

EEMD 降噪和谱峭度法在铁路货车轴承故障诊断中的应用

李翠省¹, 刘永强¹, 廖英英²

(1. 石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043; 2. 石家庄铁道大学 土木工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:针对铁路货车轴承结构复杂, 早期微弱故障往往淹没于强烈的背景噪声中而难于提取的特性, 提出了基于 EEMD 降噪和谱峭度法的共振解调技术。首先, 将轮对跑合实验台上测得的振动信号进行 EEMD 分解; 然后, 根据峭度、标准相关系数选取包含故障信息较多且与原信号相关性较大的 IMF 分量, 分别对每个 IMF 分量进行谱峭度分析, 确定带通滤波器的最佳中心频率和带宽; 最后, 将滤波后的 IMF 分量重构并进行包络解调和频谱分析。通过对轴承内、外圈故障的实验研究, 验证了该方法的有效性和可行性。该方法在铁路货车轴承早期故障诊断中具有较好的实际应用价值。

关键词: EEMD; 谱峭度; 货车轴承; 故障诊断

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0373(2017)01-0070-06

0 引言

轮对轴箱轴承是铁路货车的关键部件之一, 它起着连接轮对与构架的重要作用, 轮对轴承状态的好坏决定着机车车辆的运行是否安全。任何早期的微弱故障隐患都会严重威胁铁路货车的安全运行, 因此研究轮对轴承早期故障识别方法显得尤为重要。铁路货车轴承为双列圆锥滚子轴承, 轴承结构复杂且早期微弱故障往往被噪声淹没而难于提取, 因此采用传统方法进行故障诊断比较困难^[1]。共振解调法又称高频共振法或包络分析法, 是目前滚动轴承故障诊断中最常用的方法之一^[2], 能将故障信号从高频调制信号中提取出来, 但需要事先通过冲击试验来确定带通滤波器的中心频率和带宽^[3]。王宏超等^[4]将 kurtogram 算法应用于带通滤波器参数确定中, 克服了传统共振解调方法的不足。滚动轴承振动信号中的噪声严重影响共振解调故障诊断的精准性, 为此必须抑制噪声, 提高信噪比。小波变换方法具有多分辨性能, 但降噪效果依赖于小波基的选择和阈值的确定, 自适应性比较差。EMD (Empirical Mode Decomposition) 是美籍华人 Norden E. Huang 等提出的一种自适应的信号消噪方法^[5], 近些年发展迅速, 但 EMD 分解存在着端点效应和频率混叠现象。Wu 等针对 EMD 方法的不足, 提出了一种噪声辅助以解决模态混叠问题的数据分析方法^[6-7]——集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 方法。EEMD 将信号从高频到低频逐次分解, 高频部分 IMF 分量中含有较多的故障信息, 而其中往往包含大量噪声。因此 IMF 分量的选取、重构成了抑制噪声突出故障信息的关键, 本文将基于 EEMD 降噪和谱峭度法的共振解调技术应用到铁路货车轴承早期故障的诊断中。利用 EEMD 对信号进行分解, 根据峭度和标准相关系数两个原则来优选 IMF 分量; 采用谱峭度法确定带通滤波器的带宽和中心频率, 对优选的单一 IMF 分量进行滤波处理。将滤波后的 IMF 分量重构并进行包络分析, 能够精准提取到故障特征频率。

收稿日期: 2016-01-09 责任编辑: 刘宪福 DOI: 10.13319/j.cnki.sjztdxxb.2017.01.13

基金项目: 国家自然科学基金(11227201, 11472179, U1534204, 11572206, 11302137, 11172182, 11372199, 11372197); 河北省自然科学基金(A2015210005, A2016210099); 河北省教育厅项目(YQ2014028)

作者简介: 李翠省(1988-), 男, 硕士研究生, 研究方向为机车车辆故障诊断。E-mail: 854116499@qq.com

李翠省, 刘永强, 廖英英. EEMD 降噪和谱峭度法在铁路货车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, 30(1): 70-75.

