

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2025.02.015

基于INGO-SVM的输电铁塔地脚螺栓螺母缺失无损检测方法

刘 阳¹, 张 璐¹, 吴德强², 周 青¹, 张 川¹, 王彦海²

(1. 国网湖北省电力有限公司宜昌供电公司, 湖北 宜昌 443000; 2. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443000)

摘要: 为了无损检测埋置于混凝土中的输电铁塔地脚螺栓有无螺母缺失缺陷,保障输电线路安全运行,文中提出了一种基于改进北方苍鹰优化算法(improve northern goshawk optimization, INGO)优化的支持向量机(support vector machine, SVM)分类检测方法(INGO-SVM):首先,通过Cubic混沌映射与小孔成像反向学习策略增加北方苍鹰优化算法(northern goshawk optimization, NGO)种群的多样性,并在优化初始解的同时增加种群的搜索区域,使算法尽可能的找到潜在的最优解并分析优化效果;其次,将INGO应用于SVM的核心参数寻优,得到分类模型;最后,将螺杆直径、保护层厚度、垫板厚度以及电磁无损检测得到的磁场强度作为输入量,输出地脚螺栓螺杆上螺母个数,判断缺陷类型;实验结果表明,相较于SVM,提出的INGO-SVM模型在输电铁塔地脚螺栓螺母缺失分类中的均方根误差、平均相对误差以及平均绝对误差分别降低了31.7%、60.7%、68.9%,验证了该方法解决地脚螺栓螺母缺失无损检测分类问题的有效性。

关键词: 输电铁塔地脚螺栓; 螺母缺失缺陷; 改进北方苍鹰优化算法; 支持向量机; 电磁无损检测

Non-destructive Detection Method for Nuts Missing Defect on Anchor Bolts of Transmission Tower Based on INGO-SVM

LIU Yang¹, ZHANG Lu¹, WU Deqiang², ZHOU Qing¹, ZHANG Chuan¹, WANG Yanhai²

(1. Yichang Power Supply Company of State Grid Hubei Electric Power Co., Hubei Yichang 443000, China; 2. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Hubei Yichang 443000, China)

Abstract: For non-destructively detecting the missing and defect of nuts on the anchor bolts of the transmission tower buried in the concrete and ensuring safe operation of the transmission line, a kind of support vector machine(SVM) classification detection method based on an improved northern goshawk optimization (INGO) is proposed in this paper. Firstly, Cubic chaotic mapping and pinhole imaging reverse learning strategy are used to increase the diversity of the northern goshawk optimization(NGO) population and, at the same time of optimizing the initial solution, expand the search area of the population, increase the search area for the population and make the algorithm find potential optimal solutions as much as possible and analyze optimization results. Secondly, INGO is applied to optimize the core parameters of SVM to obtain the classification model. Finally, the screw diameter, protective coating thickness, gasket thickness, and the magnetic field strength detected by electromagnetic non-destructive testing are used as the input, the number of nuts on the anchor bolt of the screw is output to determine the type of defect. The experimental results show that compared with SVM, the root mean square error, average relative error and average absolute error of the proposed INGO-SVM in the missing anchor bolt and nut classification of transmission tower are reduced by 31.7%, 60.7% and 68.9%, respectively. The effectiveness of the method in solving the non-destructive detection and classification problem of missing nuts in foundation bolts is verified.

Key words: anchor bolts of transmission tower; nut missing defect; improved northern goshawk optimization; support vector machine; electromagnetic non-destructive testing

收稿日期:2024-09-24; 修回日期:2024-11-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U22A20600, 52079070)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(U22A20600, 52079070).

0 引言

随着现代经济和工业的高速发展,电力负荷大规模增长^[1-7],输电线路作为电能输送的载体,是电网的基础^[8-9]。用于固定连接输电铁塔基础与塔腿的地脚螺栓在建设过程中受到施工人员等多种不确定因素影响,使得输电铁塔地脚螺栓存在螺母缺失缺陷的可能,这种缺陷会使铁塔与基础连接不牢,直接影响输电铁塔的承载性能,给输电铁塔安全运行留下了潜在隐患,消除此类隐患对保证整条架空输电线路安全运行有重大意义^[10-12]。

