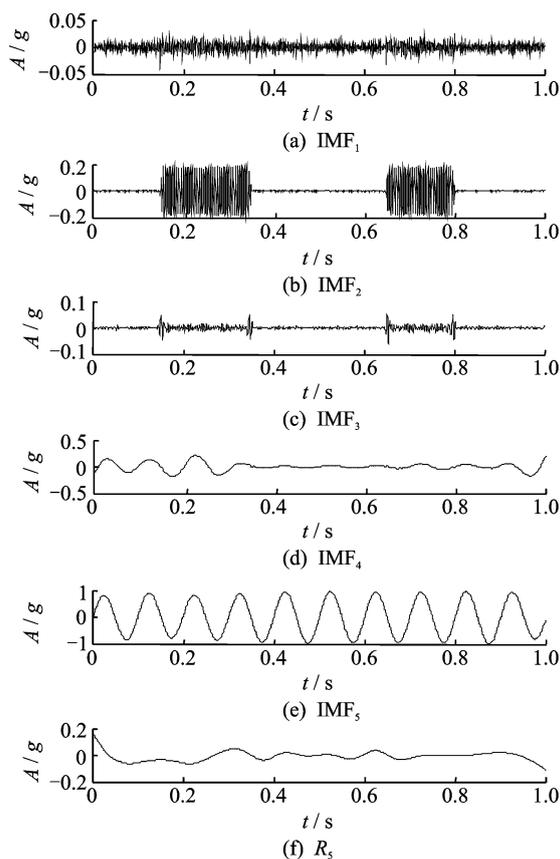


图6 仿真信号 $y(t)$ 的EEMD分解结果

Fig. 6 The results decomposed by EEMD of simulation signal $y(t)$

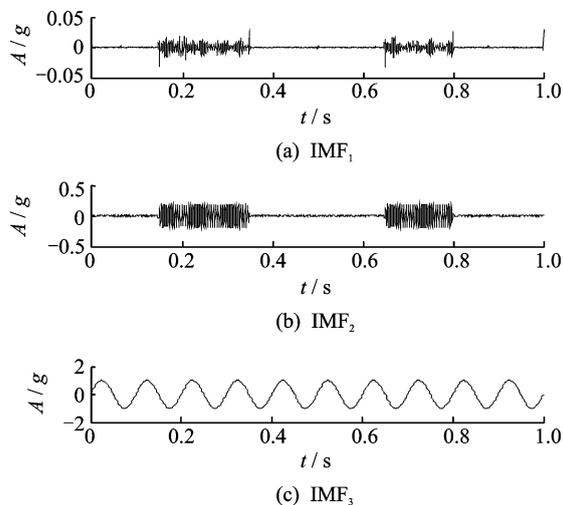


图7 仿真信号 $y(t)$ 的APEEMD分解结果

Fig. 7 The results decomposed by APEEMD of simulation signal $y(t)$

4 转子碰摩故障检测

局部碰摩是转子系统常见的故障,当转子发生

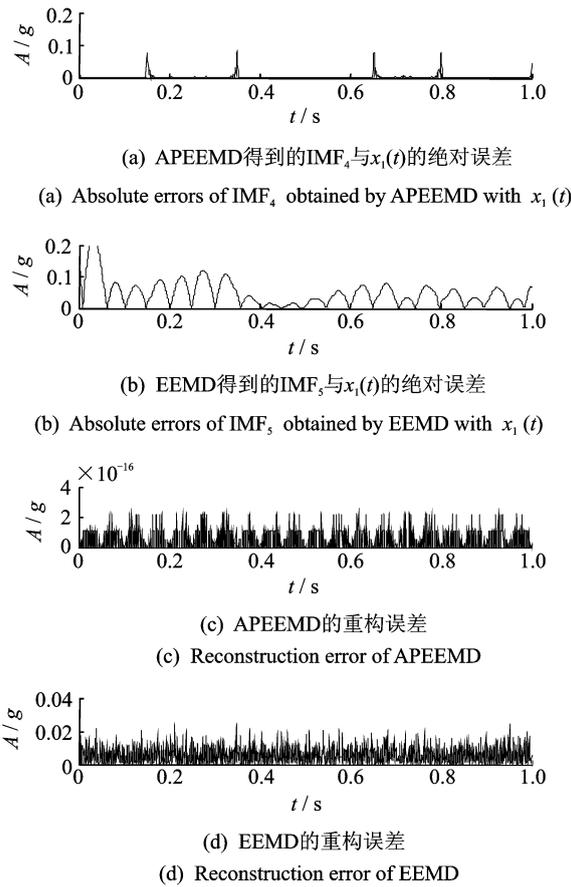


图 8 APEEMD 和 EEMD 方法关于 $y(t)$ 的分解绝对误差和重构误差
Fig. 8 Absolute errors and reconstruction errors of APEEMD and EEMD methods about $y(t)$