1 EEMD 降噪理论

经验模态分解(EMD)是一种新的自适应信号处理方法,适用于非线性、非平稳性信号。EMD 可将任意一个时间序列的信号从高频到低频逐次分解出若干个基本模式分量(Intrinsic Mode Function, IMF)和一个余项 r 。传统的 EMD 方法中因为 IMF 的不连续而造成模态混叠,主要原因有两个:信号中没有足够的极值点,造成分解的停止;采用三次样条函数对信号的极值点进行拟合时,由于极值点分布间隔的不均匀而造成了误差^[8]。为了克服模态混叠现象, Wu 等提出了 EEMD 方法,通过在原始信号中添加高斯白噪声并对其进行 EMD 分解,最后利用多次分解后的结果叠加求平均,从而避免了 EMD 方法可能造成的模态混叠现象。EEMD 是一种噪声辅助的信号分解方法,具体步骤如下^[9]

(1) 在分析信号 $x(t)$ 中加入正态白噪声序列

$$x_m(t) = x(t) + kn_m(t) \quad (1)$$

式中, k 为加入的白噪声的幅值系数。

(2) 利用 EMD 将加入白噪声后的信号分解为一组 IMF。

(3) 每次加入不同的白噪声序列,重复以上步骤。

(4) 利用不相关的随机序列的统计均值为零的原理,计算分解后 IMF 的均值,消除多次加入高斯白噪声对真实 IMF 的影响,最终得到 EEMD 分解后的 IMF 为

$$c_i(t) = \sum_{m=1}^N \frac{c_{i,m}(t)}{N} \quad (2)$$

式中, N 为 EMD 的集成次数; $c_{i,m}(t)$ 为第 m 次 EMD 所得到的第 i 个 IMF。

准则一: 峭度

峭度是反映振动信号分布特性的数值统计量,它对冲击类故障信号的反应比较准确,十分善于对表面损伤类故障的轴承进行早期故障诊断。正常轴承的振动信号近似服从正态分布,其峭度值约为 3,而当轴承开始出现故障时,峭度值明显增大。由此可知,当某些 IMF 的峭度值大于 3 时,说明其中保留较多的故障冲击成分,峭度值越大说明保留故障信息越多。

$$\beta = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (3)$$

式中, μ 和 σ 分别是振动信号 $x(t)$ 的均值和标准差; E 表示取数学期望。

准则二: 标准相关系数

EEMD 分解中常会出现与原信号无关的分量(伪分量),影响故障特征的提取,应该采取办法将其辨别出,予以剔除。分别计算 EEMD 分解的第 i 个 IMF 分量 c_i 与原始信号 $x(t)$ 和正常状态信号 $X(t)$ 的互相关系数 a_i, b_i ,为了抑制原始信号中包含的正常状态信息等无关信息,以突出故障特征信息,计算故障相关系数 $\bar{\lambda}_i = a_i - b_i$,并对 $\bar{\lambda}_i$ 进行归一化,得到标准故障相关系数为 λ_i ^[10]。伪分量与原信号相关性很小,所以依据标准相关系数的大小就能判定各 IMF 分量与原信号的相关性,标准相关系数越大其相关性越好。

$$\lambda_i = \bar{\lambda}_i / \sum_{i=1}^n \bar{\lambda}_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

2 谱峭度理论

Antoni 对谱峭度进行了深入的研究,给出了谱峭度的数学定义,并将其成功应用到旋转机械的故障诊断中^[11-12]。考虑非平稳信号的 Wold-Cramer 分解,定义 $Y(t)$ 为由信号 $x(t)$ 激励的系统响应,则 $Y(t)$ 可以表示为

$$Y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{j2\pi f t} H(t, f) dX(f) \quad (5)$$

式中, $H(t, f)$ 是系统的时变传递函数,可以解释为 $Y(t)$ 在频率 f 处的复包络。

$Y(t)$ 是 4 阶谱累积量的谱峭度定义为

$$C_{4Y}(f) = S_{4Y}(f) - S_{2Y}^2(f) \quad (6)$$

这里 $S_{2nY}(f)$ 为 $2n$ 阶瞬时矩, 是复包络能量的度量, 定义为

$$S_{2nY}(t, f) = E\{|H(t, f)dX(f)|^{2n}\}/df \quad (7)$$

将谱峭度定义为归一化累计量表示为

$$K_Y(f) = \frac{C_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} = \frac{C_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (8)$$