在对被混凝土包裹的铁磁物质进行无损检测方面,现阶段国内外主要采用电磁感应无损检测法^[13-16],其中文[17]介绍了一种基于钢筋磁化效应的钢筋定位及埋深的电磁无损检测方法,该方法通过对传感器位置的合理布局,准确地得到了单根钢筋的埋深,但面对多根钢筋时,磁场强度信号相互干扰达不到理想的检测分类效果;文[18]通过巨磁电阻不受磁场频率影响的特性,将其与电磁无损检测相结合,通过直接接触铁磁物质的方式,能够很好地分辨钢板上的细小缺陷和深层缺陷,但是,由于地脚螺栓主体被混凝土完全包裹,导致巨磁电阻无法分辨其螺母的缺失情况;文[19]提出了一种基于磁耦合谐振涡流检测混凝土中单根钢筋位置的方法,提升了电磁无损检测的探测距离,但在面临地脚螺栓这类复杂铁磁环境下的螺母缺失检测时,磁场信号干扰较大,很难通过检测结果直接分析出螺母的缺失类型。

针对输电铁塔地脚螺栓缺失螺母的电磁无损检测问题,由于地脚螺栓铁磁质材料产生的磁化磁场会与螺杆螺母产生磁化磁场信号相互干扰,使检测信号与影响因素呈非线性相关关系。对于此类非线性关系问题,国内外学者一般多采用智能优化算法进行处理^[20-23];文[24]针对钢筋直径检测样本少,且检测结果与钢筋埋深及相邻钢筋间距呈非线性回归关系,提出改进灰狼优化算法优化的支持向量回归机来解决该问题,结果表明优化模型与实际值的拟合度都得到了提升。此外,还有一些智能算法模型用于非线性关系检测信号的处理^[25-27]。

为了进一步解决输电铁塔地脚螺栓缺失螺母的电磁无损检测问题,近些年出现很多寻优能力较强的智能化种群算法^[28-30]。其中根据生活在北半球温带森林及寒带森林的北方苍鹰,模拟其捕食行为所产生的北方苍鹰优化算法(northern goshawk optimization, NGO),结合了猎物密度和生存空间

两个因素更新鹰群位置,使得算法对复杂问题具有很好的适应性,且在全局寻优以及收敛速度方面有着良好的性能,是一种比较新颖的智能种群算法,但是其仍然存在收敛精度低以及容易陷入局部最优的问题^[31]。

基于上述问题,提出了基于INGO-SVM算法的输电铁塔地脚螺栓螺母缺失类型的电磁无损检测方法。首先,针对NGO模型算法收敛精度低以及容易陷入局部最优的问题,通过Cubic混沌映射与小孔成像反向学习策略增加种群的多样性,并在优化初始解的同时增加种群的搜索区域;然后将INGO应用于SVM惩罚因子 c 与核函数RBF参数 g 的寻优,提升SVM解决非线性相关电磁检测信号问题的分类精度,降低分类误差;最后,将INGO-SVM模型与改进BP神经网络(improved backpropagation neural network, BPNN)、标准SVM以及NGO-SVM进行对比分析,验证该算法在输电铁塔地脚螺栓螺母缺失检测中的可行性。

1 螺母缺失缺陷检测原理

根据物质的基本原子模型,物质中存在着大量具有随机方向的磁偶极子,当物质外加恒定磁场后,内部随机分布的磁偶极子会在磁场的作用下,转到与外加磁场方向一致。尤其是铁磁物质,在受到外加磁场的作用下,内部的磁偶极子会沿着外加磁场方向高度整齐排列,使得铁磁物质在宏观上产生极大的与外加磁场 B_0 方向一致的磁化磁感应强度 B_m ,根据恒定磁场的电磁理论可得:

$$B_m = \nabla \times A \quad (1)$$

$$A = \frac{\mu_0}{4\pi} \int_v \frac{\nabla \times M}{R} dv + \frac{\mu_0}{4\pi} \oint_s \frac{M \times e_n}{R} ds \quad (2)$$

式(1)、(2)中: μ_0 为真空磁导率,大小为 $4\pi \times 10^{-7} \text{ H/m}$; A 为体积 v 的总磁矩所产生的矢量磁位; R 为磁化区域到空间某点的矢径; M 为铁磁物质磁极化强度。检测的磁化磁场强度 B 是外加磁场 B_0 与 B_m 矢量叠加的结果,即

$$B = B_0 + B_m \quad (3)$$

其中,输电铁塔地脚螺栓检测原理图与输电铁塔地脚螺栓基础实物图见图1、2。

在对已经被混凝土浇筑的输电铁塔地脚螺栓进行有无螺母缺失电磁无损检测时,检测点位的磁场强度信号主要受到螺杆直径 d 、螺母个数 n 、垫板厚度 s 、保护层厚度 w 这4种因素的影响。

