

## 【航空电子电气工程】

## 基于 ICOA-VMD 的滚动轴承故障诊断方法

何 凯, 黄斯琪

(滁州职业技术学院 机械与汽车工程学院, 安徽 滁州 239000)

**摘 要:**针对滚动轴承振动信号通常微弱、复杂且提取识别颇具难度的问题,提出了一种基于改进的长鼻浣熊算法(ICOA)优化变分模态分解(VMD)的滚动轴承故障诊断方法。首先采用精英保留、随机扰动等策略改进长鼻浣熊算法(COA);然后利用 ICOA 对 VMD 进行寻优,为解决单一目标函数评估参数不准确的问题,提出以平均包络熵、峭度和相关系数建立的综合指标作为适应度函数,将轴承信号进行降噪分解得到若干个含有关键特征的故障信号;最后结合综合指标选择最佳的分量进行包络谱图分析。实验结果表明,与 COA-VMD、SSA-VMD 和 PSO-VMD 等优化算法相比,所提方法在收敛速度、精度和稳定性上均有一定的优势,能更有效地提取识别出早期滚动轴承故障信号。

**关键词:**滚动轴承;长鼻浣熊算法;变分模态分解;综合指标;包络谱;故障诊断

**中图分类号:** TH 133.3 **文献标识码:** A **DOI:**10.13486/j.issn.2097-4973.2025.04.006

滚动轴承是航空发动机高速转子系统动力传递的关键承力单元,其动态特性直接决定了发动机的功率输出稳定性与结构可靠性。在高速、重载的环境下,滚动轴承易发生点蚀、塑性变形等故障,所以及时检测滚动轴承是否存在故障对航空发动机系统的整体安全有着重要意义<sup>[1-2]</sup>。如何在复杂的噪声背景下提取出有效的故障特征信息是滚动轴承振动信号状态检测的难点。近年来,通过变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)来提取故障特征已经发展成熟<sup>[3]</sup>,VMD 通过设置维纳滤波器组将信号准确地分解为若干个具有一定带宽和中心频率的分量。然而 VMD 需要提前设置参数分解层数  $k$  和惩罚因子  $\alpha$ ,若  $[\alpha, k]$  选取得不合适可能会产生虚假分量或者分解不充分等问题,从而导致提取的故障特征不够准确。为解决 VMD 存在的问题,唐贵基等提出了一种基于粒子群的自适应寻找优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[4]</sup>,Xue 等提出了一种基于模拟麻雀觅食行为对 VMD 进行优化的算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)<sup>[5]</sup>。以上方法都能够自适应搜索 VMD 最佳  $[\alpha, k]$ ,并取得了不错的分解去噪效果,但它们仍存在容易陷入局部最优、收敛速度不快等缺点。2023 年 Dehghani 等提出一种新型元启发式算法——长鼻浣熊算法(Coati Optimization Algorithm, COA)<sup>[6]</sup>。COA 通过模拟北美长鼻浣熊群体猎食鬣蜥和逃避捕食者两种行为实现对待优化问题的求解,其在搜索精度、搜索速度方面有一定优势,且在局部最优值上处理较好。然而传统的 COA 通常采用固定的参数设置,这可能导致 COA 在搜索初期和后期表现不一致,同时可能陷入局部最优。

综上所述,本文提出了一种基于改进的 COA(ICOA)优化 VMD(ICOA-VMD)的滚动轴承故障诊断

收稿日期:2025-02-24

基金项目:安徽省高校自然科学研究重点项目(2024AH051443)

第一作者简介:何 凯(1992— )男,安徽全椒人,讲师,硕士,主要从事振动信号处理和机械设备故障诊断研究。

E-mail:hekai@chzc.edu.cn

方法。使用拉丁超立方采样初始化种群,能够更均匀地覆盖整个搜索空间,提高初始种群的质量,同时为防止种群中的优秀个体在迭代过程中丢失,导致算法收敛速度变慢或陷入局部最优,引入了精英保留策略,将当前种群中的最优个体直接保留到下一代,避免其在更新过程中被替换<sup>[7-8]</sup>。在开发阶段引入了随机扰动和精英解的结合,增强了算法在局部搜索中的能力。采用 ICOA 对 VMD 进行寻优,以平均包络熵、峭度和相关系数建立的综合指标作为适应度函数<sup>[9-10]</sup>,将轴承信号进行降噪分解得到若干个含有关键特征的故障信号,最后结合综合指标选择最佳分量进行包络谱图分析。通过与 PSO-VMD、COA-VMD 和 SSA-VMD 故障特征提取方法的实验结果对比看出,所提方法的降噪效果更好且故障特征更明显。

