

文章编号: 1000-582X(2012)11-015-06

EEMD 滤波的转子轴心轨迹提纯方法

陈仁祥, 汤宝平, 吕中亮

(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 针对轴心轨迹提纯问题, 研究了集合经验模式分解 (Ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 抑制模态混叠的特性及其滤波特性, 提出了基于 EEMD 滤波的转子轴心轨迹提纯方法。应用 EEMD 将信号分解成一系列的固有模式函数 (Intrinsic mode function, IMF) 分量, 再根据先验知识选择相应的 IMF 分量重构信号, 组合成提纯轴心轨迹。对小型转子试验台转子轴心轨迹的成功提纯验证了该方法的有效性, 与谐波窗和 EMD 轴心轨迹提纯方法的对比结果表明了该方法的优点, 为转子系统故障诊断提供了一种新的手段。

关键词: 轴心轨迹; 提纯; 集合经验模式分解; 滤波; 故障诊断

中图分类号: TN911; TH133

文献标志码: A

A method of rotor orbit purification based on ensemble empirical mode decomposition filter

CHEN Renxiang, TANG Baoping, LÜ Zhongliang

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In order to purify rotor orbit, the characteristics of suppressing the phenomenon of mode mixing and filtering in ensemble empirical mode decomposition (EEMD) are studied, and a method of rotor orbit purification is presented. Ensemble empirical mode decomposition decomposes a complicated signal into a collection of intrinsic mode functions (IMFs). Then, according to prior knowledge of rotor system, choose intrinsic mode function components and reconstruct the signal, and, the purification of rotor orbit is obtained. The effectiveness of the method is proved by the successful purification of rotor orbit coming from the test-bed. And, the results of comparing the performances of the proposed method to the harmonic-based and the EMD-based purification of axis orbit method show the advantage of the de-noising method. The method provides a new way for fault diagnosis of rotating machinery.

Key words: orbit; purification; ensemble empirical mode decomposition; filtering; fault diagnosis

随着旋转机械向着大型、高速和自动化方向的发展, 对旋转机械的状态检测和故障诊断提出了更高的要求。轴心轨迹作为转子振动信号的重要图形征兆, 包含了大量的故障信息, 是判断转子运行状态

和故障征兆的重要依据^[1]。在工程实际中, 由于转子系统出现碰摩、冲击等激励, 转子的阻尼、刚度、弹性力等都发生变化, 振动信号呈现出非线性、非平稳特性。同时, 由于测试过程中的噪声污染, 使原始轴

收稿日期: 2012-06-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51275546); 重庆市自然科学基金杰出青年基金计划资助项目(CSTC2011JJQ70001)

作者简介: 陈仁祥(1983-), 男, 重庆大学博士研究生, 主要从事机械状态监测与故障诊断、可靠性分析等方面的研究。

汤宝平(联系人), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, (E-mail) bptang@cqu.edu.cn。

心轨迹形状复杂,难以辨别。所以,迫切需要对原始数据进行过滤处理以对复杂的轴心轨迹进行提纯。常规的傅里叶分析难以提纯轴心轨迹。利用小波降噪的原理可获得提纯后的轴心轨迹,其基本思想是利用小波变换将原始信号分解到各个频带上,得到不同频带上的时间波形,再选取若干频带重构信号,实现信号的提纯。但是,小波分解一般采用隔点采样的二进方式,会造成数据量的减少和细节信号的丢失,并且小波包分解的结果存在着各频带间能量的交替问题^[2-3]。

利用谐波小波良好的盒形频谱特性^[2],文献^[3]采用谐波窗方法对轴心轨迹进行提纯,文献^[4]采用谐波小波包方法对转子亚频轴心轨迹进行提取。谐波小波包分析和谐波窗分析都能实现任意频率范围提纯,但由于采用循环卷积,不可避免地要对谐波小波进行时域截断,对“盒型”频谱造成频谱泄露,提纯后的信号幅值会受到影响。