当螺杆直径越大或者螺母个数越多或者垫板厚度越厚或者保护层厚度越小的情况下,根据恒定

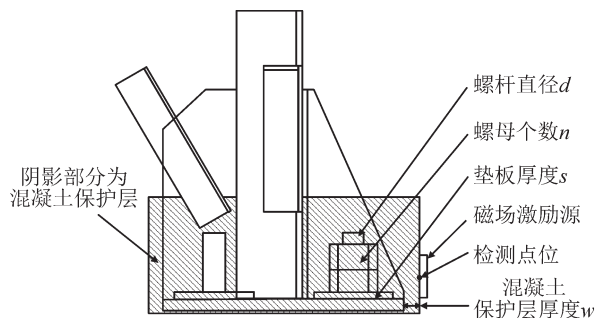


图1 输电铁塔地脚螺栓检测原理

Fig. 1 Detection principle of transmission tower foundation bolts



图2 输电铁塔地脚螺栓保护层

Fig. 2 Protective layer of transmission tower foundation bolts

磁场下的媒介磁化理论,此时检测点位所检测得到的磁场强度信号将会越大。反之,磁场强度信号越小。磁场强度信号检测值 y 为

$$y = f(d, n, s, w) \quad (4)$$

式(4)中: d 为螺杆直径; n 为螺母个数; s 为垫板厚度; w 为保护层厚度。

进一步的,通过支持向量机SVM构建检测值与螺杆直径 d 、螺母个数 n 、垫板厚度 s 、保护层厚度 w 这4种影响因素之间的关系。然而,SVM在面对不同数据结构类型时,核心参数选取不当会导致SVM陷入局部最优、分类准确率低以及误分类结果增加等问题。北方苍鹰是一种具有很强全局搜索能力的算法,且结构简单容易实现,能够很好地适用于SVM优化的智能种群算法,但其仍存在收敛精度低以及容易陷入局部最优的问题。因此,通过不同策略改进的北方苍鹰优化算法(INGO)对SVM进行参数寻优,提升SVM在地脚螺栓无损检测中的分类能力,降低分类误差。

2 算法原理及改进方法

2.1 支持向量机

SVM是一种常见的监督学习算法,主要用于少量训练样本数据集的分类处理^[32]。其中SVM的目标是找到一个最优超平面来区分两个或多个类别,利用核函数将不可分的非线性关系进行高维映射

处理,最终得到一种非线性函数,使得结果能够清晰地表达输入输出之间的关系^[33]。其中针对非线性关系的数据处理,超平面优化问题模型见式(5)

$$\begin{cases} \min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \right\} + c \sum_i \varepsilon_i \\ \text{s.t. } y_i(\omega x_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中: ω 为超平面的法向量; b 为超平面的偏移距离; ε 为引入的松弛变量,用于放宽函数的间隔距离限制; c 为引入的惩罚因子,用于权衡函数分类准确度与函数间隔距离限制的权衡。

接着,引入拉格朗日乘子法(Lagrange multiplier method)求解最优值,得到最优的分类决策函数即

$$L(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^N a_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right] \quad (6)$$

最后,考虑到螺母缺失类型分类数据集是一种非线性的输入输出关系,需要引入一种核函数将检测到的磁场强度样本数据映射到一个更高的维度,使得该非线性的输入输出关系能够在更高的维度线性可分。目前,4种常用的核函数类型即:线性核函数(Linear)、多项式核函数(Polynomial)、高斯核函数(RBF)以及Sigmoid核函数,其中,RBF在面对螺母缺失类型分类的非线性输入输出问题时,有着参数少,预测训练快以及非线性映射能力强的优点,且RBF中的gamma(参数 g),用于调节模型的复杂程度与分类精度的关系,有着一定的正则化的作用,使其具有很强的数据拟合能力,更不容易出现过拟合的情况,故选择RBF作为核函数。基于此,支持向量机的寻优问题转变为对其惩罚因子 c 以及RBF核函数参数 g 进行寻优。

