

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201706091



# 采用 EEMD 算法与互信息法的 机械故障诊断方法

李 军<sup>1,2</sup>, 李 佳<sup>1</sup>, 张世义<sup>1</sup>, 束海波<sup>1,2</sup>

(1. 重庆交通大学 机电与车辆工程学院, 重庆 400074;  
2. 重庆交通大学 城市轨道交通车辆系统集成与控制重庆市重点实验室, 重庆 400074)

**摘要:** 提出一种总体经验模态分解(EEMD)算法与互信息法相结合的 Hilbert-Huang 变换机械故障诊断改进的方法. 仿真与实例结果表明:EEMD 算法能克服模态混叠弊端, 获得具有实际物理含义的固有模态函数(IMF);互信息法能有效剔除虚假分量, 使最终 IMF 分量更加精准且集中突显故障信号特征;所提出方法能有效表征机械故障特征, 并进行精确诊断.

**关键词:** 故障诊断; 固有模态函数; Hilbert-Huang 变换; 总体经验模态分解; 互信息法

**中图分类号:** TH 165.3      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1000-5013(2018)01-0007-07

## Mechanical Fault Diagnosis Method Using EEMD Algorithm and Mutual Information Method

LI Jun<sup>1,2</sup>, LI Jia<sup>1</sup>, ZHANG Shiyi<sup>1</sup>, SHU Haibo<sup>1,2</sup>

(1. College of Mechantronics and Automotive Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;  
2. Chongqing Key Laboratory of System Integration and Control for Urban Rail Transit Vehicle,  
Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

**Abstract:** An improved Hilbert-Huang transform method for fault diagnosis was proposed which combined ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm and mutual information method. The simulation and example results showed that EEMD algorithm can overcome the drawbacks of modal aliasing and obtain the intrinsic modal function (IMF) with practical physical meanings and the mutual information method can effectively eliminate the false components, which makes the final IMF components more accurate and more concentrated on the fault signal characteristics. The proposed method can effectively characterize the mechanical failure and realize accurate diagnosis.

**Keywords:** fault diagnosis; intrinsic modal function; Hilbert-Huang transform; ensemble empirical mode decomposition; mutual information

当发生故障时,由传感器监测复杂机械系统机构得到的原始数据包含机械系统本身的工频、随机噪声、故障频率,以及其他零部件共振频率对故障频率的调制信号等.如若直接提取分析该数据,将使得分析结果不够准确或是得到没有实际意义的特征参量. Hilbert-Huang 变换(HHT)是一种新的非平

**收稿日期:** 2017-06-30

**通信作者:** 李军(1964-),男,教授,博士,主要从事汽车发动机排放与控制、节能与新能源汽车的研究. E-mail: cqleejun@sina.com.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(51305472);重庆市自然科学基金重大资助项目(CSTC2015ZDCY\_ZDZX60010);重庆市重点实验室科研基金资助项目(CSTC2015YFPT\_ZDSYS3000);重庆市教委科技计划项目(KJ120423)

稳、非线性的信号处理方法<sup>[1]</sup>. 它通过经验模态分解获取一定数量的固有模态函数, 由 Hilbert 变换和瞬时频率法得到其时-频分析谱, 即 Hilbert 谱. 经验模态分解(EMD)算法可根据故障测试数据自身的内在特点自适应地将其分解到不同的频带上, 获取相应不同频率的固有模态函数(IMFs); 然后, 将所得 IMFs 进行 Hilbert 变换, 最终反映原始数据的不同频率组分的特征. EMD 算法存在模态混叠效应不仅使得各个阶次的 IMFs 失去其实际表达的物理含义, 而且所得 IMFs 通常只有部分包含了故障信息, 这样 IMF 分量的 Hilbert 谱就不再准确<sup>[2-3]</sup>. 鉴于此, 本文提出一种由 EEMD 算法和互信息法相结合而改进的 HHT 机械故障诊断方法, 并通过仿真与实验分析给予验证.

## 1 EEMD 算法与互信息法

### 1.1 模态混叠效应

模态混叠与信号基本属性相联系, 当其不连续或在时间水平上呈现出跳跃性波动时会出现模态混叠效应, 主要表现在两个方面: 1) 单一 IMF 中含有异种时间尺度的解析成分; 2) 同一尺度信号出现在了不同的 IMF 中<sup>[4]</sup>. 此类表现使得应用 EMD 算法却得不到应有实际物理含义的 IMF 成分, 造成时-频分布状态一定程度失真, 影响了故障诊断精度<sup>[5-6]</sup>.

