

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.03.015

基于 POA-VMD 与综合筛选指标的轴承故障诊断

刘永亮

(安标国家矿用产品安全标志中心有限公司, 北京 100013)

摘要:为更准确地对轴承进行故障诊断,提出一种基于 POA-VMD 与综合筛选指标的轴承故障诊断方法。针对 VMD 方法中对分解效果影响较大的 K 与 α 两个参数,基于经验选取导致振动信号分解效果不佳的问题,利用 POA 算法自动寻优,得到最大化 VMD 分解性能的 K 与 α 最优参数组合,并使用 POA-VMD 对轴承振动信号进行分解;针对依据单一指标选取分量进而导致故障特征提取精度差的问题,利用互相关、峭度、相对熵的综合筛选指标确定分解后的最优分量;利用 Hilbert 方法对最优分量进行处理,提取故障特征,实现轴承故障诊断。实验结果表明:与常规 VMD 方法、单个指标选取分量的方法相比,基于 POA-VMD 与综合筛选指标的轴承故障诊断方法具有更好的故障诊断效果。

关键词: POA; VMD; 轴承; 故障诊断**中图分类号:** TH133.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2025)03-0077-05

Bearing Fault Diagnosing Based on POA-VMD and Comprehensive Screening Index

LIU Yongliang

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

Abstract: In order to diagnose coal mine bearing with more accuracy, the bearing fault diagnosis method based on POA-VMD and comprehensive screening index is proposed. Aimed at the two parameters K and α which have great influence on decomposition effect in VMD, the bugs leading to the poor decomposition effect of vibration signal are sought out by experience. The POA algorithm is used to automatically optimize the K and α , obtaining the two optimal parameter combination of the maximized VMD decomposition performance, and the POA-VMD is applied to decompose the bearing vibration signal. Regarding the poor accurate fault feature extraction caused by the selection of components based on a single index, the optimal component after decomposition is determined with the comprehensive screening indexes of inter connection, kurtosis and relative entropy. And the Hilbert method is used to process the optimal component, extract the fault features and realize the bearing fault diagnosis. The experimental results show that the bearing fault diagnosis method based on POA-VMD and comprehensive screening index, in comparison with the conventional VMD method and the single index selection component one, has better fault diagnosis effect.

Keywords: POA; VMD; bearing; fault diagnosis

0 引言

轴承作为通用零部件在冶金、航空航天、矿业等行业的生产设备中得到广泛的应用。然而,其工况环境往往较为恶劣复杂,内外圈承受应力的综合作用,滚动体则长期处于运动承载状态。这都导致轴承极易损坏,进而引起设备不正常运行,甚至致使整条生产线的损坏,给各行业带来安全隐患与经济损失。因此,对轴承进行故障诊断,及时发现故障位置,对不正常运行的轴承进行及时维护更换,对保障人员生命安全、维护经济效益至关重要^[1-5]。

目前,轴承振动信号的故障诊断因信号获取的便捷性而得到广泛的应用。轴承在出现故障时,会在振动信号中产生周期性的脉冲冲击成分,如何从含有大量背景干扰成分的振动信号中提取故障特征是轴承振动信号故障诊断的关键。近年来,EMD^[6-8]、EEMD^[9-12]、LMD^[13-14]等信号分解方法被广泛应用于轴承的故障诊断中。但 EMD 与 LMD 方法存在模态混叠与端点效应等问题;而 EEMD 虽解决了模态混叠与端点效应的问题,但其算法本身效率低下。

因此,一种能将信号分解为数个准正交带宽固有模态的变模态分解(variational mode decomposition,

基金项目: 国家发改委基金项目(CCTC30211636);安标国家矿用产品安全标志中心科技创新基金项目(2019ZL004, 2019ZL005)

作者简介: 刘永亮(1989—),男,工程师,硕士,研究方向为机电系统智能诊断,928880199@qq.com。

VMD)方法得以提出,并被广泛应用于轴承的故障诊断领域^[15-16]。但 VMD 方法需预先设定对分解效果影响较大的模态分量个数 K 和惩罚因子 α 这两个参数,基于经验选取有一定的盲目性,容易造成分解后分量效果不佳,最终影响故障特征的提取。因此,本文利用鹈鹕优化算法(POA)去自动寻优 VMD 中的 K 和 α 的最优参数组合,以最大化 VMD 的分解性能。

