

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.11.013

基于变分模态分解和谱峭度法的滚动 轴承故障特征提取*

马增强¹ 李亚超^{1,2} 阮婉莹¹ 张安¹

(1. 石家庄铁道大学 电气与电子工程学院 石家庄 050043; 2. 南车青岛四方机车车辆股份有限公司 青岛 266111)

摘要:针对共振解调中带通滤波器参数的选取通常比较困难,以及滚动轴承早期微弱故障信号通常被强烈的背景噪声淹没,为此,提出了使变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和谱峭度法共同作用来处理故障信号的方法。首先要重构故障信号,利用VMD分解得到故障信号的本征模态分量(intrinsic mode function, IMF),再计算各分量对应的峭度值对其自适应重构。然后,对重构信号进行快速谱峭度分析,并据此设计带通滤波器。最后,根据重构信号共振解调后的谱线即可准确判断轴承故障。通过处理实测数据进行诊断,结果表明了该方法较传统共振解调法诊断结果更精确。由此可见,谱峭度法在滤波器参数选择上具有可靠性,以及VMD与谱峭度结合能够降低噪声干扰提取微弱故障信号。

关键词:故障诊断;滚动轴承;变分模态分解;谱峭度

中图分类号: TN710.1; TH165⁺.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Rolling bearing fault feature extraction based on VMD and spectral kurtosis

Ma Zengqiang¹ Li Yachao^{1,2} Ruan Wanying¹ Zhang An¹

(1. School of Electrical and Electronics Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;
2. CRRC Qingdao Sifang Co. Ltd., Qingdao 266111, China)

Abstract: In order to solve the problem that the band-pass filter parameters in resonance demodulation are difficult to select and the fault signals of rolling bearing in early failure period are drowned in strong background noise, the fault diagnosis method combining variational mode decomposition (VMD) with spectral kurtosis is proposed. Firstly, the fault signals need to be reconstructed self-adaptively, so several intrinsic mode function (IMF) are obtained by VMD, and adaptive reconstruction is performed by computing the kurtosis of IMFs. Next, we can analyze the reconstructed signals by spectral kurtosis and design the band-pass filter. Finally, the working status of rolling bearing is identified through the resonance demodulation spectrum of reconstructed signal. By processing real data, the results show that the method is more accurate than traditional resonance demodulation in diagnosing the fault of rolling bearing. Thus, it can be seen, the spectral kurtosis is reliable in selection of the filter parameters, and combining VMD and spectral kurtosis can reduce the noise and extract weak fault signal.

Keywords: fault diagnosis; rolling bearing; VMD; spectral kurtosis

0 引 言

滚动轴承是旋转机械中极关键的组成部分,旋转机械的工作性能受其影响非常大。滚动轴承不同于旋转机

械其他各部位零件,其寿命没有准确性的标定,而其又是决定机车是否能够安全稳定运行的最主要因素,为避免由于轴承故障而引发事故,必须及时诊断出轴承的早期故障,而如何提取出微弱的早期故障信号是研究的重点与难点,对国民经济以及科学发展都极具研究价值,故障

诊断技术对生活生产各个方面的发展意义重大^[1-3]。

传统共振解调技术的理论基础是没有故障就没有故障谱线,其核心是在一系列频率混杂的信号中将被高频调制的故障信号提取出来,有较高的诊断精度。由于其准确性和易用性,故成为滚动轴承故障诊断中最常用的方法之一^[4]。侯丽娟等人^[5]将其成功应用于微弱故障信号的提取工作,但带滤波器的参数选择问题限制了其应用。王嘉乐等人^[6]为了克服这一困难,采用小波变换函数结合时频分析的方法共同处理信号,但其所得信号分解结果和信号本身频率没有关系,对故障特征频段的提取效果被削弱。左庆林等人^[7]将经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)和共振解调结合提高了信噪比,但没有解决参数选择问题。张志刚等人^[8]将 EMD 降噪和谱峭度法结合,虽然有效解决了参数选择问题,但 EMD 的明显缺陷——模态混叠问题对诊断结果造成的影响不容忽视。2014 年 Dragomiretskiy 等人^[9]首次采用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法,其最大优点是自适应性,能够将信号从不同频段分离并提取出有效成分。刘长良等人^[10]和唐贵基等人^[11]将其引入到机械故障诊断领域,并和包络解调相结合实现了滚动轴承早期故障的有效判别,但带滤波器的参数仍然依赖人的主观经验。

