

文章编号:1673-9469(2026)02-0103-10

DOI:10.3969/j.issn.1673-9469.2026.02.012

## 基于 IBWO-VMD 与 CNN-BiLSTM 的磁力耦合器 轴承故障诊断方法

陈雪辉<sup>1,2</sup>, 武超凡<sup>1\*</sup>, 刘伟<sup>1,2</sup>, 景甜甜<sup>1</sup>, 王杰<sup>1</sup>, 李昊<sup>1</sup>

(1. 安徽建筑大学 机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

2. 高端装备关键摩擦副安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230601)

**摘要:** 针对磁力耦合器轴承故障信号微弱、特征提取困难导致故障分类准确率低的问题, 提出一种改进的白鲸优化算法 (IBWO) 优化变分模态分解 (VMD), 并结合卷积神经网络 (CNN) 与双向长短时记忆网络 (BiLSTM) 组合模型的滚动轴承故障诊断方法。首先使用改进的白鲸优化算法寻优 VMD 的两个重要参数 (模态数目  $K$  和惩罚因子  $\alpha$ ), 然后将寻优得到的两个参数代入 VMD 可以获得  $K$  个模态分量 (IMF), 选择包络熵最小的 IMF 分量作为有效分量, 最后将该分量输入到 CNN-BiLSTM 模型中进行故障诊断。分别使用凯斯西储大学以及渥太华大学公开数据集进行实验, 结果表明, 该模型故障识别准确率均达 95% 以上, 证明所提出的诊断方法在识别准确率方面具有明显优势, 研究结果可为磁力耦合器轴承的故障诊断提供参考。

**关键词:** 故障诊断; 变分模态分解; 改进白鲸算法; 卷积神经网络; 双向长短时记忆网络

**中图分类号:** TH133.3; TH165+.3

**文献标识码:** A

## Magnetic Coupler Bearing Fault Diagnosis Method Based on IBWO-VMD and CNN-BiLSTM

CHEN Xuehui<sup>1,2</sup>, WU Chaofan<sup>1\*</sup>, LIU Wei<sup>1,2</sup>, JING Tiantian<sup>1</sup>, WANG Jie<sup>1</sup>, LI Hao<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China;

2. Anhui Province Key Laboratory of Critical Friction Pair for Advanced Equipment, Hefei, Anhui 230601, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of weak fault signals of magnetic coupler bearings and the difficulty of feature extraction, which leads to the low accuracy of fault classification, a rolling bearing fault diagnosis method is proposed, which uses improved beluga whale optimization (IBWO) to optimize variational mode decomposition (VMD), and combines the hybrid model of convolutional neural network (CNN) and bidirectional long short-term memory (BiLSTM). Firstly, the IBWO algorithm is used to optimize the two key parameters of VMD (mode number  $K$  and penalty factor  $\alpha$ ). Then, the two optimized parameters are substituted into VMD to obtain  $K$  intrinsic mode functions (IMFs). Next, the IMF component with the minimum envelope entropy is selected as the effective IMF component, which is finally input into the CNN-BiLSTM model for fault diagnosis. Experiments are conducted using the public datasets from the Case Western Reserve University and the University of Ottawa, respectively. The results show that the fault identification accuracy of the proposed model can reach more than 95%, which proves that the present diagnosis method has a significant advantage in identification accuracy. The research results can provide a reference for the fault diagnosis of magnetic coupler bearings.

**Key words:** fault diagnosis; variational mode decomposition; improved beluga whale optimization algo-

收稿日期:2024-08-20 修回日期:2024-11-25

基金项目:安徽省重点研究与开发计划项目(202104a05020049);安徽省高校自然科学杰出青年科研项目(2022AH020025);安徽省高校省级自然科学研究项目(KJ2021JD23)

第一作者:陈雪辉(1977—),男,江苏邳州人,博士,教授,研究方向:机电智能化传动与控制。

\*通信作者:武超凡(1999—),男,安徽合肥人,硕士研究生,研究方向:机器故障诊断与检测。

rithm; convolutional neural network; bidirectional long and short-term memory network

磁力耦合器作为一种新型的机械装置,能够无接触传递动力和扭矩,具有无机械连接、无需润滑、密封性好、高效节能等优点<sup>[1]</sup>,在化工、制药等行业中得到了广泛的应用。滚动轴承是磁力耦合器的关键机械零部件,其工作状态影响整机的运行情况,所以对其进行故障诊断十分必要。

轴承故障信号具有非平稳、非线性和强耦合性等特性,现有的诊断技术难以同时兼顾其在时频域上的全局性和局部性<sup>[2]</sup>。经验模态分解<sup>[3]</sup>(Empirical Mode Decomposition, EMD)、局部均值分解<sup>[4]</sup>(Local Mean Decomposition, LMD)、变分模态分解<sup>[5]</sup>(Variational Mode Decomposition, VMD)等是处理非线性与非平稳信号常用的方法。EMD与LMD容易受模态混叠与端点效应的影响。VMD可以有效降低该影响,但是必须手动设定模态数目 $K$ 和惩罚因子 $\alpha$ ,这两个因素均会显著影响信号的分解效果。王莉静等<sup>[6]</sup>采用VMD分解轴承振动信号后,通过分析IMF分量的能量占比来确定模态分量的个数 $K$ ,进而提取齿轮箱的故障频率以判断故障类别。杨文斌等<sup>[7]</sup>利用粒子群算法优化VMD参数,虽然避免了人为经验的影响,但该算法仍易陷入局部最优,进而导致误差较大。

由于深度学习具有较强的特征自学习功能<sup>[8]</sup>,可以有效克服人为因素的不足,在故障诊断中得到了广泛的应用。Xu等<sup>[9]</sup>将一维卷积神经网络与自编码器相结合,提高了故障诊断的准确率。Hao等<sup>[10]</sup>结合卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)优势,提出了基于CNN-LSTM的混合神经网络故障诊断模型,但将未经优化的信号导入复杂的网络中,导致模型难以训练。

