

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306709

# 多策略融合 LSSVM-NGO 的滑动电接触失效诊断\*

任志玲<sup>1,2</sup> 张景智<sup>1</sup>

(1. 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105;

2. 辽宁工程技术大学鄂尔多斯研究院 鄂尔多斯 017000)

**摘要:**为提高弓网滑动电接触失效判断的准确率,提出了一种多策略融合改进北方苍鹰优化算法(INGO)和最小二乘支持向量机(LSSVM)的滑动电接触失效诊断模型。首先,通过自制的滑动电接触摩擦磨损实验机进行载流条件下的滑动摩擦实验,分析载流稳定系数在不同工况条件下的变化规律,确定弓网接触失效判据;其次,采用 tent 混沌映射、均匀分布的动态自适应权重,以及黄金正弦算法和非线性收敛因子多种融合策略综合改进 NGO。通过测试函数对其进行仿真测试,结果证明 INGO 算法收敛速度和稳定性更优;最后,使用 INGO 算法进行模型参数寻优,构建滑动电接触失效诊断模型。将本文所提模型与其他诊断模型对比,诊断精度分别提高了 16.67%、12.5%、8.33%,进一步证明该诊断模型具有较高的准确率和泛化能力。

**关键词:** 弓网系统;载流稳定系数;北方苍鹰算法;最小二乘支持向量机;接触失效

中图分类号: TM501

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 470.40

## Multi-strategy fusion of LSSVM-NGO for sliding electrical contact failure diagnosis

Ren Zhiling<sup>1,2</sup> Zhang Jingzhi<sup>1</sup>

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China;

2. Erdos Research Institute, Liaoning Technical University, Erdos 017000, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of sliding electric contact failure judgement of the pantograph-catenary, a multi-strategy fusion of improved northern goshawk optimisation algorithm (INGO) and least squares support vector machine (LSSVM) sliding electric contact failure diagnosis model is proposed. Firstly, the self-made sliding electric contact testing machine is used to carry out friction experiments, analyse the change rule of the current-carrying stability coefficient under different working conditions, and determine the criteria for the pantograph-catenary contact failure; secondly, the tent chaotic mapping, uniformly distributed dynamic adaptive weights, and the golden sinusoidal algorithm and the nonlinear convergence factor are used to improve the deficiencies in the NGO, and the simulation is carried out through the test function. Test, the results prove that the improved northern wing algorithm (INGO) convergence speed and stability is better; finally, using the improved northern eagle optimisation algorithm on the model's parameter optimisation, to establish the sliding electrical contact failure diagnostic model. Comparing the proposed model with other diagnostic models, the diagnostic accuracy is improved by 16.67%, 12.5% and 8.33% respectively, which further proves that the diagnostic model has high accuracy and generalisation ability.

**Keywords:** pantograph-catenary system; current-carrying stability factor; northern hawk algorithm; least squares support vector machine; contact failure

## 0 引言

我国高铁时速的不断提升对弓网系统滑动电接触提出更高的要求,良好受流质量与高可靠接触是列车能够安全、高效和稳定运行的首要前提。在多因素共同作用下,滑动电接触区域可能存在复杂的力、热、电、磁和化学耦合现象,从而造成接触状态的恶化,严重影响列车的受流质量。因此,及时、准确地判断弓网系统滑动电接触状态的有效性,可为高速列车的稳定和高效运行提供理论支撑。

目前,国内外学者对于电接触失效问题的研究主要围绕触点电接触失效和滑动电接触失效展开,触点电接触失效的研究主要以继电器为主,在测量技术<sup>[1-2]</sup>、失效机理<sup>[3-4]</sup>与可靠性判别<sup>[5-6]</sup>等方面的研究相对成熟。但有关滑动电接触的可靠性和接触失效方面的研究尚不成熟。文献[7]利用 BP 神经网络建立接触压力与影响因素之间的关系模型,并得出满足实际工况下的最小接触压力。文献[8]中利用极限学习机对接触电阻与各影响因素之间的关系进行预测,并给出弓网电接触失效的判别准则。文献[9]通过最优卷积神经网络模型预测滑动电接触的失效性。文献[10-11]运用随机森林算法建立二分类模型对弓网滑动电接触影响因子重要程度进行分析。文献[12]使用支持向量机算法对磨损率、电流效率等进行预测。

以上诊断模型均对滑动电接触失效状态进行了预测,取得一定的成效,但是需进一步提高诊断精度,且存在一定的过拟合、计算速度不足和可能陷入局部最优等问题。

智能算法的组合可以有效提升故障诊断的准确率。文献[13]运用天鹰算法对最小二乘支持向量机的惩罚因子和核参数在指定范围进行迭代优化。文献[14]利用海洋捕食者智能算法优化最小二乘支持向量机,提高了诊断的正确率和速率。文献[15]采用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 对最小二乘支持向量机寻优,提高了模型的学习性能。但算法仍存在收敛精度低、易陷入局域极小值等问题,使得向量机对超参数的寻优速度缓慢<sup>[16]</sup>,与最优参数之间的偏差比较大,对弓网滑动电接触失效诊断正确率有着较大的影响。

针对上述问题,提出了一种多策略融合的北方苍鹰优化 (improved northern goshawk optimization, INGO) 算法,对 LSSVM 的参数进行寻优,构建弓网滑动电接触失效诊断模型。首先引入 tent 混沌映射使种群个体分布更加均衡,从而提高算法的全局搜索能力。其次,利用自适应权重和黄金正弦算法,对其最优位置不断进行调整,平衡其全局寻优和局部搜寻的比重,提升算法全局寻优和

局部开发的能力同时加快收敛速度。最后,通过动态递减的非线性收敛因子,加强个体位置的灵动性,进一步提升算法后期的局部优能力。最后,通过实验对比,验证 INGO 算法的可行性和诊断模型的有效性。

## 1 实验装置及研究方案

### 1.1 实验装置与材料

图 1 所示为自行研制的高速滑动电接触摩擦磨损试验机,能够模拟实际列车弓网系统间的“之”字形运动。通过数据采集系统对实验数据进行实时采集、存储和分析。



图 1 滑动电接触试验机

Fig. 1 Sliding electrical contact tester

摩擦副材料为浸金属碳滑板和铜接触导线,滑板材料化学成分含量如表 1 所示,物理参数如表 2 所示。

表 1 滑板材料化学成分含量

Table 1 Chemical composition content of skateboard materials

化学元素	C	Cu	Pb	Sb	Sn	其他
含量/%	92.25	3.91	0.98	0.55	0.53	1.09

表 2 滑板物理参数

Table 2 Physical parameters of the skateboard

电阻率/ ( $\Omega \cdot \mu\text{m}$ )	肖氏硬度/HS	体积密度/ ( $\text{g} \cdot \text{m}^{-3}$ )	抗压密度/ MPa	气孔率/%
12	85	2.45	200	$\leq 10$

实验选取基础载荷为 60~90 N;波动压力频率为 1~4 Hz;波动载荷幅值为  $\pm 10 \sim \pm 40$  N;接触稳态电流为 150~300 A,滑动速度为 40~160 km/h。