另外,VMD 分解所得的每个模态分量都包含有不同的信号成分,如何从多个模态分量中选取包含有最多轴承故障冲击特征成分的分量,关系到最终故障诊断的准确度。目前,多数研究都通过分量与原信号的相关度最大或分量能量值最大去筛选最优分量,这种单一分量筛选方法会造成分量选取的失准,最终导致故障特征提取的不准确。因此,本文利用分量相关系数、分量峭度与相关熵形成综合筛选指标去选择最优模态分量,利用包络解调实现轴承的故障诊断。

1 POA-VMD

1.1 鹈鹕优化算法

鹈鹕优化算法(pelican optimization algorithm, POA)模拟了鹈鹕的狩猎过程。其种群可描述如下:

$$x_{i,j} = l_j + \text{rand} \cdot (u_j - l_j), i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中: $x_{i,j}$ 为第 i 个鹈鹕的第 j 维位置; N 为种群数量; m 为求解问题的维度; rand 是 $[0, 1]$ 范围内的随机数;第 j 维的上下边界分别为 u_j 和 l_j 。

POA 算法的更新分探索与开采两个阶段。所有种群成员在进行两阶段的更新后得到当前阶段的最佳解。随后算法进入下一次迭代,重复更新两个阶段的参数,直到完全执行结束。由于篇幅有限,POA 算法探索和开发阶段的具体步骤可参考文献[17]。

1.2 变分模态分解

VMD 是一种能自适应地将输入信号分解为指定个数且基于中心频率与有限带宽滤波后的模态分量。算法的本质是构造和求解变分问题。算法的具体计算步骤可参考文献[18-20],由于篇幅有限,此处不进行赘述。

1.3 POA-VMD

由于 VMD 方法需预先设定模态分量个数 K

和惩罚因子 α 这两个对分解性能影响很大的参数,而基于经验选取的盲目选取,势必影响分解效果,最终导致故障特征提取的精度不良。因此,将 POA 算法应用于 VMD 方法中,自动寻找 VMD 中模态分量个数 K 和惩罚因子 α 的最优参数组合。具体优化步骤如图 1 所示。

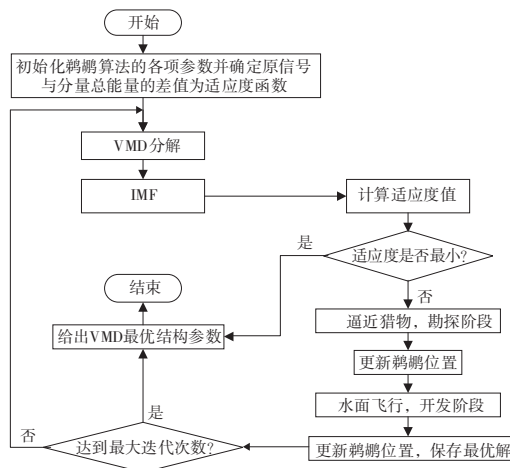


图 1 POA-VMD 步骤

2 综合筛选指标

1) 相对熵是两个随机分布之间距离的度量。设 p 和 q 分别为两个数据分布,则 $K-L$ 距离为

$$D(p \| q) = \sum_{i=1}^n p(x) \ln \frac{p(x)}{q(x)} \quad (2)$$

同理,可得 $D(q \| p)$ 。则 p 和 q 的相对熵为: $R = D(p \| q) + D(q \| p)$ 。当 p 和 q 完全相同时,其值为 0; p 和 q 的差别越大,其值越大。所以当求取 VMD 分解后的分量与原信号的相对熵时,分量与原信号越相似,则相对熵越小,反之则越大。

2) 求取各分量与原始信号的互相关系数,其值越大则其与原信号相关性越大,反之则越小。峭度指标对于冲击成分较为敏感,因此对轴承外圈故障冲击信号,分量的峭度越大,则标明分量中的故障成分越多。

3) 由于单一指标容易造成分量选择的错误,进而影响最终的故障特征提取,所以本文将以上三项指标进行归一化处理后,定义综合筛选指标 = 互相关系数值 + 峭度及相对熵值,分量的综合筛选指标最大者,则为最优分量。

