

# 基于集合经验模式分解和交叉能量算子的滚动轴承故障诊断

赵晓宁, 冯志鹏<sup>✉</sup>

北京科技大学机械工程学院, 北京 100083  
<sup>✉</sup>通信作者, E-mail: fengzp@ustb.edu.cn

**摘 要** 振动信号的周期性冲击及其重复频率是滚动轴承故障诊断的关键. 本文提出了一种基于集合经验模式分解和交叉能量算子提取滚动轴承故障特征的方法. 首先, 应用集合经验模式分解方法将振动信号分解为本征模式函数以满足交叉能量算子对信号单分量的要求. 然后根据相关程度和峭度从本征模式函数中选取敏感分量, 计算敏感分量和原始信号的瞬时交叉能量及其傅里叶频谱. 最后根据交叉能量的频谱结构和特征频率识别轴承故障. 通过分析滚动轴承故障仿真信号和实验测试信号, 诊断了滚动轴承元件故障, 验证了该方法的有效性.

**关键词** 滚动轴承; 故障诊断; 交叉能量算子; 集合经验模式分解

**分类号** TH165+.3

## Fault diagnosis of rolling element bearing based on ensemble empirical mode decomposition and cross energy operator

ZHAO Xiao-ning, FENG Zhi-peng<sup>✉</sup>

School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China  
<sup>✉</sup> Corresponding author, E-mail: fengzp@ustb.edu.cn

**ABSTRACT** Periodic impulses in vibration signals and its repeating frequency are the key factors for diagnosing rolling element bearing faults. A new method based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and cross energy operator was proposed to extract the characteristic frequency of bearing fault. Firstly, the signal was decomposed into intrinsic mode function (IMF) by means of EEMD to satisfy the mono-component requirement by the cross energy operator. Next, the sensitive IMF was selected according to correlation and kurtosis, and instantaneous cross energy between the IMF and the original signal and its Fourier spectrum were calculated. Finally, the bearing faults were diagnosed by matching the repeating frequency of fault-induced periodic impulses with the fault characteristic frequency. By analyzing both a simulated faulty bearing vibration signal and the experimental data of bearing faults, the bearing faults were diagnosed and the effectiveness of the proposed method was validated.

**KEY WORDS** rolling element bearing; fault diagnosis; cross energy operator; ensemble empirical mode decomposition

滚动轴承广泛应用于各种机械设备,其工作状态直接影响整个设备的运行效率和使用寿命,但它也是容易损坏的元件之一. 因此,研究滚动轴承故障诊断具有重要的现实意义.

滚动轴承内圈、外圈、滚动体等元件出现损伤故障时,在运行过程中,工作表面损伤点将反复撞击与之接触的其他元件表面,产生冲击振动,周期性冲击的重复频率即为轴承元件的故障特征频率. 分析提取振动信

收稿日期: 2015-01-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11272047); 国家 863 计划资助项目(2011AA060404); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目

号中故障的周期性冲击特征是滚动轴承故障诊断的关键<sup>[1]</sup>。

近年来提出的基于能量算子的非线性信号处理方法为提取滚动轴承故障瞬态冲击特征提供了一种有效途径。Kaiser<sup>[2-4]</sup>在研究语音的产生机理时,提出了计算信号总能量(包括动能和势能)的新方法,称为能量算子。Maragos等<sup>[5-7]</sup>基于能量算子对调制信号解调问题进行了深入研究,提出了能够估计调制信号瞬时频率和包络幅值的能量分离算法。能量算子和能量分离解调方法在滚动轴承故障诊断中已经得到了探索性研究。Cheng等<sup>[8]</sup>将能量算子解调方法与经验模式分解方法结合,分离本质模式函数中的包络幅值和瞬时频率,通过包络谱识别滚动轴承故障。Liang等<sup>[9]</sup>应用能量算子方法分析了轴承振动信号,通过Teager能量谱、包络谱和瞬时频率谱识别特征频率从而诊断故障。