### 1.2 弓网系统接触电流

实验时弓网间的接触电流随着接触区域斑点的变化而变化,滑动速度为 120 km/h、波动压力频率为 4 Hz、接

触稳态电流为 150 A、波动压力幅值为 $\pm 20$  N 工况下的接触电流如图 2 所示。

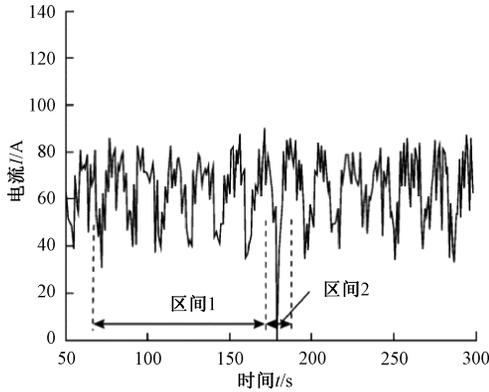


图 2 接触电流

Fig. 2 Contact current

由图 2 可知,在区间 1 内电流波动相对较小,此时弓网系统接触状态良好,属于有效接触;区间 2 内电流大幅度下降,出现过零点,表明此时弓网系统发生离线现象,受流质量变差,属于接触失效。

### 1.3 滑动电接触临界失效判定条件

根据相关研究,将电流稳定性作为滑动电接触失效的判定指标。用载流稳定系数来表征电流的稳定性,其表达式为:

$$\varepsilon = \frac{S_I}{\bar{I}} \times 100\% \quad (1)$$

$$S_I = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (I_i - \bar{I})^2} \quad (2)$$

式中:  $I_i$  为电流瞬时值;  $\bar{I}$  为电流平均值;  $S_I$  为接触电流标准差,表征电流的偏移程度;  $\varepsilon$  为载流稳定系数,其值越小,表明稳定性越好,将  $\varepsilon < 30\%$  作为弓网系统滑动电接触的临界失效判定条件<sup>[17]</sup>。

### 1.4 滑动电接触实验分析

为确定滑动电接触状态,在不同滑动速度、波动载荷、接触电流、波动压力频率下开展实验研究,分析载流稳定性的变化规律。

在滑动速度  $v=40, 80, 120, 160$  km/h, 波动载荷幅值为  $70 \pm 20$  N、接触电流为 150 A 的实验条件下进行滑动电接触实验,载流稳定系数的变化情况如图 3 所示。当滑动速度较低时,弓网系统接触状态良好,无或少有电弧发生,载流稳定系数趋于平缓。随着滑动速度逐渐增加至 160 km/h,由于摩擦副之间的冲击、震动等现象加剧,使得电接触状态变差,载流不稳定现象严重。

波动压力频率为 2 Hz、接触电流为 150 A 下,不同载荷波动幅值和滑动速度下的载流稳定系数变化情况如图 4 所示。载流稳定系数随着载荷波动幅值的增大而增

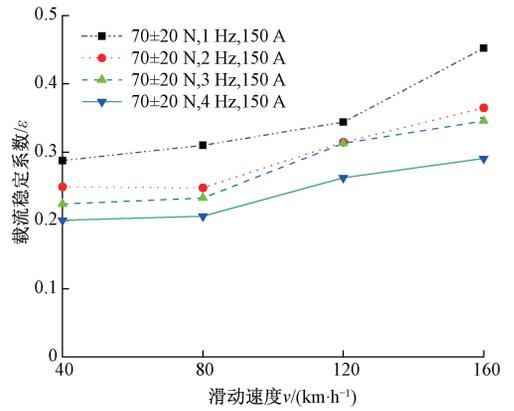


图 3 不同波动压力频率、滑动速度下载流稳定系数

Fig. 3 Flow stability coefficient for different fluctuating pressure frequencies, sliding velocities and downloads

大,主要原因是波动幅值的增大使得摩擦副间接触电阻变大,离线发生概率增加,造成弓网接触不稳定,载流稳定性降低,逐渐超出临界失效区间。

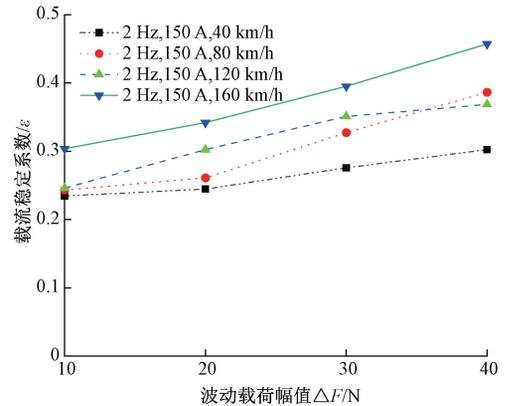


图 4 不同滑动速度、波动载荷幅下载流稳定系数

Fig. 4 Flow stability coefficient for different sliding speeds and fluctuating load amplitudes

$70 \pm 20$  N 波动载荷幅值、120 km/h 滑动速度下,不同波动压力频率和接触电流下的载流稳定系数如图 5 所示。波动频率由 1 Hz 增至 2 Hz 过程中,载流稳定系数下降显著。可能是由于频率增幅较小,低频时接触区域与空气接触时间较长,形成的氧化物较多,导电斑点较少。随着频率逐渐增加到 4 Hz,高频对载流稳定性有两方面的影响:1) 频率越高,磨损越严重,氧化物越多,载流稳定性越差。2) 高频时,接触区域暴露在空气中时间减少,氧化减慢,载流稳定性变好。由于两种作用相反,故此时载流稳定系数变化不大。

2 Hz 压力波动频率、120 km/h 滑动速度下,不同波动载荷幅值、接触电流时载流稳定系数如图 6 所示。随着波动载荷幅值的增大,载流稳定系数呈缓慢上升趋势。

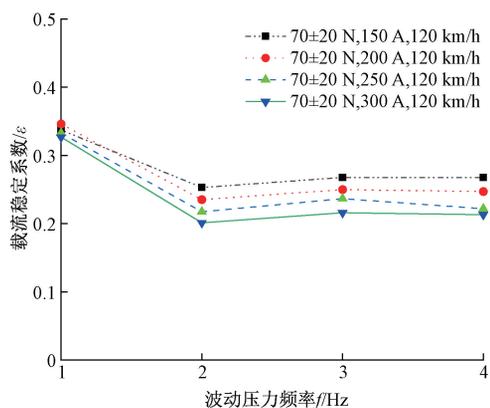


图 5 不同接触电流、波动压力频率下载流稳定系数

Fig. 5 Variation of the download flow stability factor for different contact currents and fluctuating pressure frequencies

