

基于参数优化 VMD 及改进 CNN 的 风电齿轮故障诊断方法*

刘磊, 穆塔里夫·阿赫迈德[†], 木巴来克·都尔买提, 邵曾智

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830017)

摘要: 风电齿轮因长期高速运转且运行环境复杂, 早期故障信号特征微弱易被掩盖, 致使传统故障诊断方法精度较低。为解决此问题, 本文提出一种基于改进旗鱼算法 (ISFO) 优化变分模态分解 (VMD) 与卷积神经网络 (CNN) 的风电齿轮故障诊断方法。首先, 将 Logistic 混沌映射初始化、Lévy 飞行理论和遗传算法优化理论引入旗鱼算法 (SFO) 中, 提出了基于混合策略的 ISFO 算法, 有效解决了算法的局部最优问题。其次, 利用 ISFO 算法优化 VMD 参数分解信号, 提取相关系数最大模态分量的故障特征信息, 并利用短时傅里叶变换 (STFT) 构建时频图。最后, 将时频图输入优化后的 CNN 训练以完成故障诊断分类。实验对比和分析表明, 所提方法在公共数据集和自测数据集上均表现出较高的诊断精度, 平均准确率达 98.67%, 能够有效解决风电齿轮故障诊断问题。

关键词: 风电齿轮; 故障诊断; 改进旗鱼算法; 变分模态分解; 卷积神经网络

DOI: 10.13568/j.cnki.651094.651316.2025.10.04.0001

中图分类号: TH165.3; TH123 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2026)01-0038-013

引文格式: 刘磊, 穆塔里夫·阿赫迈德, 木巴来克·都尔买提, 邵曾智. 基于参数优化 VMD 及改进 CNN 的风电齿轮故障诊断方法[J]. 新疆大学学报(自然科学版中英文), 2026, 43(1): 38-50.

英文引文格式: Liu Lei, Mutalifu Ahemaide, Mubalike Dugamaiti, Shao Zengzhi. Wind turbine gear fault diagnosis method based on parameter-optimized VMD and improved CNN[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2026, 43(1): 38-50.

Wind Turbine Gear Fault Diagnosis Method Based on Parameter-Optimized VMD and Improved CNN

Liu Lei, Mutalifu Ahemaide, Mubalike Dugamaiti, Shao Zengzhi

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830017, China)

Abstract: Wind turbine gears, operating at high speeds under complex environmental conditions, exhibit subtle early-stage fault signals that are easily masked, resulting in low accuracy with conventional diagnostic methods. To address this issue, this paper proposes a fault diagnosis method for wind turbine gears based on an improved sailfish optimizer (ISFO) algorithm optimising variational modal decomposition (VMD) and convolutional neural networks (CNN). Firstly, the ISFO algorithm is enhanced by incorporating initialisation via the Logistic chaotic map, optimisation principles from Lévy flight theory, and genetic algorithm techniques. This yields an ISFO algorithm based on hybrid strategies, effectively resolving the algorithm's local optimum issue. Subsequently, using ISFO algorithm refines VMD parameter decomposition of signals, extracting fault feature information from the modal component with the highest correlation coefficient. A short-time Fourier transform (STFT) is then employed to construct a time-frequency map. Finally, the time-frequency map is input into an optimised CNN for fault

* 收稿日期: 2025-10-04; 修回日期: 2025-12-29; 录用日期: 2026-01-03.

基金项目: 新疆维吾尔自治区“天山英才”计划-科技创新领军人才基金资助项目“新疆碳中和能源科学与技术研究”(2022TSYCLJ0001).

作者简介: 刘磊(1998—), 男, 硕士生, 从事风电齿轮动力学分析与故障诊断的研究, E-mail: 2873140378@qq.com.

† 通信作者: 穆塔里夫·阿赫迈德(1963—), 男, 教授, 硕士生导师, 主要从事机构学、机械强度分析、结构优化设计的研究, E-mail: mtlf@xju.edu.cn.

diagnosis classification. Experimental comparisons and analyses demonstrate that the proposed method achieves high diagnostic accuracy on both public and self-test datasets, with an average accuracy rate of 98.67%, effectively addressing wind turbine gear fault diagnosis challenges.

Key words: wind turbine gear; fault diagnosis; improved sailfish optimizer; variational mode decomposition; convolutional neural network

0 引言

在能源转型与“双碳”目标驱动下,风力发电凭借清洁低碳属性,在电力供给体系中的地位愈发关键^[1]。风电机组作为风能捕获与电能转换的核心装备,其可靠稳定运行直接关乎风电场的经济效益与能源供给连续性。然而,受野外多变气象条件、载荷冲击等复杂工况及长期高负荷运转影响,机组关键传动部件——齿轮,易出现磨损、裂纹、断齿等故障。故障发生时,不仅伴随显著的振动异常与噪声辐射,还会引发机组能效衰减、运维成本激增,甚至通过载荷连锁传递,造成轴承、轴系等关联部件的继发性损伤,严重威胁机组全生命周期的安全与风电场的可持续运营^[2]。故构建精准、高效的风电机组齿轮故障诊断体系,实现故障的早期识别与预防性维护,对提升机组可靠性、降低运维成本、保障风电场稳定发电具有重要意义^[3]。

针对风电机组的齿轮故障诊断,研究人员提出不同的诊断方法。振动信号分析法一般用于齿轮故障诊断,学者们通过一系列方法分解与重构振动信号,并分析齿轮的故障情况。Zhang等^[4]提出了以连续振动分离、最小反卷积为基础,利用连续振动分离克服异步信号分量的齿轮故障诊断方法。王国锋等^[5]改进优化了经验傅里叶分解(Empirical Fourier Decomposition, EFD)频谱分割算法用于齿轮箱故障诊断,有效解决了边界频率易陷入局部最优问题,可以更好获取故障分量。虽然EFD适用于非线性和非平稳信号的分析 and 处理,但处理结果可能存在模态混叠问题。张振海等^[6]针对双馈风电机组齿轮箱,提出了基于旁路滤波改进小波包的方法,深入分析提取的故障特征能量谱,分析过程繁琐,未有效解决端点效应问题。Li等^[7]采用变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)对原始振动信号进行预处理,剔除振动信号中多余频段,并通过二维光谱特征图像提取样本进行训练,提高了整体识别精度。结果表明VMD能够很好地去除噪声,提取故障特征。

然而,VMD的分解效果受模态数和惩罚因子的影响,其合理的参数设置至关重要。何晓良等^[8]提出了一种改进的野马优化算法(Improved Wild Horse Optimizer, IWHO)改良了VMD模态分解,实现参数自动寻优,该方法有效提高了故障诊断的准确性,但依赖操作人员经验。薛彬等^[9]提出了蚱蜢算法优化参数,解决了人为设置参数的弊端,但极易陷入局部最优问题。随着深度学习的发展,图像诊断方法获得越来越多学者的关注,其具有强大的非线性大数据拟合诊断和泛化能力。Wang等^[10]提出了一种改进的拉格姆角场与时频特征图像相结合的自适应浮动卷积序列模式神经网络故障诊断方法,该法具有较好的抗噪能力,但其计算过程繁琐,对设备性能要求较高。余传粮等^[11]结合短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)和卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)将原始信号转换成时频图进行故障诊断,精度较高但易受原始信号噪声影响。CNN能从图像中捕捉微弱特征,有效识别风电齿轮故障,但其效果受超参数影响,合理确定其超参数对提高CNN分类精度具有重要作用。