3 仿真信号分析

根据轴承外圈故障产生的机制,用 Matlab 构造轴承外圈故障振动仿真信号。设置信号固有频

率为 1 500 Hz,外圈故障特征频率为 100 Hz。图 2 为模拟外圈故障的周期冲击信号与加噪后信号(此处为显示清晰,截取 0.3 s 的时域信号作为展示)。

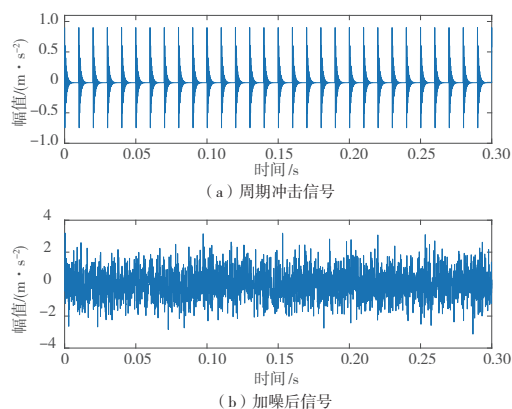


图 2 轴承外圈冲击信号与其加噪信号

1) 利用 POA 算法对 VMD 参数进行寻优,设置种群大小为 20,最大迭代次数为 20, K 的搜索范围为 $[2,15]$, α 搜索范围为 $[200,2\ 000]$ 。图 3 为 POA 算法的适应度曲线。从图中可知,迭代次数为 3 时适应度已达到最佳。鸚鵡算法搜索得到 K 和 α 的最优参数组合为 $[3,210]$ 。最优参数下 VMD 的分解结果如图 4 所示。