经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)^[5]可以作为二进滤波器^[6],同时,由于 EMD 具有良好的保相性,可以利用 EMD 所得到的 IMF 做转子轴心轨迹^[7]。然而,EMD 本身存在一些不足,如模式混叠、端点效应、停止条件等^[8-10]。模式混叠是指 1 个 IMF 中包含差异极大的特征时间尺度,或者相近的特征时间尺度分布在不同的 IMF 中^[11],导致相邻的 2 个 IMF 波形混叠,相互影响,难以辨别。Huang 等^[5]认为引起模式混叠的原因在于间歇现象(intermittency),引起间歇现象的往往是异常事件(如间断信号、脉冲干扰和噪声等)。在转子系统中,特别是在即将或已经出现故障时,其振动信号往往存在不同形式的脉冲干扰和噪声。因此,模式混叠现象限制了 EMD 在提纯轴心轨迹中的应用。

为了抑制模式混叠,Wu 等^[12]于 2009 年提出了一种集合经验模式分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法,该方法将噪声辅助分析应用于经验模式分解中,以促进抗混分解,有效抑制了混叠现象。根据 EEMD 的这一抗混特性及其滤波特性,笔者提出了基于 EEMD 滤波的转子轴心轨迹提纯方法,并与 EMD 滤波轴心轨迹提纯方法做了比较。

1 EEMD 的基本原理及其滤波特性

1.1 EEMD 基本原理与方法

经验模式分解过程中需要根据信号的极值点求出包络线进而获得均值曲线。当信号中存在异常事件时,势必使极值点分布不均匀,从而导致所求取的包络为异常事件和真实包络的组合,最终使筛选出

的 IMF 分量包含了信号的固有模式和异常事件模式,即产生了模式混叠现象。

为了有效抑制 EMD 中的模式混叠现象,文献^[12]提出了 EEMD 方法。该方法将白噪声加入待分解信号来平滑异常事件,使信号极值点的分布均匀化,即让不同时间尺度的信号自动分布到合适的参考尺度上。在计算过程中,对多次加入白噪声后的信号分别进行 EMD 分解得到一系列的 IMF 分量,然后运用白噪声的零均值特性,将对应的 IMF 分量多次平均从而使噪声相互抵消甚至完全消除噪声的影响,最终达到有效抑制模式混叠现象的目的。

EEMD 的分解步骤如下:

第 1 步 在原始信号 $x(t)$ 中分别加入 N 次均值为 0,幅值标准差为常数的高斯白噪声 $n_i(t)$,即

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t), \quad (1)$$

式中 $i=1 \sim N$ 。

第 2 步 对 $x_i(t)$ 分别进行 EMD 分解,得到 K 个 IMF 分量和一个余项 $r_i(t)$,即

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^K c_{ij}(t) + r_i(t), \quad (2)$$

式中 $c_{ij}(t)$ 表示第 i 次加入高斯白噪声后,分解所得到的第 j 个 IMF, $j=1 \sim K$ 。

第 3 步 利用不相关随机序列的统计均值为 0 的原理,将以上步骤对应的 IMF 进行总体平均运算,以消除多次加入高斯白噪声对真实 IMF 的影响,最终得到的 EEMD 分解后的 IMF 及余项 $r(t)$ 为

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t), \quad (3)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i(t), \quad (4)$$

式中 $c_j(t)$ 表示对原始信号进行 EEMD 分解后所得到的第 j 个 IMF。

最终,得到 K 个 IMF 分量和一个余项 $r(t)$,即

$$x(t) = \sum_{j=1}^K c_j(t) + r(t). \quad (5)$$

1.2 EEMD 的滤波特性

从 EEMD 的原理可知,EEMD 具有 EMD 的一切优点,信号经 EEMD 分解后,得到 K 个时间特征尺度由小到大有序排列的 IMF 分量和一个余项,如式(5)所示。则低通滤波可表示为