最近Boudraa等<sup>[10]</sup>基于交叉能量算子研究两个信号之间的相互作用关系,并应用于瞬态成分检测。他们的研究工作为滚动轴承故障冲击检测提供了新的思路。实际测试信号通常由真实信号和背景干扰组成,假设真实信号已知,背景干扰是瞬态冲击,若对测试信号和真实信号进行交叉能量算子计算,由于交叉能量算子反映两个信号之间的相关性和依赖程度,则在瞬态冲击干扰出现的时刻,交叉能量算子将出现突变,据此可以检测信号中的瞬态冲击干扰。

但是在实际应用中,轴承的振动测试信号成分复杂,且只有测试信号已知,而真实信号和背景干扰未知。为了解决这个问题,本文利用集合经验模式分解在分离复杂信号方面的优势,从信号中分离出对故障敏感的瞬态冲击信号分量,将其视为真实信号,而将其其他成分视为背景干扰。对测试信号和敏感信号分量进行交叉能量算子分析,在未出现故障冲击的时刻,测试信号和敏感信号分量相关性小,交叉能量算子幅值小,而在故障冲击出现的时刻,测试信号和敏感信号分量相关性大,交叉能量算子幅值大,将出现突变,据此可以检测轴承故障冲击特征。对于实际测试信号,为了提取瞬时交叉能量算子变化的周期性特征,对其进行傅里叶变换,根据瞬时交叉能量算子频谱的峰值和故障特征频率识别轴承故障原因。

## 1 集合经验模式分解方法

经验模式分解根据信号的局部变化时间尺度,利用三次样条逼近方法拟合信号的上下包络,求取局部均值,筛分单分量成分,将信号分解为若干本质模式函数叠加的形式<sup>[11]</sup>。但是当信号存在奇异点时,将导致本质模式函数之间出现模式混淆,即一个本质模式函数中包含了尺度差异较大的多个信号,或一个相似尺度的信号出现在不同的本质模式函数中。模式混淆将

使本质模式函数失去实际的物理意义。

为了克服模式混淆问题,Wu等<sup>[12]</sup>提出了噪声辅助的集合经验模式分解方法,可以有效地从复杂信号中自适应地提取单分量成分。该方法将有限幅值的白噪声加入到信号中,在真实解临域内扰动信号,在经验模式分解筛选过程中强制穷尽全部可能解,使得不同尺度的信号成分聚合到各自正确的本质模式函数中。在各个样本中,由于加入的噪声之间相互独立,因此,通过足够多的样本集合平均,可以将噪声消除。

## 2 敏感分量选择

经验模式分解应用三次样条曲线拟合信号,会存在拟合误差,分解结果中可能会存在伪本质模式函数分量。另外,集合经验模式分解需要向原始信号加入高斯白噪声,白噪声也有可能导致伪分量。为了消除伪本质模式函数分量,提出了敏感分量选择原则。

如果本质模式函数是信号中的真实成分,那么它和原始信号的相关性好。如果它是个伪分量,那么它和原始信号之间的相关性差。因此,可以通过本质模式函数与原始信号的相关系数来确定其是否为信号的真实成分。经过经验模式分解方法分解得到的第*i*个本质模式函数 $c_i(t)$ 和原始信号 $x(t)$ 之间的相关系数由下式计算

$$\gamma_{x,c_i} = \frac{E\{[x(t) - \mu_x][c_i(t) - \mu_{c_i}]\}}{\sigma_x \sigma_{c_i}} \quad (1)$$

其中: $t$ 表示时间, $\mu$ 、 $\sigma$ 分别为变量的均值和标准差, $E(\cdot)$ 为变量的数学期望。如果相关系数小于规定值(本文中取0.5),那么认为这个本质模式函数是一个伪分量。

去除伪分量以后,通常还剩下多个本质模式函数,它们代表信号中的不同成分,如轴的旋转频率及其倍频,轴承元件(如保持架、滚动体)的旋转频率及其倍频,仍然需要筛选。

周期性冲击是滚动轴承故障的主要特征,故障冲击通常出现在高频段内。集合经验模式分解按照频率由高到低的顺序依次分解出本质模式函数分量<sup>[13-14]</sup>。另外,冲击信号具有较大的峭度值。因此,从前几个本质模式函数中选取峭度最大的分量作为敏感信号分量进行深入分析。

## 3 交叉能量算子

Teager-Kaiser能量算子是一个非线性微分算子,它计算产生一个信号所需要的总机械能。对于连续时间信号 $x(t)$ ,Teager-Kaiser能量算子定义为