## 1 理论基础

### 1.1 变分模态分解

VMD 变分模型构造如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_K \left\| \partial t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) u_k \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}, \\ \text{s. t. } \sum_K u_k = f. \end{cases}$$

式中:  $\{u_k\}$  为各模态分量 IMF 的集合,  $\{\omega_k\}$  为各模态分量 IMF 中心频率的集合,  $\delta(t)$  为脉冲函数,  $f$  为原始信号,  $K$  为模态分量 IMF 个数,  $e^{-j\omega_k t}$  为预估中心频率。为取得 VMD 的最优解,引入增广 Lagrange 函数

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle. \end{aligned}$$

式中:  $\alpha$  为惩罚因子,  $\lambda(t)$  为 Lagrange 乘法算子,  $*$  为卷积,  $\langle \rangle$  为内积。从上式可以看出, VMD 将原始信号不断更新寻求最优解,再通过傅立叶逆变换得到各模态分量和中心频率<sup>[11]</sup>。

### 1.2 长鼻浣熊算法

COA 基本思想是模拟北美长鼻浣熊种群捕食鬣蜥(探索阶段)和躲避捕食者(开发阶段)的两种行为,通过两种行为不断对种群内的长鼻浣熊(待定解)位置进行迭代更新。对长鼻浣熊的两种行为进行数学建模,步骤如下:

一是随机初始化长鼻浣熊种群。在 COA 中,长鼻浣熊的位置代表问题的候选解。种群初始化的数学模型为

$$x_{i,j} = lb_j + R(ub_j - lb_j), i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m.$$

式中:  $x_{i,j}$  为第  $i$  只长鼻浣熊在第  $j$  维度的位置,  $ub_j$  为搜索空间上限值,  $lb_j$  为搜索空间下限值,  $R(0, 1)$  为范围内的随机数,  $N$  为长鼻浣熊种群规模,  $m$  为搜索空间维度。

二是捕食鬣蜥(探索阶段)。该阶段中,有一半长鼻浣熊爬上树攻击一只鬣蜥,另一半在地面等待鬣蜥掉落。因此,长鼻浣熊位置更新描述为

$$x_{i,j}^{P_1} = x_{i,j} + R(Ig_j - I \cdot x_{i,j}), i = 1, 2, \dots, \left[ \frac{N}{2} \right].$$

式中:  $[\cdot]$  为最大整数函数;  $j = 1, 2, \dots, m$ ;  $x_{i,j}^{P_1}$  为第  $i$  个长鼻浣熊在第  $j$  维的新位置;  $I$  为  $\{1, 2\}$  中的随机整数;  $Ig_j$  为鬣蜥在搜索空间中在第  $j$  维的位置。当鬣蜥掉落时,地面上的长鼻浣熊在搜索空间中开始移动搜寻,其表达式为

$$x_{i,j}^{P_2} = \begin{cases} x_{i,j} + R(Ig_j^G - I \cdot x_{i,j}), F_{I_g^G} < F_i, \\ x_{i,j} + R(I \cdot x_{i,j} - Ig_j^G), F_{I_g^G} \geq F_i. \end{cases}$$

式中:  $i = \left[ \frac{N}{2} \right] + 1, \left[ \frac{N}{2} \right] + 2, \dots, N$ ;  $Ig_j^G$  为地面上鬣蜥的最新位置;  $F_{I_g^G}$  为地面上鬣蜥对应最新位置的适应

度值;  $F_i$  为更新之前的鬣蜥适应度值。

三是逃脱捕猎者(开发阶段)。当长鼻浣熊遭到捕食者袭击时会逃离原位置,表达式为

$$x_{i,j}^{P_2} = x_{i,j} + (1 - 2R)(lb_j^{\text{local}} + R(ub_j^{\text{local}} - lb_j^{\text{local}})), i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m。$$