局部碰摩时,由于在转子旋转过程中动静件周期性地摩擦,其碰摩信号的故障特征表现为调幅特征,由于具有调幅特征的碰摩信号非常微弱,因此,如何从测取信号中提取包含故障特征信息的调幅信号是转子局部碰摩故障诊断的关键^[15]。

上述仿真信号分析结果表明了 APEEMD 方法有效性和优越性,为了说明其普适性,采用 Z-T3 型转子模拟故障试验台的转子动静碰摩试验数据进行验证,实验装置参见文献[15-16]。在采样频率 2 048 Hz、转频 50 Hz 条件下,采集具有局部碰摩故障的转子径向位移信号,时域波形如图 9 所示,从中

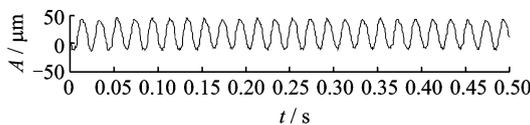


图 9 具有局部碰摩故障转子径向位移信号
Fig. 9 Radial displacement signal of rotor with local rubbing fault

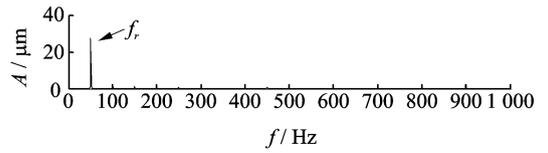
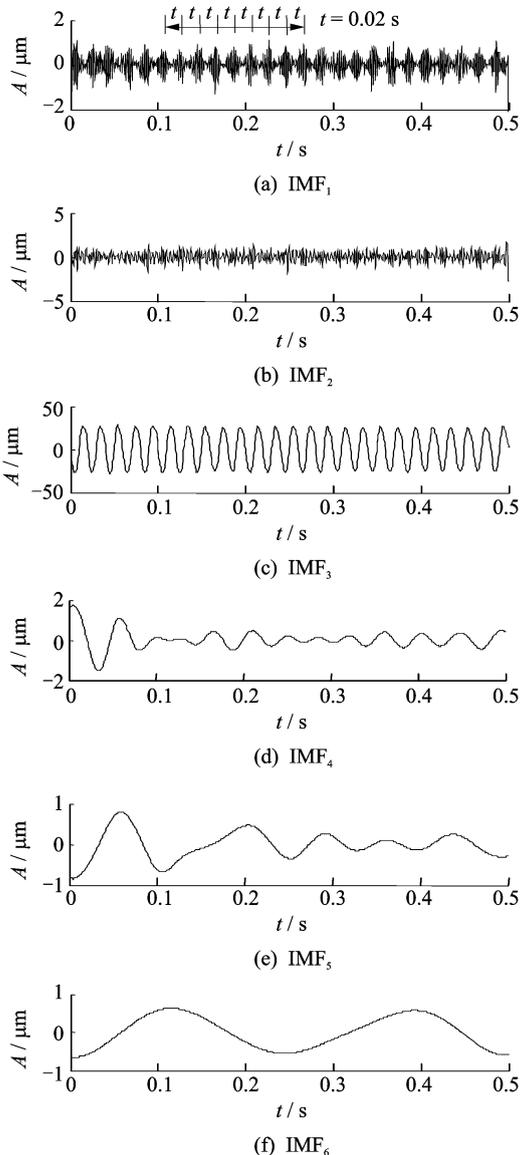


图 10 碰摩故障信号的幅值谱
Fig. 10 Amplitude spectrum of radial displacement signal of rotor with local rubbing fault