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

其中: $\dot{x}(t)$ 和 $\ddot{x}(t)$ 分别为 $x(t)$ 对时间 $t$ 的一阶和二阶导数。

在式(2)的基础上,连续时间信号  $x(t)$  和  $y(t)$  的交叉 Teager-Kaiser 能量算子定义为

$$\Psi_{xy}(t) = \dot{x}(t)\dot{y}(t) - x(t)\ddot{y}(t). \quad (3)$$

其中:  $\dot{x}(t)$  和  $\dot{y}(t)$  分别为  $x(t)$  和  $y(t)$  对时间  $t$  的一阶导数;  $\ddot{y}(t)$  为  $y(t)$  对时间  $t$  的二阶导数. 它反映两个信号  $x(t)$  和  $y(t)$  之间在  $t$  时刻的相互作用关系,即瞬时相关性.

由交叉 Teager-Kaiser 能量算子的定义可见,它的计算简单,对信号瞬时变化的自适应性强,因此适合检测瞬态信号成分.

对于实际的轴承振动测试信号,由于成分复杂且存在背景噪声干扰,故障冲击可能不明显,交叉能量算子波形中的突变可能较弱,本文对其进行傅里叶变换,通过瞬时交叉能量频谱提取突变的周期性特征,从而识别故障冲击的重复频率.

### 4 仿真信号分析

滚动轴承的冲击振动信号可以通过下式模拟<sup>[15]</sup>

$$s(t) = Ae^{-\zeta\omega_r t} \sin(\omega_r t) u(t). \quad (4)$$

其中:  $A$  为冲击振动的幅值;  $\zeta$  为阻尼特征常数;  $\omega_r$  为系统共振频率;  $u(t)$  为单位阶跃函数. 重复周期为  $T$  的周期性冲击振动信号为

$$x(t) = \sum_{m=-M}^M s_m \left( t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right). \quad (5)$$

把式(4)代入式(5)得

$$x(t) = \sum_{m=-M}^M A_m e^{-\zeta\omega_r \left( t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right)} \times \sin \left[ \omega_r \left( t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right) \right] u \left( t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right). \quad (6)$$

其中:  $M$  为冲击周期个数;  $m$  表示第  $m$  个故障脉冲;  $T$  为冲击的重复周期; 即轴承故障特征频率的倒数;  $\tau_i$  为滚动体的随机滑动对特征频率产生的影响因子,可以取为  $0.01T \sim 0.02T$ .

在仿真信号中,取  $A_m = 1$ ,  $\zeta = 0.15$ ,  $\omega_r = 1000\pi \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1}$ ,  $T = 0.025 \text{ s}$ ,  $\tau_i$  为  $0.01T \sim 0.02T$  之间的随机数,  $M = 40$ , 采样频率为  $2 \text{ kHz}$ . 为了模拟实际测试背景噪声的干扰,在信号中加入了高斯白噪声,使得信噪比为  $-3 \text{ dB}$ .

仿真信号时域波形如图 1(a) 示,通过集合经验模式分解方法分解得到的前 5 个本质模式函数分量如图 1(b) 示,它们和原始信号的相关系数和峭度见表 1. 根据敏感分量的选取原则,选取第 2 个本质模式函数作为敏感分量进行分析. 第 2 个本质模式函数和原始信号的瞬时交叉能量算子波形如图 1(c) 示,可见明显