在相同的波动频率和振幅下,弓网系统接触区域由于电阻热和电弧热加剧了磨损,接触表面变得粗糙,影响接触电流的传导,故载流稳定系数有所下降。

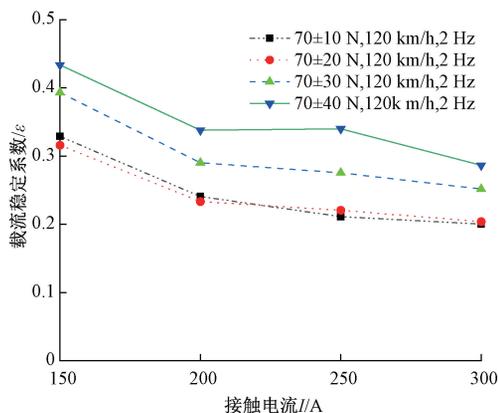


图 6 不同波动压力幅值、接触电流下载流稳定系数

Fig. 6 Different fluctuating pressure amplitudes, contact current download flow stability coefficients

80 km/h 滑动速度、2 Hz 波动压力频率下,基础载荷压力和波动载荷幅值下的载流稳定系数如图 7 所示。

当基础载荷小于 70 N 时,载流稳定系数始终大于 0.6,滑动电接触处于失效状态,主要原因为接触压力过小,离线次数过多,电弧伴随着高温造成接触区域粗糙,从而滑板与接触线接触状态恶化,受流质量下降。随着基准载荷的增加,载流稳定系数呈下降趋势,弓网系统稳定性逐渐增加。

## 2 多策略融合的 NGO 算法

由于弓网系统实际运行工况复杂,易受多种因素影响,对滑动电接触失效的准确判断较为困难。若要进一

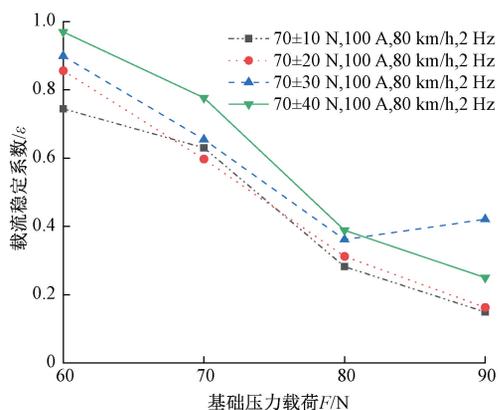


图 7 不同波动压力幅值、基础压力载下载流稳定系数

Fig. 7 Flow stability coefficient for different fluctuating pressure amplitudes, base pressure loads and downloads

步准确判断失效类别,需要寻找最优的模型超参数,要求算法具有较高的寻优能力。因此采用多种优化策略对北方苍鹰优化算法(northern goshawk optimization, NGO)算法进行改进,提升其全局寻优能力,提高模型的诊断精度。

### 2.1 北方苍鹰优化算法

NGO 模拟了北方苍鹰狩猎行为的两个阶段,即猎物识别与攻击(勘探阶段)、追逐及逃生行为(开发阶段)。

#### 1) 初始化

在 NGO 中,用种群矩阵表示北方苍鹰种群:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_i \\ \vdots \\ \mathbf{X}_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{1,1} & \cdots & \mathbf{X}_{1,j} & \cdots & \mathbf{X}_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{X}_{i,1} & \cdots & \mathbf{X}_{i,j} & \cdots & \mathbf{X}_{i,m} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{X}_{N,1} & \cdots & \mathbf{X}_{N,j} & \cdots & \mathbf{X}_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}$  为北方苍鹰的种群矩阵; $\mathbf{X}_i$  为第  $i$  个北方苍鹰的位置; $\mathbf{X}_{ij}$  为第  $i$  个北方苍鹰的第  $j$  维位置; $N$  为北方苍鹰的种群数量; $m$  为求解问题的维度。

北方苍鹰种群的目标函数值可以表示为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{F}_i \\ \vdots \\ \mathbf{F}_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(\mathbf{X}_1) \\ \vdots \\ \mathbf{F}(\mathbf{X}_i) \\ \vdots \\ \mathbf{F}(\mathbf{X}_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{F}$  为北方苍鹰种群的目标函数向量; $\mathbf{F}_i$  为第  $i$  个北方苍鹰的目标函数值。

#### 2) 第 1 阶段:猎物识别(勘探阶段)

北方苍鹰在狩猎第 1 阶段会随机挑选一只猎物,然

后迅速对其进行攻击。由于在搜索空间中对猎物的选择是随机的,因此这一阶段增加了 NGO 算法的勘探能力,可以进行全局搜索,以确定最优区域。北方苍鹰进行猎物选择和攻击的行为可表示为:

$$P_i = X_k; i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, i - 1, i + 1, \dots, N \quad (5)$$

$$X_{i,j}^{\text{new},P1} = \begin{cases} X_{i,j} + r(P_{i,j} - A_{X_{i,j}}), F_{pi} < F_i \\ X_{i,j} + r(X_{i,j} - P_{i,j}), F_{pi} > F_i \end{cases} \quad (6)$$

$$X_i = \begin{cases} X_{i,j}^{\text{new},P1}, F_i^{\text{new},P1} < F_i \\ X_i, F_i^{\text{new},P1} \geq F_i \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $P_i$  为第  $i$  个北方苍鹰的猎物的位置;  $F_{pi}$  为第  $i$  个北方苍鹰的猎物的目标函数值;  $k \in [1, N]$ , 为随机整数;  $X_{i,\text{new},P1}$  为第  $i$  个北方苍鹰的新位置;  $X_{i,j,\text{new},P1}$  为第  $i$  个北方苍鹰的第  $j$  维的新位置;  $F_{i,\text{new},P1}$  为基于第 1 阶段更新后第  $i$  个北方苍鹰的目标函数值;  $r$  是  $[0, 1]$  间的随机数;  $A$  为 1 或 2 的随机整数。

### 3) 第 2 阶段: 追逐及逃生 (开发阶段)

遭受到北方苍鹰袭击的猎物, 会设法逃脱。因此, 在即将完成追逐猎物的过程中, 北方苍鹰需要继续追逐猎物。北方苍鹰的追踪能力很强, 任何情况下都能捕捉到猎物。这种行为的模拟提高了算法对搜索空间的局部搜索能力。假设这种狩猎活动接近于一个半径为  $R$  的攻击位置。第 2 阶段, 用式 (8) ~ (10) 表示:

$$X_{i,j}^{\text{new},P2} = X_{i,j} + R(2r - 1)X_{i,j} \quad (8)$$

$$R = 0.02 \left( 1 - \frac{t}{T} \right) \quad (9)$$

$$X_i = \begin{cases} X_{i,j}^{\text{new},P2}, F_i^{\text{new},P2} < F_i \\ X_i, F_i^{\text{new},P2} \geq F_i \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $t$  为当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数;  $X_{i,\text{new},P2}$  为第  $i$  个北方苍鹰的新位置;  $X_{i,j,\text{new},P2}$  为第  $i$  个北方苍鹰的第  $j$  维的新位置;  $F_{i,\text{new},P2}$  为基于第 2 阶段更新后第  $i$  个北方苍鹰的目标函数值。

NGO 算法具有较好的收敛性和稳定性, 但存在如下问题:

1) 初始解的分布具有随机性和非均匀性, 群体中的个体素质参差不齐, 极易造成群体多样性丧失, 不能得到最优解。

2) NGO 中的捕食者在第 2 个阶段的捕食过程中, 对捕食者的捕食过程进行了快速的跟踪, 容易在后期开发过程中陷入局部极值。

## 2.2 NGO 的改进

### 1) tent 混沌映射

混沌搜索的基本思路是以一定的迭代方法生成一组混沌序列, 在 NGO 算法中, 北方苍鹰的初始位置具有随

机性和非均匀性。为此, 提出了一种基于 tent 混沌方程产生混沌序列来对群体进行初始化, 从而可以改善群体的解集质量。选择具有较好的遍历性和随机性的 tent 映射<sup>[18]</sup>, 提高种群分布的均匀性。

tent 混沌映射表达式为:

$$x_{k+1}^i = \begin{cases} 2x_k^i, 0 < x_k^i \leq 0.5 \\ 2(1 - x_k^i), 0.5 < x_k^i \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $x_{k+1}^i, x_k^i$  为混沌序列;  $i = 1, 2, \dots, N$  为种群规模;  $k = 1, 2, \dots, d$  为空间维数。

选择  $d$  个初值, 根据式 (11), 确定  $d$  个混沌序列, 对  $x_k^i$  逆映射进行搜索, 得到初始化种群。

$$j_k^i = b_{ui} + (b_{ui} - b_{li})x_k^i \quad (12)$$

式中:  $b_{ui}$  为搜索上界;  $b_{li}$  为搜索下界。

为减少随机数  $r$  对北方苍鹰全局搜索能力的影响, 将 tent 混沌映射引入位置更新式:

$$X_{i,j}^{\text{new},P1} = \begin{cases} X_{i,j} + X_i^{k+1}(P_{i,j} - I_{X_{i,j}}), F_{pi} < F_i \\ X_{i,j} + X_i^{k+1}(X_{i,j} - P_{i,j}), F_{pi} > F_i \end{cases} \quad (13)$$

### 2) 均匀分布的动态自适应权重

针对北方苍鹰算法存在复杂函数收敛速度慢、寻优精度不高的问题, 在迭代算法中, 利用自适应惯性权重对算法的整体与局部两个方面进行调节与控制<sup>[19]</sup>, 使其在全局寻优过程中随着演化代数的增加而呈现出非线性下降的趋势, 自适应惯性权重的数学表达式为:

$$w = \sin \left( \frac{\pi \times t}{2 \times \text{Max}_{\text{iteration}}} + \pi \right) + 1 \quad (14)$$

式中:  $\text{Max}_{\text{iteration}}$  为最大迭代次数。

图 8 为权重值迭代收敛曲线, 在迭代开始时, 权重值最大, 此时算法具有较强的全局寻优能力。权值系数随时间增加而降低, 通过对权值进行动态调整, 使算法在全局寻优与局部搜寻的能力之间实现平衡。

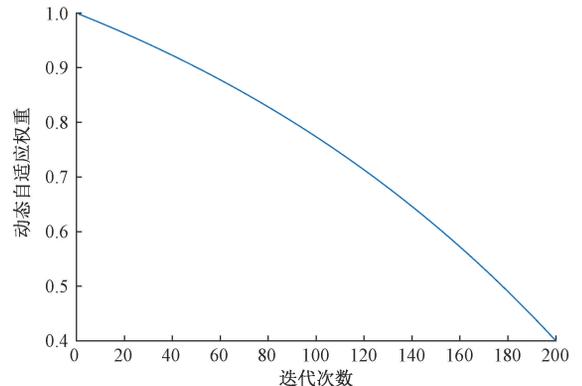


图 8 动态权重分布

Fig. 8 Dynamic weight distribution

引入动态自适应权重后的个体位置更新式为:

$$X_{ij}^{new, P1} = \begin{cases} wX_{ij} + r(P_{ij} - I_{X_{ij}}), F_{pi} < F_i \\ X_{ij} + r(X_{ij} - P_{ij}), F_{pi} > F_i \end{cases} \quad (15)$$

3) 黄金正弦算法

黄金正弦算法 (Gold-SA)<sup>[20]</sup> 的原理是遍历正弦函数上的所有值即可寻遍单位圆上所有的点, 同时在其位置更新过程中引入黄金分割数缩小解决方案的空间利用“黄金分割”系数来压缩搜索空间, 使其更趋近于最优解。Gold-SA 方法具有原理简单、所需参数较少、寻优能力较强等优点。引入黄金正弦策略后的位置更新公式如式 (16) 所示:

$$X_{ij}^{new, P2} = | \sin r_1 | X_{ij} + r_2 \sin r_1 R | x_1 2x_i^j r - x_2 x_i^j | \quad (16)$$

式中:  $r_1$  是  $[0, 2]$  间的随机数, 表示移动的距离;  $r_2$  为  $[0, \pi]$  的随机数, 表示移动的方向;  $X_{ij}$  表示的是第  $i$  个北方苍鹰的第  $j$  维的最优个体位置。  $x_1, x_2$  是引入黄金分割数求得的系数, 利用其缩小搜索空间, 使个体逐渐向最优值靠近,  $x_1 = -\pi + (1 - \tau) \times 2\pi, x_2 = -\pi + \tau \times 2\pi$ 。  $\tau$  为黄金分割数, 取为  $(\sqrt{5} - 1) / 2$ 。

4) 非线性收敛因子

在传统北方苍鹰算法探索阶段, 在限定范围  $R$  内追捕猎物, 扰动因子呈线性递减趋势, 不能满足实际迭代要求。受文献 [21] 的启发, 在非线性的收敛因子中引入具有更强非线性趋势的指数型函数:

$$R = 0.02 \frac{1}{1 + e^{(0.05t - 5.6)}} \quad (17)$$

式中:  $t$  为当前迭代次数; 0.05 和 5.6 为实验 200 次后得到的最优系数。

控制因子曲线如图 9 所示。在算法迭代前期, 收敛因子取值较大并且缓慢减少, 扩大了全局搜索范围。在迭代后期收敛因子较小, 递减速度加快, 避免算法陷入局部最优, 提升收敛速度。

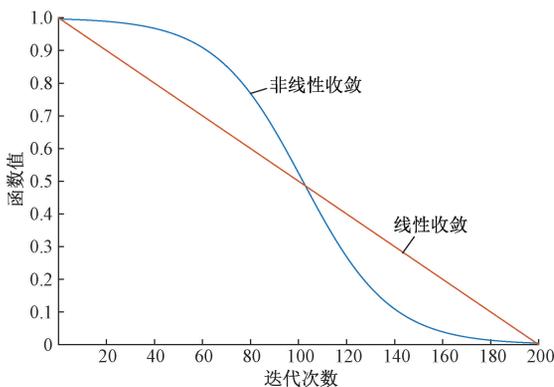


图 9 控制因子曲线

Fig.9 Control factor curves

2.3 INGO 算法性能测试

选取 4 个基本测试函数, 通过与 NGO、鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)、灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO) 寻优对比来验证 INGO 的优越性, 种群规模设置为 30, 最大迭代次数为 500。为了降低随机误差对结果的影响, 对 4 个测试函数分别进行了 30 次独立试验。测试函数如表 3 所示。