2.2 北方苍鹰优化算法

标准NGO算法是由Dehghani等人依据北方苍鹰在狩猎时进行的猎物探索识别、追击与逃亡两种行为而提出的一种智能化种群算法。

2.2.1 种群初始化

在北方苍鹰种群中,每只苍鹰都担任着种群搜索空间中的猎物搜索工作,并进行随机初始化。

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (7)$$

式(7)中: X 为北方苍鹰的种群矩阵; X_i 为种群中第 i 只苍鹰的初始解; j 为具体维度; N 为种群数量; m 为求解维度。

同时,北方苍鹰种群算法的目标函数为

$$F(X) = \begin{bmatrix} F_1 = F(X_1) \\ \vdots \\ F_i = F(X_i) \\ \vdots \\ F_N = F(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (8)$$

式(8)中, F_i 为第 i 只苍鹰的目标数值。

2.2.2 目标猎物的探索与识别

目标猎物的搜索与识别是北方苍鹰种群智能算法, 在该阶段中, 苍鹰会随机选择一只猎物并进行快速攻击。在该阶段中, 算法需要进行全局搜索, 找到猎物存在的最优区域。该阶段的数学模型为:

$$P_i = X_k \quad i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, N \quad (9)$$

$$x_{i,j}^{\text{new,p1}} = \begin{cases} x_{i,j} + r(p_{i,j} - l x_{i,j}) & F_{P_i} < F_i \\ x_{i,j} + r(x_{i,j} - p_{i,j}) & F_{P_i} \geq F_i \end{cases} \quad (10)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new,p1}} & F_i^{\text{new,p1}} < F_i \\ X_i & F_i^{\text{new,p1}} \geq F_i \end{cases} \quad (11)$$

式(9)-(11)中: P_i 为第 i 只苍鹰所追击的目标猎物位置; F_{P_i} 为对应位置的目标函数值; k 取范围为 $[1, N]$ 且不为 i 的随机自然数; $X_i^{\text{new,p1}}$ 为第 i 只苍鹰的新状态, 其中 $x_{i,j}^{\text{new,p1}}$ 为其在第 j 维度的新状态; $F_i^{\text{new,p1}}$ 是其最新状态所对应的目标函数值; r 取范围为 $[0, 1]$ 的随机数, l 取 1 或 2, 二者用于搜索以及更新中生成NGO随机行为的随机数。

2.2.3 目标猎物的追击与逃亡

当北方苍鹰攻击猎物后, 猎物便会试图逃跑, 此时, 北方苍鹰对目标猎物进行追赶, 由于苍鹰的速度极快, 使得其在任何情况下都可以捕获到目标猎物。因此, 假设此次狩猎半径为 R , 该阶段的数学模型为:

$$x_{i,j}^{\text{new,p2}} = x_{i,j} + R(2r - 1)x_{i,j} \quad (12)$$

$$R = 0.02 \left(1 - \frac{t}{T} \right) \quad (13)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new,p2}} & F_i^{\text{new,p2}} < F_i \\ X_i & F_i^{\text{new,p2}} \geq F_i \end{cases} \quad (14)$$

式(12)-(14)中: $X_i^{\text{new,p2}}$ 为第 i 只苍鹰在第二阶段更新后的新状态, 其中 $x_{i,j}^{\text{new,p2}}$ 为其在第 j 维度的新状态; $F_i^{\text{new,p2}}$ 为其最新状态所对应的目标函数值; t 为当前所迭代的次数; T 为最大迭代的次数。

2.3 改进北方苍鹰算法

2.3.1 Cubic 混沌映射

在原始的北方苍鹰算法中, 由于苍鹰的初始位置是随机分布的, 具有一定的盲目性, 这种随机分

布方式将会导致种群中每只苍鹰位置分布不均匀。容易降低算法的收敛速度。因此, 引入 Cubic 混沌映射初始化种群, 提升初始种群的多样性。Cubic 混沌映射数学模型为

$$x_{n+1} = \rho x_n (1 - x_n^2) \quad (15)$$

式(15)中: $x_n \in (0, 1)$; ρ 为控制参数, 用于控制混沌性质以及非线性程度, 这里 ρ 取 2.52。

2.3.2 小孔成像反向学习策略

小孔成像反向学习策略, 是基于光的衍射现象成像原理的反向学习策略, 其通过缩放因子动态调整反向解的数量, 优化苍鹰种群的数量, 避免算法陷入局部最优。小孔成像原理见图 3。