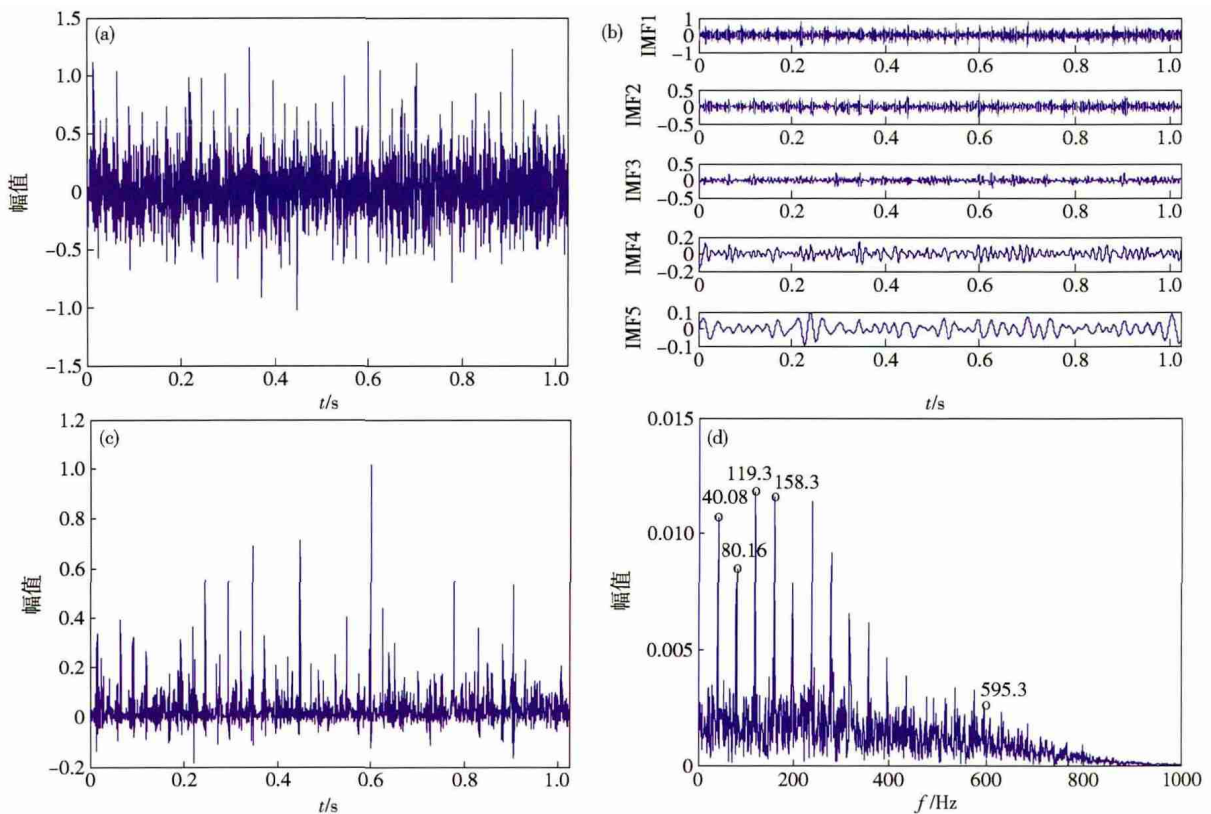


图 1 仿真信号分析结果. (a) 时域波形; (b) 第 1~5 个本质模式函数; (c) 瞬时交叉能量波形; (d) 交叉能量频谱

Fig. 1 Analysis result of a simulated signal: (a) time domain waveform; (b) intrinsic mode functions 1-5; (c) instantaneous cross energy; (d) cross energy spectrum

的周期性突变,其间隔和轴承故障特征频率 40 Hz 的倒数对应. 瞬时交叉能量傅里叶频谱如图 1(d) 示,轴承故障特征频率及其倍频(高达 15 阶)非常明显,说明轴承存在故障.

表 1 仿真信号各本质模式函数与原始信号的相关系数和峭度  
Table 1 Kurtosis and coefficient of IMF with an original simulated signal

本质模式函数(IMF)	与原始信号的相关系数	峭度值
1	0.8324	3.2621
2	0.5455	3.7528
3	0.3509	3.4416
4	0.2610	3.0228
5	0.1941	3.0048

## 5 实验信号分析

### 5.1 实验说明

实验滚动轴承型号为 GB6220 深沟球轴承,参数见表 2. 为了模拟滚动轴承各元件的局部损伤,分别在外圈、内圈用电火花加工一个直径为 2 mm,深为 1 mm 的凹坑,如图 2 所示. 图 3 为实验系统,试验滚动轴承支承转轴,交流电机通过 V 型带驱动转轴旋转. 加速度传感器安装在待测轴承座的正上方. 实验中,电机转速设定为  $444 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ ,作用在待测滚动轴承上的负载为 15.68 kN,采样频率为 10 kHz. 根据滚动轴承的参数,分别计算各元件的故障特征频率,见表 3.