在分析上述研究现状的基础上,本文提出了一种基于参数优化VMD的故障诊断方法。将Logistic混沌映射、Lévy飞行理论和遗传算法优化理论引入旗鱼算法(Sailfish Optimizer, SFO)。利用改进旗鱼算法(Improved Sailfish Optimizer, ISFO)优化VMD的模态数、惩罚因子及CNN的超参数,实现参数自适应。将相关系数最大的模态分量作为分析信号,采用STFT提取故障特征信息并构造时频图。最后,将构建的时频图输入优化后的CNN进行训练和分类。

1 理论基础

1.1 基于ISFO的VMD参数优化方法

1.1.1 ISFO算法

SFO是一种模拟旗鱼捕食行为的优化算法,属于元启发式算法范畴,通过群体协作和动态调整机制解决复

杂优化问题^[12]. 在给定的搜索空间内随机初始化旗鱼和沙丁鱼位置分布:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1j} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2j} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ X_{i1} & X_{i2} & \cdots & X_{ij} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \cdots & Y_{1j} \\ Y_{21} & Y_{22} & \cdots & Y_{2j} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ Y_{i1} & Y_{i2} & \cdots & Y_{ij} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 分别为旗鱼和沙丁鱼矩阵,两者适应度最佳数值分别记作 X_{eli} 、 Y_{inj} . 旗鱼位置的更新公式为:

$$\mathbf{X}^{i+1} = \mathbf{X}_{sli}^i - \gamma \times \left(r \frac{\mathbf{X}_{eli}^i + \mathbf{Y}_{inj}^i}{2} - \mathbf{X}^i \right), \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}^{i+1} 为旗鱼在*i*次迭代后所处的最佳位置, r 为(0,1)范围内的随机数, γ 为迭代系数:

$$\gamma = PD \times (2r - 1), \quad (4)$$

式中: PD 为猎物密度,表示每次迭代的猎物数量:

$$PD = 1 - \frac{N_{sf}}{N_s + N_{sf}}, \quad (5)$$

式中: N_{sf} 和 N_s 分别为算法每个周期中旗鱼和沙丁鱼的数量. 沙丁鱼位置更新公式为:

$$\mathbf{Y}^{i+1} = r \times (\mathbf{X}_{eli}^i - \mathbf{Y}^i + AP), \quad (6)$$

式中: AP 为每次迭代时的旗鱼攻击力:

$$AP = A \times (1 - 2itr\varepsilon), \quad (7)$$

式中: A 为控制攻击力度的变换, itr 为当前迭代次数, ε 为从 A 到0线性降低的系数. 假设旗鱼追捕沙丁鱼的过程中,沙丁鱼的适应度提高,表现出更优的生存适配性,在这种情况下,为提升捕获率,被捕食沙丁鱼的最新位置替代旗鱼的位置:

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{Y}_i, \quad f(\mathbf{Y}_i) > f(\mathbf{X}_i), \quad (8)$$

式中: $f(\mathbf{X}_i)$ 、 $f(\mathbf{Y}_i)$ 分别为第*i*次迭代时旗鱼和沙丁鱼的适应度值.

SFO算法在种群初始化阶段,由式(1~2)可知其初始种群分布不均,且在迭代后期易因式(8)所示的位置更新机制导致种群多样性退化,进而影响全局搜索性能;故引入Logistic混沌映射以优化种群初始化并维持迭代过程中的种群活力,通过生成混沌序列实现种群在搜索空间的均匀分布,同时引入混沌扰动避免多样性丧失,其表达式为:

$$z_{n+1} = 4z_n(1 - z_n), \quad z_0 \in (0, 1), \quad (9)$$

式中: Z_n 为混沌序列值,初始值 $z_0 \in (0, 1)$.

尽管混沌映射改善了种群分布,但原始算法的位置更新策略仍存在全局搜索能力不足的问题,故进一步引入Lévy飞行理论以增强算法跳出局部最优的能力. Lévy飞行是一种服从列维分布的随机搜索方式,介于短距离连续搜索与长距离随机跳跃之间,能够平衡局部挖掘与全局探索^[13],其步长计算公式为:

$$\text{Lévy}(\beta) = 0.01 \times \frac{u \times \sigma}{|v|^{1/\beta}}, \quad (10)$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma((1 + \beta)/2) \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right)^{1/\beta}, \quad (11)$$

式中: $u, v \sim N(0, 1)$ 服从随机标准正态分布, σ 为尺度参数, β 取常用值1.5, Γ 为伽马函数. 引入Lévy步长后旗鱼的位置更新公式为:

$$\mathbf{X}^{i+1} = \mathbf{X}_{eli}^i - \gamma \times \left(\text{Lévy}(\beta) \times \left(\frac{\mathbf{X}_{eli}^i + \mathbf{Y}_{inj}^i}{2} \right) - \mathbf{X}^i \right), \quad (12)$$

沙丁鱼的位置更新公式为:

$$\mathbf{Y}^{i+1} = \text{Lévy}(\beta) \times (\mathbf{X}_{eli}^i - \mathbf{Y}^i + AP). \quad (13)$$

Lévy飞行虽能优化位置更新方向,但单一的随机搜索易导致搜索方向趋同,进而引发搜索停滞问题;为解决此缺陷,引入遗传算法通过选择、交叉、变异算子增强种群进化能力,避免进化停滞.其中选择算子采用轮盘赌选择策略,保留高适应度个体,个体被选中的概率与自身适应度呈正相关,计算公式为:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}, \quad (14)$$

式中: f_i 为个体适应度, N 为种群规模.交叉算子通过对选中的父代个体 \mathbf{X}_a 、 \mathbf{X}_b 执行算术交叉生成新个体,以融合优质基因,交叉公式为:

$$\mathbf{X}_{child1} = \alpha \mathbf{X}_a + (1 - \alpha) \mathbf{X}_b, \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_{child2} = (1 - \alpha) \mathbf{X}_a + \alpha \mathbf{X}_b, \quad (16)$$

式中:交叉因子 α 取0.5以平衡父代基因遗传与子代多样性;变异算子则通过对个体 \mathbf{X}_i 的某一随机维度 d 引入正态扰动避免算法早熟收敛,变异公式为:

$$\mathbf{X}_i^d = \mathbf{X}_i^d + \delta \times (x_{\max}^d - x_{\min}^d) \times r, \quad (17)$$

式中: x_{\max}^d 、 x_{\min}^d 为 d 维搜索空间的上界位置和下界位置, δ 为变异概率(取0.1).