式中:  $x_{i,j}^{P_2}$  为逃脱捕猎者阶段第  $i$  个长鼻浣熊在第  $j$  维的新位置,  $ub_j^{\text{local}}$  为当前位置下搜索空间上限值,  $lb_j^{\text{local}}$  为当前位置下搜索空间下限值。

### 1.3 改进的长鼻浣熊算法

参数的选择对算法的性能具有重要影响, COA 通常采用简单的随机初始化参数的方法, 种群的初始分布可能不够均匀, 导致搜索效率较低。同时 COA 在探索和开发阶段的逻辑较为简单, 容易陷入局部最优。

使用拉丁超立方采样初始化种群, 能够更均匀地覆盖整个搜索空间, 减少初始种群的聚集现象, 增强算法的全局搜索能力。

精英保留策略。在每次迭代时, 首先对种群个体的适应度进行排序, 选择适应度最优的前  $E$  个个体作为精英个体, 其中,  $E$  通常设置为种群大小  $N$  的一定比例, 如  $E = [0.3N]$ 。设种群个体的适应度值集合为  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$ , 对  $F$  进行升序排序(假设目标是最小化问题), 得到排序后的索引集合  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ , 则精英个体的位置集合为  $\{x_{s_1}^t, x_{s_2}^t, \dots, x_{s_E}^t\}$ 。这些精英个体将直接保留到下一代, 其位置在下一代中保持不变。

引入随机扰动和精英解的结合。通过引入随机扰动, 生成最新的位置, 增强算法在局部搜索中的能力, 避免陷入局部最优。同时结合精英解, 确保在开发阶段能利用全局最优信息, 提高搜索效率。

$$\begin{cases} x_{i,j}^{P_2} = x_{i,j} + \text{ran}(1, 1) \cdot (x_{\text{iguana}} - I \cdot x_{i,j}), F_{I_j^G} > F_{\text{iguana}}, \\ x_{i,j}^{P_2} = x_{i,j}, F_{I_j^G} \leq F_{\text{iguana}}。 \end{cases}$$

式中:  $I$  为一个  $(0, 1)$  的随机数,  $x_{\text{iguana}}$  为一个生成的解,  $F_{\text{iguana}}$  为随机生成解的适应度值。

### 1.4 ICOA 优化 VMD

VMD 是一种自适应的信号分解方法, 其分解效果依赖于  $\alpha$  和  $k$  两个关键参数。本文提出的 ICOA 引入了精英保留策略, 具有颇为优秀的搜索性能和收敛速度, 其在搜索最佳参数时需要一个适应度函数用于评估每组 VMD 参数的优劣。

包络熵是一种衡量信号复杂度或有序度的指标。平均包络熵通过计算所有模态的包络熵的平均值, 可以得到一个综合的有序度指标。这个指标越小, 表示分解结果的有序度越高, 即分解结果中的特征信息越明显。包络熵公式为

$$\begin{cases} E_k = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i, \\ \bar{E}_k = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k E_k。 \end{cases}$$

式中:  $E_k$  为模态的包络熵,  $k$  为模态分量个数,  $N$  为信号的长度,  $\bar{E}_k$  为所有模态的包络熵的平均值,  $p_i$  为原始信号经 Hilbert 变换后得到的包络信号的归一化形式。

峭度是归一化(标准化)的四阶中心矩, 用于衡量信号的尖峰性。峭度值越高, 表示信号中包含越多的尖峰或脉冲成分, 峭度值大小通常与故障特征相关。峭度值的计算公式为

$$K_{\text{kurtosis}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2\right)^2}。$$

式中:  $x_i$  为信号的第  $i$  个样本,  $\mu$  为信号的均值,  $K_{\text{kurtosis}}$  为信号的峭度值。

相关系数用来衡量分解结果与原始信号之间的相关程度。相关系数越高,表示分解结果与原始信号的相关性越强,即分解结果保留了更多的原始信号信息。相关系数计算公式为

$$R = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(\mu_{k,i} - \mu_{\mu_k})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \sum_{i=1}^N (\mu_{k,i} - \mu_{\mu_k})}}$$