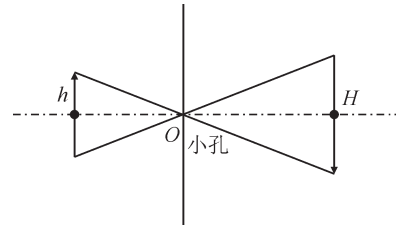


图3 小孔成像原理

Fig. 3 Principle of pinhole imaging

在北方苍鹰优化算法中, 假设每只苍鹰的位置变化区间取 $[a_i, b_i]$, 高度为 h 的火焰所在横坐标为 $x_{i,j}$, 通过小孔成像, 火焰会在横坐标为 $x_{i,j}^*$ 的位置产生高度为 H 的倒影, 通过三角形相似原理可得

$$\frac{h}{H} = \frac{(a_i + b_i)/2 - x_{i,j}}{x_{i,j}^* - (a_i + b_i)/2} \quad (16)$$

令 $m = h/H$ 表示缩放因子, 则 $x_{i,j}^*$ 的表达式为

$$x_{i,j}^* = \frac{(a_i + b_i)}{2} + \frac{(a_i + b_i)}{2m} - \frac{x_{i,j}}{m} \quad (17)$$

由式(16)、(17)可知, 随着缩放因子 m 值的减小, 正解值与反解值相差越大, 当 $m=1$ 时, 该式便会退化为一般的反向学习策略, 由此可以看出, 通过小孔成像反向学习策略得出来的解是更加完整得解。

3 基准函数测试

3.1 基准函数与参数设置说明

为了检验改进北方苍鹰优化算法(INGO)的寻优能力, 选取了 6 种不同的基准测试函数进行性能测试, 并通过计算测试函数的最优解、平均值以及标准差来对比各算法的寻优能力。为了使基准函数测试的结果更加可靠, 选取的基准测试函数中包含了单峰值与多峰值函数, 以保证函数种类的多样性。其中单峰值函数包含 $f_1 \sim f_5$, 用以测试算法的全局搜索能力; 多峰值函数包含 f_6 , 用以测试算法跳出局部最优能力。基准测试函数选取见表 1。

表1 基准测试函数

Table 1 Benchmark test functions

基准测试函数	维度	搜索范围	最优值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	[-100, 100]	0
$f_2(x) = \max_{i=1}^n x_i $	30	[-100, 100]	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	[-100, 100]	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	[-10, 10]	0
$f_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[-30, 30]	0
$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i / \sqrt{i} + 1)$	30	[-600, 600]	0

同时,选取粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)、麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)、灰狼优化算法(grey wolf optimizer,

GWO)以及北方苍鹰优化算法(NGO)与改进北方苍鹰优化算法(INGO)算法进行基准函数对比测试。为了使算法的对比结果更加可靠,设置各算法初始化参数一致,最大迭代次数为500、初始种群数30;且每种算法独立运行30次,统计各算法对应测试函数的最优解、平均值以及标准差,测试结果见表2。

3.2 算法对比结果分析

根据表2中的数据可知,INGO算法的基准函数测试结果相较于其他算法,有着更好的寻优结果。其中在单峰函数 f_1 、 f_3 、 f_4 的测试中,INGO所得到的结果相较于PSO、WOA、SSA、GWO、NGO能够收敛到函数的最优解,有着最强的全局寻优能力。对于单峰函数 f_2 ,虽然6种算法都没有收敛到函数最优解,但是INGO有着最高的收敛精度。对于单峰函数 f_5 ,对比其他几种算法,INGO算法收敛结果更接近最优解。同时对于多峰函数 f_6 ,虽然SSA、GWO、NGO、INGO 4种算法都能够达到最优解,但INGO算法的平均值以及标准差最小,这也表明了INGO相较于其他算法有着更高的寻优能力。

