

文章编号:1671-251X(2020)11-0012-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2020050029

煤矿机械齿轮箱故障诊断方法

刘永亮

(安标国家矿用产品安全标志中心有限公司, 北京 100013)



扫码移动阅读

摘要:针对煤矿机械齿轮箱振动信号中含有大量噪声干扰成分导致齿轮箱故障特征提取难的问题,提出了一种基于粒子群优化变分模态分解(PSO-VMD)与最小熵反褶积(MED)的煤矿机械齿轮箱故障诊断方法。该方法首先利用 PSO 算法对 VMD 中直接影响分解效果的惩罚系数与分量个数进行优化搜索,得到最大化分解性能的最优参数组合,并利用优化后的 VMD 方法对齿轮箱振动信号进行分解,得到一系列本征模态函数(IMF)分量;然后,利用 MED 方法对与原信号相关度最大的 IMF 分量进行降噪处理,凸显故障冲击特征;最后,对降噪后的 IMF 分量进行 Hilbert 包络解调,从而提取故障特征。实验结果表明,该方法能够准确提取故障特征,实现齿轮箱故障诊断。

关键词:煤矿机械; 齿轮箱; 故障诊断; 粒子群优化算法; 变分模态分解; 最小熵反褶积
中图分类号:TD67 文献标志码:A

Fault diagnosis method of coal mine machinery gearbox

LIU Yongliang

(Mining Products Safety Approval and Certification Center Co., Ltd., Beijing 100013, China)

Abstract: In order to solve problem that vibration signal of coal mine machinery gearbox contains a large number of noise interference components, which makes it difficult to extract fault characteristics of the gearbox, a fault diagnosis method of coal mine machinery gearbox based on particle swarm optimization variational mode decomposition (PSO-VMD) and minimum entropy deconvolution (MED) is proposed. Firstly, PSO algorithm is used to optimize search for punish coefficient and the number of components directly affecting decomposition effect in VMD, so as to obtain the optimal parameter combination to maximize decomposition performance. The optimized VMD method is applied to decompose gearbox vibration signal to obtain a series of intrinsic mode function(IMF) components. Then, IMF component with the highest correlation with original signal is denoised by MED method to highlight fault impact characteristics. Finally, Hilbert envelope demodulation is performed for IMF components after noise reduction, so as to extract fault characteristics. The experimental results show that the method can accurately extract fault characteristics and realize gearbox fault diagnosis.

Key words: coal mine machinery; gearbox; fault diagnosis; particle swarm optimization algorithm; variational mode decomposition; minimum entropy deconvolution

0 引言

齿轮箱作为一种重要部件被广泛应用于煤矿机

械设备中^[1],其内部齿轮由于恶劣的工作环境、制造精度误差及装配不精等原因极易损坏,引发齿轮箱故障。准确诊断齿轮箱故障,对于保障煤矿机械设

收稿日期:2020-05-13;修回日期:2020-11-16;责任编辑:盛男。
基金项目:国家煤矿安全监察局委托项目(2019-科技装备司-012)。
作者简介:刘永亮(1989—),男,内蒙古乌兰察布人,工程师,硕士,主要从事通风机、减速器、钢丝绳等技术审查与检验工作,E-mail: yongliangfly2013@163.com。
引用格式:刘永亮. 煤矿机械齿轮箱故障诊断方法[J]. 工矿自动化,2020,46(11):12-16.
LIU Yongliang. Fault diagnosis method of coal mine machinery gearbox[J]. Industry and Mine Automation,2020,46(11):12-16.