表 2 滚动轴承 GB6220 基本参数

Table 2 Main parameters of rolling element bearing GB6220

内径/mm	外径/mm	宽度/mm	球个数	球径/mm	接触角/(°)
100	180	34	10	25.4	0

### 5.2 信号分析

#### 5.2.1 正常信号分析

图 4(a) 为正常轴承振动信号时域波形,通过集合经验模式分解得到本质模式函数,前 5 个本质模式函数的峭度及其与原始信号之间的相关系数见表 4,根据敏感分量的选取原则,选取第 2 个本质模式函数为

表 4 本质模式函数分量与原始信号的相关系数和峭度

Table 4 Kurtosis and coefficient of IMF with original signal

本质模式函数	轴承数据					
	正常		外圈故障		内圈故障	
	与原始信号的相关系数	峭度	与原始信号的相关系数	峭度	与原始信号的相关系数	峭度
1	0.3397	3.7201	0.4051	4.5519	0.3788	4.0323
2	0.7139	4.8826	0.8204	6.0053	0.8085	5.2938
3	0.7698	2.6985	0.7760	2.9253	0.8583	2.6035
4	0.3533	2.9858	0.3163	5.1994	0.3592	5.7694
5	0.2102	2.6767	0.1250	3.4205	0.1345	4.3659



图 2 滚动轴承元件损伤

Fig. 2 Damage of rolling element bearing

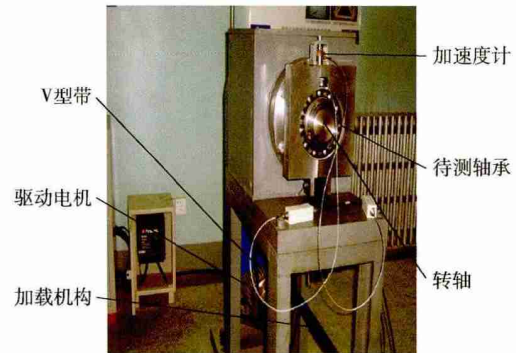


图 3 滚动轴承实验台

Fig. 3 Test rig of rolling element bearing

表 3 滚动轴承 GB6220 元件的特征频率

Table 3 Characteristic frequency of rolling element bearing GB6220 Hz

轴旋转频率	滚珠通过外圈频率	滚珠通过内圈频率
7.4	30.3	43.7

敏感分量,它与原始信号的瞬时交叉能量波形如图 4(b) 示,瞬时交叉能量频谱如图 4(c) 示. 可见,信号时域波形中没有周期性冲击特征,交叉能量谱中也没有与轴承元件故障特征频率对应的频率成分,表明轴承没有故障.