因此,为了提高滚动轴承的诊断精度,基于上述研究成果,本文提出了一种优化VMD的磁力耦合器轴承故障诊断方法。首先,采用改进的白鲸优化算法(Improved Beluga Whale Optimization, IBWO)对VMD的参数进行优化;然后,通过VMD分解滚动轴承原始振动信号,得到 $K$ 个模态分量IMF,选取包络熵最小的IMF分量作为有效分量;最后,将该有效分量输入到CNN-BiLSTM模型中进行故障诊断。

## 1 改进的白鲸优化算法

### 1.1 白鲸优化算法

白鲸优化算法(Beluga Whale Optimization,

BWO)包含探索阶段、开发阶段以及鲸落阶段。

平衡因子 $B_f$ 决定算法进入全局搜索阶段或者局部搜索阶段,其计算公式如下:

$$B_f = B_0(1 - T/2T_{\max}) \quad (1)$$

式中: $T$ —当前迭代次数; $B_0$ — $[0, 1]$ 的随机数; $T_{\max}$ —算法最大迭代次数。

当平衡因子 $B_f > 0.5$ ,算法进入全局搜索阶段;当平衡因子 $B_f \leq 0.5$ ,算法进入局部搜索阶段。随着迭代次数的增加, $B_f \leq 0.5$ 的概率逐渐减小,这表明算法在后阶段将着重于局部搜索,以寻找更优个体位置。在全局搜索阶段,个体位置按照式(2)进行更新。

$$\begin{cases} X_{i,j}^{T+1} = X_{i,P_j}^T + (X_{r,P_1}^T - X_{i,P_j}^T) \times \\ (1 + r_1) \cos(2\pi r_2), j = \text{odd} \\ X_{i,j}^{T+1} = X_{i,P_j}^T + (X_{r,P_1}^T + X_{i,P_j}^T) \times \\ (1 + r_1) \sin(2\pi r_2), j = \text{even} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X_{i,j}^{T+1}$ —新个体的第 $j$ 维度的数值; $P_j$ —随机选取的一个维度,其中 $j \in \{1, 2, \dots, d\}$ , $d$ 为个体的维度; $X_{i,P_j}^T$ —当前个体 $P_j$ 维度的数值; $\sin(2\pi r_1)$ 和 $\cos(2\pi r_2)$ —平均鱼鳍之间的随机数; $X_{r,P_1}^T$ —随机选取的个体在 $P_1$ 维度的数值; $r_1$ 和 $r_2$ — $[0, 1]$ 之间的随机数值。

局部搜索阶段,位置更新公式如下:

$$X_i^{T+1} = r_3 X_{\text{best}}^T - r_4 X_i^T + C_1 \cdot L_F \cdot (X_i^T - X_i^T) \quad (3)$$

$$C_1 = 2r_4(1 - T/T_{\max}) \quad (4)$$

$$L_F = 0.05 \times \frac{u \times \sigma}{|v|^{1/\beta}} \quad (5)$$

$$\sigma = \left[ \frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma(1 + \beta)/2 \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right]^{1/\beta} \quad (6)$$

式中: $X_i^T$ —当前个体; $X_{\text{best}}^T$ —种群中最好的个体; $r_3$ 和 $r_4$ — $[0, 1]$ 之间的随机数; $C_1$ —随机跳跃强度,决定了每次跳跃的幅度; $u$ 和 $v$ —正态分布的随机数; $\beta$ —默认的常数,为1.5。

白鲸的“鲸落”阶段,其位置更新公式如下:

$$X_i^{T+1} = r_5 X_i^T - r_6 X_r^T + r_7 X_{\text{step}} \quad (7)$$

$$X_{\text{step}} = (ub - lb) \exp(-C_2 T/T_{\max}) \quad (8)$$

$$W_f = 0.1 - 0.05T/T_{\max} \quad (9)$$

式中: $r_5$ 、 $r_6$ 和 $r_7$ — $[0, 1]$ 之间的随机数值; $X_{\text{step}}$ —鲸落步长; $W_f$ —鲸落的概率。

## 1.2 改进白鲸优化算法

### 1.2.1 Logistic-Tent 混沌映射

为避免传统的 BWO<sup>[11]</sup> 在求解中陷入局部最优,导致收敛精度不高的问题,本文从混沌初始化、平衡因子及阈值动态选择、动态反向控制策略 3 个角度对白鲸算法进行改进,以改善算法性能并提高全局收敛性。

本文采用 Logistic-Tent 复合混沌映射<sup>[12]</sup>。图 1 为 Logistic-Tent 映射初始化分布图,该混沌系统不仅融合了 Logistic 复杂的混沌动力学特性,还融合了 Tent 混沌系统迭代速度快的优点,其数学公式定义如下:

$$X_{n+1} = \begin{cases} (rX_n(1 - X_n) + \\ (4 - r)X_n/2) \bmod 1, (X_n < 0.5) \\ (rX_n(1 - X_n) + \\ (4 - r)(1 - X_n)/2) \bmod 1, (X_n \geq 0.5) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $X$ —系统变量, $X \in [0, 1]$ ;  $r$ —控制参数, $r \in (0, 4)$ 。

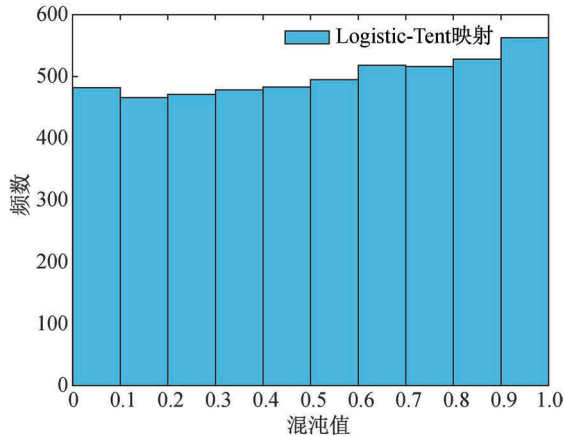


图 1 Logistic-Tent 映射初始化分布图

Fig. 1 Initialization distribution map of Logistic-Tent mapping

### 1.2.2 新型探索开发平衡因子及阈值动态选择策略

为避免出现 BWO 收敛精度不高的问题,本文采用新型探索开发平衡因子及阈值动态选择策略<sup>[13]</sup>,使改进的白鲸优化算法的局部寻优能力得以提升。算法前期使用较大的平衡因子,以实现较强的全局搜索性能,保证搜索范围;随着迭代次数的增加,当接近最优解时,平衡因子快速减小,算法的局部寻优能力大大提升。