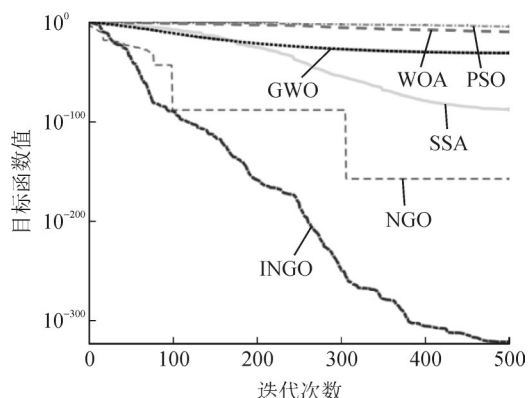
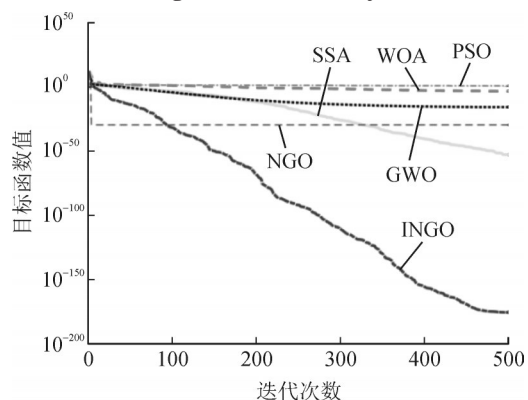
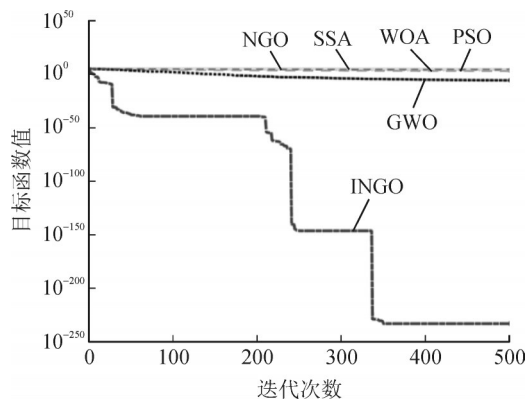
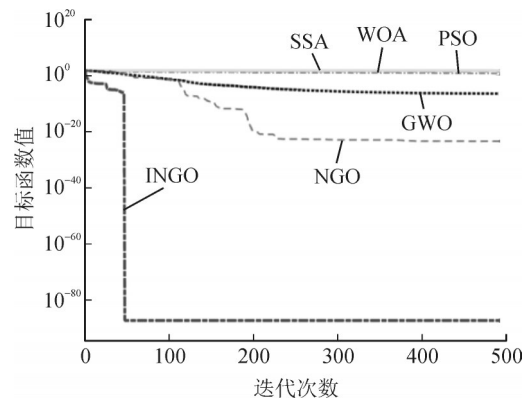
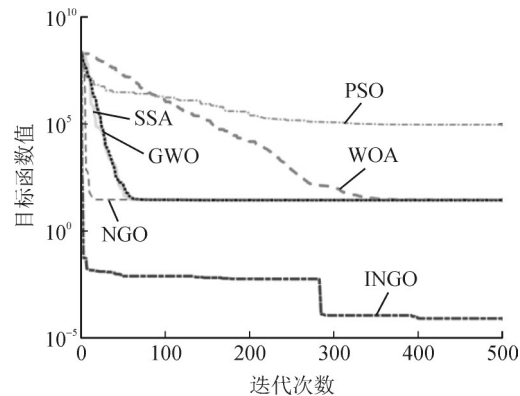
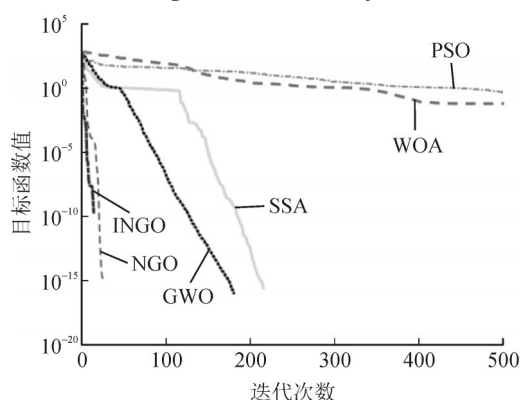
表2 各算法基准函数测试结果