$$x_{lp}(t) = \sum_{j=m}^K c_j(t) + r(t), \quad (6)$$

其中 $1 < m < K$ 。

高通滤波可表示为

$$x_{hp}(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t), \quad (7)$$

其中 $1 < n < K$ 。

带通滤波可表示为

$$x_{bp}(t) = \sum_{j=n}^m c_j(t), \quad (8)$$

其中 $1 < n < m < K$ 。

同时,可以根据每个 IMF 分量的物理本质,有目的性的选择对应的 IMF 分量来达到滤波的效果,这是传统的滤波器无法比拟的。

下面通过仿真实例来说明 EEMD 抑制模式混叠的能力及其滤波特性。仿真信号 s (图 1(e))由频率为 7 Hz 的正弦分量 s_1 (图 1(a))、频率为 14 Hz 的正弦分量 s_2 (图 1(b))、gauspuls 脉冲分量干扰 s_3 (图 1(c))和趋势项 s_4 (图 1(d))组成,信号长度为 1 024 点。

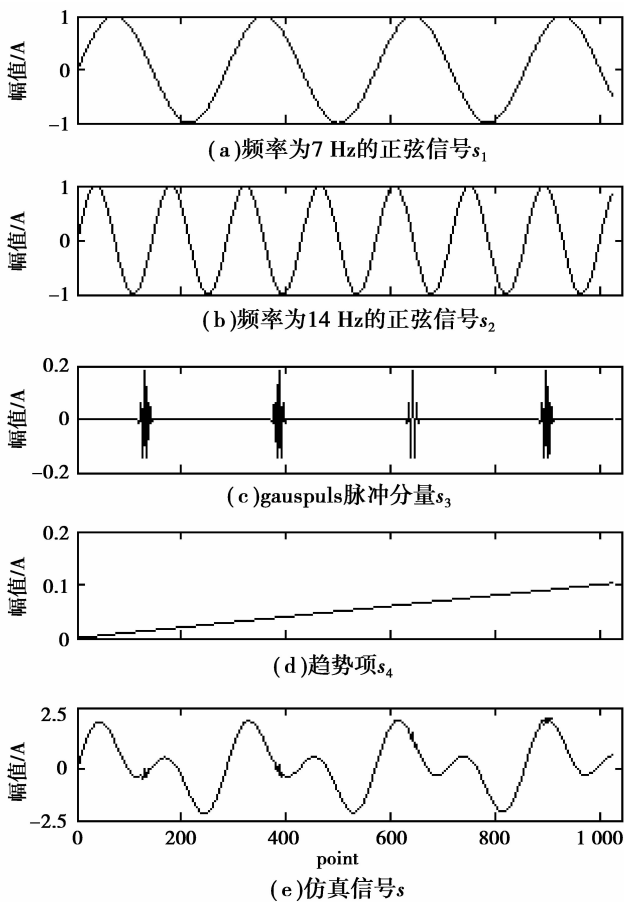


图 1 仿真信号及其组成

图 2(a)为仿真信号的 EMD 分解结果,包括 5 个 IMF 分量($c_1 \sim c_5$)和一个余项 r 。观察图 2(a)可知, c_1 完全失真,失去了物理意义; c_2 中具有 s_1 和 s_3 的时间特征尺度, c_3 具有 s_1 和 s_2 的时间特征尺度,均出现了模式混叠现象; c_4 代表了 s_2 ,但其幅值已出现了衰减; c_5 是计算误差带来的多余 IMF 分量; r 是趋势项。所以,在这种情况下 EMD 无法分析信号本质,存在严重的模式混叠。图 2(b)为

EEMD 分解结果,加入高斯白噪声标准差为 0.05 倍原始信号标准偏差,加入次数为 100 次。观察图 3 可知, c_1 代表了 s_3 , c_3 代表了 s_1 , c_4 代表了 s_2 , r 代表了 s_4 ; c_2 的时间尺度介于 c_1 和 c_3 之间,是由于 s_1 和 s_2 调制所致; c_5 是由于计算误差带来的多余 IMF 分量。