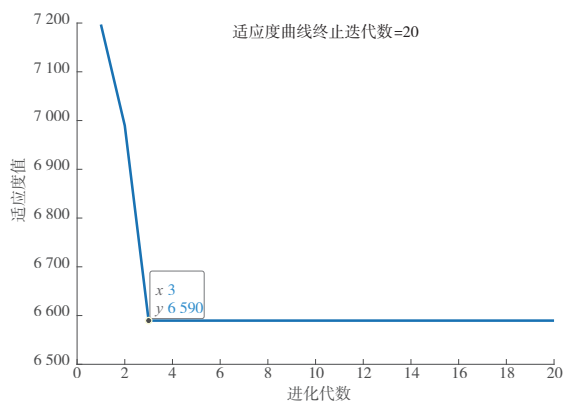


图 3 鸚鵡算法适应度曲线

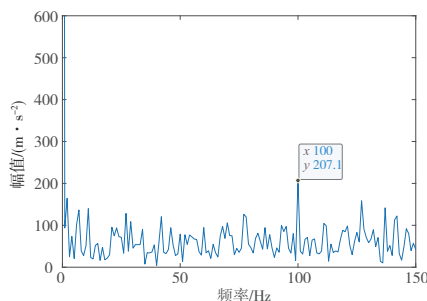


图 5 IMF2 包络解调谱

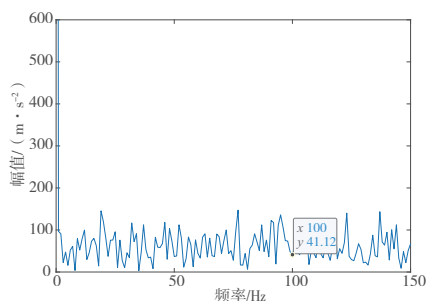


图 6 IMF1 包络解调谱

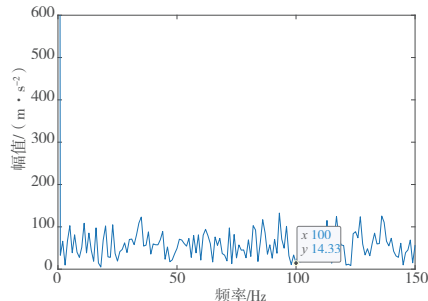


图 7 IMF3 包络解调谱

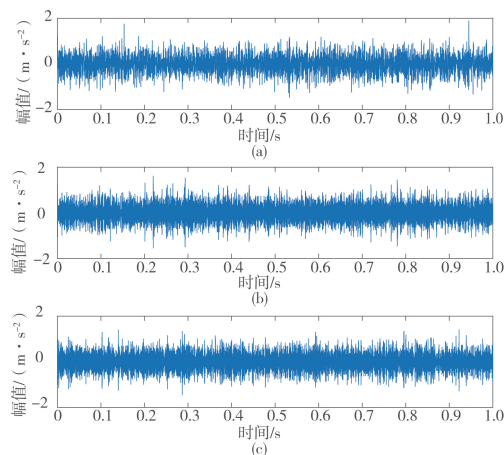


图 4 VMD 分解结果

2) 求取分解所得的 3 个分量与原信号的相关度及相对熵值,并计算每个分量的峭度值,如表 1 所示。可以看到,互相关值最大为 IMF2,峭度值最大为 IMF1,相对熵值最小为 IMF2,可见以单一指标作为筛选分量的依据会造成分量的误选,从而影响故障特征的提取。因此,求取 3 个分量与原信号的综合筛选指标。筛选指标的值如表 1 所示。

表 1 仿真信号分量筛选指标值

分量	互相关值	峭度		相对熵值		综合指标
		原值	归一化值	原值	归一化值	
IMF1	0.60	3.04	1.00	16.33	1.00	0.60
IMF2	0.63	3.01	0.14	12.04	0	0.77
IMF3	0.58	2.98	0	14.71	0.24	0.34

3) 选取综合指标最大的 IMF2 作为分析对象,对其进行 Hileber 解调,结果如图 5 所示。从图中可以看出,100 Hz 的故障特征频率被解调出来,实现了轴承仿真信号的故障诊断。

为对比综合筛选指标的优势性,对 IMF1 和 IMF3 进行包络解调,结果如图 6 和图 7 所示。可以看到 100 Hz 的故障特征频率隐藏在频率谱线中,无法进行轴承的故障诊断。

4 实验信号分析

本文利用 Spectra Quest 公司的机械故障综合模拟试验台(图 8)来模拟轴承故障,故障为轴承座 4 处的轴承外圈点蚀故障。加速度传感器安装于轴承座 4 的水平径向、垂直径向和轴向。轴承型号为 ER-10K 圆柱滚子轴承,轴承节径 $D=33.5$ mm,接触角 $\alpha=0^\circ$,滚动体个数 $Z=8$,滚动体直径 $d=7.9375$ mm。设定采样频率为 2 560 Hz,采样点数为 2 560 个,转速为 2 400 r/min。根据故障频率计算公式,求得外圈故障特征频率为 122 Hz。实验测得的故障轴承信号如图 9 所示。

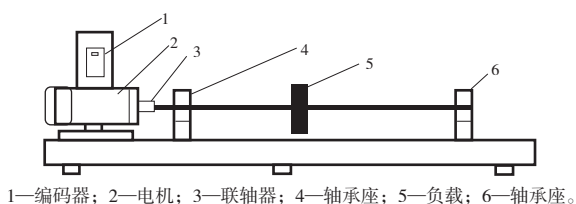


图 8 故障诊断实验台示意图

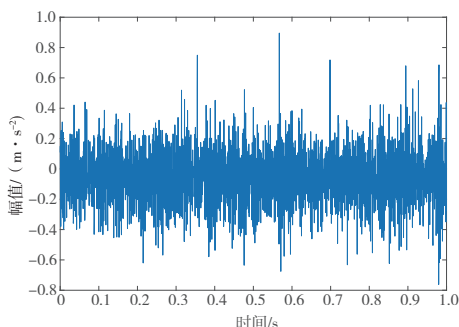


图 9 轴承外圈故障信号

首先,利用 POA 算法对 VMD 参数进行寻优,设置种群大小为 20,最大迭代次数为 20, K 的搜索范围为 $[2, 15]$, α 搜索范围为 $[100, 1\ 500]$,图 10 为 POA 算法的适应度曲线,算法在第 7 代达到了最优状态。通过搜索,得到 K 与 α 的最优参数组合为 $[6, 300]$ 。POA-VMD 分解结果如图 11 所示。