#### 5.2.2 外圈故障信号分析

对于外圈故障振动信号,选取第 2 个本质模式函数为敏感分量,分析结果如图 5 所示. 由图 5(c) 交叉



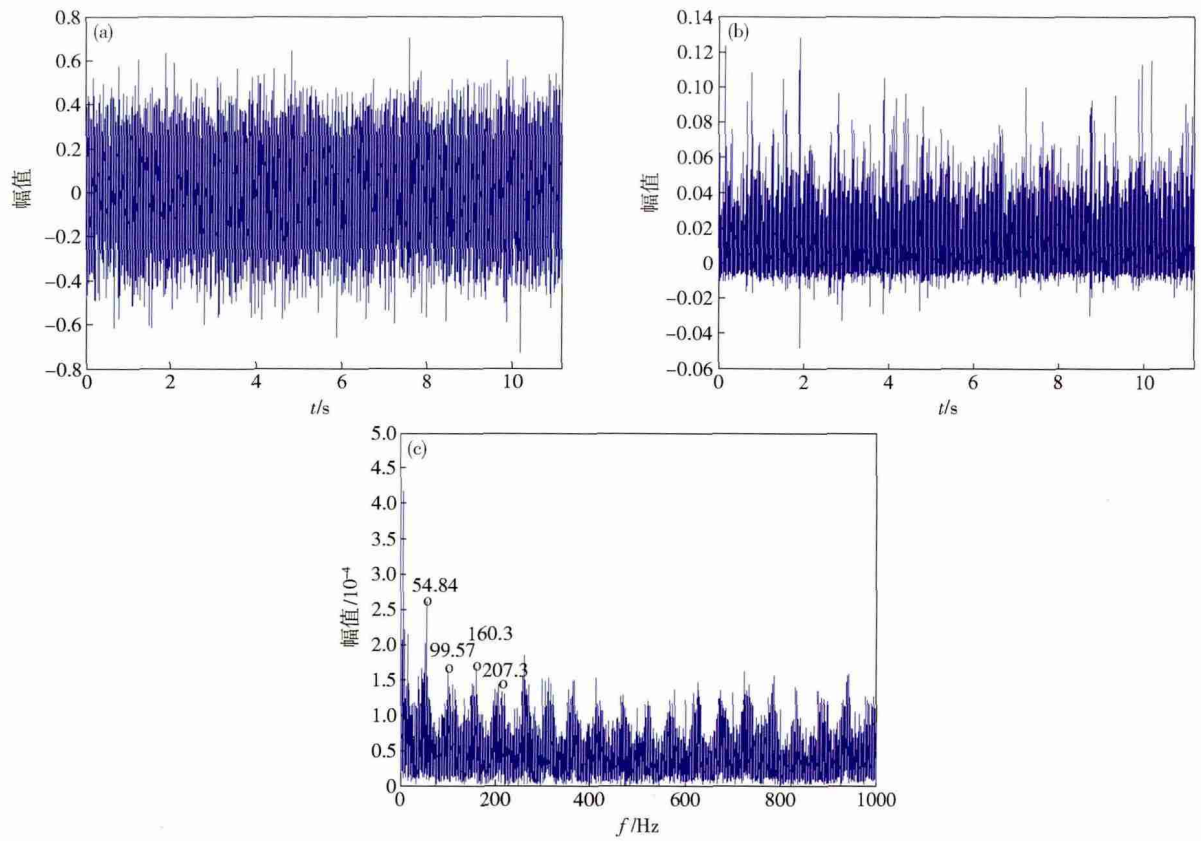


图 4 正常轴承信号分析结果. (a) 时域波形; (b) 瞬时交叉能量波形; (c) 交叉能量频谱

Fig. 4 Analysis result of normal bearing signal; (a) time domain waveform; (b) instantaneous cross energy; (c) cross energy spectrum