滚动轴承的振动信号可用如下模型表示

$$x(t) = z(t) + n(t) \quad (9)$$

式中, $x(t)$ 为实测振动信号; $z(t)$ 为实际振动信号; $n(t)$ 为噪声信号。分别用 $K_x(f)$ 和 $K_z(f)$ 表示实测振动信号和实际振动信号谱峭度, 则有

$$K_x(f) = \frac{K_z(f)}{[1 + \xi(f)]^2} \quad (10)$$

式中, $\xi(f)$ 为噪声与实际振动信号的功率谱密度之比。从式(10)可以明显看出, $\xi(f)$ 无穷小时即在信噪比很大的频率处, $K_x(f)$ 和 $K_z(f)$ 近似相等, $\xi(f)$ 无穷大时即噪声很强的频率处, $K_x(f)$ 近似等于零。谱峭度法能够细查整个频域, 通过计算整个频带的谱峭度值, 找到峭度最大的频带, 从而确定带通滤波器的最佳中心频率和带宽。

3 实验研究

为了验证该方法的有效性和可行性, 将其应用于实测故障滚动轴承的信号中。实验中分别测量了内、外圈故障轴承和正常状态轴承。在铁路货车轮对滚动轴承故障诊断实验台上一侧安装故障轴承, 另外一侧安装正常状态轴承, 实验台及传感器安装位置如图 1、图 2 所示。实验装置包括 CA-YD-188 型压电式加速度传感器、INV36DF 型信号采集仪、信号放大器、DASP 数据处理软件等。实验台采用的是 RD₂ 型轮对和与之相匹配的 197726 型双列圆锥型滚动轴承。197726 轴承是铁路货运列车应用最广泛的轴承之一, 其主要参数和实验时的主要工况如表 1、表 2 所示。对在实验台上测得的振动信号进行数据处理, 具体流程如图 3 所示。



图 1 轮对跑合试验台



图 2 传感器安装位置

表 1 197726 型轴承主要参数

滚子直径 d/mm	内径 d_1/mm	外径 D_1/mm	接触角 $\alpha/^\circ$	滚子个数/个	质量/kg
24.74	130	230	8.833	20	29.5

表 2 实验工况

故障部位	转速/ $(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	采样频率/HZ	采样点数	故障特征频率/Hz
内圈	460	25 600	256 000	87.08
外圈	470	25 600	256 000	67.69

内、外圈故障信号的时域波形分别如图 4、图 5 所示,因噪声污染,识别不出故障冲击成分。图 6、图 7 分别为内、外圈频谱图,从图 6 上看不到内圈故障频率、转频和边频带,从图 7 上勉强可以找到外圈故障频率,但并不明显。对内、外圈故障信号进行 EEMD 分解,均得到 16 个 IMF,前 8 个 IMF 的时域波形如图 8、图 9 所示。计算各 IMF 的峭度、标准相关系数,如表 3、表 4 所示。据表 3 知 IMF1、IMF3 中保留故障特征信息最多且与原信号的相关性较大,从而确定 IMF1 和 IMF3 为内圈优选分量。分别对 IMF1 和 IMF3 进行谱峭度分析,确定带通滤波器的相关参数后进行带通滤波。把滤波后的 IMF1 和 IMF3 进行重构,如图 10 所示。同理,依据表 4 知外圈中优选分量为 IMF1 和 IMF3,对其进行滤波,重构信号如图 11 所示。图 10、图 11 较图 4 和图 5 可以看到明显的冲击成分,可知降噪效果明显。对重构的信号进行 Hilbert 变换及频谱分析,得到的内、外圈包络谱图,如图 12、图 13 所示。从图 12 中可以看到故障特征频率为 87.6 Hz(理论值 87.08 Hz)及其倍频,谱线也较为明显;包络谱中可以明显看到转频 7.71 Hz(理论值 7.67 Hz)及其 2 倍频 15.46 Hz;以及围绕内圈通过频率及其谐波,间距为转频的调制边带;据此特点可以判定为内圈故障。由图 13 中可以看出,外圈的故障特征频率为 67.58 Hz,与理论值 67.69 Hz 高度吻合,倍频信息也很明显。