式中: $\mu_{k,i}$ 为信号的第  $k$  个模态第  $i$  个样本, $\mu_{\mu_k}$ 为信号的第  $k$  个模态的均值。

适应度函数综合了平均包络熵、峭度和相关系数 3 个关键指标,适应度值公式计算为

$$F = E / (K_{kurtosis} \times R)$$

通过综合平均包络熵、峭度和相关系数,适应度函数能够更全面地评估 VMD 分解结果的质量。每个指标都有其独特的原理和优点,共同作用于适应度函数,提高了优化算法的全局搜索能力和解的质量。 $F$  越小,搜寻的 VMD 参数组合质量越好。采用 ICOA 优化 VMD 自适应选择参数  $\alpha$  和  $k$ ,结合综合指标选择最佳 IMF 分量进行滚动轴承故障诊断。具体算法流程如下:输入原始信号,加入白噪声;初始化 ICOA 相关参数,优化参数的个数为 2,长鼻浣熊种群为 20,最大迭代次数为 20, $k \in [2, 10], \alpha \in [500, 5\ 000]$ ;计算每个个体的  $F$ ,记录当前种群中的最优个体  $X_{best}^0$  及  $F_{best}^0$ ;根据 ICOA 的规则更新长鼻浣熊种群位置;计算更新后的每个长鼻浣熊种群  $F$ ;对更新前后的适应度值进行比较,通过精英保留策略和随机扰动调整不断优化种群位置和  $F$ ,直到达到最大迭代次数;输出 VMD 分解的最佳参数,并对滚动轴承信号进行 VMD 分解,得到多个模态分量;对每个模态分量计算综合指标,选择最小的综合指标分量,进行包络谱分析,判断滚动轴承是否存在故障及故障类型。

## 2 滚动轴承故障诊断实例分析

为验证本文所提方法的科学性和准确性,通过采集 SKF6210 深沟球轴承信号进行验证。实验所需的滚动轴承内圈故障由电火花雕刻机模拟加工,采用某钢厂 BVT-5 轴承振动平台和某研究所的 INV-1618C 型实验仪采集数据,轴向负荷为 200 N,径向负荷为 300 N,信号采样时间为 120 s,采样频率为 5 120 Hz,转速为 30 r/s,经计算轴承外圈故障频率为 123 Hz。

先在采集信号中添加 10 dB 的高斯白噪声用于模拟真实环境中的噪声干扰,从而保证实验结果的真实可靠,再对信号进行时域和共振解调分析,图 1 和图 2 分别为滚动轴承内圈故障信号的时域图和包络谱图。由图 1 可知,信号随机截取 10 240 个点,全域存在大量噪声,无法发现信号频率和周期。由图 2 也无法准确地找到故障的特征频率。

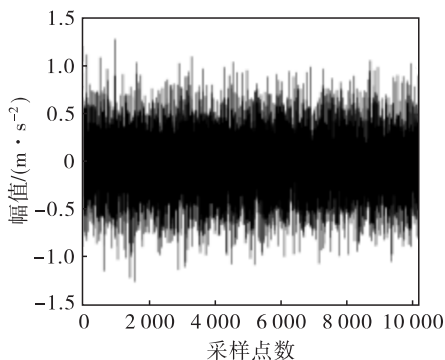


图 1 原始信号时域图

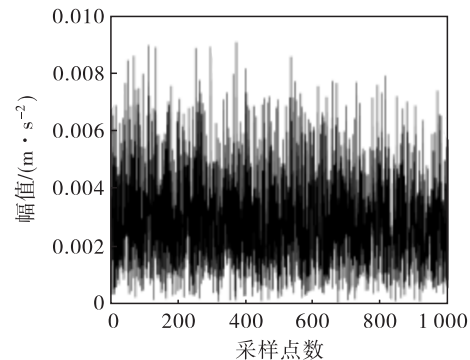


图 2 原始信号包络谱图

因此,本文将采用 VMD 分解对信号进行去噪并提取特征频率,提出 ICOA 对 VMD 参数 $[\alpha, k]$ 进行寻优,以平均包络熵、峭度和相关系数建立综合指标作为适应度函数,将轴承信号进行自适应降噪分解得