### 1.2 EEMD 算法

总体经验模态分解(EEMD)算法是对 EMD 算法的改进<sup>[7]</sup>. 该方法是将所测故障原始数据与白噪声组为新的信号, 并将定义的新信号应用多次 EMD 分解; 然后, 将各次分解获取的 IMF 总体平均处理, 获取最终的 IMF 分量. 由于白噪声的统计特性, 经过数次平均处理后的噪声将被削减至几乎无影响乃至消除, 此时, 平均后的结果可作为最终结果<sup>[8-10]</sup>, 从而有效地避免了模态混叠现象.

EEMD 算法有如下 3 个主要步骤.

1) 向原信号  $x(t)$  加入第  $m$  次高斯白噪声  $n_m(t)$ , 得到第  $m$  次加噪后的信号  $x_m(t)$ .

2) 将各次加噪处理后的信号  $x_m(t)$  应用 EMD 分解获取各 IMF 分量, 记作  $\text{IMF}(c_{n,m})$ . 其中,  $c_{n,m}$  为第  $m$  次分解获取的第  $n$  个 IMF.

3) 计算  $M$  次分解后 IMF 的集成平均值  $y_n$ ,  $y_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M c_{n,m}$ ,  $n=1, 2, \dots, N; m=1, 2, \dots, M$ ; 然后, 将此值集成平均值  $y_n$  ( $n=1, 2, \dots, N$ ) 作为最终各 IMF.

为说明 EEMD 性能效果, 根据经验一般取总的平均次数  $M$  为 100, 噪声幅值与原始的标准差  $\epsilon_n$  为 0.2 (经验值). 当然, 两者之间应服从  $\epsilon_n = \epsilon / \sqrt{M}$  的统计规律. 其中,  $\epsilon$  为加入噪声的幅度 (经验值);  $\epsilon_n$  为噪声幅值与原信号的标准差. 仿真信号被清晰地呈现出来, 并没有产生之前两者混而不清晰的现象, 这在解决信号分解模态混叠问题上已相当明了. 通过简单验证表明, EEMD 算法具备良好抑制 EMD 算法模态混叠表象的效果.

### 1.3 互信息的虚假分量识别

信息熵是表示对物理系统无序状态的描述或紊乱程度的一种测度, 其定义式为

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \cdot \log_2 p(x). \quad (1)$$

式(1)中:  $p(x)$  为发生事件  $x$  的频次 (先验概率);  $X$  包含所有可能存在状态 (事件).

那么, 针对随机变量  $X$  和  $Y$ , 可得  $x$  对  $y$  的条件信息熵  $H(X|Y)$  为

$$H(X|Y) = - \sum_{x \in X, y \in Y} p(x, y) \cdot \log_2 p(x|y). \quad (2)$$

式(2)中:  $p(x, y)$  为两个随机变量  $(X, Y)$  的联合概率密度函数;  $p(x|y)$  为在事件  $y$  存在的前提下  $x$  存在的概率 (后验概率或条件概率).

由于原信号中总有噪声和其他信号, 信号源发出消息  $x$  后, 通过干扰作用引起某种改变  $x$ , 这一过程可由后验概率  $p(x|y)$  来描述<sup>[11-12]</sup>. 信号源发出  $x$  的概率  $p(x)$  称为先验概率. 该互信息量定义式为

$$I(X, Y) = - \sum_{x \in X, y \in Y} p(x, y) \cdot \log_2 \frac{p(x, y)}{p(x) \cdot p(y)}. \quad (3)$$

也可描述为  $X$  的自信息熵除去  $X$  对  $Y$  的条件信息的结果, 即  $I(X, Y) = H(X) - H(X|Y)$ .

文中将互信息运用于剔除虚假 IMF 分量上,即首先计算原始数据与分解出来的各阶 IMF 互信息,然后求出总的平均互信息量,并将所得互信息与总平均值进行比照;最后,将平均互信息量小的 IMF 剔除掉<sup>[13]</sup>.由此,可提高对故障信号分析准确性,免去对不必要的分量进行研究分析而提高工作效率.

## 2 故障振动信号的仿真分析

以一高一低正弦波模拟旋转运行机械正常工作时的工频,以及当机械故障时伴随有周期小幅冲击和机械零部件共振而产生调幅调频的调制信号<sup>[14]</sup>.图 1~2 为在 Matlab 下模拟故障振动信号.