新型平衡因子公式如下:

$$B_f = (1 - T/2T_{\max}) \times \text{rand}(N, 1) \quad (11)$$

式中: $N$ —种群中白鲸个体数目。

原始白鲸算法设定的阈值为 0.5,当平衡因子  $B_f > 0.5$  时,算法处于全局搜索阶段;当平衡因子  $B_f \leq 0.5$  时,算法处于局部搜索阶段。在迭代后期,平衡因子快速减小,局部搜索能力提升,但此时算法容易陷入局部最优解。因此,采用动态阈值策略,在算法后期增强其跳出局部最优解的能力。动态阈值公式如下:

$$T_v = 0.3 \times \text{rand}(N, 1) \quad (12)$$

### 1.2.3 动态反向学习策略

反向学习策略是一种扰动策略<sup>[14]</sup>,通过当前个体的位置产生相反位置的个体,并将该相反个体与当前的个体进行对比,最后把更优秀的个体代入下一代。

假设在  $[L_b, U_b]$  上存在可行解  $x$ ,则其反向解  $\bar{x}$  如式(13)表示:

$$\bar{x} = U_b + L_b - x \quad (13)$$

反向学习算法生成的反向解与目前解的间距是固定的,因此缺少了一些随机性,不能有效地提高群体的多样性。针对上述问题,本文采用动态反向学习策略增加其随机性<sup>[15]</sup>。

$$x_{\text{dof}} = x + r_8 \cdot [r_9 \cdot (U_b + L_b - x) - x] \quad (14)$$

式中: $x_{\text{dof}}$ —动态反向解; $r_8, r_9$ —(0, 1)之间的随机数; $x$ —当前解。

## 1.3 改进白鲸优化算法的性能分析

为了验证 IBWO 算法性能,本研究使用一台移动端计算机进行仿真实验。该计算机处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-12500H@ 2.50 GHz,运行内存 12 GB,系统为 Windows11,并装载 MATLAB R2023a 软件。实验结果如图 2(a)~(f)所示,实验采用了灰狼、鲸鱼、麻雀、白鲸 4 种新颖的群智能优化算法来进行对比。同时,为确保实验结果的稳定性和可靠性,将所采用的种群规模设定为 30,最大迭代次数设定为 500。

### 1.3.1 算法性能结果对比分析

为全面评估算法性能,本文采用如表 1 所列的 6 个基准测试函数。为了避免结果的偶然性,每个测试函数分别运行 30 次,将其最优值、平均值、标准差结果作为算法性能的评价指标。

算法评估结果如表 2 所示,IBWO 算法在其中 5 个测试函数下均求解出最优值 0,与其他 4 种算法相比,IBWO 算法具有更高的准确性和更快速的收敛性,不仅更接近理论最优解的平均值,而且结果的标准差也较小,说明本文的多策略改进方法是有效可行的。

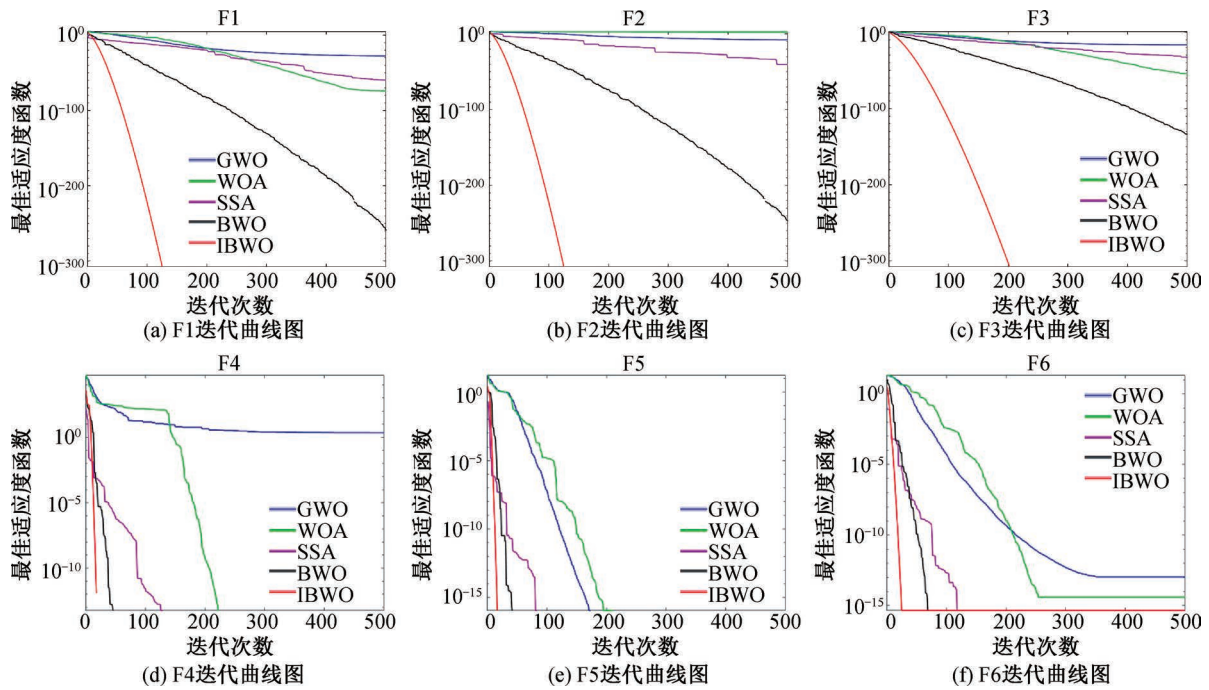


图2 函数迭代曲线图

Fig.2 Function iteration curves

表1 基准测试函数

Tab.1 Benchmark test function

函数名	测试函数表达式	维度	最优值	搜索范围
单峰	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	0	[-100,100]
	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	30	0	[-100,100]
	$f_3(x) = \sum_{i=1}^D  x_i  + \prod_{i=1}^D  x_i $	30	0	[-10,10]
多峰	$f_4(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	0	[-5,12,5,12]
	$f_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	0	[-600,600]
	$f_6(x) = -20\exp\left[-0.2\sqrt{\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D x_i^2}\right] - \exp\left[\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D \cos 2\pi x_i\right] + 20 + e$	30	0	[-32,32]

