

滚动轴承故障特征提取的 VMD 包络切片谱分析方法

边杰^{1,2}, 陈亚农^{1,2}, 梅庆^{1,2}, 袁巍^{1,2}, 栾想^{1,2}

(1. 中国航发湖南动力机械研究所, 2. 中国航空发动机集团航空发动机振动技术重点实验室: 湖南株洲 412002)

摘要: 为了准确提取滚动轴承故障非平稳信号中的故障特征, 提出基于变分模态分解(VMD)和包络切片谱的轴承故障特征提取方法。该方法使用 VMD 将轴承故障信号分解成 1 组模态分量, 并进行 Hilbert 变换求取各模态分量的包络信号, 进而求取包络信号的切片谱(VMD 包络切片谱)来提取轴承故障特征。为了进行对比, 同时对各模态分量进行幅值谱分析, 得到其 VMD 幅值谱。分别采用 VMD 包络切片谱和 VMD 幅值谱对正常轴承振动信号、内圈故障信号、外圈故障信号、滚动体故障信号进行分析。结果表明: 在 VMD 幅值谱中无轴承故障特征频率, 在 VMD 包络切片谱中分别存在内圈、外圈和滚动体的故障特征频率 f_i 、 f_o 、 f_r 及相关的倍频和调制频率成分, 从而验证了 VMD 包络切片谱进行轴承故障特征提取的有效性与优越性。

关键词: 滚动轴承; 故障特征提取; 变分模态分解; 包络切片谱; 振动监测信号

中图分类号: V216.2+1

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2022.04.011

Envelope Slice Spectrum Analysis Method Based on VMD for Rolling Bearing Fault Feature Extraction

BIAN Jie^{1,2}, CHEN Ya-nong^{1,2}, MEI Qing^{1,2}, YUAN Wei^{1,2}, LUAN Xiang^{1,2}

(1. AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, 2. AECC Key Laboratory of Aero-engine Vibration Technology: Zhuzhou Hunan 412002, China)

Abstract: In order to accurately extract the fault features from non-stationary rolling bearing fault signals, a fault feature extraction method based on variational mode decomposition (VMD) and envelope slice spectrum was proposed. VMD was used to decompose the bearing fault signal into a group of modal components, and Hilbert transform was used to obtain the envelope signal of each modal component, then, the slice spectrum of envelope signal (VMD envelope slice spectrum) was obtained to extract the bearing fault features. The amplitude spectrum of each modal components was analyzed and the VMD amplitude spectrum was also obtained for comparison. The VMD envelope slice spectrum and VMD amplitude spectrum were used to analyze the normal bearing vibration signal, inner ring fault signal, outer ring fault signal and rolling element fault signal respectively. The results showed that no bearing fault characteristic frequencies shown in the VMD amplitude spectrum, but there are fault characteristic frequencies of the inner ring, outer ring and rolling element, as well as the related super-harmonic components and modulation frequency components can be observed in the VMD envelope slice spectrum, which demonstrate the effectiveness and advantages of bearing fault feature extraction by the VMD envelope slice spectrum.

Key words: rolling bearing; fault feature extraction; variational mode decomposition; envelope slice spectrum; vibration monitoring signal

0 引言

轴承故障一般包括轴承内圈故障、外圈故障、滚动体故障、保持架故障, 均有各自的故障特征频率。在旋转机械运转时, 振动监测是最常用和最有效的状态监控方式。如何从振动监测信号中提取轴承故障特征频率成分是轴承故障诊断的关键。

当轴承发生故障时, 故障特征隐藏在振动监测信号中。而轴承振动监测信号作为一种非平稳信号, 需要采用非平稳信号处理方法进行分析^[1]。赵冕等^[2]采用了一种小波解调-1(1/2)维谱方法提取了舰船辐射噪声调制特征; 谢中敏等^[3]采用经验模态分解-独立分量分析(Empirical Mode Decomposition and Independent Component Analysis, EMD-ICA)与遗传算法对轴