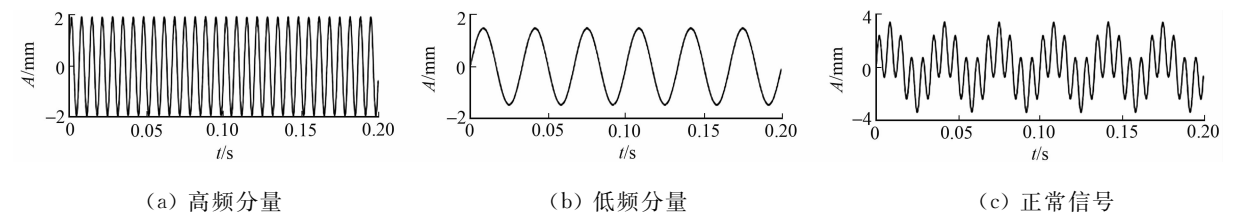


图 1 正常信号及组成成分的仿真结果

Fig. 1 Simulation results of normal signal and components

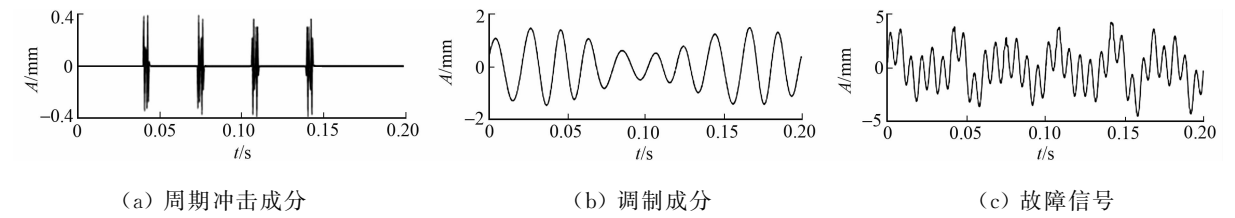


图 2 故障信号及各成分的仿真分析

Fig. 2 Simulation results of fault signal and components

应用 EMD 算法对模拟故障振动信号进行解析,可得各阶 IMF, Hilbert-Huang 时频谱和 Hilbert 边际谱,如图 3 所示.图 3(g)中: $f_s$  为瞬时频率.