1.3.2 算法收敛曲线对比分析

(1)收敛速度:如图2所示,在迭代次数相同的情况下,IBWO算法适应度值变化更为迅速。这表明该算法能够更快地寻找出较优解,展现出较快的收敛速度。

(2)精度:虽然在函数 $f_6(x)$ 中IBWO算法并未求解出最优解,但其收敛速度和精度仍优于其

他算法,说明IBWO算法能够在有限的迭代次数内找到接近最优解的解决方案。

(3)跳出局部最优解能力:基准测试函数可以评估算法跳出局部最优解的能力。上述结果显示,IBWO算法在跳出局部最优解方面具有较强的能力,表明IBWO算法具有一定的全局搜索能力,能够避免陷入局部最优解,并向更优解靠近。

表 2 基准函数优化结果比较

Tab. 2 Comparison of benchmark function optimization results

函数类别	算法类别	最优值	平均值	标准差
F1	SSA	1.48E-60	1.980E-03	4.43E-02
	WOA	6.48E-75	4.58E+02	4.14E+03
	GWO	3.08E-28	7.86E+02	5.65E+03
	BWO	3.18E-26	2.00E+01	4.07E+02
	IBWO	0.00	8.24E+00	2.48E+02
F2	SSA	4.98E-41	1.16E+00	1.79E+01
	WOA	3.44E+02	4.57E+02	8.50E+01
	GWO	1.75E-08	3.82E+01	1.59E+02
	BWO	5.84E-25	2.36E+00	4.68E+01
	IBWO	0.00	1.01E+00	1.74E+01
F3	SSA	1.17E-34	3.41E-02	2.45E-01
	WOA	3.61E-56	1.94E-01	1.19E+00
	GWO	2.26E-17	1.81E-01	1.04E+00
	BWO	4.93E-13	1.31E-02	1.46E-01
	IBWO	0.00	1.88E-03	1.14E-01
F4	SSA	0.00	4.99E-01	7.19E+00
	WOA	0.00	4.48E+02	3.48E+03
	GWO	2.22E+00	5.33E+02	3.73E+03
	BWO	0.00	6.63E+01	8.40E+01
	IBWO	0.00	1.19E+01	1.73E+02
F5	SSA	0.00	8.77E-04	1.29E-02
	WOA	0.00	2.26E-01	1.31E+00
	GWO	0.00	2.46E-01	1.27E+00
	BWO	0.00	1.27E-02	1.08E-01
	IBWO	0.00	1.17E-02	1.14E-01
F6	SSA	4.44E-16	8.42E-04	7.82E-03
	WOA	3.99E-15	7.88E-01	3.05E+00
	GWO	1.10E-13	7.28E-01	3.05E+00
	IBWO	4.44E-16	1.09E-02	1.52E-01

## 2 信号预处理及故障模型搭建

### 2.1 变分模态分解 VMD

VMD 是一种非递归信号的变分分解算法,能够有效解决 EMD 中存在的模态混叠、虚假分量等问题,可以将输入信号分解为固定个数的模态分量。

VMD 将信号的分解过程视为约束变分问题的求解过程,将输入信号分解成  $K$  个 IMF 分量,每个分量在频域中的带宽都具有特定的稀疏性。

对信号进行希尔伯特变换,得到其解析函数为

$$\left[ \left( \delta(t) + \frac{1}{\pi t} j \right) u_k(t) \right] \quad k = 1, 2, 3, 4, \dots, K \quad (15)$$

通过高斯平滑解调获得每个 IMF 分量中心频率  $w_k$  的带宽,从而得到一个受约束的变分问题,该问题可具体表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{1}{\pi t} j \right) u_k(t) \right] \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f \end{array} \right. \quad (16)$$

为解决这个约束问题,引入拉格朗日乘子  $\lambda$  和二次惩罚因子  $\alpha$ :

$$L \left( \begin{array}{l} \{ u_k \} \\ \{ w_k \} \\ \lambda \end{array} \right) = \alpha \sum_k \left\| \left[ \left( \delta(t) + \frac{1}{\pi t} j \right) u_k(t) \right] \times e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left( \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right) \quad (17)$$

利用交替方向乘子算法得到上述拉格朗日函数的鞍点,并在频域内迭代更新  $u_k, w_k$  和  $\lambda$  获得最优解,从而得到  $K$  个 IMF 函数以及其所对应的中心频率  $w_k$ 。

### 2.2 IBWO 优化 VMD

为解决滚动轴承故障信号微弱,特征提取较困难的问题,本文选用 VMD 对轴承初始信号进行预处理。VMD 有两个重要参数:  $K$  和  $\alpha$ 。当  $\alpha$  值过大,会损坏频带信息,反之会导致信息冗杂;当  $K$  值过大,会产生过分解,反之会产生欠分解。因此,需要确定最佳参数组合  $[K, \alpha]$ 。有研究选用包络熵作为目标适用度函数<sup>[16]</sup>来确定  $[K, \alpha]$ ,随机分量越多,包络熵越大;反之,则包络熵越小。包络熵的数学表达式如下:

$$p_i = \frac{a(i)}{\sum_{i=1}^N a(i)} \quad (18)$$

$$E = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i \quad (19)$$

式中:  $p_i$ — $a(i)$  归一化处理后的概率分布序列;  $a(i)$ —第  $i$  个本征模态分量经希尔伯特变换后的包络信号;  $E$ —对  $p_i$  计算得出的包络熵;  $N$ —样本个数。