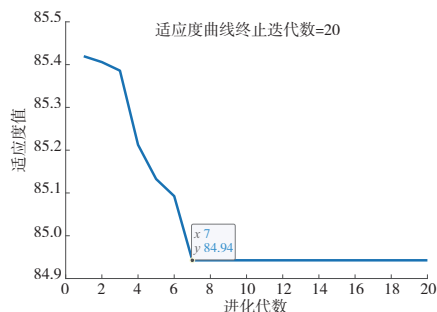


图 10 适应度曲线

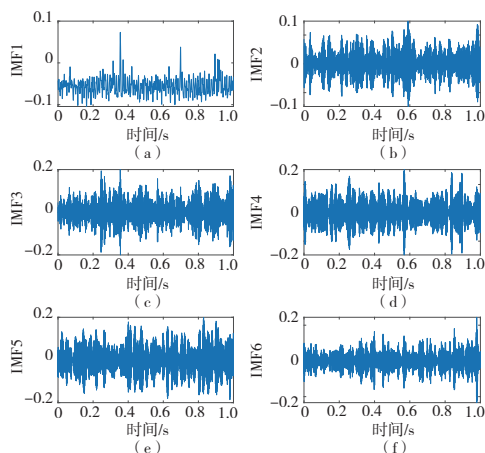


图 11 POA-VMD 分解后结果

1) 对 6 个分量分别计算其相关度值、峭度值、相对熵值,并计算各分量的综合指标值,如表 2 所示。表中所示,相关度最大为 IMF2,峭度最大为 IMF1,相关熵值最小为 IMF4,而分量综合指标最优为 IMF3。

表 2 实验信号分量筛选指标

分量	相关度	峭度		相对熵		综合指标
		原值	归一化值	原值	归一化值	
IMF1	0.34	7.20	1.00	1 504.92	1.00	0.34
IMF2	0.54	3.01	0.01	134.68	0.01	0.55
IMF3	0.44	4.48	0.36	280.94	0.11	0.68
IMF4	0.53	3.22	0.06	123.79	0	0.60
IMF5	0.45	2.95	0.00	289.36	0.12	0.33
IMF6	0.37	4.05	0.26	208.72	0.06	0.57

对综合指标最优的 IMF3 进行 Hilbert 解调包络,结果如图 12 所示。从图中可以看到故障特征频率 122 Hz 及其两倍频都被解调出来了,完成了轴承外圈的故障诊断。