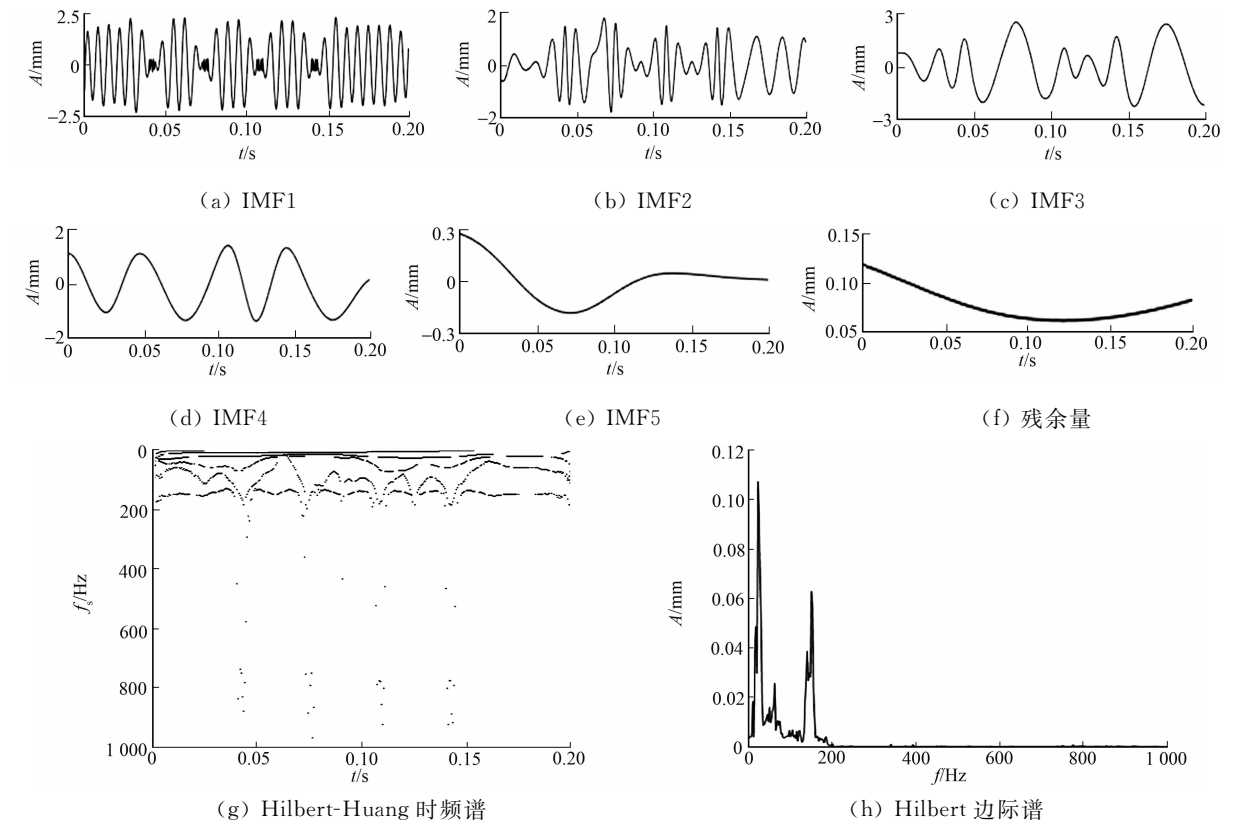


图 3 模拟故障振动信号的 EMD 算法分析

Fig. 3 Analysis of EMD algorithm for simulating faulty vibration signals

由图 3(a)~(f)可知:模态混叠表象在各 IMF 中均有出入,并伴有畸变.由图 3(g)~(h)可观察到两正弦组分,但冲击和调制两因素不易发现.因此,原始 HHT 方法中的 EMD 算法不能有效地获得精准的 IMF,其时频谱、边际谱无法反映故障特征,影响故障诊断.

为清楚反映出故障信息,采用 EEMD 算法和互信息的改进 HHT 方法对模拟故障振动信号进行分析,可得各阶 IMF,Hilbert-Huang 时频谱和 Hilbert 边际谱,如图 4 所示.

由图 4(a)~(f)可知:IMF1~IMF4 中可明显提取到冲击、两个高、低正弦分量和调制讯息.与图 1,2 的信号组成和特征进行对比,可知潜藏在故障信号的各成分被清晰准确地分解出来;与图 3(a)~(f)对比,再次证实了 EEMD 算法能获得比 EMD 更为精准的分量.

由图 4(g)~(h)可知:剔除虚假分量方法使得时频谱、边际谱更加清楚明了地突现了故障特征,可见该改进的 HHT 方法优于原始基于 EMD 算法的 HHT 方法.

