

文章编号: 2095-2163(2020)03-0106-05

中图分类号: TH13

文献标志码: A

基于改进希尔伯特黄的故障特征提取方法研究

沈 颀, 郭 欣, 何 嘉

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 旋转机械故障特征的提取是监测故障信号的关键。本文针对旋转机械中的重要零部件如轴承等的故障振动信号往往被噪声淹没的问题, 提出一种基于完备集成经验模态分解的改进希尔伯特黄故障特征提取方法, 消除了经验模态分解存在的模态混叠现象。该方法首先采用相关性、光滑度综合指标进行信号去噪, 然后利用改进的希尔伯特黄筛选出故障特征模态进行信号重构, 最后对重构信号进行频谱分析。经过仿真信号和实测信号的验证, 此方法能够准确提取故障特征频率, 从而实现故障信号的识别。

关键词: 故障信号; 信号重构; 能量指标; 故障特征提取

Research on fault feature extraction algorithm based on improved Hilbert Huang

SHEN Jie, GUO Xin, HE Jia

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] The extraction of fault characteristics of rotating machinery is the key to monitoring fault signals. In this paper, the fault vibration signal of important parts such as bearings in rotating machinery is often overwhelmed by noise. The paper proposes an improved Hilbert Huang fault feature extraction method based on complete integrated empirical mode decomposition, which eliminates the empirical mode and decomposes the existence of modal aliasing. The method firstly uses the comprehensive index such as correlation and smoothness to denoise the signal, then uses the improved Hilbert Huang to screen out the fault modality for signal reconstruction, finally performs spectrum analysis on the reconstructed signal. After verification of the simulated signal and the measured signal, the method can accurately extract the fault characteristic frequency, thereby realizing the identification of the fault signal.

[Key words] fault signal; signal reconstruction; energy index; fault feature extraction

0 引言

目前旋转传动部分对于各类机械装置而言必不可少, 其中轴承作为核心部件起着至关重要的作用, 该部件的性能表现在很大程度上影响着整套设备的运行状态^[1]。然而当这些重要的机械部件发生故障时, 会直接降低设备的工作效率, 如果不能尽快发现作为安全隐患迟早会损伤设备, 甚至危害人身财产安全^[2]。因此, 及早发现设备故障, 排除安全隐患具有十分重要的现实意义。但是工业上旋转机械传动系统结构复杂多样, 其故障信号也具有非平稳性、非线性、频谱复杂等特性, 且隐藏在噪声信号中不易被发现, 故常规的针对周期平稳信号的时频分析方法并不适用于该类故障特征的检测分析^[3]。

针对复杂信号的时频分析方法主要有小波变换、短时傅里叶变换、经验模态分解等^[4], 其中短时傅里叶变换依旧是以固定函数为基础, 将原始信号进行固定的基底映射。小波变换的基底具有可塑

性、可选性, 但这些操作都需要人为完成。经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 方法可以将信号分解为不同尺度的分量 (Intrinsic Mode Function, IMF), 在此过程中无人干预, 具有自适应性, 经处理后信号具有很好的完备性, 但是该方法存在模态混叠现象和端点效应^[4]。叶美桃等人^[5]提出了一种改进双树复小波变换的齿轮箱复合故障特征提取方法。王宏民等人^[6]提出了一种使用变分模态分解 (VMD) 方法对齿轮裂纹故障进行特征提取, 并分析了变分模态分解方法在信号解耦中的适用性。冷军发等人^[7]提出了一种基于经验模态分解与约束独立分量分析相结合的故障特征提取方法。与常规 EMD 分解方法相比, 这些方法有了长足的进步, 能够较好抑制“模态混叠”现象的发生, 但由于仍使用以 EMD 为基础的信号处理算法, 难以从根本上解决问题, 将对最终结果产生影响。

自适应白噪声的完备经验模态分解 (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with adaptive

作者简介: 沈 颀(1993-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 运动控制与故障检测。

收稿日期: 2019-11-22

noise, CEEMDAN)是通过在特定分解阶段加入特定的白噪声,使得每一次迭代的余项唯一,消除了EMD的模态混叠现象^[8]。因此,本文采用基于CEEMDAN的改进希尔伯特黄算法,提取故障特征信号进行故障分析。