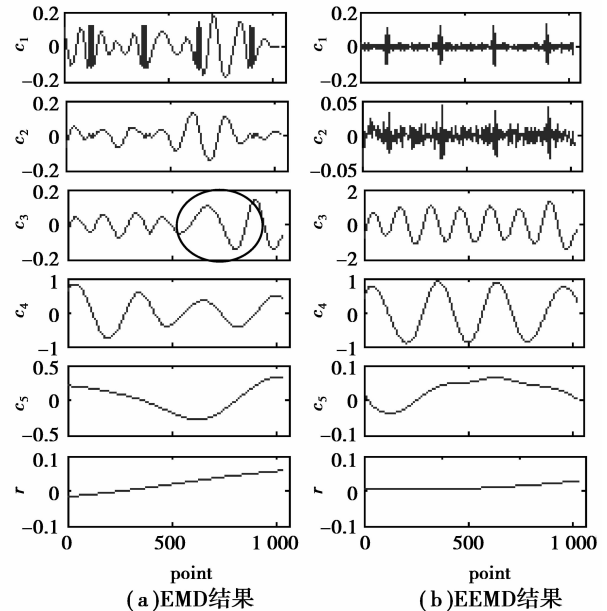


图 2 两种分解方法的结果

选择图 2(a)中的 c_2 、 c_3 和 c_4 ,图 2(b)中的 c_3 和 c_4 分别重构信号即得两种分解算法滤波后的结果,如图 3 所示。观察图 3 可知,图 3(a)中曲线的光滑性差于图 3(b),且在圆圈处有毛刺,这是因为图 2(a)中的 c_2 有模式混叠,引入了多余的信息。

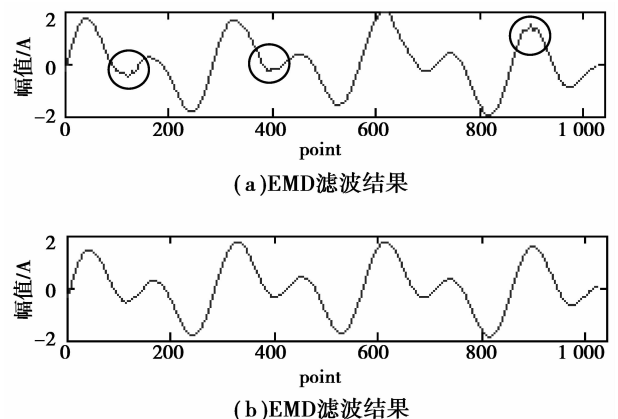


图 3 两种滤波方法的结果

综上,由 EEMD 得到的 IMF 分量与由 EMD 所得到的相比,更能揭示信号的真实内涵,使每个 IMF 的物理本质更清晰。同时,EEMD 滤波将避免由于模式混叠在滤除 IMF 分量时带走所需信息或保留 IMF 分

量时引入多余信息,更能充分保留信号本身所固有的时频率特征,进而更准确地揭示信号的物理本质。

2 基于 EEMD 的转子轴心轨迹提纯方法

轴心轨迹的形状反映了转子的运行状态或故障的基本信息,是判断转子运行状态和故障的重要依据。而原始轴心轨迹往往形状混乱,难以辨别。针对在含有异常信号时,应用 EMD 方法提纯轴心轨迹效果不佳的问题,提出了基于 EEMD 的转子轴心轨迹提纯方法。该方法利用了 EEMD 能有效抑制模式混叠的特性将信号准确分解成一系列 IMF 分量,然后根据 EEMD 的滤波特性来达到对轴心轨迹提纯的目的。

首先,对转子某一横截面 X 方向和 Y 方向(X、Y 方向相差 90°)的信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 进行 EEMD 分解,得到不同时间特征尺度下的 IMF 分量。然后,根据转子振动信号的先验知识(如转频的分倍频、倍频及多倍频成分的存在)选择相应时间特征尺度的 IMF 分量重构信号 $x'(t)$ 和 $y'(t)$ 。最后,组合 $x'(t)$ 和 $y'(t)$ 得到提纯后的轴心轨迹。其算法流程图如图 4 所示。