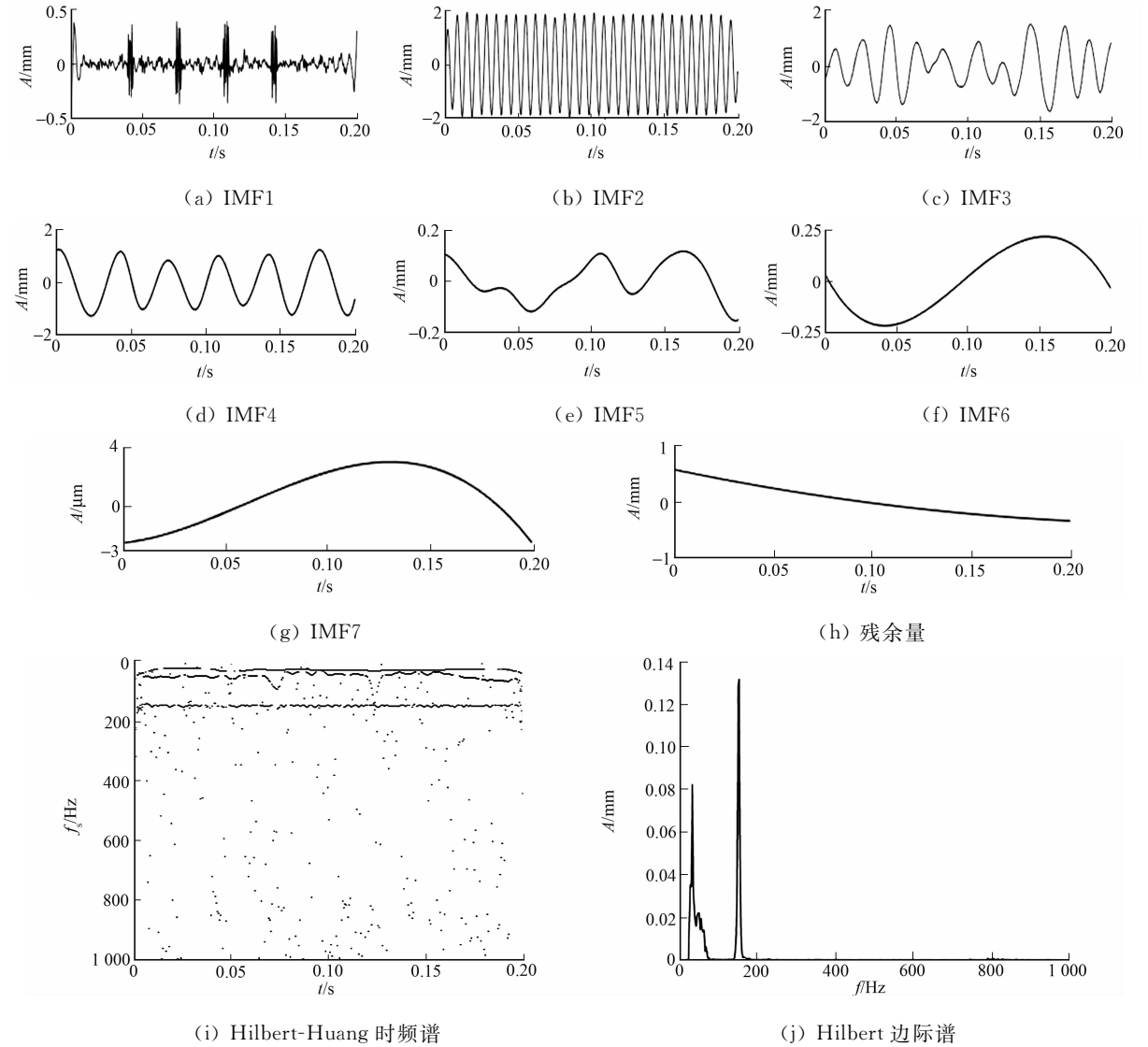


图 4 模拟故障振动信号的 EEMD 算法分析

Fig. 4 Analysis of EEMD algorithm for simulating faulty vibration signals

按照文中两随机变量的互信息算法,可算出在去除残余量后每个 IMF 与原故障数据的互信息量,如表 1 所示.由表 1 可知,平均互信息量为 0.181 2.

表 1 去除残余量的 IMFs 与原始数据的互信息量

Tab. 1 Mutual information between IMF and signal after removal of residual component

互信息量	MI1	MI2	MI3	MI4	MI5	MI6	MI7
数值	0.213 2	0.395 1	0.237 9	0.279 2	0.081 4	0.025 3	0.036 2

### 3 实例分析

为进一步验证改进方法的可行性,将其运用到轴承外圈故障降噪分析中. 数据来源为美国西储大学实验室,采用 6205-2RS 深沟球轴承,其尺寸为 25 mm×52 mm×15 mm,接触角为 0°. 滚动轴承测试装置由两马力(约合 1.5 kW)电机、测力计、测扭传和控制电子装置等构成;电机带动输入轴,转速为 1 797 r·min<sup>-1</sup>(转频为 30 Hz),以每秒 12 000 个采样点进行数据记录,并从中截取 2 048 个采样点进行分析. 轴承外圈的通过频率  $f_o$  为 107 Hz,其故障观测信号,如图 5 所示. 实验所用模拟轴承故障是通过电火花加工技术在轴承外圈中央加工所得的微径小坑缺陷.

显然,仅从该振动时域信号中难以捕捉到有用的故障诊断信号,因此,将观测信号通过 EEMD 分解以使其各频率分离开来. 为进行比较,分别采用 EMD 算法和 EEMD 算法和互信息的改进 HHT 方法对轴承故障观测信号进行分析,可得各阶 IMF, Hilbert-Huang 时频谱,如图 6,7 所示.

由图 6(a)~(j)可知:IMFs 中出现模态混叠现象,个组分间相似度大、解析度不够精细. 由图 6(k)可知:故障频率信息完全湮没在频谱中,得不到任何有用的故障频率信息,相当不易抓取到有用频率,从而无法为后面故障诊断提供可靠依据.