1 理论基础

希尔伯特黄(Hilbert-Huang Transform, HHT)主要包含经验模态分解和希尔伯特变换两部分^[9]。本文采用CEEMDAN对原始信号进行经验模态分解,得到精确的模态分量。在自适应白噪声的完备经验模态分解基础上,通过设置相关性、光滑度权重运用综合算法对信号进行降噪处理。采用改进的HHT求得降噪后剩余模态分量能量值,利用能量的大小筛选出包含故障特征的模态分量重构信号。故障特征提取方法流程图如图1所示。

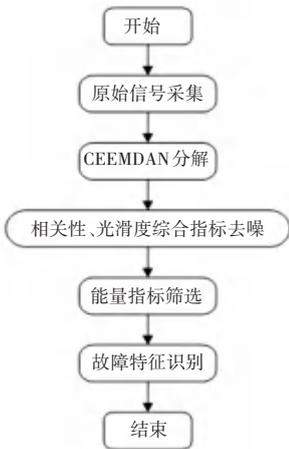


图1 故障特征提取方法流程图

Fig. 1 Flow chart of fault feature extraction method

1.1 CEEMDAN 基本原理

CEEMDAN是在EMD和EEMD基础上的一种改进算法。EMD方法的本质是对信号进行平稳化处理,将信号中不同特征尺度下的波动或变化进行分解,产生具有不同特征尺度的序列,适合非平稳、非线性信号的处理^[10]。但在处理含有异常种类(脉冲、间歇、冲击等)信号时,会出现模态混叠现象,即不同尺度的成分被分解到同一个IMF中,或同一尺度的成分分解到不同IMF中。模态混叠现象会影响所有IMF的分解,随着计算的累积甚至出现虚假分量现象,导致一些IMF失去物理意义。轴承信号在实际采集过程中受到强背景噪声、冲击信号、耦合信号的影响,若采用基于EMD的分解方法将失去后续信号分析的意义。EEMD利用白噪声均匀分布的特性,将均值为0的白噪声添加进原始信号中,淹没

异常信号,再进行多次EMD分解,把计算得到的同阶IMF分量做均值运算,所得结果即为最终IMF分量。EEMD较EMD分解效果有较大提高,但由于多次进行EMD分解产生的IMF数量不同,需要对不同阶的IMF进行平均运算,最终导致虚假分量的产生,影响后续信号分析。

CEEMDAN针对EEMD所述缺陷进行了改进,与EEMD的主要区别是通过在每个阶段总体均值得到其一阶IMF,然后计算下一阶IMF,该方法可在每次迭代产生IMF后得到唯一余项,避免了不同阶IMF的运算。CEEMDAN的具体设计流程如下:

将自适应白噪声 $v(t)$ 添加到原始信号 $x(t)$ 中,对信号 $x(t) + v(t)$ 进行 z 次的EMD分解,然后对所得到的 z 个 imf_1^i 进行平均处理,即可得到第一个固有模态分量 $\overline{imf_1}$ 。此时需用到如下数学公式:

$$\overline{imf_1}(t) = \frac{1}{z} \sum_{i=1}^z imf_1^i(t), \quad (1)$$

$x(t)$ 减去 $\overline{imf_1}(t)$ 得到余量信号 $r_1(t)$, 即:

$$r_1(t) = x(t) - \overline{imf_1}(t), \quad (2)$$

将以上步骤重复数次即可得到全部 imf 。设所有模态分量数量均为 k ,其最终余量信号为 $R(t)$,则原始信号 $x(t)$ 最终被分解为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^k \overline{imf_i} + R(t). \quad (3)$$

通过以上分析,CEEMDAN在改善模态混叠现象的同时保证了信号完备性。

1.2 基于CEEMDAN的相关性、光滑度降噪

实际轴承故障信号包含大量噪声,需要对原始信号进行去噪。本文提出一种基于相关性、光滑度指标的综合算法,该算法可以滤除含有大量噪声的模态分量。其中,相关性体现了模态分量与原始信号的相似程度。运算时需参考如下数学公式:

$$R = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (4)$$

其中, x_i, y_i 为所选模态信号和原始信号, \bar{x}, \bar{y} 为各信号均值。

信号光滑度体现了模态所含噪声的程度。设 $x = x_0$,则 x_0 处光滑度满足:

$$SN|_{x=x_0} = f(x_0 + 2h) - f(x_0 - 2h) - 2[f(x_0 + h) - f(x_0 - h)], \quad (5)$$