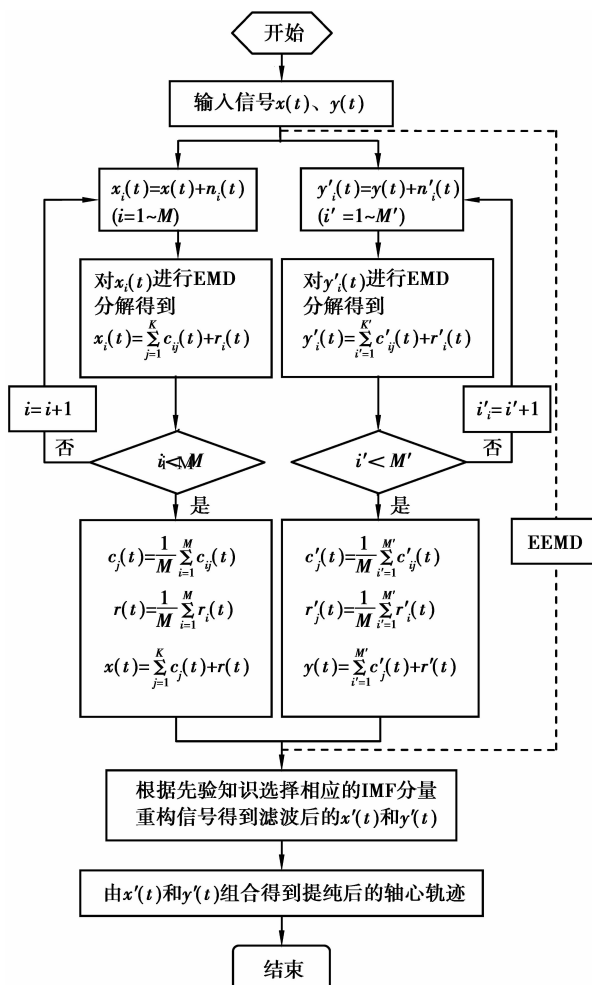


图 4 基于 EEMD 的转子提纯轴心轨迹算法流程图

在使用 EEMD 时需要确定 EEMD 的 2 个参数 M 和 k ,即加入原信号的白噪声的幅值系数 k 和执行 EMD 的总次数 M 。根据文献[12]和[13]的建议, k 用待分析信号的标准偏差乘以一个分数来定义比较合适, M 取一两百次时,残留噪声引起的误差处在一个较低水平(小于 1%)。加入噪声对于分解结果的影响 e 与 k 、 M 的关系为^[12]

$$e = \frac{k}{\sqrt{M}}. \quad (9)$$

当 k 过小时,不足以引起信号局部极值点的变化,使加入噪声以改变信号的局部时间跨度失去了意义,而当 k 过大时,会使 e 增大,即分解精度下降。经过试验分析,在应用 EEMD 滤波对转子轴心轨迹提纯时, $M=100$, k 值选择 0.01~0.1 倍信号的标准偏差较为适宜。

3 工程实例

为了验证本文方法的有效性,对某直流电机驱动的转子试验台的转子轴心轨迹进行提纯分析。

试验现场如图 5 所示,通过光电传感器测试转子转速信息,通过电涡流传感器测试转子水平 X 方向和竖直 Y 方向的振动信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 。信号采样频率为 4 096 Hz,采样长度为 1 024 点,转速为 1 764 r/min,即转频为 29.4 Hz。 $x(t)$ 和 $y(t)$ 波形及其幅值谱如图 6 所示,在 28 Hz(1 倍频)和 60 Hz(2 倍频)频率处出现了最高峰与次高峰,说明转子系统出现故障。同时,幅值谱图中存在密集的高频成分,说明信号受到了噪声污染。

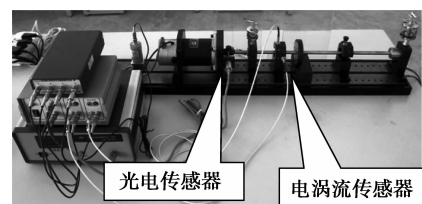
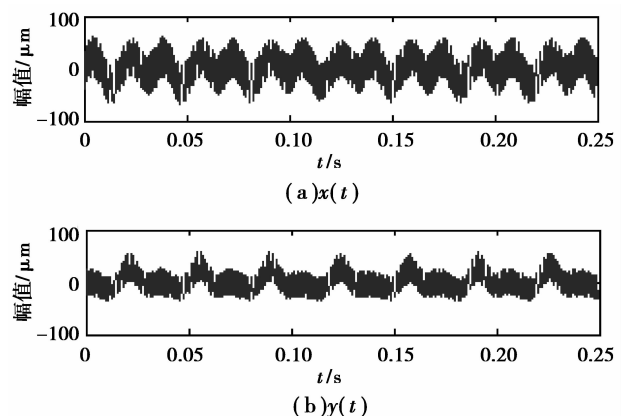