本文将结合 VMD 信号分解方法和谱峭度法提取故障信号,对轴承故障做出准确诊断。谱峭度概念最早是由 Dwyer^[12]提出,它的实质是在时频分析的基础上,反映信号每个频段上的峭度值大小,能够反映出非平稳性的存在,对故障脉冲信号很敏感,并能够明确地指出瞬态成分的频带,为滤波参数的选取提供理论基础。结果表明该方法在故障信号被强烈的背景噪声淹没的情况下仍能有效地进行故障诊断,证明了该方法的有效性。

1 变分模态分解原理

VMD 分解方法是以经典维纳滤波、Hilbert 变换及混频问题为核心,对信号进行稀疏重构,首先根据约束条件建模,用最优化方法自适应地对信号进行分解,可得到理想的模态分量^[13]。

可以认为各模态均有各自的中心频率,并且各自带宽有限,二者随着分解工作的进行不断变化,VMD 方法就是要找出带宽之和最小的 K 个模态函数 $u_k(t)$,其和即为输入信号 f 。首先要获得各模态函数的带宽,具体步骤如下^[14-15]。

1) 对各模态分量 $u_k(t)$ 做希尔伯特变换,可得对应的解析信号,其单边频谱为:

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \cdot u_k(t) \quad (1)$$

式中: $\delta(t)$ 为冲激函数。

2) 得到若干解析信号的预估中心频率 $e^{-j\omega_k t}$,将其混合后把各模态频谱调制对应的基频带:

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

3) 通过梯度的平方 L^2 范数这一参量预估各模态带宽。约束变分模型如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$ 表示经 VMD 分解后的 K 个 IMF 分量, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 代表各模态的中心频率, $\sum_k := \sum_{k=1}^K$ 表示对各模态分量进行求和运算。

为解决以上问题,本文将引入两个新参数:二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 $\lambda(t)$,其中二次惩罚因子可不受高斯噪声影响确保信号的重构精度,Lagrange 算子保证了约束条件的严格性,扩展的 Lagrange 表达式如下:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) := & \\ \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + & \\ \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle. & \quad (4) \end{aligned}$$

要获得扩展后的 Lagrange 算子‘鞍点’,这里可以运用 ADMM 乘子算法,它具有方向交替的特点,利用它可以准确得到想要的‘鞍点’。详细解法如下:

- 1) 对 $\{\hat{u}_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\hat{\lambda}^1$ 、 n 进行初始化;
- 2) 循环条件: $n = n + 1$;
- 3) 凡满足 $\omega \geq 0$ 时,更新 \hat{u}_k :

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2}, k \in \{1, K\} \quad (5)$$

- 4) 更新 ω_k :

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}, k \in \{1, K\} \quad (6)$$

- 5) 更新 λ :

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (7)$$

- 6) 重复 2) ~ 5),直到迭代停止条件成立:

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2 / \|\hat{u}_k^n\|_2 < \varepsilon \quad (8)$$

结束迭代,得到 K 个 IMF 分量。

2 谱峭度法

为了克服峭度在工程应用中的不足, Antoni^[16]以四

阶谱累积量为核心,对谱峭度做了准确的定义。

在 CNS 过程中存在非平稳信号 $x(t)$, 其对应的四阶谱累积量 $C_{4x}(u)$ 可表示为:

$$C_{4x}(u) = S_{4x}(u) - 2S_{2x}^2(x), u \neq 0 \quad (9)$$

式中: $S_{2nx}(t, u)$ 为 $2n$ 阶时间平均矩。

将信号 $x(t)$ 的谱峭度简化为能量归一化地四阶谱累积量, 即:

$$K_x(u) = \frac{C_{4x}(u)}{S_{2x}^2(x)} = \frac{S_{4x}(u)}{S_{2x}^2(x)} - 2, u \neq 0 \quad (10)$$

根据式(10)定义的谱峭度,对 CNS 过程定义一个非平稳信号为 $Z(t) = x(t) + N(t)$, 式中 $N(t)$ 表示加性平稳噪声,与 $x(t)$ 相互独立, $Z(t)$ 的谱峭度 $K_z(u)$ 为:

$$K_z(u) = \frac{K_x(u)}{[1 + \rho(u)]^2} + \frac{\rho(u)^2 K_N(u)}{[1 + \rho(u)]^2}, u \neq 0 \quad (11)$$