备正常运行具有重要意义。

齿轮箱故障诊断中所用振动信号基本是通过齿轮箱表面加装的传感器测得,信号中包含齿轮啮合振动信号与大量噪声干扰成分等,加大了齿轮箱故障特征提取难度。国内外学者对故障特征精确提取做了大量研究,其中,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法因适用于非线性非平稳性信号的分解及自适应分解能力较强等优点而备受关注^[2]。文献[3]将滚动轴承振动信号进行 EMD,提取本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量的多种熵值进行融合后输入支持向量机进行故障诊断;文献[4]对采集的滚动轴承故障信号进行 EMD 降噪处理,并使用谱峭度对降噪后的信号进行特征提取,从而实现故障诊断。然而 EMD 方法中存在的模态混叠和端点效应等问题会导致分解后的 IMF 分量中有效信号成分不足,影响故障特征提取。

K. Dragomiretskiy 等^[5]提出了通过迭代搜寻最优解来确定每个分量频率中心和带宽的变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)方法,避免了 EMD 方法模态混叠和端点效应等问题,被广泛用于齿轮箱、滚动轴承、内燃机等机械故障诊断中^[6-8]。但在实际应用中, VMD 方法中直接影响分解效果的惩罚系数 α 与分量个数 K 都是基于经验选取,导致分解结果的随机性增加,造成故障特征提取不准确。

本文利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法优化 VMD 参数,提出了一种基于 PSO-VMD 与最小熵反褶积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)的齿轮箱故障诊断方法。该方法首先利用全局随机搜索 PSO 算法对惩罚系数 α 与分量个数 K 进行参数寻优,从而得到一个最大化 VMD 分解性能的最优参数组合,并利用参数优化 VMD 算法对齿轮箱振动信号进行分解,得到一系列包含信号尺寸波动成分的 IMF 分量;然后,选取与原信号相关度最大的 IMF 分量,并利用能凸显信号连续脉冲序列的 MED 方法来凸显该分量的故障冲击特征,进而滤除分量中的噪声干扰成分;最后,对消噪后的 IMF 分量进行 Hilbert 包络解调,提取故障特征。

1 PSO-VMD

VMD 作为一种自适应分解方法,其实质是变分问题的构造和求解^[8]。假设信号经过 VMD 后,得到 K 个 IMF 分量。变分问题构造过程:

(1) 对每个 IMF 分量做 Hilbert 变换且获取信

号的单边频谱。

(2) 混合预估的中心频率并且移频。

(3) 计算解调信号梯度的平方范数,则变分模型为

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{y_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * y_k \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K y_k = y(t) \end{array} \right. \quad (1)$$

式中: y_k 为 IMF 分量; ω_k 为中心频率; ∂_t 为梯度运算; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数; t 为时间; $*$ 为卷积运算; $y(t)$ 为原始信号。

变分问题求解:引入拉格朗日算子 $\lambda(t)$ 和惩罚系数 α , 则增广拉格朗日表达式为

$$\zeta(\{y_k\}, \{\omega_k\}, \lambda(t)) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) y_k \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 + \left\| y(t) - \sum_{k=1}^K y_k \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), y(t) - \sum_{k=1}^K y_k \right\rangle \quad (2)$$

VMD 运用乘法算子交替方向法(Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM)以更改 y_k , ω_k 和 $\lambda(t)$ 。第 $m+1$ 个变分问题的解 $y_k^{m+1}(t)$ 的傅里叶变换为^[9]

$$\hat{Y}_k^{m+1}(\omega) = \frac{\hat{Y}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{Y}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

式中: $\hat{Y}(\omega)$, $\hat{Y}_i(\omega)$, $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $y(t)$, $y_i(t)$, $\lambda(t)$ 的傅里叶变换; ω 为频率。

各模态时域信号可通过滤波后的信号做傅里叶逆变换取实部求得。

VMD 在处理信号时,需要预先设定分量个数 K 与惩罚系数 α 这 2 个对信号分解结果影响较大的参数。研究表明: α 越大,所得 IMF 带宽越小,反之则越大^[10]。然而实际故障信号呈强非线性非平稳性,凭经验或试凑法选取最优 K 与 α 以得到最佳 IMF 分量必会浪费大量时间且分解结果的好坏难以预估,影响故障特征提取。因此,利用 PSO 算法自动搜寻最大化 VMD 分解性能的 K 和 α 参数组合。PSO-VMD 流程如图 1 所示。