图 5 试验现场



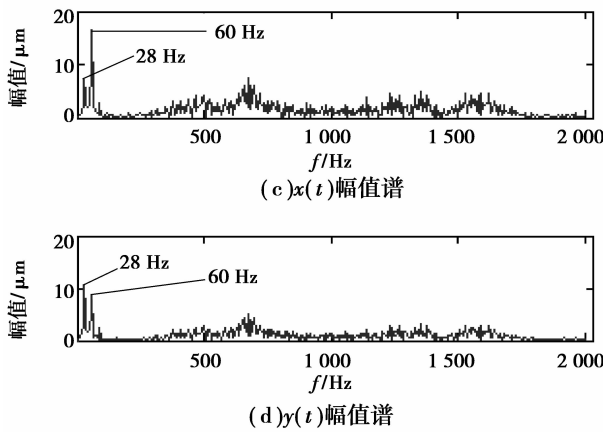


图 6 原始信号及其幅值谱

从幅值谱中不能判断出转子系统出现何种故障,需要进一步求其轴心轨迹以作判断。图 7 为原始轴心轨迹,其形状混乱、不规则,难以分析转子故障特征。下面,应用提出的方法对轴心轨迹进行提纯。

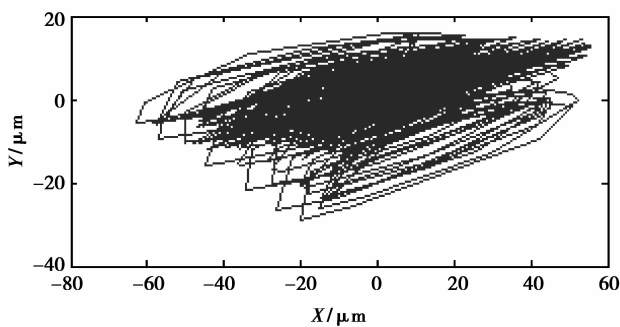


图 7 原始轴心轨迹

首先,对 $x(t)$ 和 $y(t)$ 做 EEMD 分解, $k=0, 2$, $M=100$, 得到 7 个 IMF 分量和一个余项,如图 8 所示。观察 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的 EEMD 结果可知,IMF 分量 c_4 和 c_5 分别代表原信号的 1 倍频和 2 倍频成分,将其重构得到经 EEMD 滤波后的信号 $x'(t)$ 和 $y'(t)$,如图 9 所示。将 $x'(t)$ 和 $y'(t)$ 组合成轴心轨迹如图 10(c)所示,该轴心轨迹呈现明显的内“8”字形,清晰地反映出了转子不对中的故障特征。

图 10(a)为采用谐波窗方法提纯的轴心轨迹,其外轮廓呈内“8”字形,而内部较杂乱。这是由于该算法在计算过程中对谐波小波进行时域截断,造成了“盒型”频谱泄露,使提纯后的信号幅值受到影响。图 10(b)为采用 EMD 滤波的提纯轴心轨迹图,勉强能看出内“8”字形的趋势,与图 10(c)相比,其光滑程度和形状均有所欠缺。这充分说明了基于 EEMD 滤波的转子轴心轨迹提纯方法的有效性和优良性。