其中, $K_x(u)$ 为信号 $x(t)$ 的谱峭度; $K_N(u)$ 为噪声 $N(t)$ 的谱峭度; $\rho(u)$ 为信噪比, 定义为:

$$\rho(u) = \frac{S_{2N}(u)}{S_{2x}(u)} \quad (12)$$

式(11)简化为:

$$K_z(u) = \frac{K_x(u)}{[1 + \rho(u)]^2}, u \neq 0 \quad (13)$$

由式(13)可知, $K_z(u)$ 在信号信噪比很高频率处接近于0。因此信号 $x(t)$ 所在频带也就是峭度最大的频带, 可以通过计算整个频域的谱峭度来找到。

3 基于 VMD 和谱峭度法的滚动轴承故障特征提取

鉴于共振解调中带通滤波器参数的选取通常比较困难, 而且在外界噪声干扰下, 很难准确提取出故障信号, 为此, 本文将 VMD 分解和谱峭度法结合, 可以很好地降低噪声影响, 并能够准确选择滤波器参数。具体过程如下, 图1所示为该方法的流程。

- 1) 对故障信号进行 VMD 分解, 把非平稳信号分解为若干个 IMF 分量 c_1, c_2, \dots, c_n ;
- 2) 计算 c_1, c_2, \dots, c_n 的峭度值 $K_{c_1}(u), K_{c_2}(u), \dots, K_{c_n}(u)$;
- 3) 取峭度值最大的前两位对应的 IMF 分量 c_m, c_n , 并重构为新的轴承振动信号 C ;
- 4) 对重构信号 C 进行快速峭度分析, 根据峭度最大化原则可以确定带通滤波器的中心频率和带宽;
- 5) 根据上述确定的参数设计滤波器, 再对各模态分量进行带通滤波;
- 6) 经带通滤波后的信号再做包络解调分析, 然后经快速傅里叶变换 (FFT) 求出包络谱;

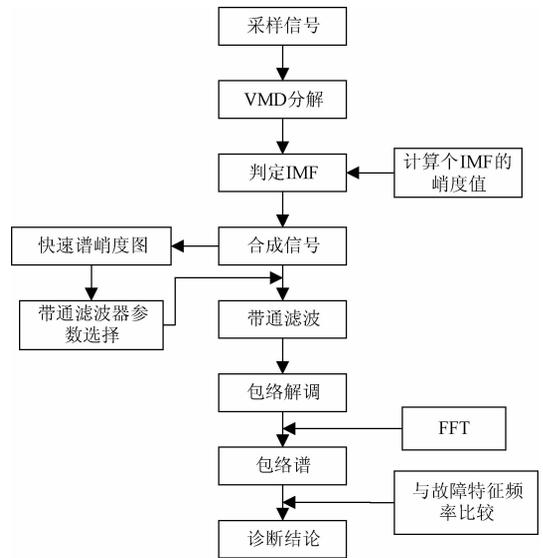


图1 VMD 结合谱峭度法诊断滚动轴承故障的流程

Fig. 1 Flow chart of the method combining VMD with spectral kurtosis for diagnosing rolling bearing fault

7) 根据包络谱可以提取出滚动轴承的故障信息。

4 实例应用

为了验证本文所述方法的真实可靠性, 将其应用于滚动轴承故障诊断试验, 采用江苏千鹏诊断工程有限公司的 QPZZ-II 旋转机械振动故障试验平台进行试验分析, 如图2所示。以 N205EM 轴承故障模型为试验对象进行分析, 该轴承参数如表1所示。试验中, 将信号的采样频率确定为 25 600 Hz, 共采 20 480 个点, 轴承转速为 317 r/min。由滚动轴承故障特征频率公式计算出内圈故障特征频率的理论值为 26 Hz。滚动轴承内圈故障信号的波形及其频谱如图3所示, 受背景噪声的影响, 在故障信号波形中并不能清晰的辨别故障特征, 且其频谱中的故障特征频率也不明显。