到若干个含有关键特征的故障信号,再选择最佳的分量进行包络谱图分析。为了验证 ICOA 优化 VMD 的优越性,本文分别选用粒子群算法(PSO)、麻雀搜索算法(SSA)、COA 与 ICOA 搜寻的 VMD 最佳参数进行对比。首先初始化四种方法参数;然后按  $k$  取 $[3,11]$ , $\alpha$  取 $[500,5\ 000]$ 搜寻 VMD 最佳参数组合,以综合指标作为适应度函数评估每组 VMD 参数的优劣;最后当迭代次数达到 20 时,输出的各优化算法适应度值随迭代次数变化曲线如图 3 所示,各优化算法搜寻 VMD 参数得到的适应度值最低且收敛时,输出最佳 VMD 参数。ICOA-VMD 搜寻的最佳参数为 $[987,3]$ 、COA-VMD 搜寻的最佳参数为 $[2\ 144,3]$ , SSA-VMD 搜寻的最佳参数为 $[2\ 735,3]$ , PSO-VMD 搜寻的最佳参数为 $[5\ 000,3]$ 。由图 3 可知,在收敛速度方面:ICOA-VMD 在迭代第 2 次开始收敛,收敛速度最快;SSA-VMD 在迭代第 3 次开始收敛,在初期的收敛速度略慢于 ICOA-VMD;COA-VMD 和 PSO-VMD 分别在第 6 次、第 8 次开始收敛,在整个迭代过程中,初期收敛较快,中期趋于平稳。PSO-VMD 在搜索过程中可能较早地进入了局部最优,在搜索最优解时效率较低。在稳定性方面:ICOA-VMD 和 SSA-VMD 在达到一定适应度后,表现出较好的稳定性,适应度变化不大;COA-VMD 和 PSO-VMD 在初期快速下降后,适应度在较低水平上波动,显示出一定的不稳定性。在收敛精度方面:SSA-VMD 和 ICOA-VMD 在迭代初始时选择的适应度分别为 0.783、1.168,与迭代终止时确定的最优适应度 0.770、0.886 比较接近,说明 SSA-VMD 能够较为准确地确定迭代函数的初始适应度,收敛精度具有一定的优势,ICOA-VMD 算法次之;COA-VMD 和 PSO-VMD 在迭代初始时选择的适应度分别为 1.098、1.307,迭代终止时确定的最优适应度分别为 0.797 1、0.708,表明其收敛精度相对较差。因此,可以得出 ICOA-VMD 在收敛速度、稳定性和收敛精度方面综合性能表现最佳,是这四种算法中最优的选择。

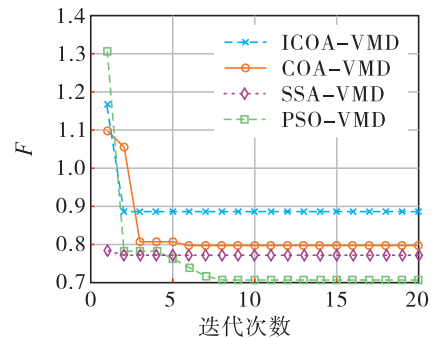


图 3 各算法  $F$  随迭代次数变化

根据四种算法得到的最优参数,分解得到若干个 IMF 分量,对 ICOA-VMD 分解得到的各 IMF 分量进行包络谱分析,结果如图 4 所示,可知  $IMF_2$  为最佳分量。

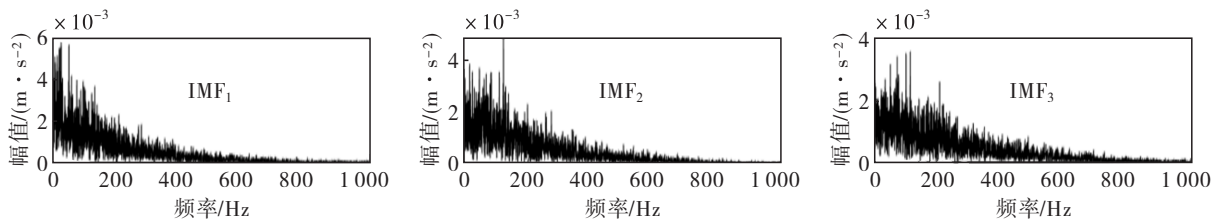


图 4 ICOA-VMD 各分量包络谱图

计算各 IMF 分量的综合指标,对应的值最小即为最佳 IMF 分量。其中 ICOA-VMD 各分量综合指标值如图 5 所示, $IMF_2$  分量的综合指标为 3.106 37,所以选择为最佳分量,与图 4 结果相符合。SSA-VMD、COA-VMD 和 PSO-VMD 分量的最小综合指标分别是  $IMF_2$  为 3.650 85, $IMF_2$  为 3.495 70, $IMF_3$  为 3.984 60。