收稿日期: 2020-08-02 基金项目: 中国航空发动机集团科技创新平台项目(CXPT-2018-027)资助

作者简介: 边杰(1985), 男, 硕士, 高级工程师, 从事航空发动机振动、噪声及故障诊断工作; E-mail: bianjie_hrbeu@163.com。

引用格式: 边杰, 陈亚农, 梅庆, 等. 滚动轴承故障特征提取的 VMD 包络切片谱分析方法[J]. 航空发动机, 2022, 48(4): 69-74. BIAN Jie, CHEN Ya-nong, MEI Qing, et al. Envelope slice spectrum analysis method based on VMD for rolling bearing fault feature extraction[J]. Aeroengine, 2022, 48(4): 69-74.

承内环故障、外环故障及滚动体故障进行诊断;裴峻峰等^[4]采用集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)消噪和相关系数识别方法对滚动轴承故障进行诊断;边杰等^[5]采用局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)方法实现了齿轮故障的有效诊断;朱天煦等^[6]采用主成分分析-局部均值分解(Principal Component Analysis and Local Mean Decomposition, PCA-LMD)方法实现了对轴承信号的混合特征选取与故障诊断;张小龙等^[7]采用本征时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)复杂度和粒子群优化-支持向量机(Particle Swarm Optimization and Support Vector Machine, PSO-SVM)方法对滚动轴承故障进行诊断;陈婉^[8]采用变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)和具有Levy飞行特征的双子群果蝇优化算法-相关向量机(Double Subgroups Fruit Fly Optimization Algorithm with the Characteristics of Levy Flights and Relevance Vector Machine, LFOA-RVM)方法实现了对轴承故障的有效诊断。在非平稳信号处理方面,小波变换(Wavelet Transform, WT)和经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)应用较早,被广泛应用于各领域。WT最大的缺点是一旦选定基函数就不能改变^[9], EMD则存在端点效应、过分解、欠分解等缺点^[10]。LMD和ITD应用时间较晚,与EMD相比,LMD和ITD有严格的数学理论基础,但是仍然难免存在模态混叠现象,且LMD的分解时间较长,ITD的模态分解波形失真严重^[11-12]。VMD属于非递归式分解方法,不同于EMD与LMD等递归式分解方法,可以有效避免端点效应等问题,并且具有较好的模态分解精度^[13]。采用非平稳信号处理方法将轴承振动监测信号分解成1组模态分量并进行频谱分析,可提取轴承故障特征频率成分。由于幅值谱丢弃了相位信息,不能检测信号之间的二次相位耦合,不适用于非平稳信号处理。而切片谱可以有效识别振动监测信号中的二次相位耦合现象,对高斯噪声也有很强的抑制能力。蒋章雷等^[14]采用对角切片谱和灰色关联度的方法对轴承内圈损伤程度进行了评价;熊国良等^[15]采用总体平均经验模态分解和切片谱方法对滚动轴承故障进行了诊断。

鉴于以上研究中WT、EMD、LMD、ITD等方法在分解故障信号时存在波形失真、端点效应、模态混叠

等问题,本文采用VMD方法对轴承故障信号进行分解,在此基础上对比分析了VMD包络切片谱和VMD幅值谱对轴承内圈故障、外圈故障和滚动体故障的故障特征提取能力,验证了VMD包络切片谱在轴承故障诊断中的有效性和优越性。

1 变分模态分解方法

假定信号 x 被分解为 k 个模态分量,则VMD约束变分模态模型为^[16]

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_k u_k = x \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_k 、 ω_k 分别为各模态分量和中心频率。

为了求解式(1),引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 λ 。VMD实现过程如下:

- (1)初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n$;
- (2)令 $n = n + 1$,执行循环过程;
- (3)令 $k = 0, k = k + 1$,更新 \hat{u}_k 和 ω_k

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

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty \hat{u}_k^{n+1}(\omega)^2 d\omega} \quad (3)$$

- (4)更新 λ

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{x}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (4)$$

式中: τ 为噪声容限参数。

- (5)重复步骤(2)~(4),直至 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < e$,由此得到 k 个模态分量。