本文提出的ISFO算法是一种基于混合策略的元启发式优化算法,其以SFO算法为基础,通过引入Logistic混沌映射、Lévy飞行理论及遗传算法优化理论,对种群初始化方式、位置更新策略及种群进化机制进行改进,旨在解决原始SFO算法初始种群分布不均、迭代后期易陷入局部最优、种群多样性退化等问题,最终实现全局搜索能力与局部挖掘能力的平衡提升,为后续VMD参数优化及CNN超参数优化提供高效的优化工具.

为对比ISFO算法的优化性能,采用CEC2005函数集中3个广泛使用的标准测试函数进行优化测试.测试函数信息如表1所示,包括单峰函数和多峰函数,用于测试算法的局部挖掘能力和全局搜索能力.同时为验证改进算法的有效性,选择未改进的SFO算法、粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)和灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)进行比较.种群大小设置为30,最大迭代次数为500,维数为30.图1为4种算法在3种测试函数下的迭代优化对比,可以直观分析算法的收敛性和准确性.由图1可知,采用混合策略的ISFO算法在优化精度上远高于其他算法,优化速度快.故本文所提ISFO算法具有更快的收敛速度、更强的全局搜索能力和局部精细搜索能力.

表1 测试函数信息

Table 1 Test function information

测试函数	维数	范围	最优值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$	30	[-30, 30]	0
$F_2(x) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) + 10 \right) + 20 + e$	30	[-32, 32]	0
$F_3(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin(\pi y_i) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin(\pi y_{i+1}) + (y_n - 1)^2] + \sum_{i=1}^n (x_i, 10, 100, 4) \right\}$	30	[-50, 50]	0

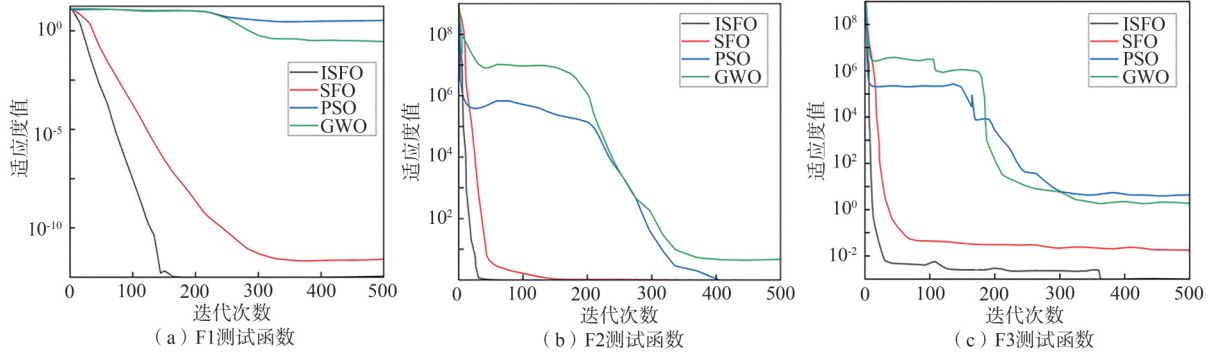


图 1 测试函数优化对比

Figure 1 Test function optimisation comparison

1.1.2 ISFO优化VMD参数的实现方法

VMD属于自适应信号分解技术范畴,其在获取分解分量时,会借助迭代搜索的方式求解变分模型的最优解,明确各个分量对应的频率中心与带宽参数,从而自适应地实现信号的频域细分和各分量的有效分离.信号分解的关键是构造和求解变分模型.分解效果受模态分量个数和惩罚因子的影响,故需优化模态分量和惩罚因子.

熵是评价信号稀疏度的指标^[14].熵越小,说明信号的稀疏性越好.采用VMD算法处理原始信号,如果得到的模态分量包含较多的噪声分量,则其包络熵较大.相反,如果噪声分量较少,则该分量的周期振动会更有规律,包络熵会更小.故将包络熵作为VMD参数优化的适应度函数,信号的包络熵 E_p 表示为:

$$E_p = -\sum_{j=1}^N p_j \lg p_j, \quad (18)$$

$$p_j = \frac{a(j)}{\sum_{j=1}^n a(j)}, \quad (19)$$

式中: $a(j)$ 为包络信号. VMD分解后,模态分量的最小包络熵为:

$$\min_{IMF} \{E_p^1, E_p^2, \dots, E_p^k\}. \quad (20)$$

结合ISFO算法,以最小包络熵为目标优化VMD的惩罚因子和模态分量.具体步骤如下:

- 1) 初始化种群,设置种群数、迭代数、模态分量和惩罚因子范围.
- 2) 计算鱼群的适应度值,选择适应度最好的 \mathbf{X}_{eli} 、 \mathbf{Y}_{inj} 并记录其位置.
- 3) 根据式(12~13)调整鱼群的位置,结合遗传优化算法选择适应度最好的位置.
- 4) 根据式(3)和式(6)更新鱼群个体位置,计算个体适应度.
- 5) 判断迭代是否达到阈值. 如果达到,则中断并输出最优解.

1.2 皮尔逊相关系数和时频特征提取

皮尔逊相关系数是无量纲参数,是衡量原始信号信息保留程度的重要指标,常用于故障诊断,相关系数越接近1,说明包含原始信号的关键特征越多.表达式为:

$$r_i = \frac{\sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})(y_k - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2}}, \quad (21)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k, \quad (22)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_k, \quad (23)$$

式中: N 为样本总数, x_k 、 y_k 分别为变量 x 、 y 的第 k 个样本.

STFT是故障诊断中最常用的时频转换工具,平衡时间分辨率与频率分辨率,适合提取齿轮啮合频率、轴承

故障频率等周期性故障特征. 表达式为:

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau, \quad (24)$$

式中: $x(\tau)$ 为固有模态函数信号, $w(\tau - t)$ 为滑动窗函数, t 为时间, f 为频率.

1.3 ISFO改进CNN

在深度学习算法中,CNN因其自动特征选择和端到端训练能力而在图像分类中被广泛使用^[15]. CNN的核心优势在于其能够通过多层卷积结构自动学习数据特征,无需手动设计特征工程;同时,多层非线性变换使CNN能够学习从低级到高级的层次化特征表示.

CNN的学习能力主要取决于网络结构学习率、批大小等超参数,合理的参数设计可让CNN实现端到端的特征提取与任务决策. 将数据集按照7:3划分为训练集和测试集. 初始化ISFO,将待优化的CNN参数编码为鱼群个体位置,采用混沌映射生成初始化种群,根据参数个数动态生成CNN,计算适应度值,更新鱼群的位置. 当适应度值达到设定的阈值或迭代次数满足设定要求时,优化完成,输入优化后CNN结构参数,否则继续此步骤. 最后,将训练好的CNN用于故障诊断.