表 3 测试函数  
Table 3 Test function

函数表达式	维度	搜索范围	极值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random[0, 1)$	30	$[-1.28, -1.28]$	0
$f_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, -5.12]$	0
$f_4 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0

测试函数  $f_1$  和  $f_2$  是标准的唯一全局最优解的单峰函数, 用以检测算法的开发能力和收敛速度;  $f_3$  和  $f_4$  是多峰值函数, 检验算法的全局最优解。

算法寻优过程如图 10~13 所示, NGO 算法、WOA 算法和 GWO 算法收敛曲线变化相对平稳, 而 INGO 算法收敛曲线为先大幅度下降后趋于稳定, 收敛精度和速度明显优于其他算法。这是由于自适应权重和黄金正弦算法的作用, 对其最优位置不断进行调整, 增强其全局寻优和局部搜寻的能力, 且在开发阶段引入非线性收敛因子, 加强北方苍鹰位置的灵动性, 进一步提升了算法后期的局部优能力, 提高收敛精度。

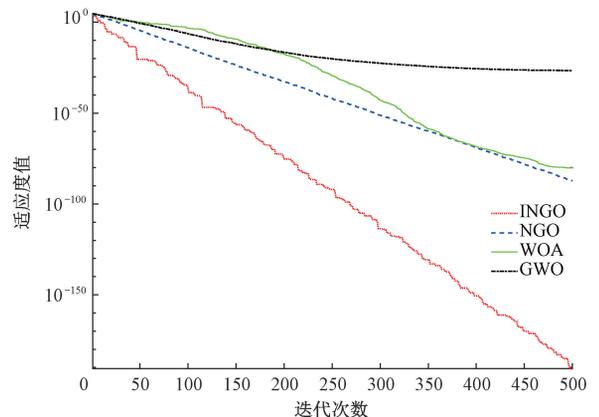


图 10 函数  $f_1$  收敛曲线

Fig.10 Convergence curve for function  $f_1$

表 4 为不同算法寻优结果对比。INGO 算法在单峰、多峰函数中均能达到理论最优值, 表明 INGO 具有更强

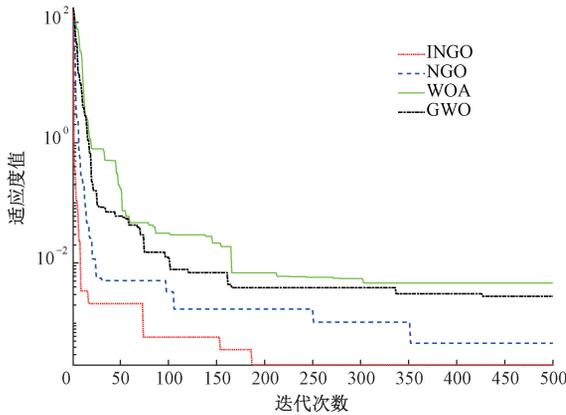


图 11 函数  $f_2$  收敛曲线

Fig. 11 Convergence curve for function  $f_2$

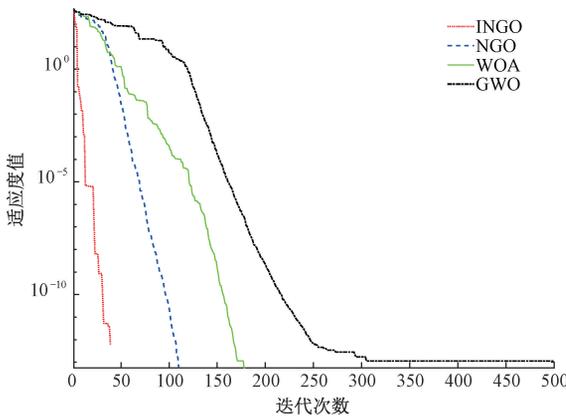


图 12 函数  $f_3$  收敛曲线

Fig. 12 Convergence curve for function  $f_3$

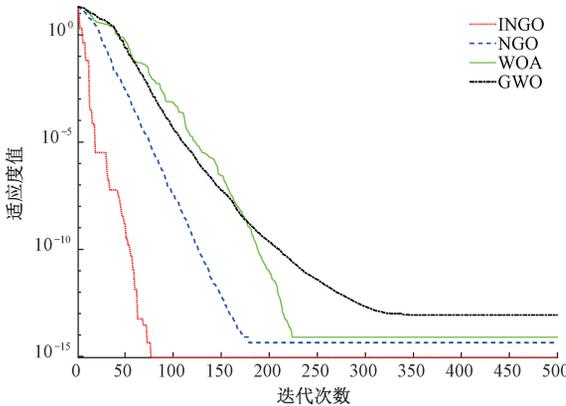


图 13 函数  $f_4$  收敛曲线

Fig. 13 Convergence curve for function  $f_4$

表 4 不同智能算法寻优结果

Table 4 Optimization results of different intelligent algorithms

函数	算法	最差值	最优值	平均值	标准差
$f_1$	INGO	$4.98 \times 10^{-282}$	$4.11 \times 10^{-296}$	$1.94 \times 10^{-283}$	$0.00 \times 10^0$
	NGO	$9.14 \times 10^{-87}$	$6.14 \times 10^{-90}$	$1.89 \times 10^{-87}$	$2.35 \times 10^{-87}$
	WOA	$1.95 \times 10^{-72}$	$1.87 \times 10^{-85}$	$6.53 \times 10^{-73}$	$0.00 \times 10^0$
	GWO	$1.14 \times 10^{-26}$	$9.98 \times 10^{-29}$	$1.39 \times 10^{-27}$	$2.12 \times 10^{-27}$
$f_2$	INGO	0.000 253	$9.82 \times 10^{-7}$	$8.29 \times 10^{-5}$	$7.53 \times 10^{-5}$
	NGO	0.001 072	0.000 152	0.000 558	0.000 254
	WOA	0.013 995	0.000 319	0.003 682	$7.53 \times 10^{-5}$
	GWO	0.005 426	0.000 288	0.001 994	0.001 279
$f_3$	INGO	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$
	NGO	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$
	WOA	$1.13 \times 10^{-13}$	$0.00 \times 10^0$	$5.68 \times 10^{-15}$	$0.00 \times 10^0$
	GWO	21.316 6	$5.68 \times 10^{-14}$	4.181 2	5.753 8
$f_4$	INGO	$8.88 \times 10^{-16}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$0.00 \times 10^0$
	NGO	$7.99 \times 10^{-15}$	$4.44 \times 10^{-15}$	$6.33 \times 10^{-15}$	$1.80 \times 10^{-15}$
	WOA	$7.99 \times 10^{-15}$	$8.88 \times 10^{-16}$	$4.20 \times 10^{-15}$	$0.00 \times 10^0$
	GWO	$1.39 \times 10^{-13}$	$7.54 \times 10^{-14}$	$1.02 \times 10^{-13}$	$1.52 \times 10^{-14}$