2 MED

MED 是一种自适应盲卷积降噪方法。其原理是以最小熵为目标,通过寻求最优滤波器最大程度地还原脉冲信号。齿轮发生故障时,故障齿轮与其啮合齿轮啮合运动过程中会产生周期性的故障冲击脉冲信号。本文利用 MED 方法来滤除信号噪

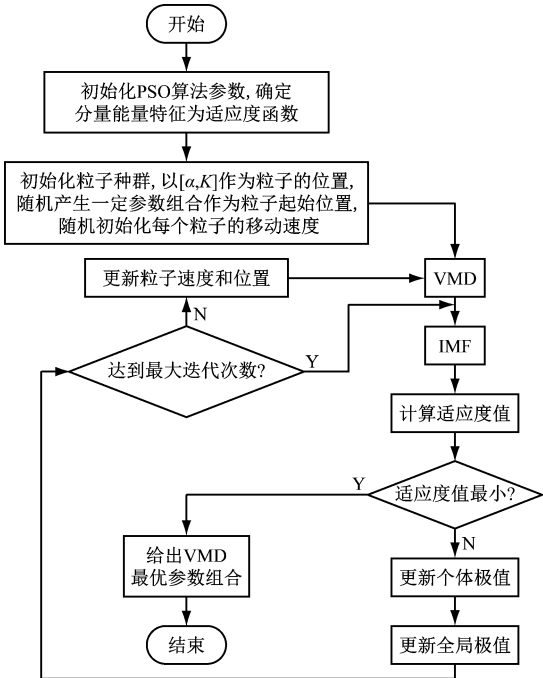


图 1 PSO-VMD 流程

Fig. 1 Flow of PSO-VMD

声, 凸显信号的故障冲击成分。

设齿轮发生局部损伤时传感器采集到的故障信号为

$$z(n) = h(n)x(n) + e(n) \tag{4}$$

式中: $h(n)$ 为传输响应; $x(n)$ 为故障周期性冲击成分; $e(n)$ 为噪声成分。

MED 实质是要找到一个最优的逆滤波器 $f(n)$, 将采集到的故障信号恢复到原始输入信号并使其熵值最小^[11-12], 即

$$x(n) = f(n)z(n) \tag{5}$$

设 $\hat{f}(n)$ 为 $f(n)$ 的一个估计值, 解卷积运算后得到的序列为 $\hat{x}(n)$, $\hat{f}(n)$ 的最优性通过 $\hat{x}(n)$ 与 $x(n)$ 的接近程度来衡定, $\hat{x}(n)$ 与 $x(n)$ 的形状越接近, $\hat{f}(n)$ 越趋于最优。MED 将 $\hat{x}(n)$ 的范数作为目标函数去衡量 $\hat{x}(n)$ 熵的大小, 当目标函数达到最大时, 逆滤波器求得最优解, 式(5)变换为

$$x(n) = f(n)z(n) = \sum_{n=1}^L f(n)z(n-1) \tag{6}$$

式中 L 为逆滤波器长度。

MED 方法流程^[13-14]如下。

- (1) 初始化 $f(n)$, 使其元素全部为 1。
- (2) 迭代计算 $x(n) = f(n)^{(j-1)}z(n)$, j 为大于 1 的整数。

- (3) 计算中间变量 $b^{(j)} = \sum_{n=1}^N x^3(n)z(n-1) \times$

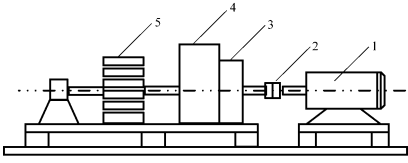
$$\frac{\sum_{n=1}^N x^2(n)}{\sum_{n=1}^N x^4(n)}, N \text{ 为输入信号点数。}$$