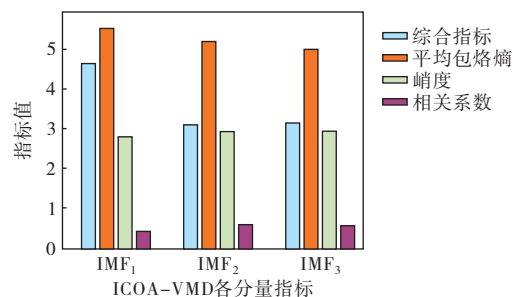


图 5 ICOA-VMD 各分量综合指标值

根据四种不同算法提取的最佳 IMF 分量绘制包络谱图(图 6~9)。四种算法均能有效抑制全域噪声,提高信噪比,且都能清晰地显示出 124.688 Hz 的显著峰值。这表明,轴承外圈可能存在轻微损伤,这一结论与实际检测结果一致,但在细节上存在差异。ICOA-VMD 和 COA-VMD 在抑制全域噪声方面表现最出色,它们分解出的最佳分量包络谱图中包含了 124.688 Hz 的特征频率。特别值得注意的是,ICOA-VMD 的最佳分量

包络谱在 1 倍频处的幅值更为显著,且其对周边噪声的抑制效果最为理想,这有效提升了信号的信噪比。相比之下,COA-VMD 和 SSA-VMD 在 1 倍频前半部分的噪声抑制效果不够明显,而 PSO-VMD 在幅值放大方面表现欠佳。综合来看,ICOA-VMD 在提取早期微弱故障信号的故障特征方面表现最卓越,能够更精准地识别故障特征,为故障诊断提供了更为可靠的依据。