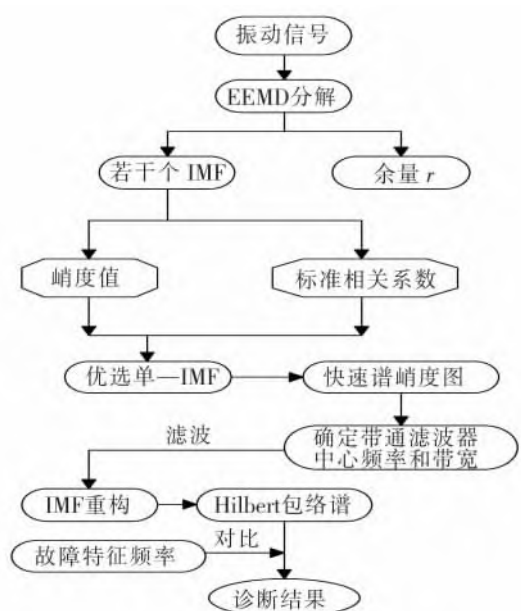


图 3 轴承故障特征提取流程图

表 3 轴承内圈各 IMF 2 个准则计算结果

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
峭度	7.838	3.452	5.698	3.762	3.743	3.036	2.829	2.317
标准相关系数	0.164	0.198	0.219	0.158	0.085	0.046	0.030	0.055

表 4 轴承外圈各 IMF 2 个准则计算结果

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
峭度	8.675	2.760	3.231	3.292	3.414	2.632	4.055	6.823
标准相关系数	0.284	0.326	0.216	0.106	0.025	0.016	0.010	0.004