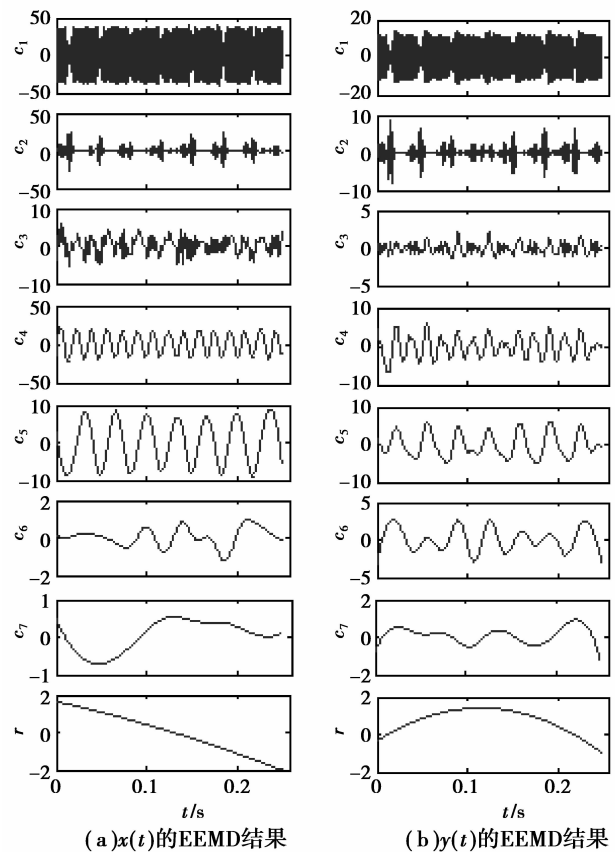


图 8 EEMD 结果

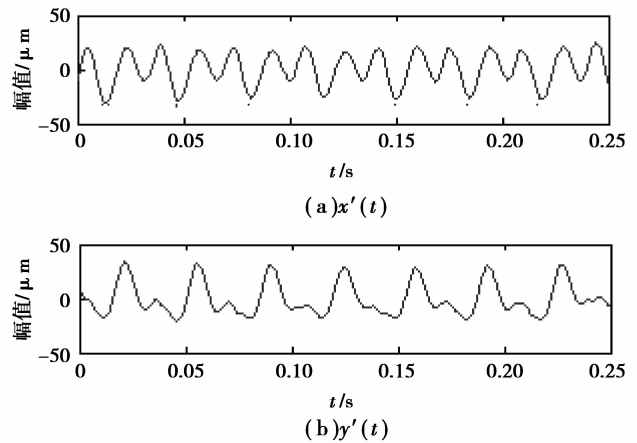
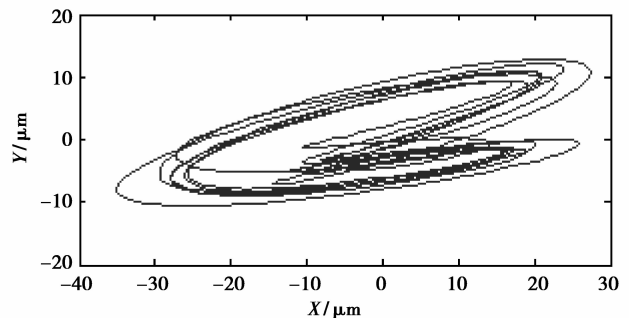