2 包络切片谱

对于零均值的离散平稳随机过程 $x(n)$,其3阶累积量即3阶自相关的数学期望定义为

$$c(\tau_1, \tau_2) = E \left[x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2) \right] \quad (5)$$

对应的3阶累积量谱即双谱为

$$B(\omega_1, \omega_2) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \sum_{-\infty}^{+\infty} c(\tau_1, \tau_2) \exp \left\{ -j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2) \right\} \quad (6)$$

式(6)即为3阶自相关的2维傅里叶变换,其对应的频域表达式为

$$B(\omega_1, \omega_2) = E[X(\omega_1)X(\omega_2)X^*(\omega_1 + \omega_2)] \quad (7)$$

式中: $X(\omega)$ 为 $x(n)$ 的傅里叶变换; $E[\]$ 为数学期望; $X^*(\omega)$ 为 $X(\omega)$ 的共轭。

双谱反映的是频率变量 ω_1 、 ω_2 和 $\omega_1 + \omega_2$ 之间的相互关系。如果 ω_1 、 ω_2 和 $\omega_1 + \omega_2$ 相互独立,则 $B(\omega_1, \omega_2)$ 为0;如果 ω_1 、 ω_2 和 $\omega_1 + \omega_2$ 相互不独立,则 $B(\omega_1, \omega_2)$ 不为0。因此,可以利用双谱来检验是否有二次相位耦合现象发生。当轴承发生故障时,振动信号表现出明显的非线性,随着故障的加剧,这种非线性越来越明显,即存在明显的二次相位耦合现象。

虽然双谱在非线性领域有着不可替代的作用,但是其实现过程复杂,计算量庞大,且当数据长度有限时,双谱的估计精度较低。为了减小计算量和提高估计精度,在双谱的基础上提出了切片谱。

对于式(5),如果令 $\tau_1 = -\tau_2 = \tau$,便可得到对角切片的3阶累积量

$$c(\tau) = E[x(n)x(n + \tau)x(n - \tau)] \quad (8)$$

对应的3阶累积量的切片谱为

$$B(\omega) = \sum_{-\infty}^{+\infty} c(\tau) \exp(-j\omega\tau) \quad (9)$$

切片谱相当于在双谱图中沿着 $\omega_1 - \omega_2$ 平面的对角线切一刀,是双谱的1个特例,但是其仍然具有双谱的二次相位耦合检验能力。由于切片谱只进行1维傅里叶变换,因此其计算量大大减小,工程适用性显著增强。

将VMD方法得到的各频域模态分量 $u(\omega)$ 通过傅里叶逆变换得到其时域模态分量 $u(t)$,并通过希尔伯特变换或者Teager能量算子得到 $u(t)$ 的包络信号 $a(t)$ 。3阶累积量 $c_{3a}(\tau_1, \tau_2)$ 的对角切片为 $c_{3a}(\tau, \tau)(\tau_1 = \tau_2 = \tau)$ 。定义 $c_{3a}(\tau, \tau)$ 的FFT变换为包络切片谱 $C(\omega)$ ^[17-18]

$$C(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} a(t)a^2(t + \tau) dt \right] e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (10)$$