- (4) 计算 $f(n)^{(j)} = A^{-1}b^{(j)}$, A 为序列 $z(n)$ 的自相关矩阵。

- (5) 若 $\|f(n)^{(j)} - f(n)^{(j-1)}\|_2 < \epsilon$ (ϵ 为给定的阈值, 本文取 $\epsilon = 0.01$), 停止迭代, 否则令 j 增加 1, 返回步骤(2)。

3 实验分析

为验证本文方法的有效性, 选用动力传动故障诊断综合实验台进行煤矿机械齿轮箱故障模拟实验。该实验台主要由变速驱动电动机、联轴器、行星齿轮减速器(减速比 27 : 1)、二级增速平行轴齿轮箱、可编程磁力制动器等组成, 如图 2 所示。



1—驱动电动机; 2—联轴器; 3—行星齿轮减速器; 4—平行轴齿轮箱; 5—可编程磁力制动器。

图 2 动力传动故障诊断综合实验台组成

Fig. 2 Composition of comprehensive test bench for power transmission fault diagnosis

齿轮箱结构如图 3 所示。齿轮箱为两级传动, 其中齿轮 Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 的齿数分别为 100, 29, 90, 36。实验选用 Z_2 齿轮 1 个齿的断齿故障作为分析对象, 设置电动机转速为 2 055 r/min, 数据采样频率为 5 120 Hz, 采样点数为 8 192。由齿轮传动比计算公式^[15]可得, 故障齿轮 Z_2 所在轴的转频即故障频率为 4.375 Hz。

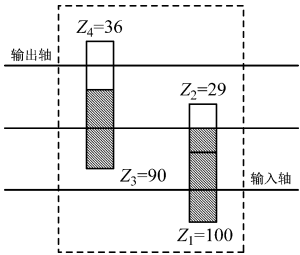


图 3 齿轮箱结构

Fig. 3 Gearbox structure

振动加速度传感器安装在齿轮箱端盖上, 其采集的信号时域波形与对应的 Hilbert 包络解调谱如图 4 所示。可看出信号的规律性不强, 其中夹杂有大量噪声干扰成分, 以致将其变换到频域上时, 故障特征频率 4.375 Hz 隐藏在复杂的频率成分中, 难以清晰地从图中判别故障。

利用 PSO 算法对 VMD 中参数 K, α 进行寻优, 选取最大迭代次数为 40, 学习因子为 2, 种群规模为 40, 最大、最小惯性权重分别为 0.9 和 0.4。为便于 PSO 算法无遗漏地自动寻找最优参数 K, α , 将 K 的

搜索范围设为 $[1, 20]$, α 的搜索范围设为 $[10, 2\ 000]$, 通过迭代更新寻优, 在能量特征值最大时, K, α 的最优参数组合为 6, 1 235。利用该组最优参数对齿轮箱故障信号进行分解, 得到 IMF1—IMF6, 如图 5 所示。

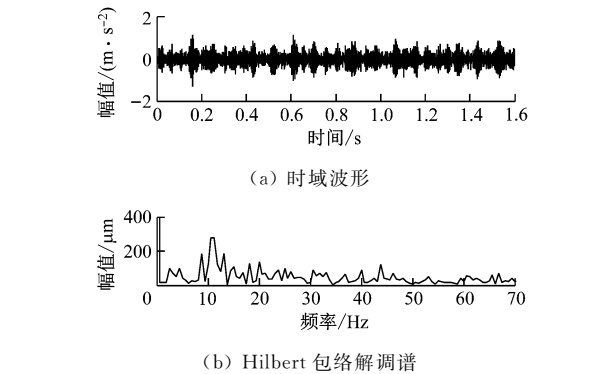


图 4 齿轮箱振动信号时域波形与 Hilbert 包络解调谱

Fig. 4 Time domain waveform and Hilbert envelope demodulation spectrum of gearbox vibration signal