2 基于ISFO-VMD-CNN的故障诊断方法

针对风电齿轮故障诊断,本研究构建了一种基于ISFO优化的VMD-CNN故障诊断模型,诊断过程具体步骤如下:

- 1) 采集数据. 将采集到的数据融合处理,利用混合策略优化SFO算法,利用ISFO算法以包络熵为适应度函数优化VMD.
- 2) 利用优化后的VMD分解信号获得其模态分量.
- 3) 选择相关系数最大的模态分量提取其特征信息,采用STFT构建时频图,并构建特征向量集.
- 4) 采用ISFO算法优化CNN参数,利用优化后的CNN进行模式识别和故障诊断.

3 实验结果与分析

3.1 公开数据集实验

为验证本模型的可行性和有效性,本文采用东南大学齿轮箱数据集进行模型验证. 其采样频率为5 120 Hz,采样转速为1 200 r/min,无负载的实验数据有4种故障类型,共5种状态:齿轮正常、齿轮断齿、齿面磨损、齿根裂纹和齿轮缺损. 图2为齿轮5种状态的时域信号图和频域信号图.

由图2可知,时域图中5种状态的波形杂乱,无明显的故障特征. 在频谱图的低频波段未发现与故障相关的频率成分,故很难通过时域图和频谱图直接确定齿轮状态.

以磨损故障为例,选取2 048个数点,采用包络熵作为适应度值. 利用ISFO算法进行优化,种群数设置为10,最大迭代次数为100,惩罚因子范围为[1 000, 4 500],模态分量数范围为[2, 10]^[16]. 适应度值随迭代次数的变化趋势如图3所示.

由图3可知,优化第33次迭代时,适应度值为5.827 7,达到最小适应度值,后续迭代收敛. 实验证明,ISFO算法在优化VMD参数方面表现出良好的性能,采用混合策略改进的ISFO算法是有效的,其VMD分解相应的最佳模态数和惩罚因子分别为6和2 386. 对应状态下VMD分解后的模态分量如图4和图5所示. ISFO-VMD分解后,不同状态下的振动信号被分解为不同模态数的模态分量. 由时域波形和频谱可知,不同模态分量的频率成分和分布有明显差异,ISFO优化后的VMD分解效果较好. 得到6个模态分量后,根据皮尔逊相关系数计算得到各模态分量与原始信号的相关系数分别为0.342、0.376、0.432、0.392、0.537、0.310,其中分量5的相关系数最大,选择其作为计算原始信号的时频域特征,利用STFT构建时频图(窗口采用汉明窗,窗长256点,重叠率75%)如图6所示.

利用ISFO算法优化CNN参数,初始化种群数量为30,学习率为0.01,分30轮进行迭代,迭代总次数为100次,其迭代曲线如图7所示. 可知优化到第22次时迭代收敛,优化后的CNN由2个卷积层、2个池化层、1个全连接层组成,卷积层激活函数采用LeakyReLU,解决了ReLU死区问题,批大小为32,学习率为0.001,优化器选用Adam.

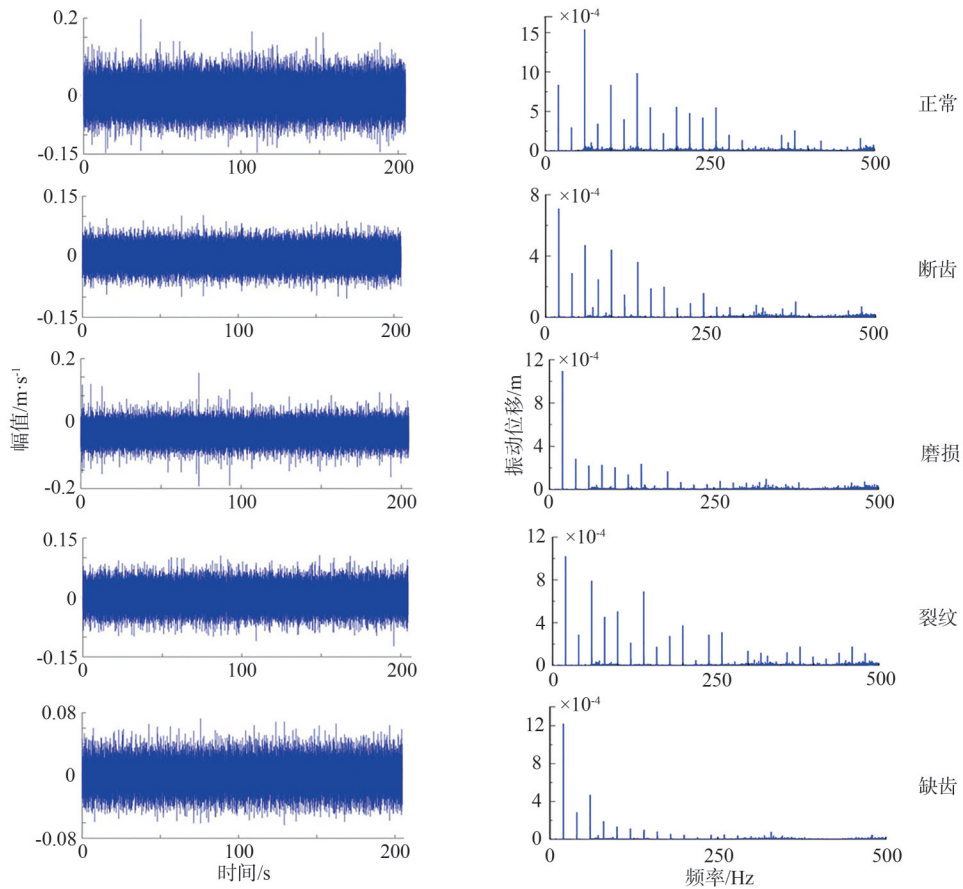


图 2 5种状态下公共数据集齿轮时域、频谱图

Figure 2 Public dataset gear time domain and spectrogram in 5 states

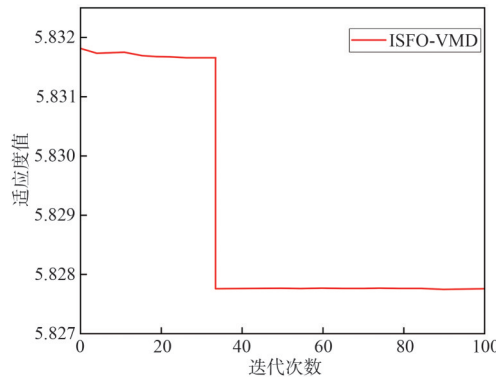


图 3 磨损状态ISFO优化VMD迭代曲线

Figure 3 Wear condition ISFO optimised VMD iteration curve

将时频特征图输入改进的CNN网络模型中进行训练,完成故障诊断,结果如图8所示.矩阵行代表真实故障类别(1-正常、2-断齿、3-磨损、4-裂纹、5-缺齿),列代表预测故障类别,对角线数值为各类别的诊断准确率.在公共数据集上该模型的准确率为98%,其中类别3(磨损)的诊断准确率为93.3%,有2个样本被误判为类别4(裂纹),原因可能是早期裂纹冲击特征极弱,与严重磨损振动信号出现特征重合;类别4(裂纹)有1个样本被误判为类别2(断齿),早期裂纹与轻微断齿的机械结构破坏效应、啮合力学效应存在显著相似性,进而导致振动信号能量分布、时频特征重叠,使模型难以区分.