图 9 重构信号



(a) 谐波窗提纯轴心轨迹

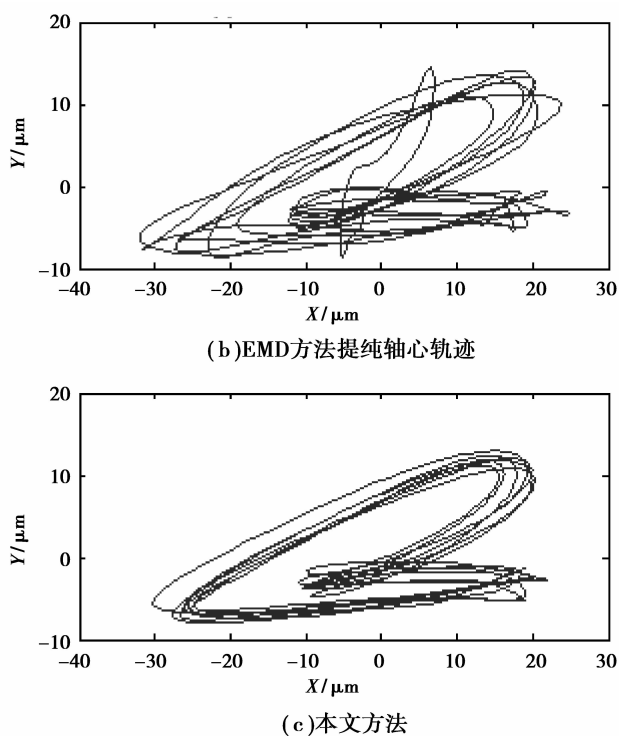


图 10 3种提纯轴心轨迹方法结果

综上所述,笔者提出的转子轴心轨迹方法更具优势,能更有效提取转子故障特征。

4 结 论

1) 由于 EEMD 方法能有效抑制 EMD 中的模式混叠现象,使 EEMD 滤波能避免去除 IMF 分量时带走所需信息或保留 IMF 分量时引入多余信息。基于 EEMD 滤波的方法能更充分保留信号本身固有的时频率特征,能准确揭示信号的物理本质。

2) 经过工程实例验证,基于 EEMD 滤波的转子轴心轨迹提纯方法相对于谐波窗轴心轨迹提纯方法和基于 EMD 滤波的转子轴心轨迹提纯方法更具优势,能更准确提取转子故障特征。该方法为转子系统故障诊断提供了一种新的手段,具有良好的应用前景。

参考文献:

[1] 张大明,金涛,秦树人. 智能控件化虚拟式轴心轨迹分析系统[J]. 重庆大学学报:自然科学版,2005,28(3):7-10.
ZHANG Daming, JIN Tao, QIN Shuren. Intelligent control-oriented virtual axis locus analyzing system[J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition,2005,28(3):7-10.

[2] Inoue T, Sueoka A, Kanemoto H, et al. Detection of minute signs of a small fault in a periodic or a quasi-periodic signal by the harmonic wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5):2041-2055.

[3] 张文斌,周晓军,杨先勇,等. 基于谐波窗方法的转子轴心轨迹提纯[J]. 振动与冲击,2009,28(8):74-77.
ZHANG Wenbin, ZHOU Xiaojun, YANG Xiaoyong, et al. Harmonic window method for purification of axis trace[J]. Journal of Vibration and Shock,2009,28(8):74-77.

[4] 李舜酩. 谐波小波包方法及其对转子亚频轴心轨迹的提取[J]. 机械工程学报,2004,40(9):133-137.
Li Shunming. Harmonic wavelet packets method and used on accurate obtaining the orbit of rotor sub-frequency signal[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2004,40(9):133-137.

[5] 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]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical Physical and Engineering Sciences,1998,454:903-995.

[6] Flandrin P, Rilling G, Gonçalves P. Empirical mode decomposition as a filter Bank [J]. IEEE Signal Processing Letters,2004,11(2):112-114.

[7] 祁克玉,何正嘉,訾艳阳. EMD 方法在烟机摩擦故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断,2006,26(4):266-268.
QI Keyu, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Application of empirical mode decomposition method to friction fault diagnosis for gas turbo [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2006,26(4):266-268.

[8] Rilling G, Flandrin P, Gonçalves P. On empirical mode decomposition and its algorithms[C] // Proceedings of the 6th IEEE/EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP'03), June, 2003, Grado, Italy. [S.l.]:Citeulike,2003:8-11.

[9] Rato R T, Ortigueira M D, Batista A G. On the HHT, its problems, and some solutions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2008,22(6):1374-1394.

[10] 曹晖,曹永红. HH 变换在震动信号分析中的应用[J]. 重庆大学学报,2008,31(8):922-927.
CAO Hui, CAO Yonghong. Application limitation of the Hilbert-Huang transform to earthquake ground motion analysis[J]. Journal of Chongqing University, 2008,31(8):922-927.

[11] Lei Y G, He Z J, Zi Y Y. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2009,23(4):1327-1338.

[12] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition; a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2009,1(1):1-41.

[13] Zhang J, Yan R Q, Gao R B, et al. Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2010,24:2014-2123.