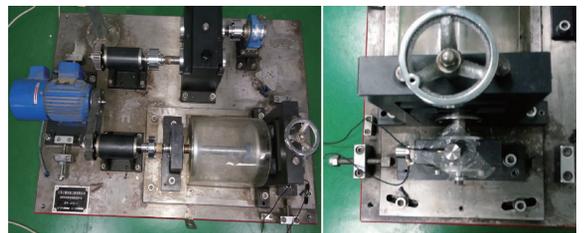


图2 QPZZ-II 旋转机械故障试验平台及传感器安装

Fig. 2 QPZZ-II fault simulation platform and sensor installation

表1 滚动轴承 N205EM 参数

Table 1 Parameters of rolling bearing N205EM

| 内径/mm | 外径/mm | 厚度/mm | 滚子数量 | 节圆直径 | 接触角/(°) |
|-------|-------|-------|------|------|---------|
| 25 | 52 | 15 | 13 | 38.5 | 0 |

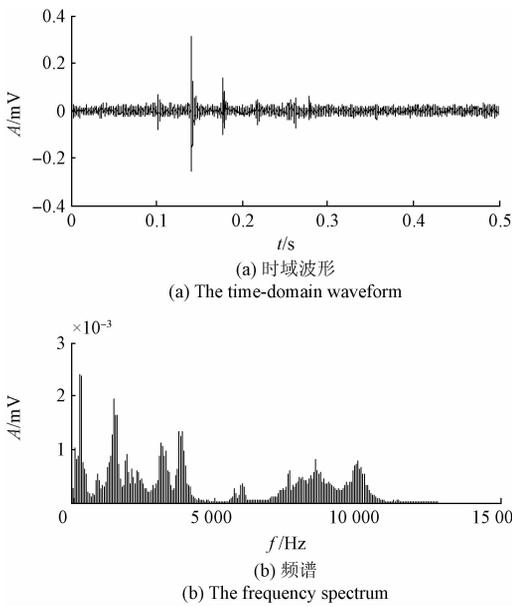


图 3 内圈故障信号时域波形及其频谱

Fig. 3 The time-domain waveform and the frequency spectrum in the inner fault signal

诊断的第一步是通过 VMD 对采集的信号进行分解, 此例中可得 6 个 IMF 分量, 分别计算各阶分量的峭度值, 计算结果如表 2 所示。

表 2 各阶 IMF 分量的峭度值

Table 2 Kurtosis of each IFMcomponent

| 分量 | IMF1 | IMF2 | IMF3 | IMF4 | IMF5 | IMF6 |
|----|-------|-------|------|------|-------|------|
| SK | 70.92 | 82.94 | 4.76 | 3.36 | 28.35 | 2.92 |

根据表 2 中峭度值可知, IMF1 和 IMF2 峭度值最大, 所以选择这两个分量对原始信号重构, 重构后的信号波形和频谱如图 4 所示, 可以看出, 在时域波形中故障冲击分量更加显著, 而且高频共振部分并不受影响, 同时还降低了低频干扰的影响。

对重构信号进行快速谱峭度分析, 图 5 (a) 所示为重构信号的快速谱峭度图。从图中可以看出, 最大峭度频带: 中心频率为 10 400, 带宽为 1 600, 即频带 [8 800, 12 000] 范围内的谱峭度最大, 信噪比最大, 对重构信号

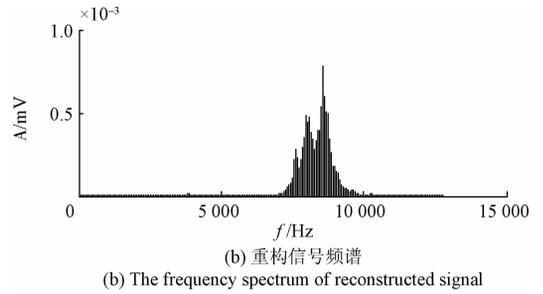
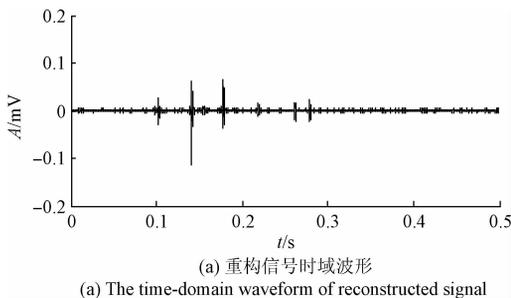