选用改进后的 IBWO 算法去优化 VMD 的  $[K, \alpha]$ ,该算法的运行流程如图 3 所示。

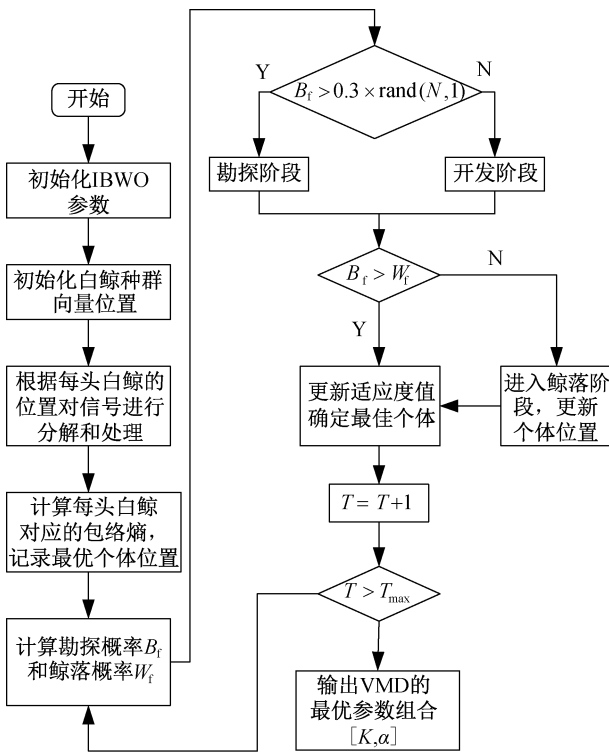


图3 IBWO优化VMD流程图

Fig. 3 Flow chart of IBWO optimized VMD

- 步骤 1: 初始改进白鲸优化算法参数。
- 步骤 2: 计算各白鲸位置的适应度值。
- 步骤 3: 分别更新平衡因子, 阈值因子以及白鲸坠落概率  $W_f$ 。
- 步骤 4: 若种群中白鲸个体满足  $B_f > 0.3 \times \text{rand}(N, 1)$ , 则进入勘探阶段; 否则进入开发阶段。
- 步骤 5: 更新适应度值, 得到最优解。
- 步骤 6: 循环步骤 2—5, 直至当前迭代次数达到最大迭代次数, 输出最优的 VMD 参数组合及其适应度值。

### 2.3 故障模型搭建

IBWO-VMD-CNN-BiLSTM 模型主要由四部分组成。第一部分, 采用 VMD 算法对振动信号进行分解, 并利用优化后的白鲸算法对 VMD 算法的参数进行寻优, 以确定最佳模态分量; 第二部分, 使用一个由一维卷积层、归一化层和池化层组成的结构来提取振动信号深层的数据特征, 其中, 池化层采用最大池化方式, 其作用是保留信号中主要的特征信息; 第三部分, 利用双向长短时记忆网络层进一步提取信号中的时间序列特征, 将提取特征后的信号输入全连接层; 第四部分, 运用 SoftMax 函数进行特征分类, 通过输出层分类输出该振动信号的故障诊断结果。

通过构建 CNN-BiLSTM 的轴承故障诊断模型, 可以有效处理轴承故障信号。卷积神经网络能够自动提取轴承故障信号的内在特征, 而双向长短时记忆网络则实现了对卷积网络层提取特征的进一步加工, 二者结合可提升轴承故障诊断的效率。该模型的结构如图 4 所示。

该模型的输入层采用长度固定为 1 024 的信号输入。研究使用的数据集包含了 10 种不同类型的信号, 进行了 10 个类别的分类。本模型采用了一个卷积层进行特征提取, 归一化层和池化层用于提升网络性能。为了防止网络过拟合, 在卷积层后还加入了 Dropout 层。最后, 设置了全连接层和 SoftMax 层输出故障诊断结果, 其网络参数如表 3 所示。

### 3 实验分析

#### 3.1 西储大学轴承数据集故障诊断

##### 3.1.1 信号预处理

实验数据来源于美国凯斯西储大学滚动轴承

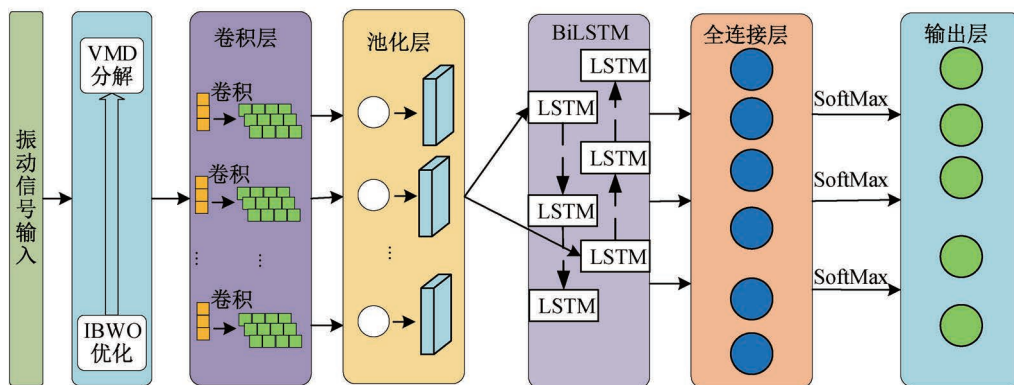


图4 IBWO-VMD-CNN-BiLSTM 模型流程图

Fig. 4 Flow chart of IBWO-VMD-CNN-BiLSTM model

表 3 CNN-BiLSTM 网络模型参数表

Tab. 3 Parameter list of CNN-BiLSTM network model

序列	网络层	卷积核尺寸	输出尺寸 (宽×深)	卷积核数量
1	输入层	—	1 024×1	—
2	卷积层	3×1	1 024×16	16
3	归一化层	—	1 024×16	—
4	最大池化层	2×1	521×16	—
5	Dropout 层	—	512×32	—
6	BiLSTM	—	512×128	128
7	全连接层	—	64×32	32
8	Softmax	—	10×1	10

数据中心的公开数据集,该数据集是通过图 5 的实验设备采集得到。本文分析了 SKF6250 滚动轴承的 4 种故障数据:正常状态、内圈故障、外圈故障和滚动体故障下的振动信号,采样频率为 12 kHz,测试轴承的损伤直径如表 4 所示,转速为 1 797 r/min,对于每种类型提取 120 数据组样本用于分析。