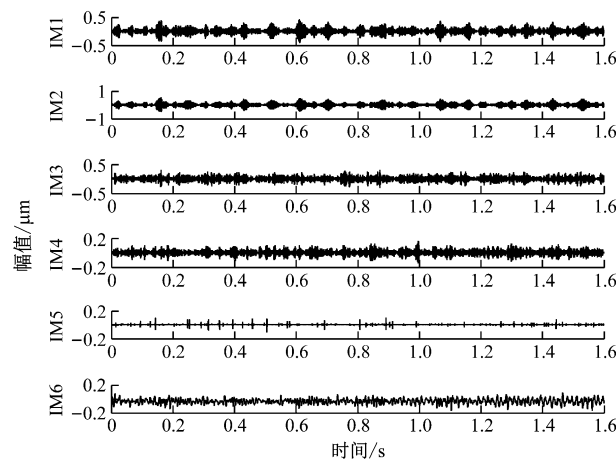


图 5 齿轮箱故障信号 PSO-VMD 分解结果

Fig. 5 PSO-VMD decomposition results of gearbox fault signal

将 IMF1—IMF6 与原信号进行相关度分析, 得到 IMF1—IMF6 与原信号的相关系数分别为 0.659 3, 0.664 3, 0.725 6, 0.758 0, 0.840 2, 0.506 0, 可见 IMF5 包含原信号中最多的故障成分。因此对 IMF5 进行 Hilbert 包络解调, 结果如图 6 所示。可看出故障特征频率 4.375 Hz 虽被解调出来, 但解调谱中依然存在很多高幅值干扰频率, 不易于故障特征提取和故障位置判别。

为精准提取故障特征, 对与原信号相关度最大的 IMF5 进行 MED 降噪处理, 并对降噪后的分量信号进行 Hilbert 包络解调, 结果如图 7 所示。可观察到在 4.375 Hz 及其倍频处出现了明显的波峰, 由此确定齿轮 Z_2 上存在局部故障, 该诊断结果与实验台模拟的断齿故障状态相符。

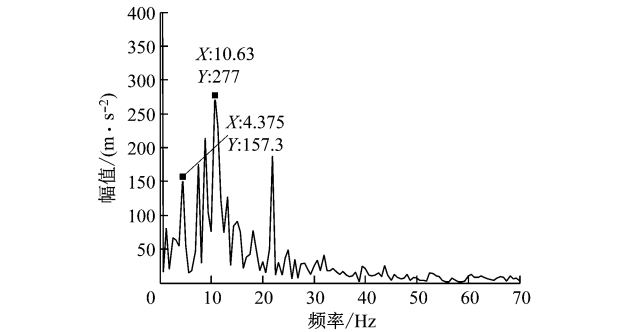


图 6 IMF5 的 Hilbert 包络解调谱

Fig. 6 Hilbert envelope demodulation spectrum of IMF5

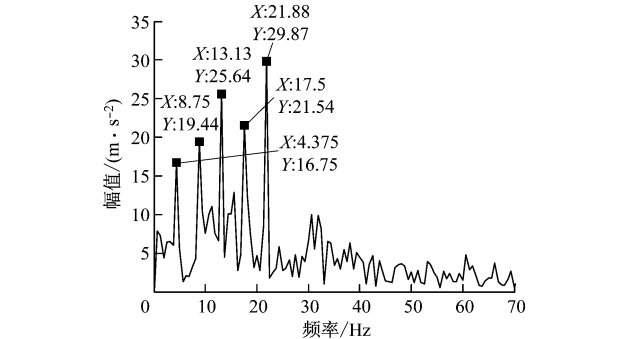


图 7 IMF5 经过 MED 降噪后的 Hilbert 包络解调谱

Fig. 7 Hilbert envelope demodulation spectrum of IMF5 after MED noise reduction

4 结语

提出了一种基于 PSO-VMD 与 MED 的齿轮箱故障诊断方法。该方法利用 PSO 算法优化搜索 VMD 中对分解效果至关重要的分量个数 K 和惩罚系数 α , 得到最大化分解性能的最优参数组合, 并使用参数优化的 VMD 方法对齿轮箱振动信号进行分解; 利用 MED 方法对分解后与原信号相关度最大的 IMF 分量进行降噪处理, 并对降噪后的 IMF 分量信号进行 Hilbert 包络解调, 提取故障特征。实验结果验证了该方法的有效性。