由图 7(a)~(k)可知:在 IMFs 中能够看到周期性冲击,但由于故障微小且各成分间具有相似性无法进行故障特征描述;再次通过互信息保留了与故障信息相关的分量 IMF1,完成故障轴承振动信号的有效信息提取分析. 由图 7(l)明显看出:周期冲击成分(已圈出),两相邻冲击间时间大约为 0.009 2 s,接近轴承外圈故障频率 107 Hz( $1/0.009\ 2=108\ \text{Hz}$ ),与实际故障基本相符,证实了该改进方法的有效

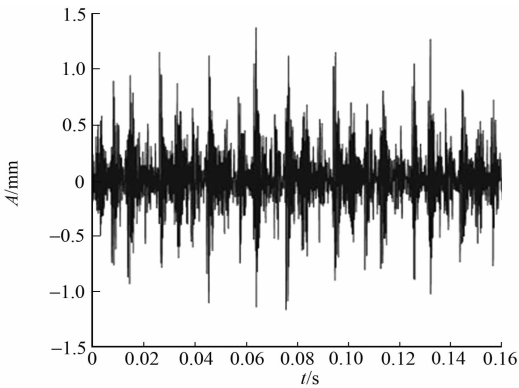
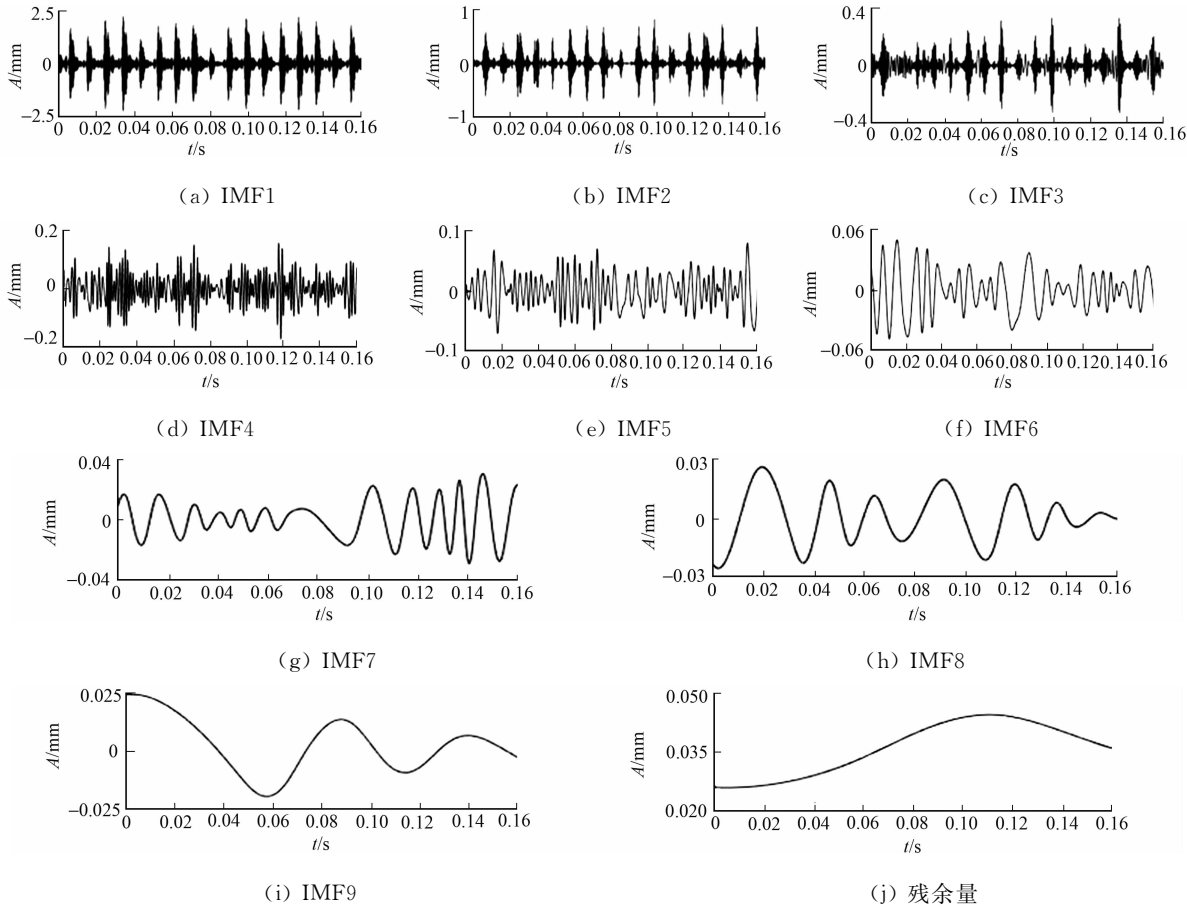
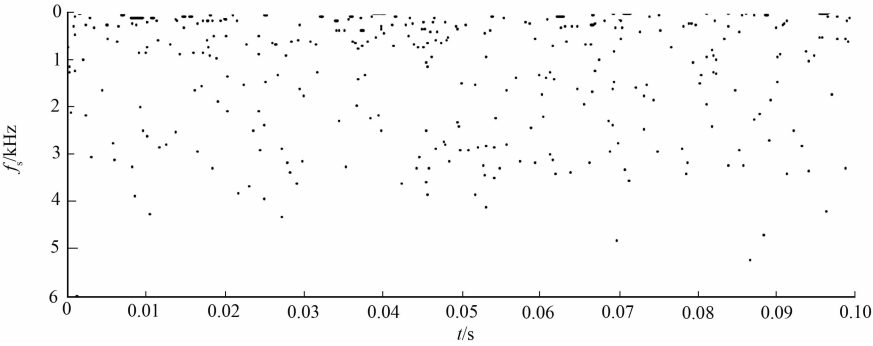