其中, h 为步长。

将所求模态分量所有点的光滑度求均值,即可

得到该模态的光滑度指标。具体计算公式为:

$$\overline{SN} = \frac{\sum_{i=1}^m SN_i}{m}. \quad (6)$$

通过对相关性、光滑度指标权重的设置,运用综合算法,可以准确提取出模态中噪声少且与原信号相关系数高的模态分量,排除多余模态分量对后续分析的干扰。

1.3 基于改进 HHT 能量指标的筛选方法

经过相关性、光滑度指标综合算法的筛选,剔除了 CEEMDAN 分解出的含有大量噪声的模态分量。由于轴承故障信号通常带有明显的冲击特征,故含有特征信号的模态分量所携带能量较大,所以利用能量的指标可以将故障特征提取出来。

HHT 主要由 2 部分构成。一部分为经验模态分解,另一部分将模态分量进行希尔伯特变换。本文采用基于 CEEMDAN 的改进 HHT,对信号进行能量指标的筛选。设所得固有模态函数为 $h_i(t)$,对模态分量做希尔伯特变换,借用变量 τ 得到:

$$\hat{h}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{h_i(\tau)}{t - \tau} d\tau, \quad (7)$$

构造解析信号:

$$z_i(t) = h_i(t) + j\hat{h}_i(t) = a_i(t)e^{j\varphi_i(t)}, \quad (8)$$

得到幅值函数为:

$$a_i(t) = \sqrt{h_i^2(t) + \hat{h}_i^2(t)}, \quad (9)$$

瞬时频率为:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \omega_i(t) = \frac{1}{2\pi} \times \frac{d\varphi_i(t)}{dt}. \quad (10)$$

通过上式可以清楚地区分信号的调幅调频,改变了傅里叶变换固有幅值、固有频率限制。在二维图中表达幅值的平方和时间的分布可以得到 Hilbert 能量谱,通过对单一模态所有时间点的能量求和可以得到该模态携带的能量大小。

2 仿真分析

在实际故障发生时,故障特征信号不会单独出现,其往往掩盖在包含噪声的复杂信号中。原始信号通常体现为谐波成分、调制成分、故障成分和噪声成分。本次采用周期方波信号作为故障特征信号。输入信号由以下组成:

$$x_1 = 0.5\sin(2\pi 500t), \quad (11)$$

$$x_2 = 0.05\sin(2\pi 50t)(1 + 1.5\sin(2\pi 5t)), \quad (12)$$

$$x = x_1 + x_2 + x_3 + x_4. \quad (13)$$

其中, x_3 为幅度 1、基频 100 Hz、占空比 20% 的方波信号, x_4 为均值为 0、功率为 0.3 的高斯白噪声。

谐波信号、调制信号、方波信号、噪声信号以及合成信号的时域波形如图 2 所示。采用 CEEMDAN 对原始信号进行分解,得到 11 个模态分量 $IMF_1 \sim IMF_{11}$,如图 3 所示。