对VMD-CNN、SFO-VMD-CNN、GWO-VMD-CNN、ISFO-VMD-SVM等方法诊断结果进行分析,结果如表2所示.

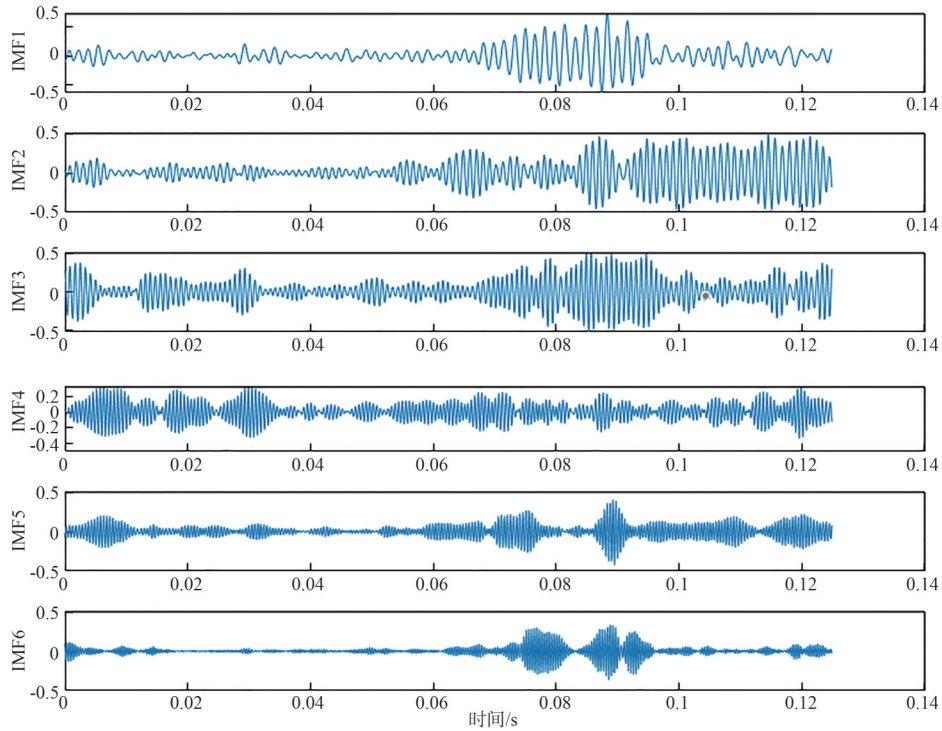


图 4 磨损状态下齿轮模态分量时域波形

Figure 4 Time domain waveform of gear modal components under wear conditions

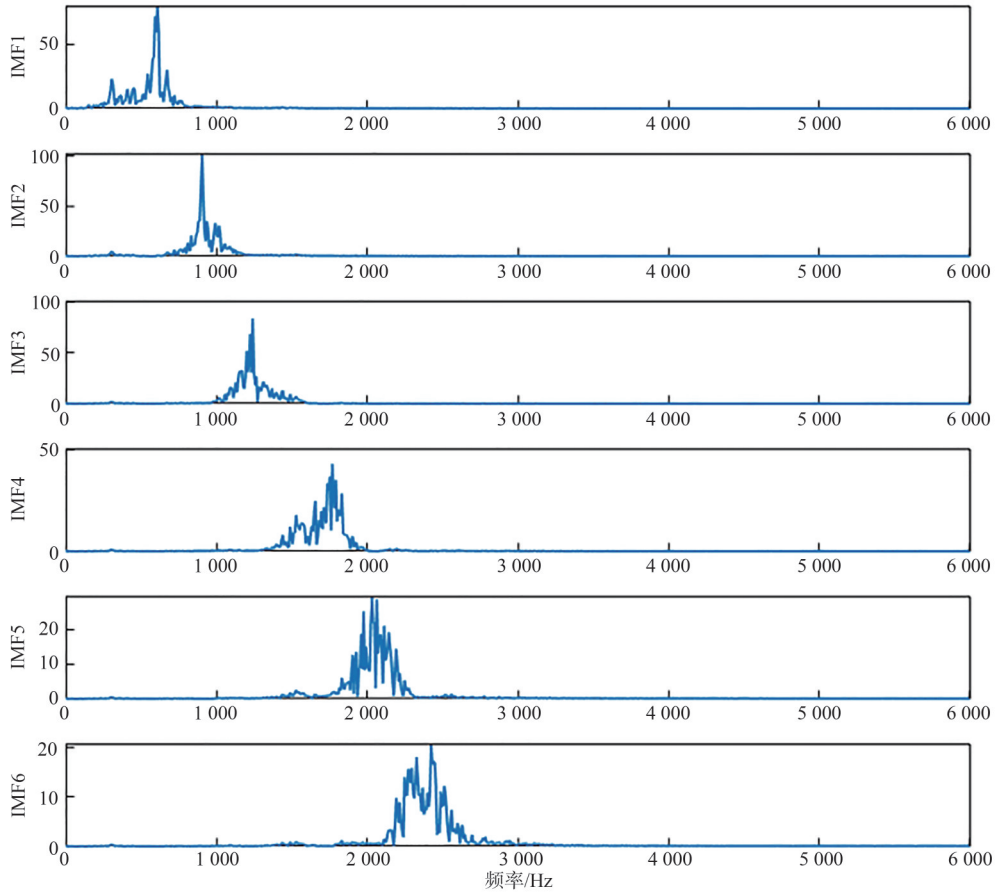


图 5 磨损状态下齿轮模态分量频谱图

Figure 5 Spectral diagram of gear modal components under wear conditions

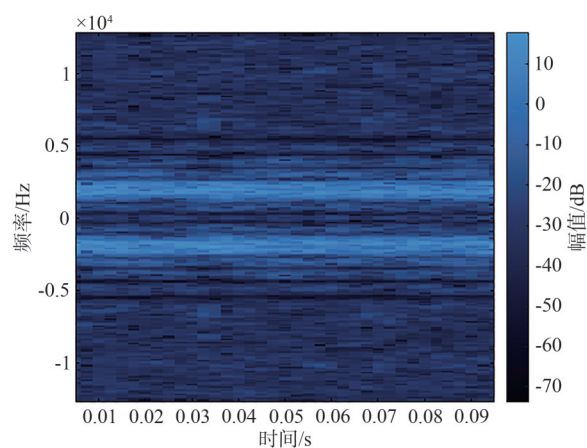


图 6 磨损状态模态分量 5 STFT 时频图

Figure 6 Wear condition modal component 5 STFT time-frequency plot

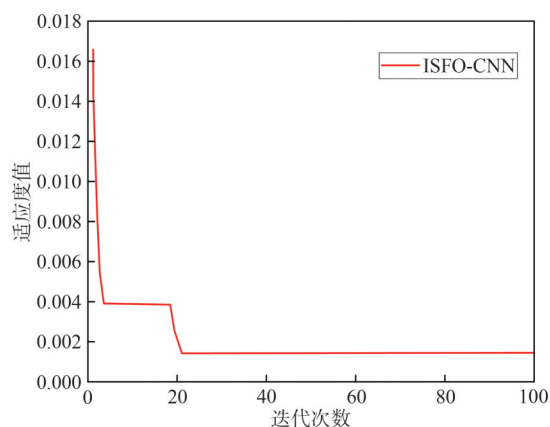


图 7 磨损状态 ISFO 优化 CNN 迭代曲线

Figure 7 Wear condition ISFO optimised CNN iteration curve

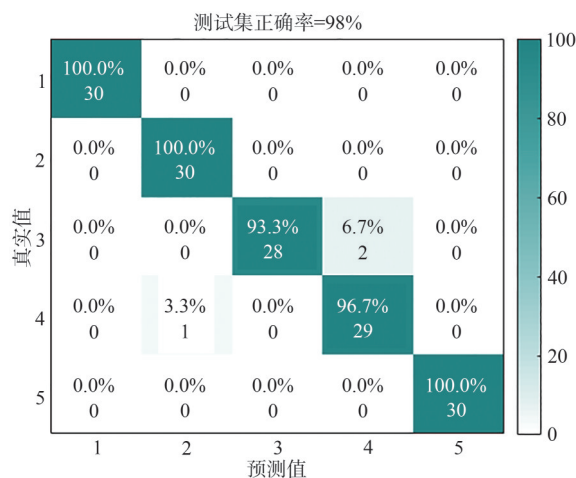


图 8 公共数据集故障诊断混淆矩阵

Figure 8 Fault diagnosis matrices for public datasets

由图 8 和表 2 可知,本文所提模型的分​​类准确率为 98%,对比模型中,VMD-CNN 的准确率最低,传统 CNN 直接处理原始振动信号,未进行有效降噪与特征增强,虽通过 VMD 实现信号分解,但模态分量个数与惩罚因子为经验值,未进行自适应优化,部分故障的弱特征被噪声掩盖,影响诊断精度. 经算法优化后,SFO-VMD-CNN 的准确率为 91.33%,本文改良后算法效果优于未改良的算法,准确率提升了 6.7%. 且优化后的 CNN 分

类效果优于支持向量机(SVM),这是由于SVM依赖人工提取的时域、频域特征,特征工程的主观性较强,难以全面捕捉非平稳振动信号的复杂故障模式.由此可知ISFO算法优化CNN具有良好的分类效果,STFT提取变分模态分量时频信息能够抑制噪声,增强信号特征,更加全面地描述数据,有效识别故障.