无法看出与故障相关的特征。对应幅值谱如图 10 所示,由图中只能看出转频谱线,而与故障有关的碰摩特征被背景信号和噪声淹没。

为了提取高频碰摩故障特征信息,采用 APEEMD 方法对图 9 所示的转子故障信号进行分解,结果如图 11 所示。图中第 1 个高频分量 IMF_1 具有明显的冲击和调幅特征,冲击间隔 $t = 0.02$ s,分析其包络谱发现(图 12a),高频碰摩信号调制频



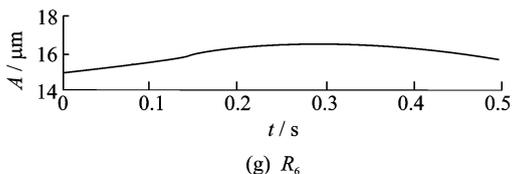
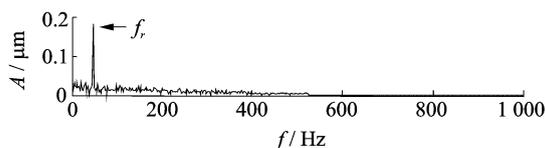


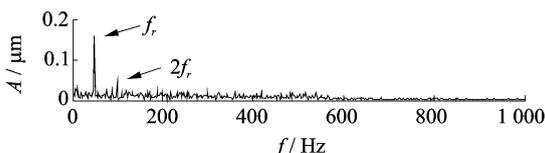
图 11 具有碰摩故障的转子径向位移信号的 APEEMD 分解结果

Fig. 11 The results decomposed by APEEMD of radial displacement signal of rotor with rubbing fault



(a) APEEMD第1个IMF的包络谱

(a) Envelope spectra of the first IMF of APEEMD



(b) EEMD第1个IMF的包络谱

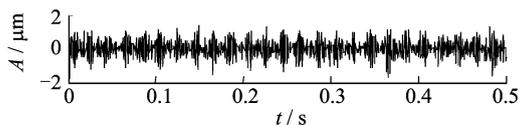
(b) Envelope spectra of the first IMF of EEMD

图 12 两种方法第 1 个 IMF 包络谱

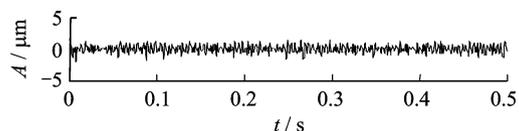
Fig. 12 Envelope spectra of the first IMFs of two methods

率正好是转频,这是由于每旋转一周,动、静件就摩擦一次造成的。因此,IMF₁ 主要成分是碰摩信号。IMF₂ 是调制频率为二倍和四倍转频的高频信号,IMF₃ 和 IMF₄ 是转频信号,IMF₅ 是 1/2 分倍频信号。通过对转子具有局部碰摩故障的信号进行分解,将碰摩信号、转频信号及其分倍频信号和背景噪声分离,提取有效的故障信息。

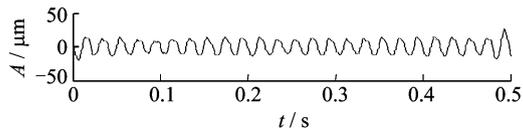
为了对比,再采用 EEMD 方法对上述信号进行分解,结果如图 13 所示。第 1 个分量的冲击和调幅特征不如 APEEMD 第 1 个分量的调幅特征明显,其包络谱(图 12(b))表明,IMF₁ 分量不仅被转频调



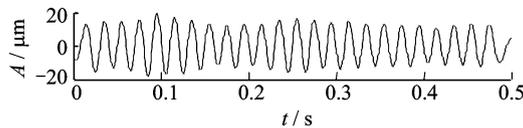
(a) IMF₁



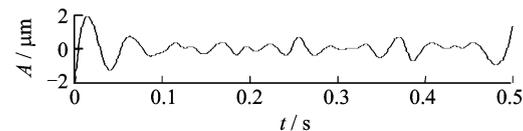
(b) IMF₂



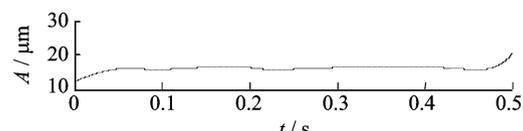
(c) IMF₃



(d) IMF₄



(e) IMF₅



(f) R₆

图 13 具有碰摩故障的转子径向位移信号的 EEMD 分解结果

Fig. 13 The results decomposed by EEMD of radial displacement signal of rotor with rubbing fault