### 3 INGO-LSSVM 滑动电接触失效诊断

#### 3.1 基于最小二乘支持向量机的失效诊断模型

目前,弓网滑动电接触失效诊断模型主要依托向量机进行,而 LSSVM<sup>[22-23]</sup>模型的诊断精度和拟合效果与核参数  $\sigma$ 、惩罚因子  $\xi$  的选择密切相关,其中,  $\sigma$  过小或  $\xi$  过大,使模型精度更精确,但易发生过拟合;  $\sigma$  过大或  $\xi$  过小,则模型泛化性能越强,但易造成欠拟合。所以,通过改进北方苍鹰算法对 LSSVM 的两个超参数进行寻优,以提升分类的准确率和泛化能力。

设  $X$  为决定电接触状态的数据集合(包括基础载荷、波动压力频率、波动载荷幅值、接触电流、滑动速度),  $Y$  为载流稳定系数。对于一组给定的训练数据  $(x_i, y_i)$ , 其中  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$  为输入样本实例,  $y_i$  是相应的输出数据,  $N$  是训练数据的总数。采用非线性函数  $\varphi(x_i)$  将输入空间映射到特征空间,非线性函数估计建模为:

$$f(x) = \langle \Phi(x), w \rangle + b \quad (18)$$

式中:  $w$  是权重向量;  $b$  是偏置项;  $\langle \cdot \rangle$  为内积操作。

电接触失效判断的原理是搜索最优的  $w$  和  $b$ , 使式(18)对于训练数据集具有最佳的预拟合效果,即使损失函数最小,损失函数表达式为:

$$\begin{cases} \min E(W, e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{\xi}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \\ \text{s. t. } y_i = \langle \Phi(x), w \rangle + b + e_i (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $E(\cdot)$  为损失函数;  $\xi$  为惩罚因子;  $e_i$  为第  $i$  个输入数据的预测误差。

引入 Lagrange 函数  $L$ , 式(19)转换为:

的全局寻优和局部搜寻的能力,且在平均值和标准差的计算上同样优于其他算法。

$$L(\mathbf{w}, b, e, \lambda) = E(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^n \lambda_i [\langle \Phi(x_i), \mathbf{w} \rangle + b + e_i - y_i] \quad (20)$$

式中:  $\lambda_i$  为 Lagrange 乘子。

式(19)的优化问题可转换为:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \lambda_i \phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \lambda_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \lambda_i = C e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = 0 \rightarrow \langle \Phi(x_i), \mathbf{w} \rangle + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (21)$$

式(21)的矩阵形式为:

$$\begin{bmatrix} 0 & -\mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Q}\mathbf{Q}^T + \varepsilon^{-1}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{Q} = [\phi(x_1)^T y_1, \dots, \phi(x_n)^T y_n]; \boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]^T \quad (23)$$

LSSVM 的最终模型表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i K(x_i + x_j) + b \quad (24)$$

式中:  $K(\cdot)$  为 RBF 核函数, 表达式为:

$$K(x_i + x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0 \quad (25)$$

式中:  $\sigma$  为 RBF 核函数的参数。

### 3.2 INGO 优化 LSSVM 滑动电接触失效诊断模型

为了使诊断分类效果达到最好, 通过 INGO 算法对 LSSVM 的惩罚因子  $\xi$  和核参数  $\sigma$  进行寻优, 构建了 INGO-LSSVM 滑动电接触诊断分类模型, 其具体算法寻优流程图如 14 所示, 具体步骤为:

步骤 1) 设定北方苍鹰初始化种群数量、迭代次数, 初始化 LSSVM 惩罚因子  $\xi$  和核参数  $\sigma$ 。

步骤 2) 计算目标函数适应度并排序, 保存目前最优解与适应度值。采用 tent 映射初始化北方苍鹰种群,

根据式(5)随机选择猎物。

步骤 3) 根据式(13)更新第  $i$  只北方苍鹰在第  $j$  维的位置。

步骤 4) 根据式(15)更新第  $i$  只北方苍鹰的位置向量。

步骤 5) 根据式(8)、(17)计算第 2 阶段的第  $i$  只北方苍鹰在第  $j$  维的位置。

步骤 6) 根据式(10)更新第 2 阶段第  $i$  只北方苍鹰的位置向量。

步骤 7) 若达到最大迭代次数, 则将北方苍鹰最优位置对应参数惩罚因子  $\xi$  和核参数  $\sigma$  赋予 LSSVM, 结束算法。否则, 返回执行步骤 3)。

## 4 实验结果及分析

选取 80 组实验数据, 包括载流稳定系数、接触压力、压力波动幅值、压力波动频率、滑动速度和接触电流。按照 7:3 划分为训练集与测试集, 根据临界失效判据阈值, 滑动电接触状态分为正常或失效, 正常记为 1, 失效记为 2。训练集中正常 29 组, 失效 27 组; 测试集中正常 13 组, 失效 11 组。将 4 种失效诊断模型进行比对分析, 诊断结果如图 15~18 所示。

由表 5 可知, INGO-LSSVM 滑动电接触失效诊断准确率为 95.83%, LSSVM、WOA-LSSVM、GWO-LSSVM 诊断准确率分别为 79.16%、83.33%、87.5%, INGO-LSSVM 的诊断正确率较其余 3 种方法对比分别提高了 16.67%、12.5%、8.33%, 进一步证明了 INGO-LSSVM 诊断模型的良好性能。

表 5 各模型诊断准确率对比

Table 5 Comparison of diagnostic correctness

诊断模型	across models		预测准确率 (%)
	运行正常	运行失效	
INGO-LSSVM	100	90.90	95.83
LSSVM	84.61	72.72	79.16
WOA-LSSVM	84.61	81.81	83.33
GWO-LSSVM	84.61	90.90	87.50

## 5 结论

通过滑动电接触实验, 得到了在基础载荷压力、接触电流、滑动速度、压力波动幅值和压力波动频率多个因素综合影响下, 载流稳定系数的变化规律。将 tent 混沌映射、非线性收敛因子及自适应权重和黄金正弦算法融入北方苍鹰算法, 通过寻优能力对比, 证明了 INGO 具有更高的收敛速度和寻优精度。建立 INGO-LSSVM 的电接触失效诊断模型。与 LSSVM、WOA-LSSVM、GWO-LSSVM 模型相比较, 失效诊断准确率最高为 95.83%。证明了 INGO-LSSVM 模型用于滑动电接触失效诊断的有效性。

### 参考文献

- [1] 蔡军, 肖乔元, 吴凡. 基于超程时间测量的电磁继电器故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(6): 93-100.
- CAI J, XIAO Q Y, WU F. Fault detection of electromagnetic relays based on overtravel time measurement [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(6): 93-100.
- [2] 付饶, 梁慧敏, 叶雪荣, 等. 接触器触点超程分析及其