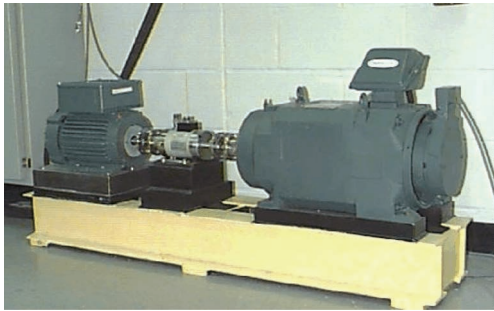


图 5 轴承实验装置

Fig. 5 Bearing experimental setup

表 4 轴承数据集描述

Tab. 4 Description of the bearing dataset

故障状态	损伤程度/mm			样本数/组
	a	b	c	
正常状态	0.177 8	0.355 6	0.533 4	120
内圈故障	0.177 8	0.355 6	0.533 4	120
外圈故障	0.177 8	0.355 6	0.533 4	120
滚动体故障	0.177 8	0.355 6	0.533 4	120

以轴承内圈故障数据为例,本文采用 VMD 进行信号预处理。通过人为经验选取  $[K, \alpha]$  以及采用 BWO 和 IBWO 对参数  $[K, \alpha]$  进行寻优。以信噪比 (Signal-Noise Ratio, SNR) 指标作为评判标准<sup>[17]</sup>,分析和说明 IBWO-VMD 算法的降噪效果。

$$SNR = 10 \lg \left[ \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \right] \quad (20)$$

式中:  $n$ —总数目;  $y_i$ —降噪后信号分量;  $\hat{y}_i$ —原始信号。

采用改进的 IBWO 优化方法与人为选取 4 组 VMD 参数的方法进行对比,信噪比分别提高了 7.82、4.95、6.61、3.22 dB。这表明,人为经验选取的 4 组参数所实现的降噪效果远不及经过算法优化后的效果。与 BWO-VMD 方法相比,采用 IBWO-VMD 方法的信噪比提高了 1.55 dB,相关结果如表 5 所示。由此可见,IBWO-VMD 方法分解效果更好,降噪精度更高。

表 5 降噪效果评价

Tab. 5 Evaluation of noise reduction effect

算法	SNR
VMD ([4, 2 000])	10.59
VMD ([4, 1 000])	13.69
VMD ([5, 2 000])	12.03
VMD ([5, 1 000])	15.19
BWO-VMD	16.86
IBWO-VMD	18.41

接下来,本文利用得到的  $[K, \alpha]$  参数组合对 4 种故障类型进行 VMD 分解,提取包络熵最小的 IMF 分量为最优 IMF 分量。以 4 种故障中的内圈故障为例,通过寻优得到最佳参数集合:  $K=5$ ,  $\alpha=537$ 。

### 3.1.2 故障诊断结果及对比分析

采用随机抽样法对 120 组样本进行随机分组,其中 90 个样本为训练组,其余 30 个样本为测试组。使用 CNN, CNN-LSTM 以及 CNN-BiLSTM 作为故障诊断模型,分别以未处理的轴承数据集和经过 IBWO-VMD 处理后的轴承数据集作为输入信号,从而对比模型故障诊断准确率。

不同输入信号输入到不同模型后的准确率及所需诊断时间如表 6、表 7 所示。

表 6 未经 VMD 处理的模型对比

Tab. 6 Comparison of models without VMD treatment

识别模型	准确率/%	诊断时间/s
CNN	82.00	22.189
CNN-LSTM	86.67	141.561
CNN-BiLSTM	88.33	196.221

表 7 经过 VMD 处理的模型对比

Tab.7 Comparison of VMD-treated models

识别模型	准确率/%	诊断时间/s
VMD-CNN	87.67	12.243
VMD-CNN-LSTM	93.33	24.692
VMD-CNN-BiLSTM	98.67	29.633

实验结果如图 6 所示, VMD-CNN-BiLSTM 模型比 CNN、VMD-CNN、CNN-LSTM、VMD-CNN-LSTM、CNN-BiLSTM 模型的诊断精度分别提升了 16.67%、11%、12%、5.34%、10.34%。VMD-CNN-BiLSTM 不仅在识别多数故障类型时能达到较高的诊断精度, 相比未经 VMD 优化的模型还能大幅缩短诊断时间, 验证了该模型的有效性和准确性。