图 4 重构信号时域波形及其频谱

Fig. 4 The time domain waveform and frequency spectrum in reconstructed signal

进行带通滤波, 可得到滤波后的包络解调谱如图 5 (b) 所示。从图中可以看出, 在 26 Hz 及其倍频处的谱峰突出, 所以可以断定轴承内圈确有故障, 符合实际。

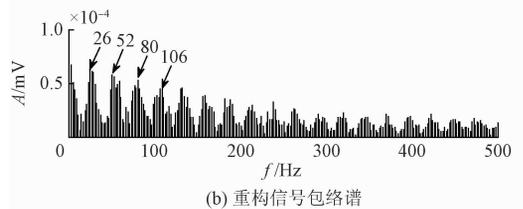
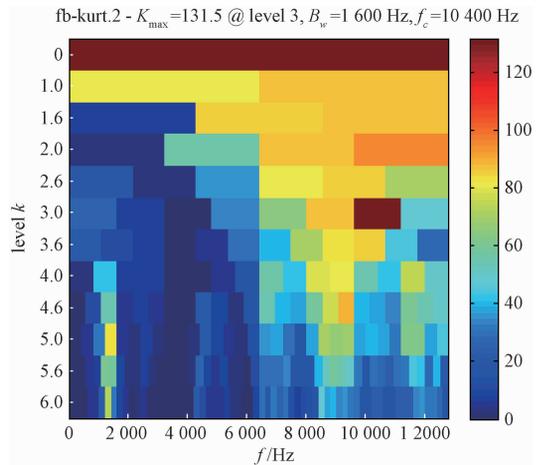


图 5 重构信号快速谱峭度图及包络谱

Fig. 5 The fast kurtosis graph and the envelope spectrum in reconstructed signal

为了比较该方法与传统包络解调分析的效果, 求取原故障信号的快速谱峭度如图 6 (a) 所示, 得到滤波器参数, 对信号做滤波处理并进行了包络解调分析, 原始信号的包络谱如图 6 (b) 所示, 尽管也能观察到内圈故障特征频率 26 Hz 处的谱线, 但故障频率倍频处的谱线很难辨别, 而且还有背景噪声的影响。因此可以看出, 本文所提方法相比于传统共振解调方法的诊断效果更好。

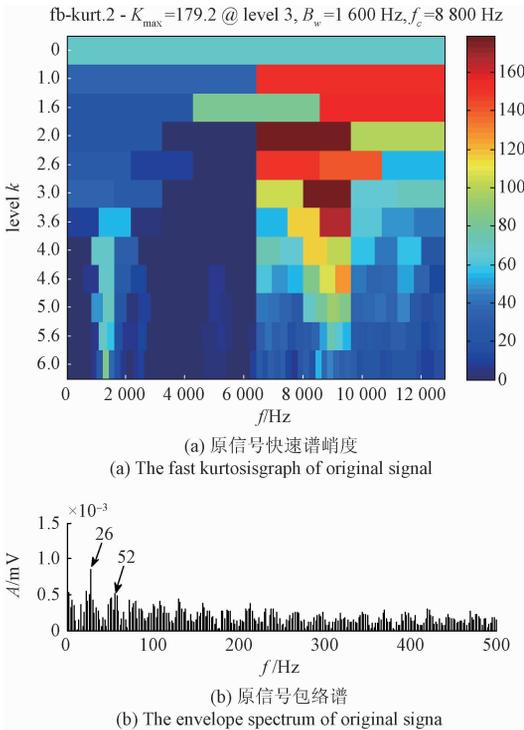


图6 原信号快速谱峭度图及包络谱

Fig.6 The fast kurtosisgraph and the envelope spectrum in original signal

5 结论

为了克服传统包络分析法滤波器设计的不确定性,提出一种使变分模态分解、谱峭度和包络解调共同作用来诊断故障的方法。并将其应用于QPZZ-II旋转机械振动故障试验平台进行检验,得出如下结论:

1) 基于VMD和谱峭度法的滚动轴承故障诊断方法能够有效地将含有故障特征的成分提取出来,削弱低频干扰的影响;

2) 谱峭度法能够有效度量 and 定位强噪声背景中的瞬态冲击成分,可用于自动确定带通滤波器参数;

3) 实际信号的分析验证了本文方法对滚动轴承故障特征的频率提取能够取得比传统共振解调分析更好的效果。

参考文献

[1] 熊国良,胡俊锋,陈慧,等. 基于SK-NLM包络的滚动轴承故障冲击特征增强[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2176-2183.
XIONG G L, HU J F, CHEN H, et al. Rolling bearing fault impact feature enhancement based on spectral kurtosis and non-local means [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2176-2183.