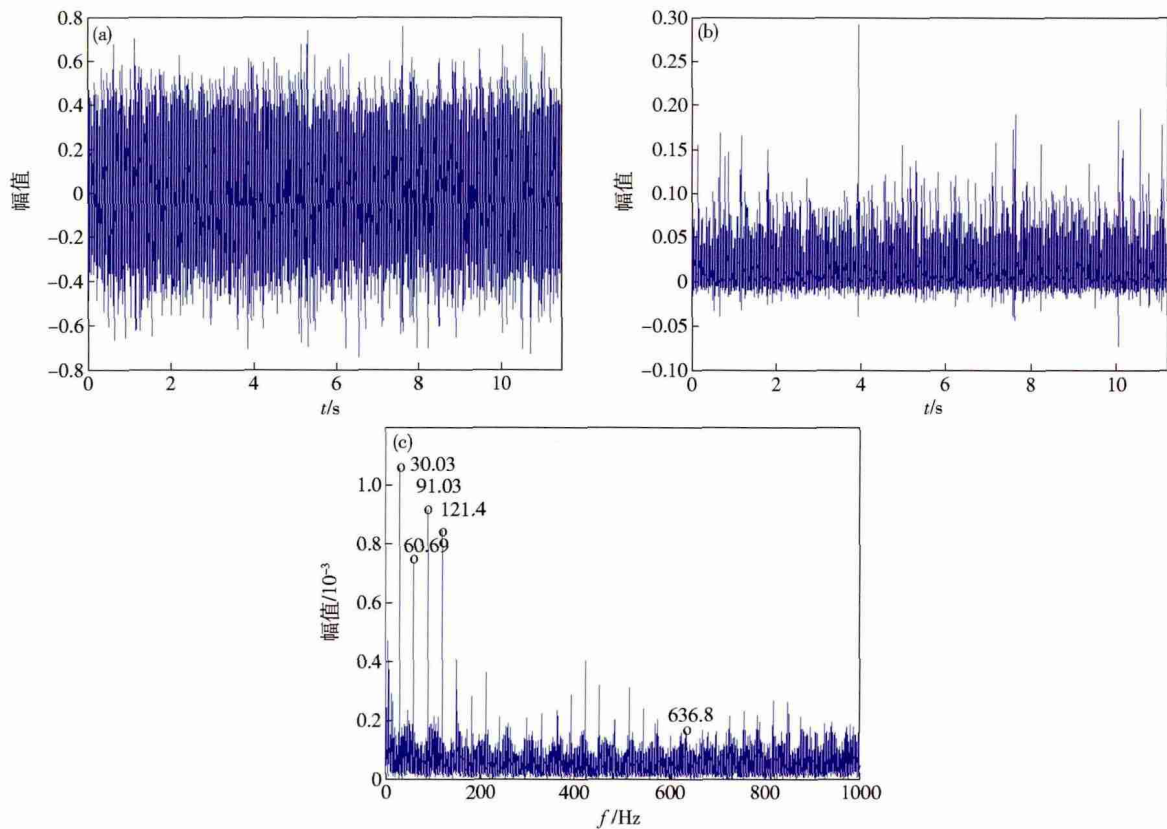


图 5 外圈故障信号分析结果. (a) 时域波形; (b) 瞬时交叉能量波形; (c) 交叉能量频谱

Fig. 5 Analysis result of outer race damaged signal; (a) time domain waveform; (b) instantaneous cross energy; (c) cross energy spectrum

能量频谱可见,外圈故障特征频率 30.3 Hz 及其倍频成分非常明显,其谐波的阶数达到 21 阶,表明轴承外圈出现故障。

### 5.2.3 内圈故障信号分析

图 6 为内圈故障振动信号的分析结果,敏感分量为第 2 个本质模式函数。由图 6 (c) 交叉能量频谱可见,内圈故障特征频率 43.7 Hz 及其倍频成分占主导

地位,谐波阶数达到 4 阶。由图 6 (d) 局部放大的交叉能量频谱可见,主轴旋转频率 7.4 Hz 比较明显,而且在内圈故障特征频率及其倍频周围都存在边带,边带间隔为主轴旋转频率 7.4 Hz。这是因为内圈随主轴一起旋转,对内圈故障冲击序列的幅值产生调制。上述分析结果说明内圈出现了故障。