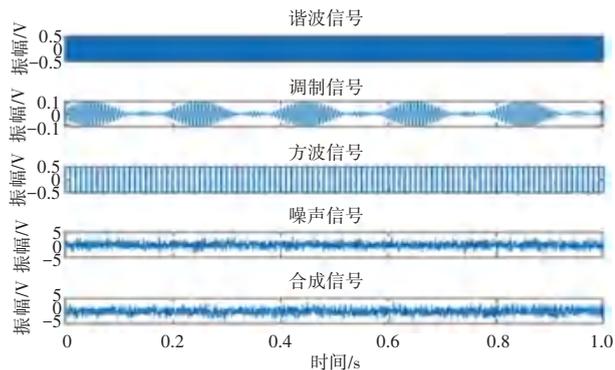


图 2 输入信号的时域波形

Fig. 2 Time domain waveform of input signal

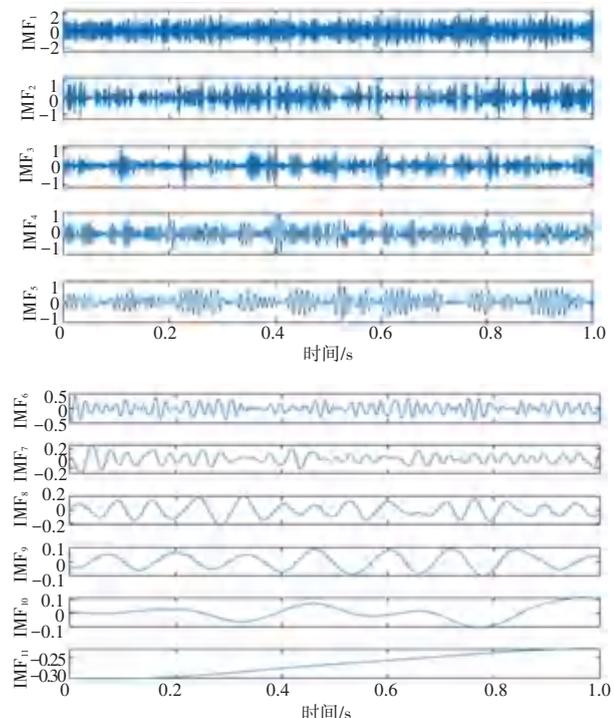


图 3 IMF1~IMF11 模态

Fig. 3 IMF1~IMF11 mode

为滤除原始信号中所含的高频噪声和不相关的低频分量,分别计算 11 个模态分量与原信号的相关系数与光滑度,将相关性权重 α 设为 0.6,光滑程度的权重设为 $1 - \alpha$,采用综合算法得到各模态分量的综合性能指标,结果如图 4 所示。设定综合性能低于 0.1 为低价值模态分量。 IMF_1 为信号高频部分,

从图4中可以看出,IMF₁相关性、光滑度标度指数最高,则该分量与原信号相关度高,所含高频噪声多,综合指标小于0.1,判断该分量为高频噪声部分。IMF₇~IMF₁₁信号平稳,与原信号相似程度低,综合性能指标小于0.1,判断为不相关低频分量,不具有重构价值。

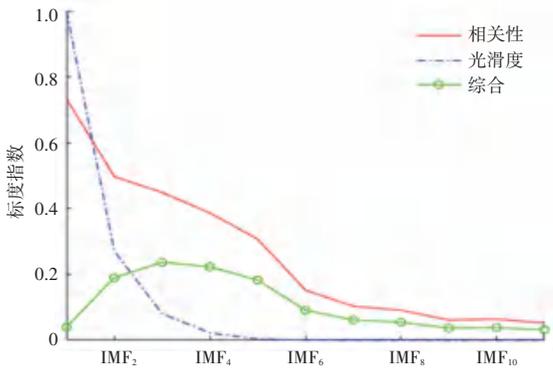


图4 各模态分量的综合性能指标

Fig. 4 Comprehensive performance index of each modal component

利用改进的HHT获得余模态分量的能量值,详见表1。从表1可以发现IMF₂、IMF₃、IMF₅是能量最大的三个频带,具有较大的破坏力,判断该模态分量中包含故障特征信号,选取这三个模态分量进行信号重构。

表1 IMF₂~IMF₆能量指标

Tab. 1 Energy index of IMF₂~IMF₆

模态分量	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆
能量/E	691.3	410.2	190.5	402.8	126.6