3 注入式轴承故障特征提取

为了验证VMD包络切片谱分析方法的有效性,使用美国凯斯西储大学滚动轴承注入式故障试验台的故障数据进行分析。该试验台如图1所示,由1.47

kW的电机(左)、扭矩传感器/编码器(中心)、测功机(右)和控制单元(未示出)组成。测试轴承支撑电机轴,风扇端轴承为

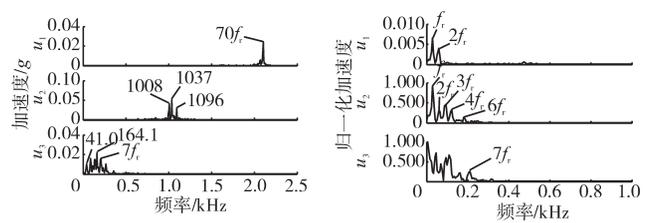


图1 滚动轴承注入式故障试验台

SKF6203角接触球轴承,其外环直径(外径)、内环直径(内径)、滚动体直径分别为40、17、6.75 mm,轴承厚12 mm,共8个滚动体,接触角为15°。使用电火花技术分别在轴承内外圈和滚动体上加工单点损伤,损伤直径为0.18 mm、深为0.28 mm,其中外圈故障为固定故障,当外圈安装在轴承座内时,外圈故障损伤点位于轴承座6点钟方位。在电机风扇端的轴承座上方布置1个加速度传感器用于测量故障轴承的振动加速度。轴承振动信号由16通道信号记录仪采集得到,采样频率为12 kHz,功率和转速通过扭矩传感器/编码器测得。试验电机空载,驱动转速为1797 r/min。计算得到轴的转频、轴承内圈故障频率、外圈故障频率、滚动体故障特征频率分别为29.95、148.16、91.44和119.42 Hz。

3.1 正常轴承振动信号

正常轴承振动信号时域波形(如图2(a)所示)相对比较平稳,冲击特征不明显,振动单峰值维持在0.2g左右。采用VMD方法对其进行模态分解,得到3个模态分量如图2(b)所示,其幅值谱和包络切片谱如图2(c)、(d)所示。对比图2(c)、(d)可见,正常轴承振动信号的VMD包络切片谱中主要包含旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 的谱线,而其VMD幅值谱中除了存在旋转频率倍频 mf_r 的谱线,还存在其它频率谱线。正常轴承振动信号的VMD包络切片谱中只存在旋转频率 f_r 及其倍频



(c) 各分量的幅值谱 (d) 各分量的包络切片谱

图2 正常轴承振动信号

mf_r 的谱线,而不存在其它故障特征频率谱线,符合正常轴承的状态特征。

3.2 轴承内圈故障信号

轴承内圈故障信号的时域波形如图3(a)所示。与正常轴承振动信号相比,其时域波形出现明显的周期性冲击特征,振动幅值也明显增大,振动单峰值达到 $1.1g$ 左右。为了进一步确定其故障类型,采用VMD方法对其进行模态分解,得到2个模态分量,如图3(b)所示,其幅值谱和包络切片谱如图3(c)、(d)所示。对比图3(c)、(d)可见,轴承内圈故障信号的VMD包络切片谱中除了包含旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r ,还包含内圈故障特征频率 f_i 以及 f_r 和 mf_r 对 f_i 的调制频率谱线,这些谱线是轴承内圈故障的特征频率谱线,表明轴承内圈存在故障。而轴承内圈故障信号的VMD幅值谱的峰值谱线主要集中在中高频段,且无明显的轴承内圈故障特征频率存在。因此,相比于VMD幅值谱,VMD包络切片谱更能有效识别轴承内圈故障。