参考文献(References):

[1] 薛光辉, 张军, 吉晓冬, 等. 井下带式输送机减速器振动故障诊断研究[J]. 工矿自动化, 2014, 40(6): 51-53.
XUE Guanghui, ZHANG Jun, JI Xiaodong, et al. Research of vibration fault diagnosis of underground belt conveyor gear reducer[J]. Industry and Mine Automation, 2014, 40(6): 51-53.

[2] 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.

[3] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1149-1155.

- XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy [J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30 (5): 1149-1155.
- [4] 苏文胜, 王奉涛, 张志新, 等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 18-21.
- SU Wensheng, WANG Fengtao, ZHANG Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(3): 18-21.
- [5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [6] 安邦, 潘宏侠, 张媛, 等. 应用 VMD 和多参数融合的齿轮箱故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017(4): 92-95.
- AN Bang, PAN Hongxia, ZHANG Yuan, et al. Research on gearbox fault diagnosis based on VMD and multi-parameter fusion [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2017 (4): 92-95.
- [7] 钱林, 康敏, 傅秀清, 等. 基于 VMD 的自适应形态学在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3): 227-233.
- QIAN Lin, KANG Min, FU Xiuqing, et al. Application of adaptive morphology in bearing fault diagnosis based on VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(3): 227-233.
- [8] 姚家驰, 向阳, 李胜杨, 等. 基于 VMD-ICA-CWT 的内燃机噪声源识别方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(7): 20-24.
- YAO Jiachi, XIANG Yang, LI Shengyang, et al. Noise sources identification method of internal combustion engine based on VMD-ICA-CWT [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(7): 20-24.
- [9] 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 Zengqiang, LI Yachao, LIU Zheng, et al. Rolling bearings' fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(13): 134-139.
- [10] 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 Guiji, WANG Xiaolong. 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.
- [11] 王志坚, 韩振南, 刘邱祖, 等. 基于 MED-EEMD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 70-78.
- WANG Zhijian, HAN Zhenan, LIU Qiuzu, et al. Weak fault diagnosis for rolling element bearing based on MED-EEMD [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30 (23): 70-78.
- [12] 庞震, 任学平, 刘桐桐, 等. 基于小波包熵值和 EMD 结合的滚动轴承微故障诊断方法研究[J]. 机械传动, 2014, 38(3): 46-49.
- PANG Zhen, REN Xueping, LIU Tongtong, et al. Research of rolling bearing slight fault diagnosis method based on the wavelet packet entropy and EMD[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2014, 38(3): 46-49.
- [13] 王晗, 何刘. 最小熵解卷积法对轴承故障诊断[J]. 中国测试, 2016, 42(1): 114-120.
- WANG Han, HE Liu. Wheel bearing fault diagnosis based on minimum entropy deconvolution method[J]. China Measurement & Test, 2016, 42(1): 114-120.
- [14] 王兴龙, 郑近德, 潘海洋, 等. 基于 MED 与自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(18): 118-124.
- WANG Xinglong, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on minimum entropy deconvolution and autograms[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(18): 118-124.
- [15] 冯仲, 陈甲虎, 张华平. 复杂行星轮系传动比计算的简化法[J]. 机械传动, 2012, 36(3): 95-96.
- FENG Zhong, CHEN Jiahu, ZHANG Huaping. Simplification calculation method of transmission ratio of the complex planetary gear train [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2012, 36(3): 95-96.