Table 2 Test results of benchmark functions for each algorithm

函数	结果	PSO	WOA	SSA	GWO	NGO	INGO
f_1	最优解	9.06×10^{-1}	4.26×10^{-6}	4.20×10^{-85}	1.36×10^{-27}	8.62×10^{-156}	0.00
	平均值	6.20×10^{-2}	-6.94×10^{-6}	-1.47×10^{-44}	-1.03×10^{-15}	0.00	0.00
	标准差	1.63×10^{-2}	4.00×10^{-4}	1.35×10^{-43}	6.79×10^{-15}	5.36×10^{-79}	0.00
f_2	最优解	1.10×10^1	6.63×10^1	9.13×10^1	5.38×10^{-7}	4.68×10^{-24}	3.27×10^{-88}
	平均值	-1.14×10^{-16}	1.42×10^{-14}	5.00×10^{-2}	-2.45×10^{-9}	-6.80×10^{-26}	-3.27×10^{-88}
	标准差	7.99	4.55×10^1	5.72×10^1	5.30×10^{-7}	3.14×10^{-24}	0.00
f_3	最优解	-3.78×10^{-2}	-4.11×10^{-1}	1.14	1.06×10^{-6}	3.60	0.00
	平均值	-3.86×10^{-2}	-4.21×10^{-1}	1.15	-1.94×10^{-4}	3.70	0.00
	标准差	1.34×10^1	1.60×10^1	2.69	3.59×10^{-4}	2.36×10^1	0.00
f_4	最优解	1.01×10^1	5.03×10^{-4}	1.24×10^{-55}	2.18×10^{-16}	3.64×10^{-30}	0.00
	平均值	3.94×10^{-4}	-4.57×10^{-4}	-1.40×10^{-55}	-1.02×10^{-19}	-1.21×10^{-31}	0.00
	标准差	3.35×10^{-3}	6.16×10^{-4}	2.15×10^{-54}	7.68×10^{-18}	1.47×10^{-33}	0.00
f_5	最优解	9.01×10^4	2.77×10^1	2.78×10^1	2.72×10^1	2.89×10^1	8.05×10^{-5}
	平均值	2.36×10^{-1}	1.22×10^{-2}	1.29×10^{-2}	8.10×10^{-3}	2.40×10^{-3}	2.00×10^{-5}
	标准差	4.35×10^{-1}	1.05×10^{-2}	1.08×10^{-2}	1.60×10^{-1}	3.40×10^{-3}	5.29×10^{-5}
f_6	最优解	5.90×10^{-2}	4.23×10^{-1}	0.00	0.00	0.00	0.00
	平均值	1.15	-3.15×10^{-1}	2.64×10^{-9}	1.39×10^{-9}	1.18×10^{-9}	0.00
	标准差	4.00	1.56	2.94×10^{-8}	1.36×10^{-8}	2.08×10^{-8}	0.00

绘制各种群算法的收敛曲线,见图4-9。从收敛曲线图4-9中可以看出,INGO算法的收敛速度以及收敛结果的精度都远强于其他种群算法;同时在收敛性基本相同的 f_6 函数测试中,INGO在保证了收

敛结果的基础上有着更快的迭代速度;对比NGO算法容易陷入局部最优的问题,INGO无论是在迭代速度还是迭代精度方面都有着很大的提升,具备了较强的全局搜索寻优能力。

图4 f_1 测试函数Fig. 4 Test function f_1 图5 f_2 测试函数Fig. 5 Test function f_2 图6 f_3 测试函数Fig. 6 Test function f_3 图7 f_4 测试函数Fig. 7 Test function f_4 图8 f_5 测试函数Fig. 8 Test function f_5 图9 f_6 测试函数Fig. 9 Test function f_6

4 实验分析

4.1 数据获取及处理

为了验证基于改进北方苍鹰优化算法,优化的SVM在输电铁塔地脚螺栓螺母缺失无损检测方面的性能,通过搭建如图10所示实验检测平台,采集相关的磁场强度检测样本。基于恒定磁场下的磁化磁场理论可知,改变螺杆直径 d 、螺母个数 n 、垫板厚度 s 、保护层厚度 w 这4种影响因素时,检测到的磁场强度信号会随之发生变化;因此,将螺杆直径 d 、垫板厚度 s 、保护层厚度 w 以及检测信号作为特征量,输入训练后的INGO-SVM,分类输出螺母个数 n ,以判断输电铁塔地脚螺栓的螺母缺失情况。

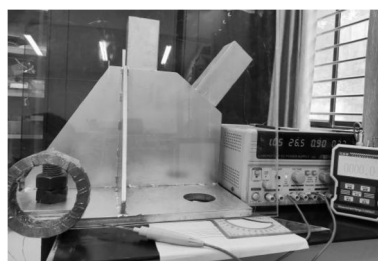


图10 实验检测平台

Fig. 10 Experimental detection platform

参照目前在役铁塔的型号,图10检测平台所用螺杆直径 d 分别选取M48、M42、M36、M30;垫板厚度 s 的设定范围为4~12 mm、间隔4 mm;保护层厚度 w 的变化范围30~60 mm、间隔为6 mm;同时螺杆上螺母种类有1、2、3三种情况,分别对应螺杆上无螺母、缺失一个螺母以及无螺母缺失3种缺陷状态。