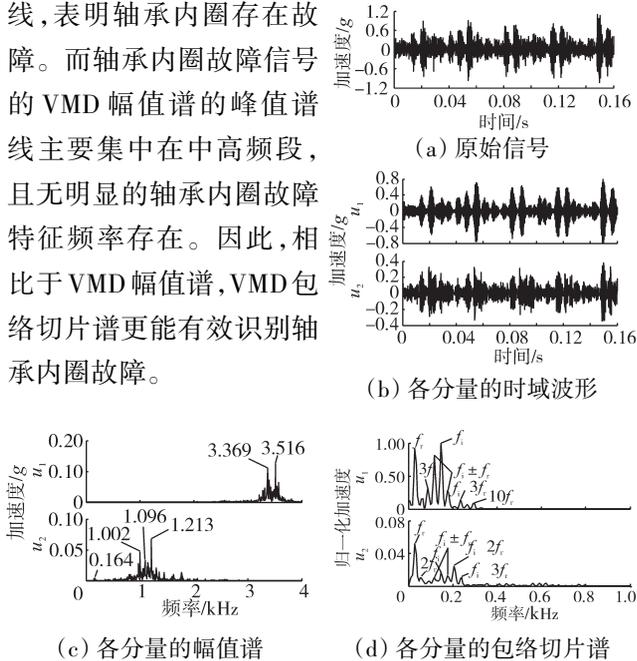


图3 轴承内圈故障信号

3.3 轴承外圈故障信号

轴承外圈故障信号的时域波形如图4(a)所示。相比于内圈故障信号,其周期性冲击特征更加明显,振动幅值也增大更加明显,振动单峰值达到 $3.0g$ 左右。尽管如此,单凭时域信号无法辨别出故障类型。同样,采用VMD方法对该信号进行模态分解,得到2个模态分量,如图4(b)所示。并进一步对这2个模态分量进行幅值谱和包络切片谱分析,其分析结果如图4(c)、(d)所示。图4(c)的VMD幅值谱中的峰值谱线同样集中在中高频,且均不是轴承外圈的故障特征谱线,因此VMD幅值谱并不能对轴承外圈故障进行有效

识别。图4(d)的VMD包络切片谱中存在旋转频率 f_r 、外环故障特征频率 f_o 、 f_r 和 mf_r 对 f_o 和 mf_o 的调制频率谱线。而这些轴承外圈故障特征频率的存在,说明VMD包络切片谱可有效识别轴承外圈故障。

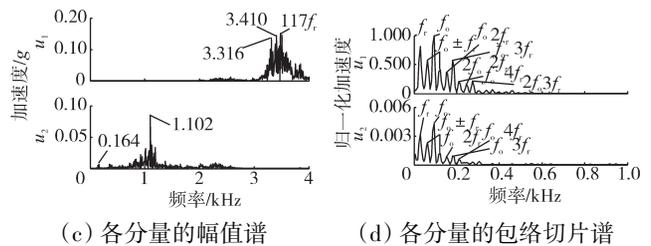


图4 轴承外圈故障信号

3.4 轴承滚动体故障信号

轴承滚动体故障信号的时域波形如图5(a)所示。相比于轴承内圈故障信号和轴承外圈故障信号,轴承滚动体故障信号的周期性冲击特征不那么明显,振动幅值也较小,振动单峰值在 $0.6g$ 左右。采用VMD方法对滚动体轴承故障信号进行模态分解,分解结果如图5(b)所示。对VMD分解得到的4个模态分量进行幅值谱和包络切片谱分析,分析结果如图5(c)、(d)所示。在图5(c)的VMD幅值谱中,在整个频带内存在若干个峰值谱线,但并不是轴承滚动体的故障特征谱线,因此,VMD幅值谱也未能实现对轴承滚动体故障的有效识别。在图5

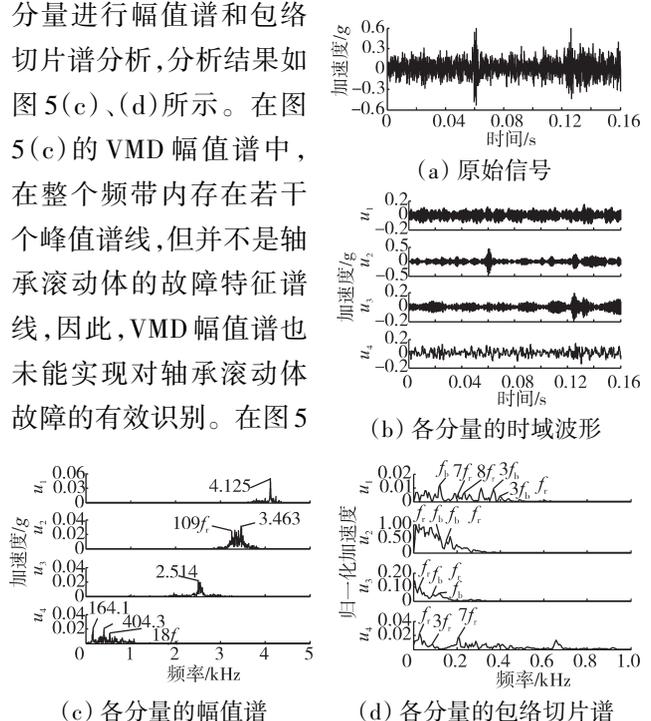


图5 轴承滚动体故障信号

(d)的VMD包络切片谱中,存在旋转频率 f_r 及其倍频 mf_r 、滚动体故障特征频率 f_b 及其倍频 mf_b , f_r 对 f_b 和 mf_b 的调制频率谱线。这些轴承滚动体故障特征谱线的准确提取说明VMD包络切片谱可有效识别出轴承滚动体故障。