求取重构信号包络谱,如图5所示。从重构信号的频谱中可以看出100 Hz的方波信号频率出现在频谱中,证实了本算法的有效性。

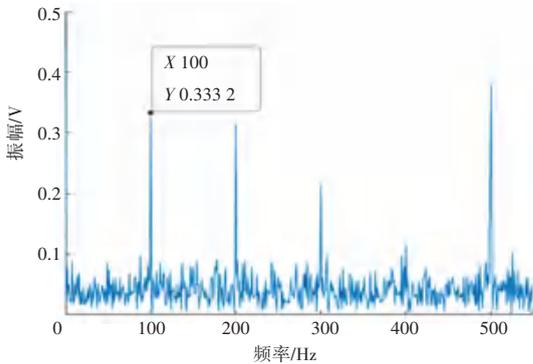


图5 重构信号频谱

Fig. 5 Reconstruction of signal spectrum

3 实测信号分析

为验证算法实用性,采用CA-YD-181-10压电加速度传感器采集实际数据进行实验。故障信号由电机输出端连接的深沟球轴承产生。该轴承直径

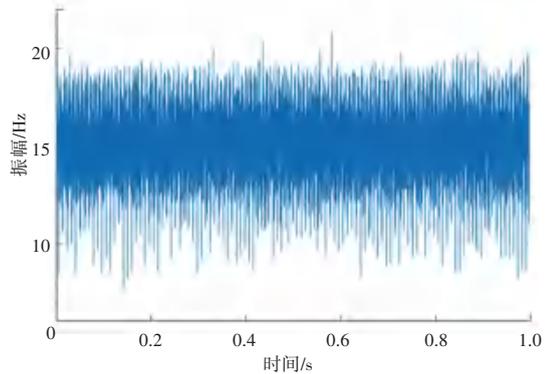
17 mm,滚珠直径7.938 mm,滚珠数目为7,实验电机转速2 300 r/min。通过公式计算可知轴承各类故障特征频率,见表2。

表2 轴承故障特征频率

Tab. 2 Characteristic frequency of bearing failure

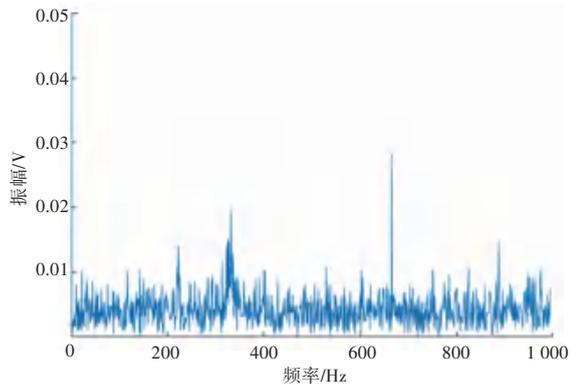
故障类型	内圈单点故障	外圈单点故障	保持架故障	滚珠故障
特征频率	187.056 7	81.276 6	11.610 9	39.665 3

实际测得的轴承故障信号时域、频域图如图6所示。从图6中分析发现时域图中存在明显冲击信号,频域图中难以发现轴承故障特征频率及其倍频成分,故难以观察轴承故障特征,并对故障类型进行进一步诊断。



(a) 时域图

(a) Time domain diagram



(b) 频域图

(b) Frequency domain diagram

图6 实测信号时域、频域图

Fig. 6 Time domain and frequency domain diagram of measured signal

首先对原始信号进行CEEMDAN分解,获得11个模态分量,分别计算11个模态分量的相关系数与光滑度,将相关性权重设为0.6,光滑程度的权重设为0.4,得到综合指标曲线,如图7所示。通过观察图7可以发现IMF₂~IMF₅具有较好的综合性能,IMF₁光滑度接近1,综合性能差,可判定为噪声信

号。 $IMF_6 \sim IMF_{11}$ 相关性低,综合指标小于0.1,判断模态分量为低频不相关部分,不具备重构价值。研究得到, $IMF_2 \sim IMF_5$ 所含能量值见表3。选取其中破坏力最大的3个模态分量 IMF_2 、 IMF_4 、 IMF_5 进行信号重构。

表3 $IMF_2 \sim IMF_5$ 能量指标

Tab. 3 Energy index of $IMF_2 \sim IMF_5$

模态分量	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5
能量/E	515.4	490.3	1 006.4	1 441.7

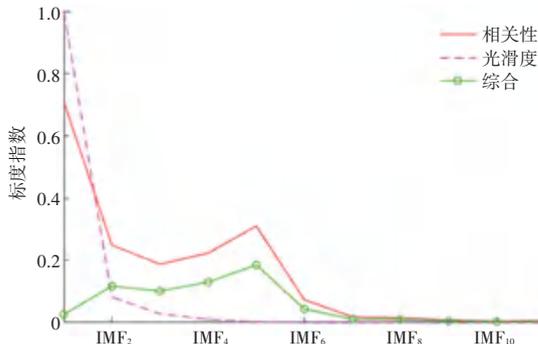


图7 综合指标分析

Fig. 7 Comprehensive index analysis

求取重构信号频谱,如图8所示。从重构信号的频谱中可以看出110 Hz的峰值频率出现在频谱中,该频率为轴承外圈单点故障特征频率,同时还可以准确识别故障频率的2倍频、3倍频、4倍频。可以判定为轴承外圈单点故障,与实际情况一致,从而证明了本算法的有效性。