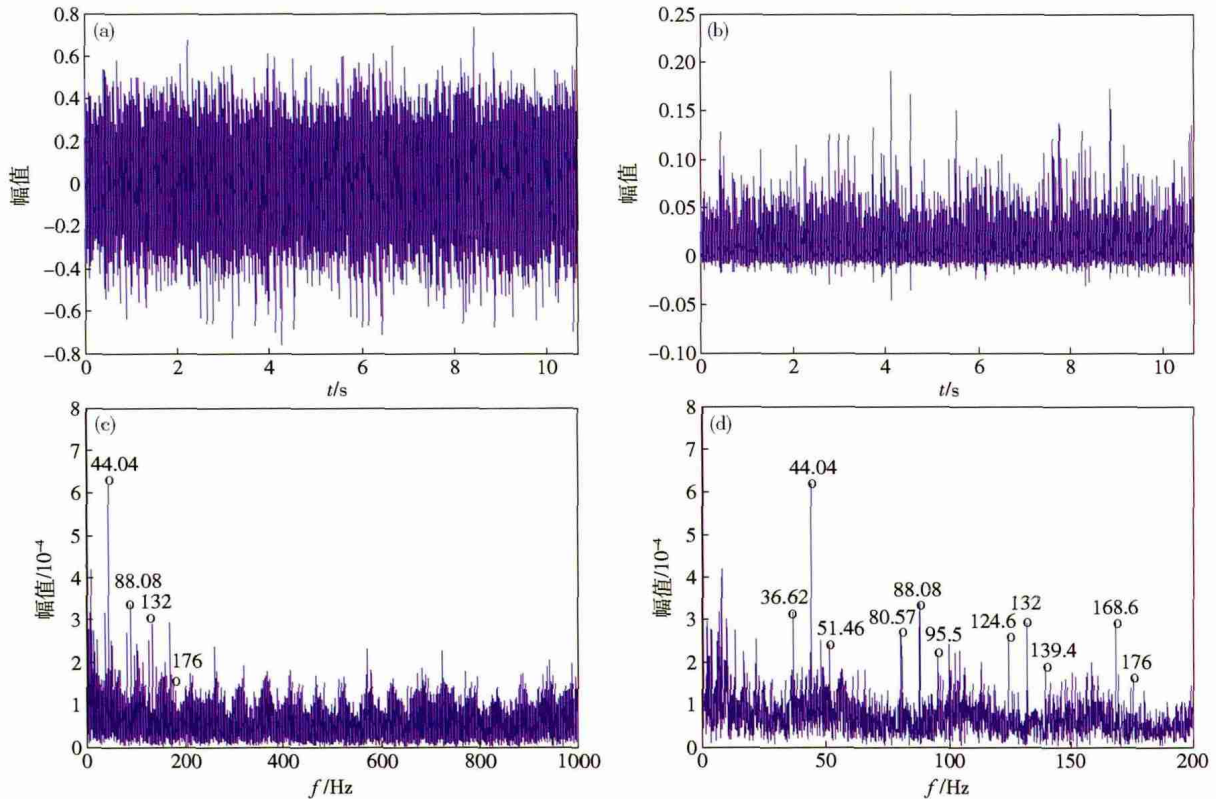


图 6 内圈故障信号分析结果。(a) 时域波形; (b) 瞬时交叉能量波形; (c) 交叉能量频谱; (d) 放大的交叉能量频谱

Fig. 6 Analysis result of inner race damaged signal: (a) time domain waveform; (b) instantaneous cross energy; (c) cross energy spectrum; (d) zoomed-in cross energy spectrum

## 6 结论

交叉能量算子反映两个信号之间的瞬时相互作用关系,能够检测信号中的瞬态成分,强化冲击特性,针对滚动轴承故障诊断中的周期性冲击特征分析问题,提出了基于集合经验模式分解提取对故障敏感的信号分量,基于敏感分量和原始信号之间的瞬时交叉能量检测故障冲击,通过交叉能量频谱识别故障特征频率,进而诊断故障原因。滚动轴承故障仿真信号和实验信号分析验证了该方法的有效性,不仅准确识别了故障特征明显的外圈故障,而且提取了故障特征微弱的内圈故障。

### 参 考 文 献

[1] Wang T J, Feng Z P, Chu F L, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing based on Teager energy operator. *Journal of Vi-*

*bration and Shock*, 2012, 31(2): 1

(王天金,冯志鹏,褚福磊,等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究. *振动与冲击*, 2012, 31(2): 1)

[2] Kaiser J F. On a simple algorithm to calculate the ‘energy’ of a signal // *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Albuquerque, 1990: 381

[3] Kaiser J F. On Teager’s energy algorithm and its generalization to continuous signals // *Proceedings of 4th IEEE Digital Signal Processing Workshop*. Paltz, 1990: 1

[4] Kaiser J F. Some useful properties of Teager’s energy operators // *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Minneapolis, 1993: 149

[5] Maragos P, Kaiser J F, Quatieri T F. On amplitude and frequency demodulation using energy operators. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(4): 1532

[6] Maragos P, Kaiser J F, Quatieri T F. Energy separation in signal modulations with application to speech analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(10): 3024

[7] Potamianos A, Maragos P. A comparison of the energy operator

- and Hilbert transform approaches for signal and speech demodulation. *Signal Processing*, 1994, 37(1): 95
- [8] Cheng J, Yu D, Yang Y. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 668
- [9] Liang M, Bozchalooi S I. An energy operator approach to joint application of amplitude and frequency-demodulations for bearing fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(5): 1473
- [10] Boudraa A O, Cexus J C, Abed-Meraim K. Cross- $\Psi$ -energy operator-based signal detection. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2008, 123(6): 4283
- [11] 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. *Proc R Soc*, 1998, 454(1971): 903
- [12] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2008, 1(1): 1
- [13] Wu Z, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. *The Royal Society*, 2004, 460(2046): 1597
- [14] Flandrin P, Rilling G, Goncalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank. *IEEE Signal Process*, 2004, 11(2): 112
- [15] Ho D, Randall R B. Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals. *Mech Syst Signal Process*, 2000, 14(5): 763