综合以上,采用VMD幅值谱和VMD包络切片谱2种方法识别的正常轴承、内圈故障、外圈故障、滚动体故障4种不同轴承状态的振动特征频率见表1。

表1 2种方法识别的不同轴承状态振动特征频率对比

状态	主要频率	
	VMD幅值谱	VMD包络切片谱
正常轴承	mf_r 、其它频率	f_r, mf_r
内圈故障	无内圈故障特征频率	$f_r, mf_r, f_i, f_i \pm f_r, f_i \pm mf_r$
外圈故障	无外圈故障特征频率	$f_r, f_o, f_o \pm f_r, f_o \pm mf_r, nf_o \pm mf_r$
滚动体故障	无滚动体故障特征频率	$f_r, mf_r, f_b, nf_b, f_b \pm f_r, nf_b \pm f_r$

4 结论

(1)VMD幅值谱不能有效提取轴承的故障特征频率。

(2)相比于VMD幅值谱,VMD包络切片谱可以有效提取内圈故障、外圈故障、滚动体故障的特征频率,并将其与正常轴承的特征频率区别开来,从而实现了对这3种典型轴承故障的有效诊断。

(3)VMD包络切片谱具有数学基础坚实、计算简便快捷、特征谱线明显等特点,可作为工程上滚动轴承故障诊断的一种参考方法。

参考文献:

- [1] 余建波,吕靖香,程辉,等.基于ITD和改进形态滤波的滚动轴承故障诊断[J].北京航空航天大学学报,2018,44(2):241-249.
YU Jianbo, LYU Jingxiang, CHENG Hui, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on ITD and improved morphological filter [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(2): 241-249.(in Chinese)
- [2] 赵冕,宋玉龙,郑威.基于小波解调-1(1/2)维谱的舰船辐射噪声调制特征提取[J].舰船科学技术,2019,41(8):122-126.
ZHAO Mian, SONG Yulong, ZHENG Wei. Modulation feature extraction of ship-radiated noise based on wavelet demodulation-1(1/2) D spectrum [J]. Ship Science and Technology, 2019, 41(8): 122-126.(in Chinese)
- [3] 谢中敏,沈宝国,胡超.基于EMD-ICA与遗传算法的轴承故障诊断方法[J].航空发动机,2021,47(5):34-40.
XIE Zhongmin, SHEN Baoguo, HU Chao. Bearing fault diagnosis method based on EMD-ICA and genetic algorithms [J]. Aeroengine, 2021, 47(5): 34-40.(in Chinese)
- [4] 裴峻峰,孙建华,宋传智,等.基于EEMD消噪和相关系数识别的滚动轴承故障诊断方法[J].机械传动,2018,42(4):150-155.
PEI Junfeng, SUN Jianhua, SONG Chuazhi, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD denoising and correlation coefficient identification [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42(4): 150-155.(in Chinese)
- [5] 边杰,陈亚农.基于局部均值分解的齿轮振动信号分析与研究[J].燃气涡轮试验与研究,2018,31(1):31-34,44.
BIAN Jie, CHEN Yanong. Analysis and study on gear vibration signals based on local mean decomposition [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2018, 31(1): 31-34, 44.(in Chinese)
- [6] 朱天煦,臧朝平.基于PCA-LMD的滚动轴承信号混合特征选取与故障诊断[J].航空发动机,2020,46(5):14-21.
ZHU Tianxu, ZANG Chaoping. Hybrid feature selection and fault diagnosis of rolling bearing signals based on principal component analysis denoising and local mean decomposition (PCA-LMD) [J]. Aeroengine, 2020, 46(5): 14-21.(in Chinese)
- [7] 张小龙,张氢,秦仙蓉,等.基于ITD复杂度和PSO-SVM的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2016,35(24):102-107,138.
ZHANG Xiaolong, ZHANG Qing, QIN Xianrong, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on ITD complexity and PSO-SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(24): 102-107, 138.(in Chinese)
- [8] 陈婉.基于变分模态分解和LFOA-RVM的轴承故障诊断[J].机械强度,2018,40(6):1297-1302.
CHEN Wan. Rolling bearing fault diagnosis based on variational modal decomposition and LFOA-RVM [J]. Journal of Mechanical Strength, 2018, 40(6): 1297-1302.(in Chinese)
- [9] 朱艳萍,包文杰,涂晓彤,等.改进的经验小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J].噪声与振动控制,2018,38(1):199-203.
ZHU Yanping, BAO Wenjie, TU Xiaotong, et al. Application of enhanced empirical wavelet transform to rolling bearings fault diagnosis [J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(1): 199-203.(in Chinese)
- [10] 张安安,黄晋英,朱文辉,等.基于EEMD与盒维数的轴承故障特征提取[J].机械设计与研究,2018,34(6):95-98.
ZHANG Anan, HUANG Jinying, ZHU Wenhui, et al. Fault feature extraction of bearing based on EEMD and box dimension [J]. Machine Design and Research, 2018, 34(6): 95-98.(in Chinese)
- [11] 何园园,张超,朱腾飞.ELMD熵特征融合与PSO-SVM在齿轮故障诊断中的应用[J].机械科学与技术,2019,38(2):271-276.
HE Yuanyuan, ZHANG Chao, ZHU Tengfei. Application of ELMD entropy feature fusion and PSO-SVM in gear fault diagnosis [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2019, 38(2): 271-276.(in Chinese)
- [12] 傅其凤,宋子博,李松.改进ITD和切片双谱的曳引机减速器故障特征提取[J].机械科学与技术,2018,37(3):386-390.
FU Qifeng, SONG Zibo, LI Song. Extraction fault of tractor reducer