制,还被二倍转频调制,转频成分被分解为 IMF₃ 和 IMF₄ 两个分量,发生了模态混叠,得到的 IMF 物理意义不明确。综上,APEEMD 方法能有效地抑制模态混叠,实现转子局部碰摩故障的检测。

5 结束语

笔者提出了一种抑制 EMD 模态混叠的新方法——自适应部分集成经验模态分解(APEEMD)。通过仿真信号将其与 EEMD 进行了对比分析,结果表明,APEEMD 得到的 IMF 分量更精确,伪分量更少,而且分解是完备的。对转子碰摩故障信号进行分析,结果表明 APEEMD 能够有效地提取故障特征,实现转子碰摩故障诊断,而且诊断效果优于 EEMD 方法。

参 考 文 献

- [1] Huang Norden E, Shen Zheng, Long Steven 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 of London. Series A: Mathematical, Physical and

- Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [2] Huang Norden E, Shen Zheng, Long Steven R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum [J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 2003, 31(1): 417-457.
- [3] 于德介,程军圣,杨宇. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法[M]. 北京:科学出版社,2006:46.
- [4] 蔡剑华,龚玉蓉,王先春. 利用 EMD-Wigner 高阶矩谱的齿轮故障诊断方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(6): 1044-1048.
- Cai Jianhua, Gong Yurong, Wang Xianchun. Crack fault diagnosis of gear based on EMD-Wigner higher order moment spectrum [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(6):1044-1048. (in Chinese)
- [5] 杨红,刘夏平,崔海霞,等. 大跨径桥梁实时动态挠度信号的分离[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1): 42-49.
- Yang Hong, Liu Xiaping, Cui Haixia, et al. Separation of real-time dynamic deflection signals for long span bridges [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1): 42-49. (in Chinese)
- [6] 张德祥,汪萍,吴小培,等. 基于 EMD 和非线性峭度的齿轮故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(1): 56-61.
- Zhang Dexiang, Wang Ping, Wu Xiaopei, et al. Fault diagnosis of gear based on the empirical mode decomposition and nonlinear kurtosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(1): 56-61. (In Chinese)
- [7] 程军圣,郑近德,杨宇. 变量预测模型在齿轮故障诊断中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(S1): 111-114.
- Cheng Junsheng, Zheng Jinde, Yang Yu. Variable predictive model and its application to gear fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(S1): 111-114. (in Chinese)
- [8] 祁克玉,施坤林,霍鹏飞,等. EMD 端点效应处理在转子摩擦故障诊断中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(5): 492-495.
- Qi Keyu, Shi Kunlin, Huo Pengfei, et al. EMD boundary processing method and its application to friction fault diagnosis of rotor system [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(5): 492-495. (in Chinese)
- [9] Huang Norden E, Wu M L C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2003, 459 (2037): 2317-2345.
- [10] 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.
- [11] 雷亚国,孔德同,李乃鹏,等. 自适应总体平均经验模式分解及其在行星齿轮箱故障检测中的应用 [J]. 机械工程学报,2014, 50(3): 64-70.
- Lei Yaguo, Kong Detong, Li Naipeng, et al. Adaptive ensemble empirical mode decomposition and its application to fault detection of planetary gearboxes [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50 (3): 64-70. (in Chinese)
- [12] Rilling G, Flandrin P. One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (1): 85-95.
- [13] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series [J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [14] YanRuqiang, Liu Yongbin, Gao R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 29 (5): 474-484.
- [15] Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. Partly ensemble empirical mode decomposition: an improved noise-assisted method for eliminating mode mixing [J]. Signal Processing, 2014, 96(B): 362-374.
- [16] 程军圣. 基于 Hilbert-Huang 变换的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 长沙:湖南大学,2005.



第一作者简介:郑近德,男,1986年3月生,博士、讲师。主要研究方向为动态信号处理,时频分析与机械设备故障诊断。曾发表《改进的希尔伯特-黄变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用》(《机械工程学报》2015年第51卷第1期)等论文。E-mail:jdzheng1986@126.com