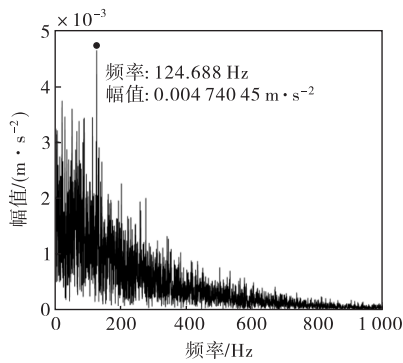


图 6 ICOA-VMD 的 IMF<sub>2</sub> 包络谱

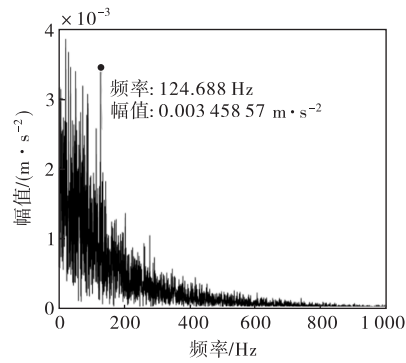


图 7 SSA-VMD 的 IMF<sub>2</sub> 包络谱

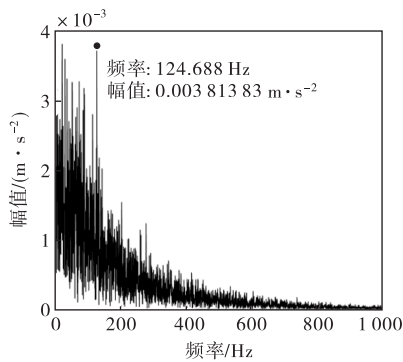


图 8 COA-VMD 的 IMF<sub>2</sub> 包络谱

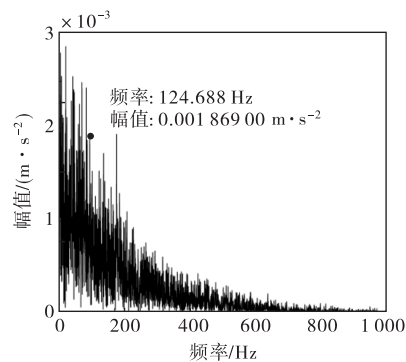


图 9 PSO-VMD 的 IMF<sub>3</sub> 包络谱

### 3 结论

为诊断滚动轴承早期故障,提出一种基于 ICOA-VMD 的滚动轴承故障诊断方法。通过与 COA-VMD、SSA-VMD 和 PSO-VMD 等比较可知,所提方法在收敛速度、精度和稳定性上均有一定的优势。以综合指标作为最佳分量选择方法,所提方法的最佳分量包络谱特征频率幅值更为显著,且其对周边噪声的抑制效果相对理想,这大大提升了信号的信噪比。综合来看,所提方法在提取早期微弱故障信号的故障特征方面表现最卓越,能够更精准地识别故障特征,可为故障诊断提供更可靠的依据。

### 参考文献:

[1] 胡明辉,高金吉,江志农,等.航空发动机振动监测与故障诊断技术研究进展[J].航空学报,2024,45(4):7-35.

[2] 陈鑫,袁伟,刘松,等.基于 CWT-CNN-LSTM 的滚动轴承的故障诊断方法研究[J].山东航空学院学报,2024,41(3):5-13.

[3] DRAGOMIRETSKIY K,ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE transactions on signal processing,2014,62(3):531-544.

[4] 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.

- [5] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. *Systems science & control engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [6] DEHGHANI M, MONTAZERI Z, TROJOVSKA E, et al. Coati Optimization Algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. *Knowledge-based systems*, 2023, 259: 110011.
- [7] 计江, 赵琛, 王勇勤. 基于 VMD-MMPE 的轧机轴承滚动体与保持架故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2023, 43(2): 290-297.
- [8] 何凯, 廖玉松, 胡斌, 等. 基于改进变分模态分解和快速谱峭度图的滚动轴承检测方法 [J]. *噪声与振动控制*, 2020, 40(2): 121-124.
- [9] 冉启武, 石卓见, 刘阳, 等. 考虑复合指标优化模态分解和 Stacking 集成的综合能源系统多元负荷预测 [J/OL]. *电网技术*: 1-18 [2025-02-15]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.0352>.
- [10] 王富珂, 高丙朋, 蔡鑫. 基于迭代 SGMD 与改进 MOMEDA 的滚动轴承微弱故障诊断 [J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2024(12): 145-150.
- [11] 李永琪, 彭珍瑞. 参数优化 VMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断 [J]. *机械科学与技术*, 2022, 41(10): 1509-1514.

## A rolling bearing fault diagnosis approach based on ICOA-VMD

HE Kai, HUANG Siqu

(School of Mechanical and Automotive Engineering,  
Chuzhou Polytechnic, Chuzhou 239000, China)

**Abstract:** Rolling bearing vibration signals are usually weak and complex, making extraction and identification quite challenging. In response to this, this paper proposes a rolling bearing fault diagnosis method based on the Improved Coati Optimization Algorithm (ICOA) and Variational Mode Decomposition (VMD). The ICOA is enhanced by strategies such as elite retention and random disturbance. The ICOA is then used to optimize the parameters of VMD. To address the issue of inaccurate parameter evaluation caused by using a single objective function, a comprehensive index based on average envelope entropy, kurtosis, and correlation coefficient is proposed as the fitness function. The bearing signal is decomposed to obtain several fault signals containing key features. The best signal is selected based on the comprehensive index for envelope spectrum analysis. Experimental results show that, compared with COA-VMD, SSAV-MD, and PSO-VMD optimization algorithms, the ICOA-VMD algorithm has advantages in convergence speed, precision, and stability, and is more effective in extracting and identifying early rolling bearing fault signals.

**Keywords:** rolling bearing; coati optimization algorithm; variational mode decomposition; comprehensive indicators; envelope spectrum; fault diagnosis

(责任编辑: 王新亮)

**引用格式** 何凯, 黄斯琪. 基于 ICOA-VMD 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *山东航空学院学报*, 2025, 42(4): 45-51.  
HE K, HUANG S Q. A rolling bearing fault diagnosis approach based on ICOA-VMD [J]. *Journal of Shandong University of Aeronautics*, 2025, 42(4): 45-51.