[2] 吴浩. 基于物联网和模糊聚类的风力发电设备故障诊断系统及方法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(3): 162-164.
WU H. Fault diagnosis system and method of wind power equipment based on the internet of things and fuzzy clustering [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(3): 162-164.

[3] 王文靖,梁旭,温菲菲. 无人机机载发电机故障诊断技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(8): 94-97.
WANG W J, LIANG X, WEN F F. Research on fault diagnosis technology for UAV airborne generator [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(8): 94-97.

[4] 马增强,谷朝建,李延忠,等. 改进型共振解调器在轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12): 1925-1931.
MA Z Q, GU C J, LI Y ZH, et al. Application of improved resonance demodulator in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(12): 1925-1931.

[5] 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.
HOU L X, YANG SH P, LIU Y Q, et al. Railway wagon bearing fault diagnosis based on resonance demodulation [J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University: Natural Science, 2013, 26(4): 47-51.

[6] 王嘉乐,王灿,会强. 基于虚拟仪器的机车滚动轴承故障诊断研究[J]. 石家庄铁道大学学报:自然科学版, 2012, 25(3): 87-91.
WANG J L, WANG C, HUI Q, et al. Research on fault diagnosis of tractive stock rolling bearings based on virtual instrument [J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University: Natural Science, 2012, 25(3): 87-91.

[7] 左庆林,马怀祥. 基于EMD分解和共振解调的滚动轴承故障诊断研究[J]. 石家庄铁道大学学报:自然科学版, 2014, 27(3): 59-64.
ZUO Q L, MA H X. Research on rolling bearing fault diagnosis based on EMD decomposition and resonance demodulation [J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University: Natural Science, 2014, 27(3): 59-64.

[8] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进EMD和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(3): 478-482.
ZHANG ZH G, SHI X H, SHI Q, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3): 478-482.

- [9] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. Transactions on Signal Processing, 2013, 10 (1109): 1-15.
- [10] 刘长良,武英杰,甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13) : 3358-3364.
LIU CH L, WU Y J, ZHEN CH G. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering [J]. Proceedings of CSEE, 2015, 35(13): 3358-3364.
- [11] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5) : 73-81.
TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi' an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.
- [12] DWYER R F. Detection of non-Gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation [C]. International Conference On Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1983 : 607-610.
- [13] 马增强,李亚超,刘政,等. 基于变分模态分解和 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(13) : 134-139.
MA Z Q, LI Y CH, LIU ZH, et al. Rolling bearing' s fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(13): 134-139.
- [14] 李亚超. 基于 VMD 的滚动轴承故障诊断方法研究 [D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2016.
LI Y CH. Research on fault diagnosis for rolling bearing based on variational mode decomposition [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2016.
- [15] 高红玮,张丽荣,侯少杰. 基于变分模态分解改进方法的滚动轴承故障特征提取 [J]. 图学学报, 2016, 37(6) : 862-867.
GAO H W, ZHANG L R, HOU SH J. Rolling bearing fault feature extraction based on improved variational mode decomposition [J]. Journal of Graphics, 2016, 37(6): 862-867.
- [16] ANTONI J. The spectral kurtosis: A useful tool for characterising non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal, 2006(20) : 282-307.

作者简介



马增强(通讯作者),分别在 1998、2001 年于河北工业大学获得学士学位和硕士学位,2011 年于北京交通大学获得博士学位,现为石家庄铁道大学教授,主要研究方向为机车车辆状态监测与故障诊断。

E-mail: mzqlunwen@126.com

Ma Zengqiang (Corresponding author) received B. Sc. and M. Sc. both from Hebei University of Technology in 1998 and 2001, and Ph. D. from Beijing Jiaotong University in 2011, respectively. Now he is a professor in Shijiazhuang Tiedao University. His main research direction is vehicle status inspection and fault diagnosis.