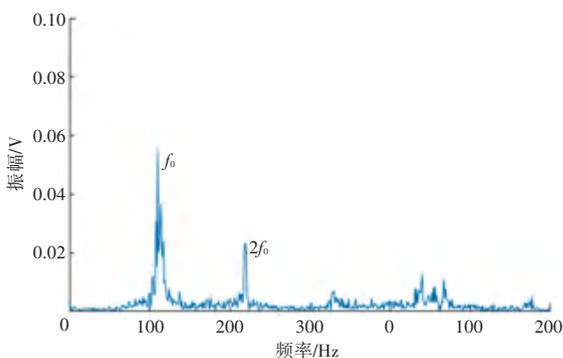


图8 重构信号频谱

Fig. 8 Reconstruction of signal spectrum

4 结束语

本文通过分析传统经验模态分解方法的局

限性,针对旋转机械提出了基于改进HHT的综合故障特征提取算法,该算法有效改善了信号分解的模态混叠现象。通过相关性、光滑度综合指标,去除噪声大、相关性低的模态分量,再通过能量指标提取出模态分量进行信号重构,该方法准确提取了故障特征,为故障类型的判断提供了依据。通过对仿真信号和实测轴承故障信号的分析证明了算法的有效性,适合在实际生产中使用。

参考文献

- [1] 王之宏,范玉刚,冯早. 旋转机械设备运行状态远程监测系统研究与开发[J]. 传感器与微系统,2017,36(9): 88.
- [2] 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 of London Series A,1998,454(1971): 903.
- [3] BAO Chunxiao, HAO Hong, LI Zhongxian, et al. Time-varying system identification using a newly improved HHT algorithm[J]. Computer and Structures,2009, 87(23-24): 1611.
- [4] 杨永峰,吴亚峰. 经验模态分解在振动分析中的应用[M]. 北京:国防工业出版社,2013.
- [5] 叶美桃,柴慧理. 提高双树复小波的齿轮箱复合故障特征提取[J]. 机械传动,2019,43(9): 123.
- [6] 王宏民,刘洪超,薛萍. 变分模态分解在齿轮故障特征提取中的应用[J]. 东北林业大学学报,2019,47(8): 97.
- [7] 冷军发,牛振华,荆双喜,等. EMD与cICA方法在多级齿轮传动微弱故障特征提取中的应用[J]. 机械科学与技术,2017,36(7): 1029.
- [8] 赵洪山,李浪. 基于MCKD-EMD的风电机组轴承早期故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(2): 29.
- [9] 郝东升. 希尔伯特黄变换在风机故障诊断的应用[J]. 内燃机与配件,2019,16(2): 44.
- [10] 余忠潇,郝如江. 基于小波包分析与互补集合经验模态分解的轴承故障诊断应用[J]. 济南大学学报(自然科学版),2019,33(6): 544.
- [11] 王子兰,杨瑞. 基于随机森林算法的旋转机械齿轮组故障诊断[J]. 山东科技大学学报(自然科学版),2019,38(5): 104.
- [12] 杨一晴,马宏伟,樊红卫,等. 煤矿旋转机械在线故障诊断及预警系统设计[J]. 工矿自动化,2019,45(10): 104.
- [13] 王玉生,曹建,张毅. 基于喘振谱分析的压缩机故障智能检测技术研究[J]. 智能计算机与应用,2017,7(3): 61.
- [14] 李华,逯佳旺. 基于传感量化融合的往复式压缩机故障诊断[J]. 智能计算机与应用,2018,8(6): 33.
- [15] 尚群立,马良威,庞仁贵,等. 基于希尔伯特-黄变换的控制阀气密性故障诊断研究[J]. 计算机测量与控制,2019,27(1): 5.
- [16] 梁存良,王德伟,巩孟祥,等. 航空发动机主轴承保持架断裂故障分析[J]. 轴承,2016(5): 24.