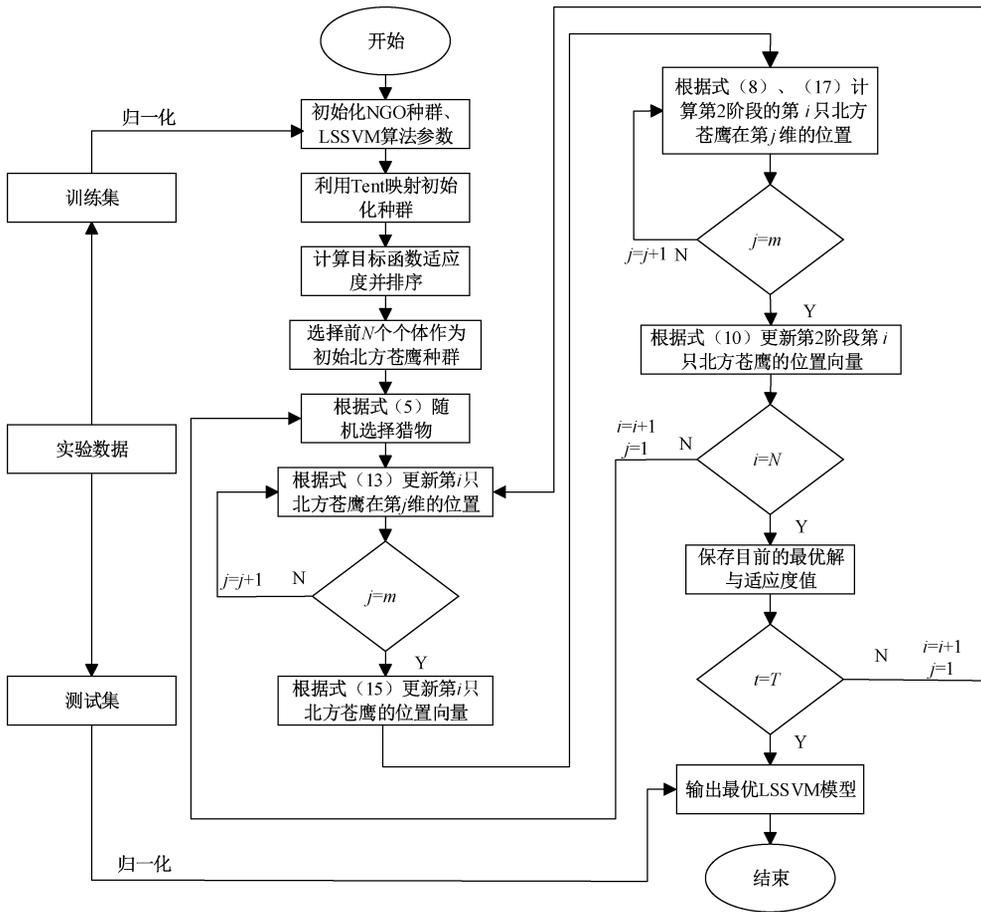


图 14 INGO-LSSVM 失效诊断流程

Fig. 14 Flow of INGO-LSSVM failure diagnosis

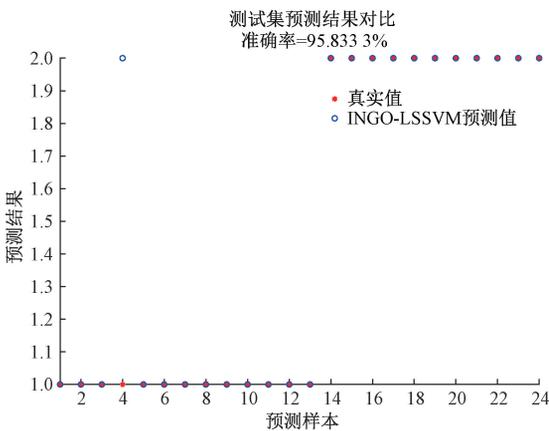


图 15 INGO-LSSVM 失效诊断结果

Fig. 15 INGO-LSSVM failure diagnosis results

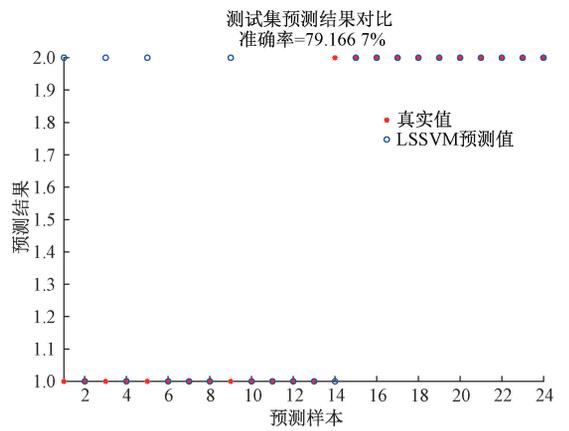


图 16 LSSVM 失效诊断结果

Fig. 16 LSSVM failure diagnosis results

退化状态的诊断[J]. 电工技术学报, 2020, 35(1): 125-133.

FU R, LIANG H M, YE X R, et al. Analysis of contactor contact overtravel and diagnosis of its degradation state[J]. Journal of Electrical Engineering Technology, 2020,

35(1):125-133.

[ 3 ] 孙永奎, 张玉琢, 徐超凡. 安全型继电器失效机理判别与寿命预测[J]. 交通运输工程学报, 2018, 18(3): 138-147.

SUN Y K, ZHANG Y ZH, XU CH F. Failure mechanism

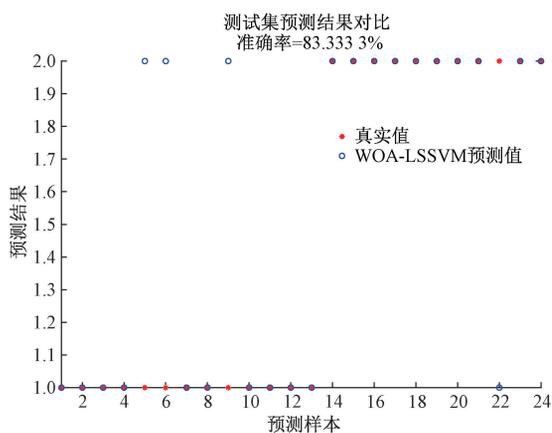


图 17 WOA-LSSVM 失效诊断结果

Fig. 17 WOA-LSSVM failure diagnosis results

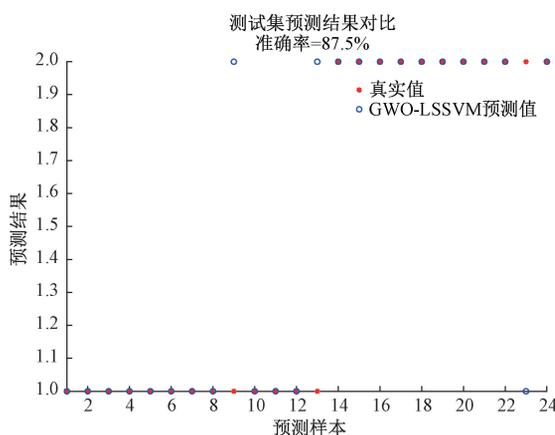


图 18 GWO-LSSVM 失效诊断结果

Fig. 18 GWO-LSSVM failure diagnosis results

discrimination and life prediction of safety type relays[J]. Journal of Transportation Engineering, 2018, 18(3): 138-147.