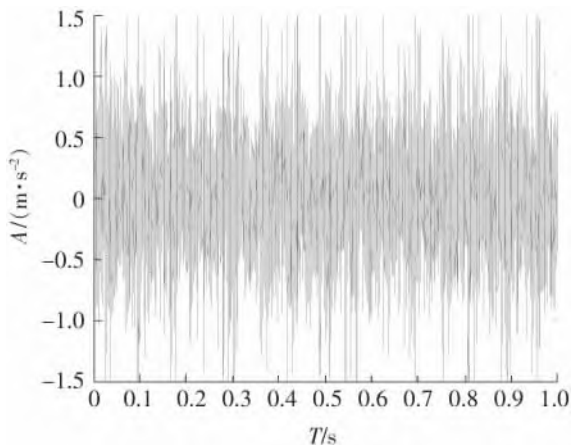


图 4 内圈时域波形

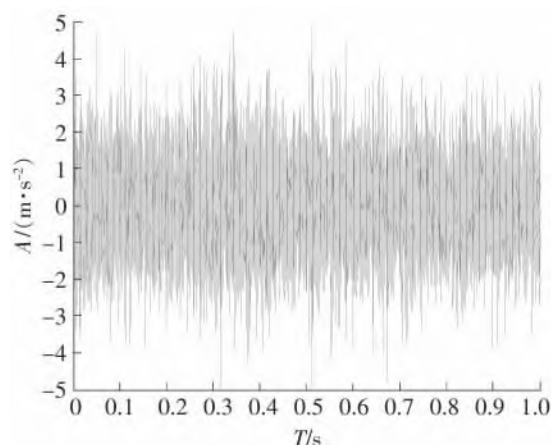


图 5 外圈时域波形

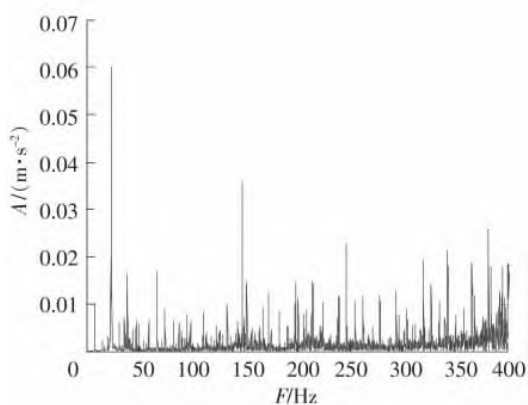


图 6 内圈频谱图

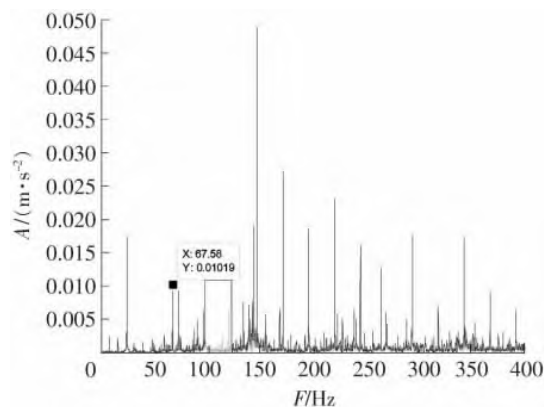


图 7 外圈频谱图

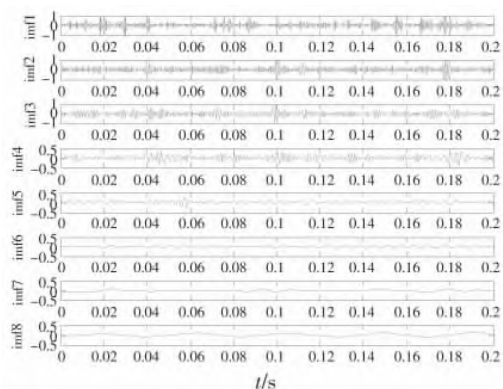


图 8 内圈 EEMD 分解 IMF 时域波形

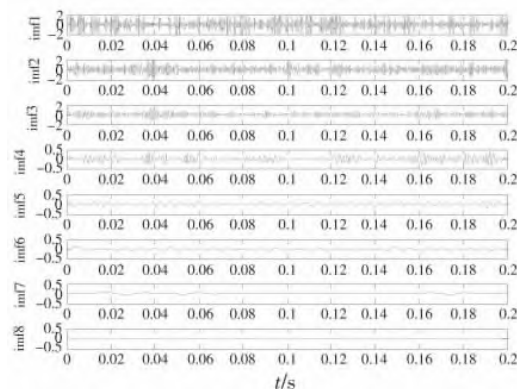


图 9 外圈 EEMD 分解 IMF 时域波形

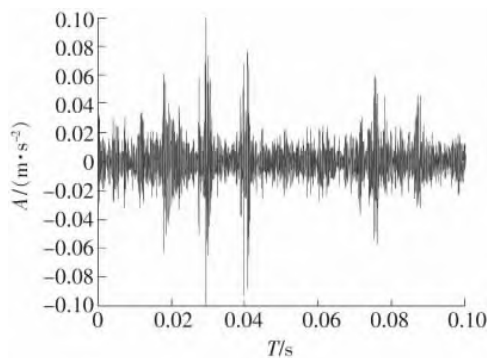


图 10 内圈故障重构信号的时域波形

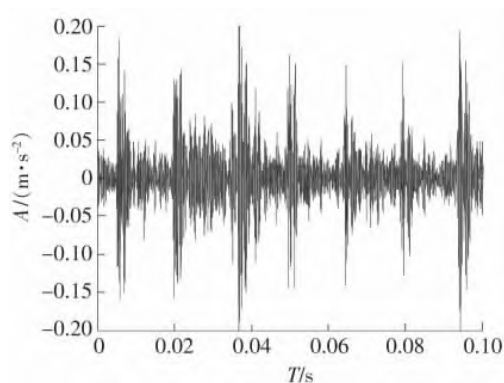


图 11 外圈故障重构信号的时域波形

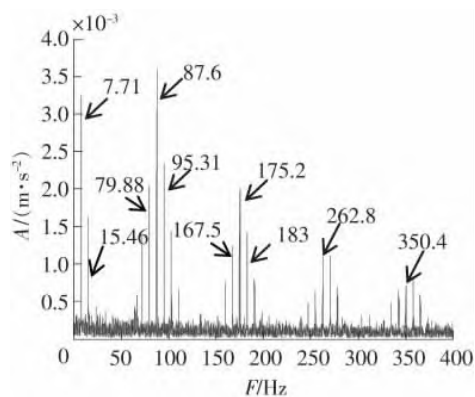


图 12 内圈故障重构信号的包络谱图

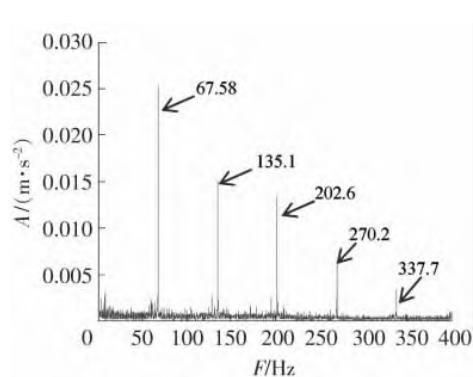


图 13 外圈故障重构信号的包络谱图

4 结论

铁路货车运行环境复杂, 轴承故障成分常常淹没于噪声中而难以提取。故此, 将基于 EEMD 降噪和谱峭度法的共振解调技术应用到铁路货车轴承早期故障的诊断中。通过对铁路货车轴承内外圈故障分析, 该方法可以准确地提取到故障特征信息, 有效地抑制噪声。该方法可用于轴承故障精准诊断, 对于铁路货车轴承的早期故障诊断具有较好的实际应用价值。

参 考 文 献

- [1] 侯丽娟, 杨绍普, 刘永强, 等. 基于共振解调的铁路货车轴承故障诊断[J]. 石家庄铁道大学学报: 自然科学版, 2013, 26(4): 47-51.
- [2] 丁康, 陈健林, 苏向荣. 平稳和非平稳振动信号的若干处理方法及发展[J]. 振动工程学报, 2003, 16(1): 1-10.
- [3] 王平, 廖明夫. 滚动轴承故障诊断的自适应共振解调技术[J]. 航空动力学报, 2005, 20(4): 606-6012.
- [4] 王宏超, 陈进, 董广明, 等. 基于快速 kurtogram 算法的共振解调方法在滚动轴承故障特征提取中的应用[J]. 振动与冲击, 2013, 32(1): 35-37.
- [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, 1998, 454: 903-995.
- [6] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1: 1-41.
- [7] Huang NE, Wu Z. A review on Hilbert-Huang transform: method and its applications to geophysical studies [J]. Rev. Geophys, 2008, 46, RG2006, doi: 10.1029/2007RG000228.
- [8] 郑直, 姜万录, 胡浩松, 等. 基于 EEMD 形态谱和 KFCM 聚类集成的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2015, 28(2): 324-330.
- [9] 张超, 陈建军. EEMD 方法和 EMD 方法抗模态混叠对比研究[J]. 振动与冲击, 2010 (29): 237-255.
- [10] Lei Y, Zuo M J, Hoseini M. The use of ensemble empirical mode decomposition to improve bispectral analysis for fault-detection in rotating machinery [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2009, 224(8): 1759-1769.
- [11] Antoni J, Randall R B. The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signal [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [12] Antoni J, Randall R B. The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 308-331.

Application of EEMD Denoising and Spectral Kurtosis in Fault Diagnosis of Railway Wagon Bearing

Li Cuixing¹, Liu Yongqiang¹, Liao Yingying²

(1. School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. School of Civil Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Considering railway wagon bearing structure complex and early weak fault is difficult to extract in strong background noise, a resonance demodulation method based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and spectral kurtosis is proposed. First, the bearing fault signal is decomposed by EEMD method. Then according to kurtosis and standard correlation coefficient, the IMF component is selected, which contains more fault information and better relevance. Each selected IMF component is analyzed with spectral kurtosis, based on this, a band-pass filter is designed to conduct filtering processing to each selected IMF component. Finally, the frequency of the impact composition is extracted by Hilbert transformation and spectrum analysis is made of the filtered composite signal. Through the experimental study on the bearing inner and outer ring fault, the method can eliminate the background noise's interference, and can effectively diagnose the incipient fault of bearing. This method has good practical application values for early fault diagnosis of railway wagon bearing.

Key words: EEMD; spectral kurtosis; wagon bearing; fault diagnosis