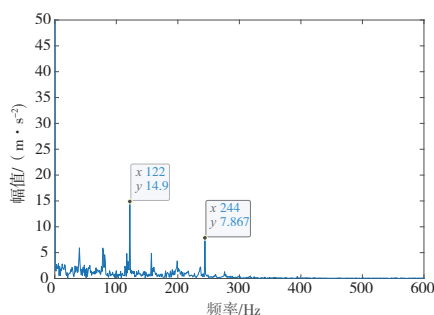


图 12 IMF3 的 Hilbert 包络解调谱

为进行对比,分别对相关度最大 IMF2、峭度最大的 IMF1 和相对熵最小 IMF4 做 Hilbert 包络

解调,结果如图 13—图 15 所示。可以看到 122 Hz 的故障特征频率隐藏在众多的频率谱线中,无法

对轴承外圈进行故障诊断,这也反映了综合筛选指标的优越性。

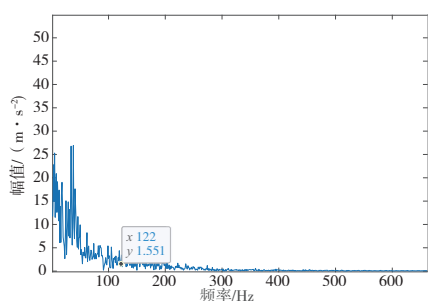


图 13 IMF2 的 Hilbert 包络解调谱

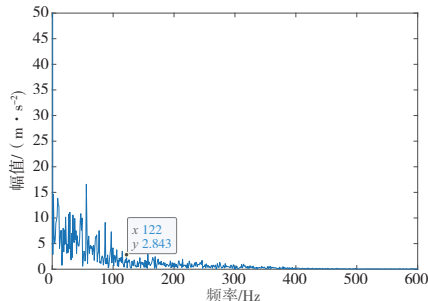


图 14 IMF1 的 Hilbert 包络解调谱

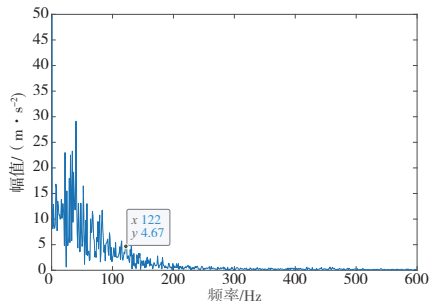


图 15 IMF4 的 Hilbert 包络解调谱

5 结语

本文首先采用 POA 算法对 VMD 中两个影响分解效果的参数 K 和 α 进行寻优,并利用最优参数组合对 VMD 进行分解,得到一系列分量;然后利用综合筛选指标选取最优分量;最后对最优分量进行 Hilbert 包络解调。仿真与实验结果表明:

1) POA 作为一种自适应寻优算法,能够自动寻找出最大化 VMD 性能的 K 和 α 最优参数组合,弥补了通常 VMD 两个参数基于经验选取的盲目性从而导致分解效果不佳的弊端;

2) 分量的综合筛选指标避免了单一筛选指标导致的分量选择错误,能够准确选取最优分量,有利于故障特征频率的提取。

参考文献:

- [1] 张玉芝. 煤矿主通风机轴承故障诊断研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- [2] 白逸飞. 基于振动数据分析的煤矿主通风机轴承故障诊断方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2020.
- [3] 高淑芝, 陈雪峰, 张义民, 等. 基于 CEEMDAN 和熵特征的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2025(1): 99-102.
- [4] 赵伟龙, 梁学文. 某地铁车辆轴箱轴承失效故障分析及改进建议[J]. 城市轨道交通研究, 2025, 28(3): 309-311.
- [5] 赵小强, 柴靖轩. 改进卷积胶囊网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2024, 37(5): 885-895.
- [6] 秦波, 刘永亮, 王建国, 等. EMD 分解与多特征融合的齿轮故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2016, 44(3): 188-191.
- [7] 陈龙, 张纯龙. 基于 EMD 包络谱特征与 PCA-PNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2022, 43(10): 173-176.
- [8] 陈浩楠, 李颖, 巴鹏, 等. 基于 EMD-WVD 时频图和

NRBO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 失效分析与预防, 2025, 20(1): 18-24.

- [9] 金志浩, 陈广东, 汪红, 等. 基于 EEMD-FSK 的滚动轴承故障诊断[J]. 机床与液压, 2023, 51(4): 180-183.
- [10] 李瑞星, 戴莹莹, 王润贤, 等. 基于 EEMD 和 SOM 的轴承故障诊断[J]. 机械工程师, 2023(1): 4-8.
- [11] 和建荣. 基于 EEMD 和 MSB 方法的采煤机轴承故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化, 2025, 54(1): 285-288.
- [12] 王瑞辰, 赵京. 基于 EEMD 的声振信号特征融合轴承故障诊断[J]. 自动化应用, 2024(19): 13-17.
- [13] 关可铭, 杜兵, 李金峰, 等. 基于 LMD 和改进 CNN 的轴承故障诊断方法[J]. 制造业自动化, 2023, 45(1): 216-220.
- [14] 金京, 刘畅, 兰雨涛, 等. 基于 LMD 和 MOMEDA 的滚动轴承早期故障特征提取研究[J]. 机电工程, 2021, 38(3): 276-285.
- [15] 曹洁, 张玉林, 王进花, 等. 基于 VMD 和 SVPSO-BP 的滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2022, 43(9): 294-301.
- [16] 黄晓诚, 贺青川, 陈文华. 基于 VMD 与 MLP 的电机轴承故障检测方法[J]. 机电工程, 2022, 39(7): 911-918.
- [17] 高洁, 伊雨, 赵雯宇, 等. 基于 POA-ELM 的含煤地层异常构造分类[J]. 煤炭学报, 2023, 48(11): 4135-4144.
- [18] 刘烽, 陈学军, 张磊, 等. 基于优化变分模态分解和包络峭度的轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2024, 45(10): 1533-1540.
- [19] 费红博, 张超, 吴乐, 等. 基于 VMD-MCKD 的微弱故障信号降噪及冲击特征增强方法[J]. 机电工程, 2025, 42(2): 237-246.
- [20] DRAGOMIRETSKIY K, ZOISSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

收稿日期: 2023-08-18