[4] 李文华,关欣,周露露,等. 环境应力下铁路电器触点失效机理分析及寿命建模[J]. 机车电传动, 2017, 255(2): 14-17, 23.

LI W H, GUAN X, ZHOU L L, et al. Analysis of failure mechanism and life modeling of railway electrical contacts under environmental stress [J]. Locomotive Electric Transmission, 2017, 255(2): 14-17, 23.

[5] 李文华,桑海爽,项石虎,等. 基于可恢复冲击效应的继电器可靠性评估方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 200-209.

LI W H, SANG H SH, XIANG SH H, et al. Reliability assessment method of relays based on recoverable shock effect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 200-209.

[6] ZITOUNI A. Power transformer differential relay reliability

assessment using false trip root cause analysis [C]. 2020 International Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE, 2020: 1-5.

[7] 陈忠华,康立乾,石英龙. 弓网滑动电接触电流稳定性研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(10): 127-133.

CHEN ZH H, KANG L Q, SHING Y L. Study on the stability of sliding electrical contact currents in bow networks [J]. Journal of Electrical Engineering Technology, 2013, 28(10): 127-133.

[8] 陈忠华,吴迪,回立川. 波动载荷下弓网滑动电接触失效研究[J]. 电工技术学报, 2019, 34(21): 4492-4500.

CHEN ZH H, WU D, HUI L CH. Study on the sliding electrical contact failure of arch network under fluctuating load [J]. Journal of Electrical Engineering Technology, 2019, 34(21): 4492-4500.

[9] 王紫陶. 波动载荷下弓网滑动电接触失效研究[D]. 葫芦岛: 辽宁工程技术大学, 2022.

WANG Z T. Study on the sliding electrical contact failure of arch network under fluctuating load [D]. Huludao: Liaoning University of Engineering and Technology, 2022.

[10] 回立川,陈雪莲,孟嗣博. 弓网滑动电接触失效的影响因素分析与研究[J]. 电气工程学报, 2023, 18(2): 277-286.

HUI L CH, CHEN X L, MENG S B. Analysis and research on the influencing factors of sliding electrical contact failure of the arch network [J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(2): 277-286.

[11] 于森,回立川,陈忠华. 采用随机森林算法的弓网滑动电接触失效预测[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2022, 41(5): 462-469.

YU M, HUI L CH, CHEN ZH H. Sliding electrical contact failure prediction of bow network using random forest algorithm [J]. Journal of Liaoning University of Engineering and Technology (Natural Science Edition), 2022, 41(5): 462-469.

[12] 陈忠华,唐博,刘晶. 基于 DEEDA-CWLS-SVM 的弓网电接触系统模型预测研究[J]. 测控技术, 2016, 35(4): 17-21.

CHEN ZH H, TANG B, LIU J. Research on model prediction of bow network electric contact system based on DEEDA-CWLS-SVM [J]. Measurement and Control Technology, 2016, 35(4): 17-21.

[13] 李铭,何毅斌,马东,等. 基于 ICEEMDAN-MPE 和 AO-LSSVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 66-71.

LI M, HE Y B, MA D, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on ICEEMDAN-MPE and AO-LSSVM [J].

- Electronic Measurement Technology, 2022, 45 ( 23 ): 66-71.
- [14] 林俊亭,王帅. 基于 DBN-MPA-LSSVM 的无绝缘轨道电路故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(9):37-44.  
LIN J T, WANG SH. Research on fault diagnosis of uninsulated rail circuits based on DBN-MPA-LSSVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(9):37-44.
- [15] 刘树鑫,宋健,刘洋,等. 交流接触器触头系统运动分析及故障诊断研究[J]. 电工技术学报, 2021, 36(S2): 477-486.  
LIU SH X, SONG J, LIU Y, et al. Research on motion analysis and fault diagnosis of AC contactor system[J]. Journal of Electrical Engineering Technology, 2021, 36(S2):477-486.
- [16] DEHGhani M, HUBÁLOVSKY Š, TROJOVSKY P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving optimization problems [J]. IEEE Access, 2021, 9:162059-162080.
- [17] 郭凤仪,姜国强,赵汝彬. 基于相对稳定系数的滑动电接触特性[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(36): 113-119.  
GUO F Y, JIANG G Q, ZHAO R B. Sliding electrical contact characteristics based on relative stability coefficients [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2009, 29(36):113-119.
- [18] 周晓华,冯雨辰,陈磊,等. 改进秃鹰搜索算法优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8):118-126.  
ZHOU X H, FENG Y CH, CHEN L, et al. Research on transformer fault diagnosis with improved bald eagle search algorithm optimized SVM [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(8):118-126.
- [19] MIRJALILI S, LEWIS A. The hale optimization algorithm[J]. Advance in Engineering Software, 2016, 95:51-67.
- [20] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm: A novel math-in-spired algorithm [J]. Advances in Electrical and Computer Engineering, 2017, 17(2): 71-78.
- [21] 汪婵婵. 基于改进狮群算法的汽轮机热耗率模型预测[J]. 计量学报, 2021, 42(7):853-860.  
WANG CH CH. Model prediction of turbine heat consumption rate based on improved lion swarm algorithm[J]. Journal of Metrology, 2021, 42(7):853-860.
- [22] SUYKENS J A, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3):293-300.
- [23] 回立川,王紫陶. 弓网系统波动接触压力下接触电阻波动性[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2023, 42(4):484-490.  
HUI L CH, WANG Z T. Fluctuation of the contact resistance of pantograph-catenary under fluctuating contact pressure [J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2023, 42(4):484-490.

### 作者简介



任志玲(通信作者), 1995年于阜新矿业学院获得学士学位, 分别于2002年和2012年于辽宁工程技术大学获得硕士和博士学位, 现为辽宁工程技术大学教授, 主要研究方向为电机与电器、电力电子与电力传动。

E-mail: renzhiling@lntu.edu.cn

**Ren Zhiling** (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Fuxin Mining Institute in 1995, M. Sc. and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2002 and 2012, respectively. Now she is a professor of Liaoning Technical University. Her main research interests include electric motors and appliances, power electronics and power transmission.



张景智, 2021年于山西大同大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学研究生, 主要研究方向为电机与电器、电力电子与电力传动。

E-mail: 1119832120@qq.com

**Zhang Jingzhi** received his B. Sc. degree from Datong University in Shanxi Province in 2021. He is now a M. Sc. candidate of Liaoning Technical University. His main research interests include electric motors and appliances, power electronics and power transmission.