图 5 轴承外圈故障信号时域波形  
Fig. 5 Bearing outer ring fault signal time domain waveform

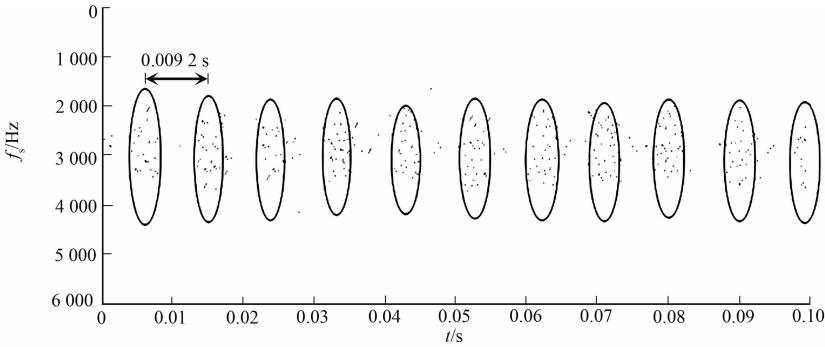
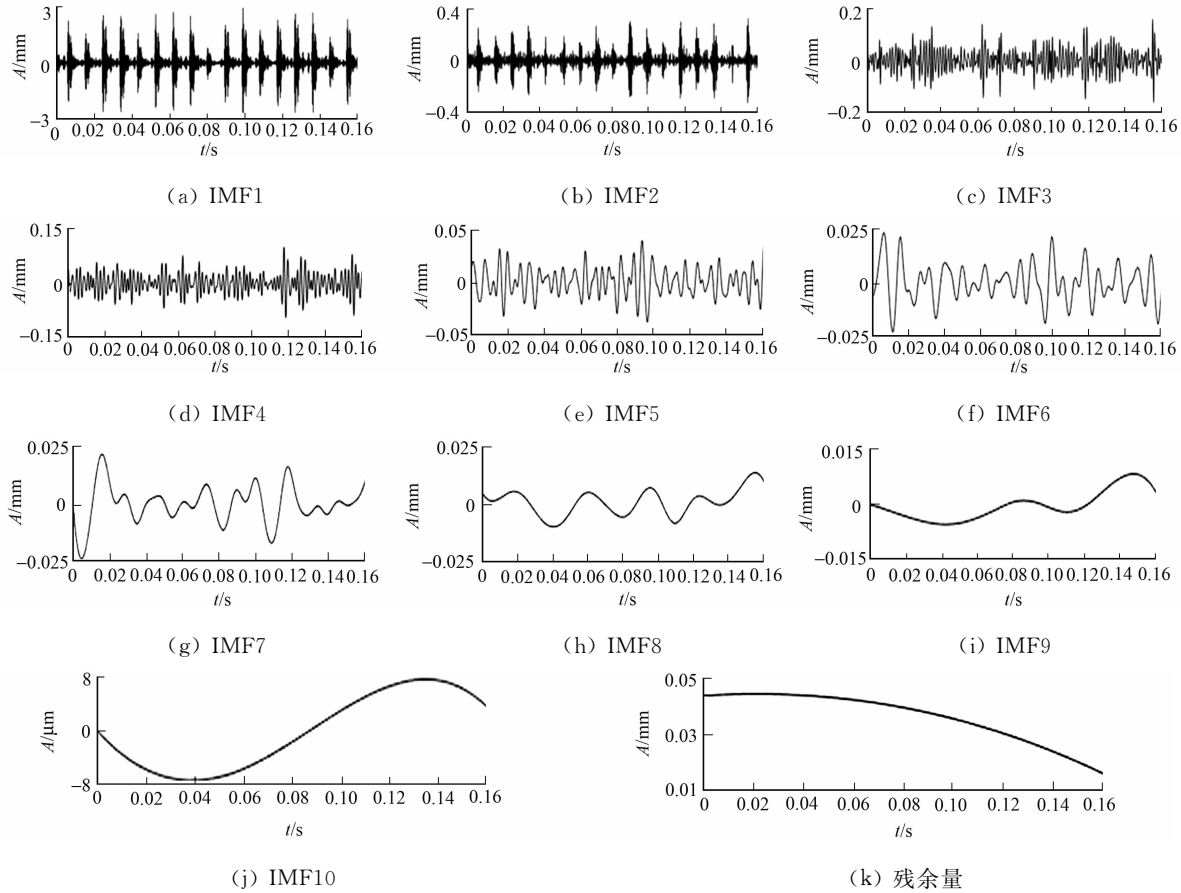