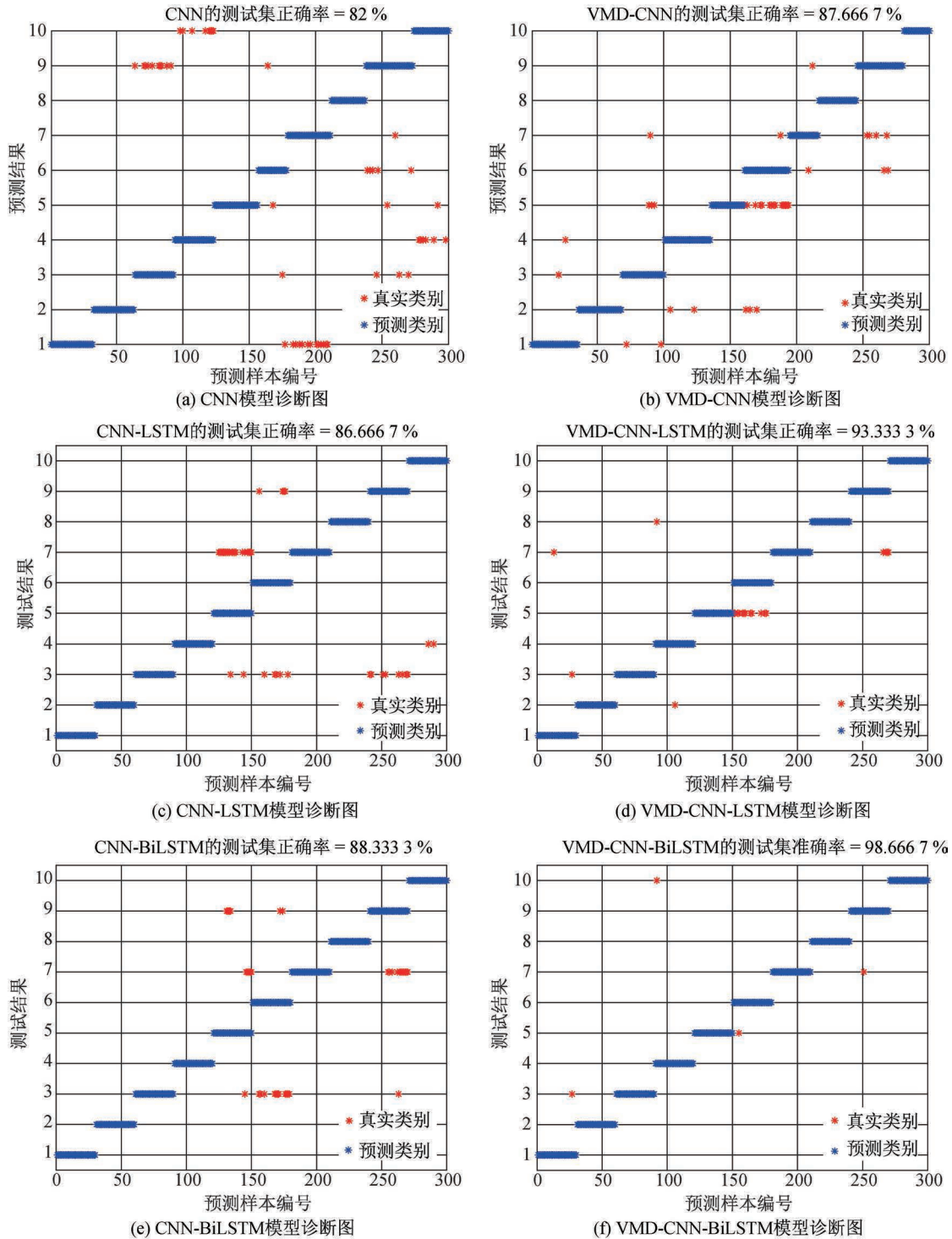


图 6 故障诊断图

Fig. 6 Fault diagnosis diagram

### 3.2 渥太华大学轴承数据集故障诊断

本文采用渥太华大学的轴承故障数据集,进一步验证所提出的 IBWO-VMD-CNN-BiLSTM 模型的通用性和有效性。实验所用的轴承型号为 ER16K,节圆直径为 38.52 mm,滚珠直径为 7.94 mm,滚珠 9 个。其中,内圈故障特征阶次为 5.43,外圈故障特征阶次为 3.57。实验按照采样频率为 200 kHz、采样时间为 10 s,采集数据包括健康轴承、内圈故障、外圈故障 3 种健康状态。每种轴承健康状态下,分别在 4 种不同的转速条件下进行实验。为了保证数据量的一致性,选取相同大小的样本,90 个样本作为训练集,其余 30 个作为测试集。

实验结果如图 7(a)~(d)所示,与 CNN-LSTM、CNN-BiLSTM、VMD-CNN-LSTM 模型相比,VMD-CNN-BiLSTM 模型的诊断精度分别提升了 15.55%、14.07%、2.96%。由此可见,本文提出的轴承故障诊断方法在两种故障诊断数据集上均展现出良好的适应性,能够达到较高水平的诊断准确率。

### 4 结论

1)通过引入 Logistic-Tent 混沌映射、新型探索开发平衡因子及阈值因子与动态反向学习策略改进白鲸算法,并使用 6 种不同类型的基准函数对改进后的算法进行测试。据验证,本文所提出的改进方法表现出良好的收敛性和较优的寻优能力,能够提高白鲸算法在全局和局部搜索方面的性能。

2)提出了 IBWO-VMD 的轴承信号特征提取方法,采用 IBWO 对 VMD 的模式个数和惩罚因子进行寻优,与原有的 BWO-VMD 以及人工经验寻参进行对比发现信噪比得到提升,更有利于提取原始信号的故障信息。

3)采用单一卷积神经网络对信号进行故障诊断发现效果不佳。因此在原有的卷积网络(CNN)基础上加入了双向长短时记忆网络模型(BiLSTM),采用基于 CNN-BiLSTM 的方法对经过 VMD 处理的轴承信号进行故障识别。通过对比实验可