表 2 不同方法诊断结果对比

Table 2 Comparison of diagnostic results across different methods

模型	方法说明	准确率
VMD-CNN	未优化VMD(模态数为4,惩罚因子为2 000)+原始CNN(学习率为0.01,批大小为16), 输入STFT时频图(窗长256点,重叠率为75%)	88%
SFO-VMD-CNN	SFO优化VMD参数(模态数为5,惩罚因子为2 931)+SFO优化CNN(学习率为0.005, 批大小为16),输入STFT时频图(窗长256点,重叠率为75%)	91.33%
GWO-VMD-CNN	GWO优化VMD参数(模态数为5,惩罚因子为2 632)+GWO优化CNN(学习率为0.007, 批大小为32),输入STFT时频图(窗长256点,重叠率为75%)	92.67%
ISFO-VMD-SVM	ISFO优化VMD参数(模态数为6,惩罚因子为2 386)+SVM(核函数为RBF, 惩罚因子为10),输入模态分量特征向量	96%
ISFO-VMD-CNN	ISFO优化VMD参数(模态数为6,惩罚因子为2 386)+ISFO优化CNN(学习率为0.001, 批大小为32),输入STFT时频图(窗长256点,重叠率为75%)	98%

3.2 实测数据集验证

为进一步检验实际工况下该模型的有效性及泛化能力,搭建如图9所示的齿轮故障实验平台.该平台由伺服电机、实验齿轮、行星齿轮、直齿轮箱、扭矩仪等组成.实验齿轮包含正常、点蚀、缺齿、磨损、裂纹5种状态(图10).齿轮参数如表3所示.

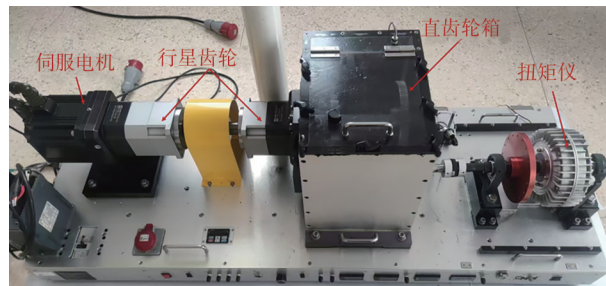


图 9 齿轮故障实验平台

Figure 9 Gear fault experimental platform

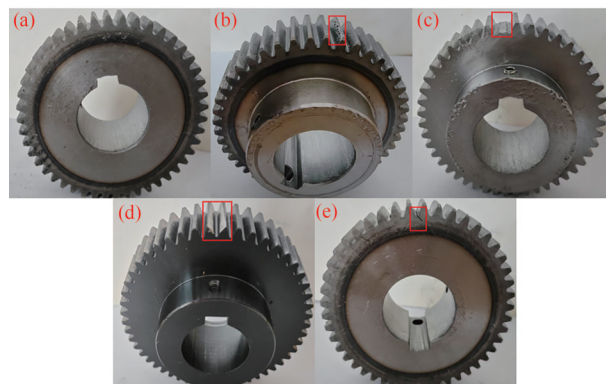


图 10 (a)正常,(b)点蚀,(c)缺齿,(d)磨损,(e)裂纹实验齿轮

Figure 10 (a) Normal, (b) Pitting, (c) Tooth loss, (d) Wear, (e) Cracked test gear

表 3 齿轮参数

Table 3 Gear parameters

材料型号	模数	齿数	齿宽/mm
42CrMo ₄	20	46	20

实验过程中,设置电机转速为1 750 r/min,采样频率为20 kHz,通过加速度传感器采集实验齿轮在不同故障类型下运行时的振动信号,结果如图11所示.