- with improved ITD method and slice bispectrum [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2018, 37(3): 386-390.(in Chinese)
- [13] 任学平,李攀,王朝阁,等. 基于改进VMD与包络导数能量算子的滚动轴承早期故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(15): 6-13.
REN Xueping, LI Pan, WANG Chao, et al. Rolling bearing early fault diagnosis based on improved VMD and envelope derivative operator [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(15): 6-13.(in Chinese)
- [14] 蒋章雷,吴雅朋,王吉芳,等. 基于对角切片谱和灰色关联度的滚动轴承内圈损伤程度评价方法研究[J]. *机械强度*, 2019, 41(4): 763-769.
JIANG Zhanglei, WU Yapeng, WANG Jifang, et al. Research on damage degree assessment method of rolling bearing inner ring based on diagonal slice spectrum and grey relational grade [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2019, 41(4): 763-769.(in Chinese)
- [15] 熊国良,毛志德,张龙,等. 基于总体平均经验模态分解与1.5维谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. *机械设计与研究*, 2019, 35(1): 100-104.
XIONG Guoliang, MAO Zhide, ZHANG Long, et al. Study on rolling element bearing faults diagnosis based on EEMD and 1.5 dimension spectrum [J]. *Machine Design and Research*, 2019, 35(1): 100-104.(in Chinese)
- [16] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544
- [17] 边杰,陈亚农,徐友良,等. 基于包络切片谱和时频谱的轴承故障诊断[J]. *广西大学学报(自然科学版)*, 2017, 42(6): 2001-2007.
BIAN Jie, CHEN Yanong, XU Youliang, et al. Bearing fault diagnosis based on enveloping slice spectrum and time-frequency spectrum [J]. *Journal of Guangxi University (Natural Science Edition)*, 2017, 42(6): 2001-2007.(in Chinese)
- [18] 边杰,刘超,王平. 基于IITD和包络信号1.5维谱的轴承故障诊断[J]. *制造技术与机床*, 2017(10): 77-81.
BIAN Jie, LIU Chao, WANG Ping. Fault diagnosis of bearing based on IITD and 1.5-dimensional spectrums of envelope signals [J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2017(10): 77-81.(in Chinese)

(编辑:程海)