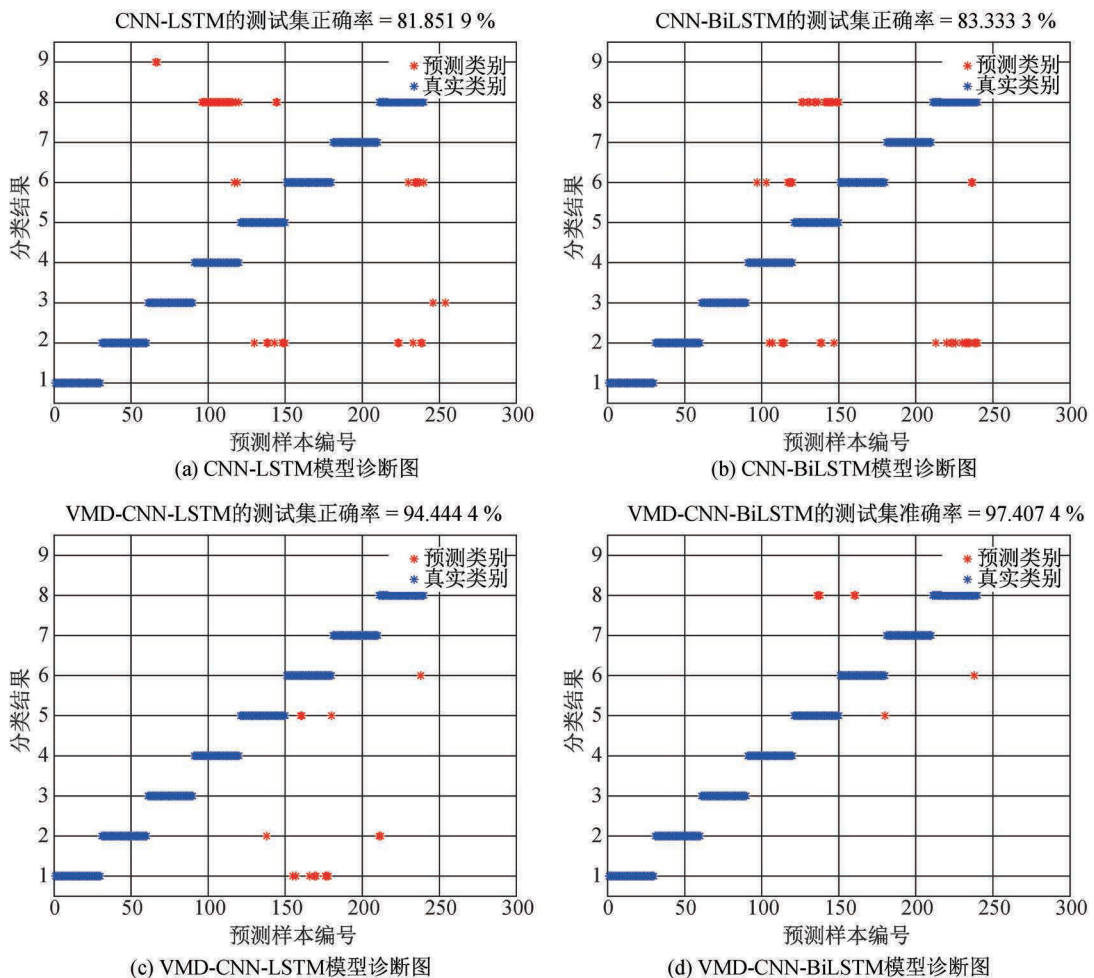


图 7 公开数据集测试对比图

Fig. 7 Comparison charts for public dataset testing

知,该方法相较于另外两种方法的准确率大幅提高,充分验证了所提方法的有效性。

### 参考文献:

- [1] 石峰. 盘式磁力耦合器设计和仿真研究[D]. 大连:大连交通大学,2019.  
SHI F. Design and simulation study of disc-type magnetic coupler [D]. Dalian:Dalian Jiaotong University,2019.
- [2] HU C F, WANG Y X. Multidimensional denoising of rotating machine based on tensor factorization[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2019,122:273-289.
- [3] 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: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998,454(1971):903-995.
- [4] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface,2005,2(5):443-454.
- [5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2014,62(3):531-544.
- [6] 王莉静,李鸿江,李民生,等. 基于 ICEEMDAN 和 VMD 的行星齿轮箱故障特征提取[J]. 河北工程大学学报(自然科学版),2025,42(1):105-112.  
WANG L J, LI H J, LI M S, et al. Fault feature extraction of planetary gearbox based on ICEEMDAN and VMD [J]. Journal of Hebei University of Engineering (Natural Science Edition),2025,42(1):105-112.
- [7] 杨文斌,王志成,马怀祥,等. 基于参数优化 VMD 和峭度准则的齿轮故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(8):13-16+21.  
YANG W B, WANG Z C, MA H X, et al. Gear fault diagnosis based on parameter optimization VMD and kurtosis criterion [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2023(8):13-16+21.
- [8] 古莹奎,石昌武,陈家芳. 基于格拉姆角场与深度卷积生成对抗网络的行星齿轮箱故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2024,44(1):111-118.  
GU Y K, SHI C W, CHEN J F. Fault diagnosis of planetary gear box based on gramian angular fields and deep convolutional generative adversarial network [J]. Noise and Vibration Control,2024,44(1):111-118.
- [9] XU Z F, LI C, YANG Y. Fault diagnosis of rolling bearing of wind turbines based on the Variational Mode Decomposition and Deep Convolutional Neural Networks [J]. Applied Soft Computing,2020,95:106515.
- [10] HAO S J, GE F X, LI Y M, et al. Multisensor bearing fault diagnosis based on one-dimensional convolutional long short-term memory networks [J]. Measurement, 2020,159:107802.
- [11] ZHONG C T, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm [J]. Knowledge-Based Systems,2022,251:109215.
- [12] 彭业飞,杨露菁,黄璜. 基于 Logistic 和 Tent 双重映射的混沌粒子群算法[J]. 数字技术与应用,2015,33(12):136-137.  
PENG Y F, YANG L J, HUANG H. Chaos particle swarm optimization algorithm based on logistic and tent dual mapping [J]. Digital Technology and Application, 2015,33(12):136-137.
- [13] 刘阳,粟航,何倩,等. 基于云-边协同变分自编码神经网络的设备故障检测方法[J]. 计算机工程与科学, 2023,45(7):1188-1196.  
LIU Y, SU H, HE Q, et al. An equipment fault detection method based on cloud-edge collaboration variational autoencoder neural network [J]. Computer Engineering & Science,2023,45(7):1188-1196.
- [14] 朱博文,崔凤英. 融合多策略优化 SSA 的仓储机器人任务调度算法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(5):183-187+192.  
ZHU B W, CUI F Y. Task scheduling algorithm for warehouse robots incorporating multi-strategy optimized SSA [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2024(5):183-187+192.
- [15] 贾鹤鸣,刘庆鑫,刘宇翔,等. 融合动态反向学习的阿奎拉鹰与哈里斯鹰混合优化算法[J]. 智能系统学报,2023,18(1):104-116.  
JIA H M, LIU Q X, LIU Y X, et al. Hybrid Aquila and Harris Hawks optimization algorithm with dynamic opposition-based learning [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems,2023,18(1):104-116.
- [16] 单玉庭,刘韬,褚惟,等. 遗传算法优化变分模态分解在轴承故障特征提取中的应用[J]. 噪声与振动控制,2024,44(1):148-153+204.  
SHAN Y T, LIU T, CHU W, et al. Application of genetic algorithm to optimize variational mode decomposition in bearing fault feature extraction [J]. Noise and Vibration Control,2024,44(1):148-153+204.
- [17] 张赞,王永华,唐岩辉,等. 低信噪比下的滚动轴承早期微弱故障识别[J]. 振动测试与诊断,2023,43(6):1158-1163+1246.  
ZHANG Y, WANG Y H, TANG Y H, et al. The early weak fault recognition of the rolling bearing under low signal to noise ratio [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2023,43(6):1158-1163+1246.

(责任编辑 张爱丽)