(k) Hilbert-Huang 谱

图 6 轴承故障观测信号的 EMD 算法分析

Fig. 6 Analysis of EMD algorithm for bearing fault observation signals



(l) Hilbert-Huang 谱

图 7 轴承故障观测信号的 EEMD 算法分析

Fig. 7 Analysis of EEMD algorithm for bearing fault observation signals

性和可操作性.

## 4 结束语

提出一种结合 EEMD 算法和互信息法的改进的 HHT 机械故障诊断方法. 仿真和实例分析结果表明, 所提出的方法具有有效性、可行性, 能够有效表征机械故障特征、精确诊断, 对于机械振动故障诊断分析是切实可行的.

### 参考文献:

- [1] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, *et al.* The empirical mode de composition and the Hilbert spectrum for non-linear non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1998, 454(1971): 903-995.
- [2] 陈建灿, 刘晓梅. 运用 EMD 分形盒维数的电梯机械故障诊断[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2013, 34(5): 494-499. DOI: 10. 11830/ISSN. 1000-5013. 2013. 05. 0494.
- [3] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21): 21-26. DOI: 10. 3969/j. issn. 1000-3835. 2013. 21. 004.
- [4] 潘宏侠, 张翔. 基于 GAMP 和 EEMD 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(20): 190-196. DOI: 10. 13465/j. cnki. jvs. 2016. 20. 031.
- [5] 沈长青, 谢伟达, 朱忠奎, 等. 基于 EEMD 和改进的形态滤波方法的轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(2): 39-43. DOI: 10. 3969/j. issn. 1000-3835. 2013. 02. 009.
- [6] 陈灏, 张梅军, 黄杰, 等. 基于改进的 EEMD 方法与 GA-SVM 的液压系统泄漏故障诊断[J]. 液压与气动, 2014(9): 32-38. DOI: 10. 11832/j. issn. 1000-4858. 2014. 09. 008.
- [7] 李亚超, 刘政, 马增强. 一种改进的 EEMD 算法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2016, 29(4): 66-71. DOI: 10. 13319/j. cnki. sjztdxzbzrb. 2016. 04. 11.
- [8] 黄杰, 张梅军, 柴凯, 等. 基于频率截止的 EEMD 方法研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(8): 101-105. DOI: 10. 13465/j. cnki. jvs. 2015. 08. 017.
- [9] WANG Tong, ZHANG Mingcai, YU Qihao, *et al.* Comparing the applications of EMD and EEMD on time-frequency analysis of seismic signal[J]. Journal of Applied Geophysics, 2012, 83(7): 29-34. DOI: 10. 1016/j. jappgeo. 2012. 05. 002.
- [10] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41. DOI: 10. 1142/S1793536909000047.
- [11] 张建峰, 王志华. 基于 EEMD 降噪和 HMM 的采煤机摇臂滚动轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2016, 37(1): 205-207. DOI: 10. 13436/j. mkjx. 201601087.
- [12] 张海峰, 陈君达. 顺序故障诊断策略的测试费用期望值估计[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2016, 39(2): 280-282. DOI: 10. 3969/j. issn. 1003-5060. 2016. 02. 026.
- [13] 李艳, 李英浩, 高峰, 等. 基于互信息法和改进模糊聚类的温度测点优化[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2466-2472. DOI: 10. 3969/j. issn. 0254-3087. 2015. 11. 009.
- [14] 宋喜忠. 基于 K-Means 和粗糙集神经网络的节点故障诊断[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2014, 27(2): 292-295. DOI: 10. 3969/j. issn. 1003-0972. 2014. 02. 032.

(责任编辑: 陈志贤

英文审校: 崔长彩)