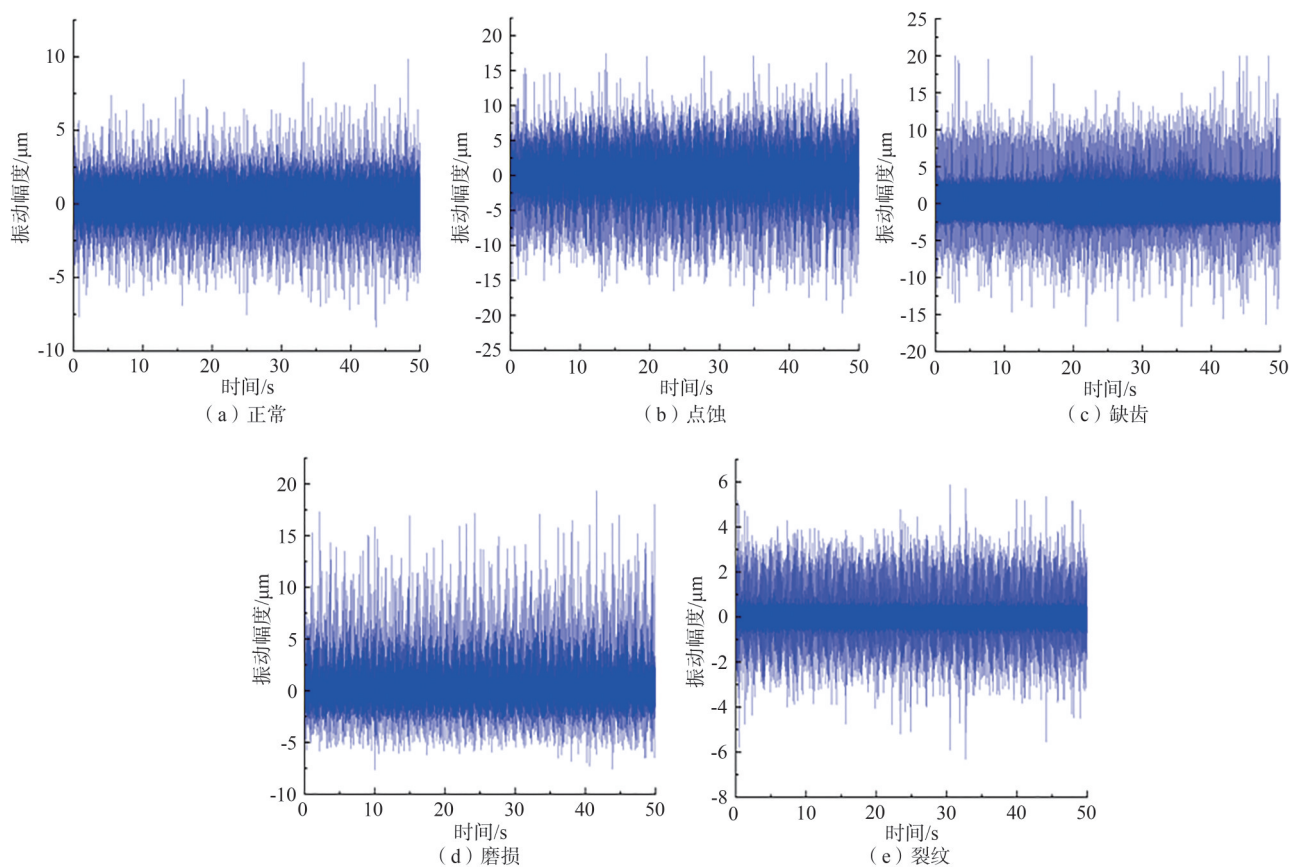


图11 实验齿轮振动时域图

Figure 11 Time domain vibration diagram of test gears

采集不同故障齿轮的振动信号并分类制作数据集. 每种工况各有100个样本,样本长度为2 048. 按7:3比例,将采集到的数据划分为训练集和测试集,并输入模型中验证ISFO-VMD-CNN的有效性,结果如图12所示,矩阵行代表真实故障类别(1-正常、2-点蚀、3-缺齿、4-磨损、5-裂纹),列代表预测故障类别,该系统的诊断准确率达到99.33%,5种状态下的150个测试样本只有1个分类错误. 类别1(正常)、类别2(点蚀)、类别3(缺齿)、类别4(磨损)诊断准确率均达到100%,这得益于ISFO优化VMD分解后有效提取了故障冲击信号的时频特征,且优化后的CNN能准确捕捉特征图中的关键信息;类别5(裂纹)的诊断准确率为96.7%,出现1例误判,可能是由于裂纹与点蚀故障的振动信号在部分频段存在相似性,但整体误判率极低.

工程实际情况中,数据往往会受到噪声污染,为更符合风机实际运行环境,在5种状态下分别加入信噪比为5 dB、10 dB的白噪声,之后再根据本文所提方法进行故障诊断,结果如图13所示. 在10 dB噪声环境中,类别1(正常)诊断准确率为96.7%,1例误判为类别3(缺齿),主要是噪声叠加导致正常信号的平稳性被破坏,出现少量类故障脉冲特征;类别3(缺齿)诊断准确率为90.0%,3例误判为类别4(磨损),由于缺齿的冲击特征被噪声部分掩盖,与磨损信号的区分度降低;而在5 dB噪声环境中,类别3(缺齿)与类别4(磨损)的误判率有所上升,核心原因是噪声干扰了信号的原始特征,导致两类信号的时频图相似度提升. 但该模型在噪声环境下的故障诊断准确率仍在95%以上,ISFO-VMD-CNN的故障诊断方法在模拟噪声干扰环境下能够有效抑制噪声,获得较为精确的诊断结果,充分表明该模型具备较高的诊断准确性与鲁棒性. 由此验证本文所提方法能够较为准确判断风电齿轮故障,具有良好的故障分类能力.

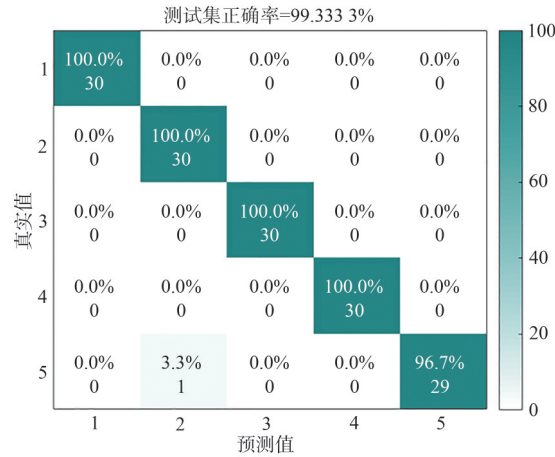


图 12 自测数据诊断结果混淆矩阵

Figure 12 Self-test data diagnostic results confusion matrix

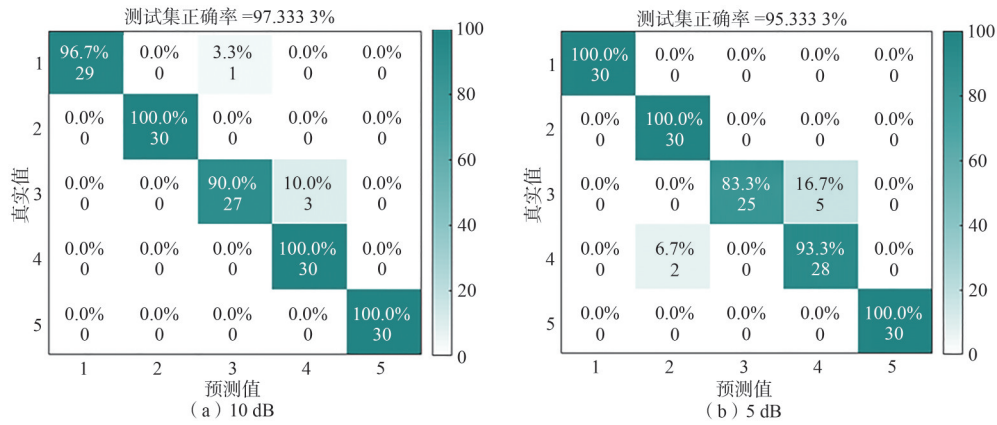


图 13 不同噪声故障诊断混淆矩阵

Figure 13 Confusion matrix for diagnosing different noise faults

4 结 论

本文提出了一种基于ISFO优化VMD参数及改进CNN的风电齿轮故障诊断方法. 研究表明:

1) 通过将Logistic混沌映射、Lévy飞行理论和遗传算法优化理论引入SFO中显著提升了故障诊断的准确性和鲁棒性. 所提方法模型经公开数据集和实测数据集验证,故障识别准确率平均可达98.67%,显著优于传统方法及其他深度学习模型.

2) 引入ISFO算法对VMD参数自动寻优,优化CNN超参数,解决了传统依赖经验设定参数的局限性,有效避免了模态混叠问题,解决了VMD及CNN参数设置问题.

3) 基于改进VMD分解及STFT时频图特征提取策略能够更加全面描述数据特征,有效抑制噪声干扰.

本文所提方法为风电齿轮故障诊断提供了新思路,具有较高的实用价值和应用潜力. 未来研究可通过优化数据预处理,自适应特征选择策略进一步提升模型在实际应用中的表现.

参考文献:

[1] 王洁. “双碳”背景下风电产业集团碳中和实现路径[J]. 能源与节能, 2024(5):98-101.
Wang J. Carbon neutrality realization path of wind power industry group under background of “Dual Carbon”[J]. Energy and Energy Conservation, 2024(5):98-101. (in Chinese)

[2] 张新燕,何山,张晓波,等. 风力发电机组主要部件故障诊断研究[J]. 新疆大学学报(自然科学版), 2009, 26(2):140-144.
Zhang X Y, He S, Zhang X B, et al. Study of fault diagnosis wind turbine generator system[J]. Journal of Xinjiang University

- (Natural Science Edition), 2009, 26(2): 140-144. (in Chinese)
- [3] 杨保俊,洪荣晶,潘裕斌. 基于CEEMDAN-EFICA去噪的风电齿轮箱故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(2): 115-118+122.
Yang B J, Hong R J, Pan Y B. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on CEEMDAN-EFICA denoising[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(2): 115-118+122. (in Chinese)
- [4] Zhang N N, Wu L F, Yang J, et al. Naive Bayes bearing fault diagnosis based on enhanced independence of data[J]. Sensors, 2018, 18(2): 1-17.
- [5] 王国锋,张旭东,汪菲,等. 基于优化EFD算法的风电行星齿轮箱故障诊断研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2023, 56(4): 355-360.
Wang G F, Zhang X D, Wang F, et al. Wind power planetary gearbox fault diagnosis based on optimized EFD algorithm[J]. Journal of Tianjin University(Science and Technology), 2023, 56(4): 355-360. (in Chinese)
- [6] 张振海,王维庆,王海云,等. 基于改进小波包的风电机组齿轮箱复合故障特征提取研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(9): 331-336.
Zhang Z H, Wang W Q, Wang H Y, et al. Research on composite fault feature extraction of wind turbine extraction of wind turbine gearbox based on improved wavelet packet[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(9): 331-336. (in Chinese)
- [7] Li Y, Cheng G, Pang Y S, et al. Planetary gear fault diagnosis via feature image extraction based on multi central frequencies and vibration signal frequency spectrum[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1-15.
- [8] 何晓良,苏春,张玉茹. 基于改进VMD和SVM方法的滚动轴承故障诊断[J/OL]. 东南大学学报(自然科学版), 2025-09-01. <https://link.cnki.net/urlid/32.1178.n.20250901.1035.002>.
He X L, Su C, Zhang Y R. Fault diagnosis for rolling bearing based on improved VMD and SVM[J/OL]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2025-09-01. <https://link.cnki.net/urlid/32.1178.n.20250901.1035.002>. (in Chinese)
- [9] 薛彬,李英顺,郭占男,等. 基于蚱蜢算法优化变分模态分解的滚动轴承故障诊断[J]. 车用发动机, 2023(1): 84-92.
Xue B, Li Y S, Guo Z N, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on variational mode decomposition of grasshopper algorithm optimization[J]. Vehicle Engine, 2023(1): 84-92. (in Chinese)
- [10] Wang Z, Shen J X, Zhang X Y, et al. Gear fault diagnosis research based on GAF-TFR-2DCV with small sample size[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2025, 16(5): 103344.
- [11] 余传粮,梁睿君,冉文丰,等. 基于STFT和CNN的齿轮箱故障诊断[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51(3): 152-154+195.
Yu C L, Liang R J, Ran W F, et al. Fault diagnosis of gearbox based on STFT and CNN[J]. Machine Building & Automation, 2022, 51(3): 152-154+195. (in Chinese)
- [12] Nassef M G A, Hussein T M, Mokhiamar O. An adaptive variational mode decomposition based on sailfish optimization algorithm and Gini index for fault identification in rolling bearings[J]. Measurement, 2021, 173: 108514.
- [13] 王栋,唐长庆,田宝国,等. 具有列维飞行与布朗运动特征的循环竞争博弈及物种稳定共存条件[J]. 物理学报, 2014, 63(16): 168701.
Wang D, Tang C Q, Tian B G, et al. Cyclical game coupling with Levy flight and Brownian motion and stable coexistence conditions of species[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(16): 168701. (in Chinese)
- [14] 褚鸿源,王晓梅. 基于融合复合多尺度熵与随机森林的滚动轴承故障诊断[J]. 工程机械, 2025, 56(6): 41-48.
Chu H Y, Wang X M. Fault diagnosis of rolling bearings based on fusion of composite multiscale entropy and random forest[J]. Construction Machinery and Equipment, 2025, 56(6): 41-48. (in Chinese)
- [15] 黄昌顺,张金萍. 基于CBAM-CNN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 现代制造工程, 2022(11): 137-143.
Huang C S, Zhang J P. Rolling bearing fault diagnosis method based on CBAM-CNN[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2022(11): 137-143. (in Chinese)
- [16] 王志坚,吴文轩,张纪平,等. 基于MS-EEMD的滚动轴承微弱故障提取研究[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(3): 152-156.
Wang Z J, Wu W X, Zhang J P, et al. Weak fault signal extraction of rolling bearings based on MS-EEMD[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(3): 152-156. (in Chinese)

责任编辑: 刘敏