对4种直径螺杆、3种垫板厚度以及6种保护层厚度,开展螺母个数的分类检测实验,共采集216组数据样本,随机划分75%样本数据,用于训练输电铁塔地脚螺栓螺母缺失分类模型,剩余25%的样本数据用于测试该模型的准确性。INGO-SVM模型运行流程见图11。

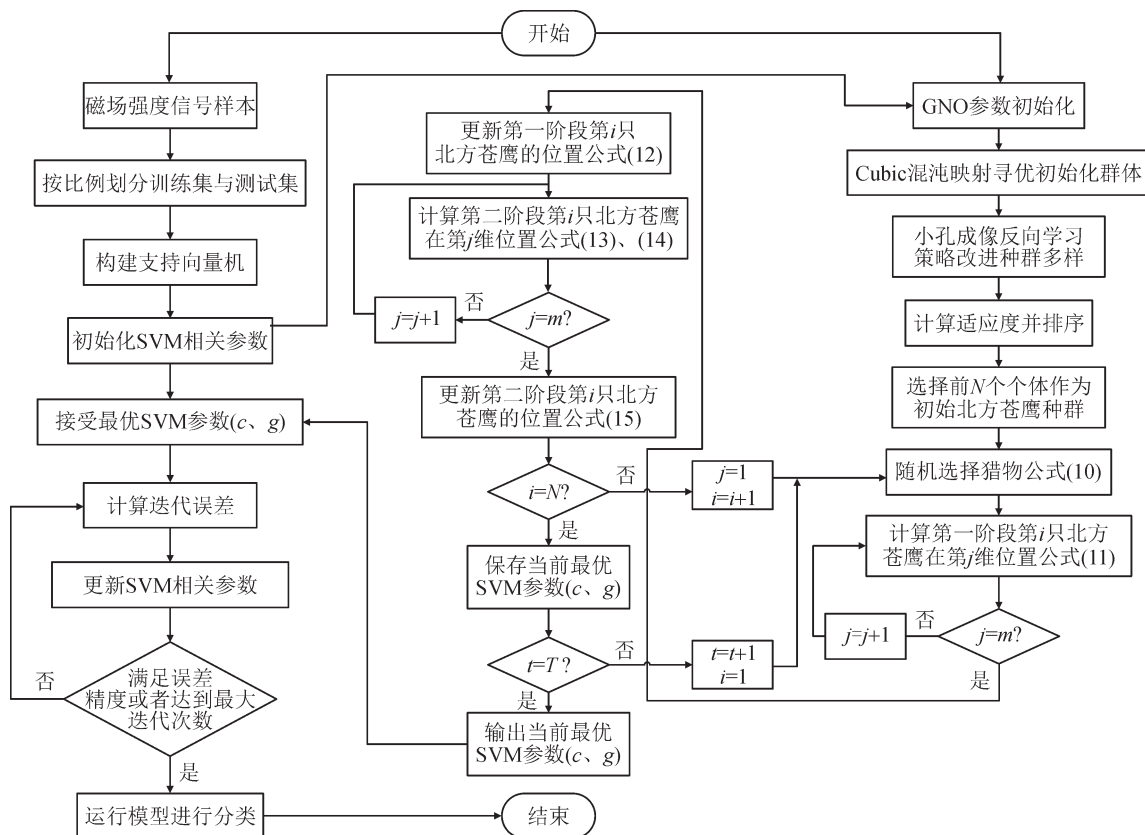


图11 INGO-SVM流程图

Fig. 11 INGO-SVM flowchart

4.2 INGO-SVM模型分类

为了验证改进后的北方苍鹰优化算法优化的SVM模型(INGO-SVM),在输电铁塔地脚螺栓螺母缺失无损检测分类方面,具有更好的分类效果,将该训练模型与反向传播神经网络BPNN(back propagation neural network)进行结果对比。其中BPNN在分类、预测和控制等领域中有广泛的应用,是一种常用的神经网络模型。根据地脚螺栓螺母缺失无损检测影响因素以及分类结果,在BPNN模型中设置输出节点为1,输入节点为4,隐藏节点设5,采用 $f(x)=1/(1+e^{-x})$ 作为激励函数,迭代训练100次。同时为了验证INGO-SVM相比于NGO-SVM以及SVM在输电铁塔地脚螺栓螺母缺失分类方面有着更大的优势,将4种方法的检测结果进行对比分析。对比结果见图12,图12中显示了4种分类算法,在面对同一组输电铁塔地脚螺栓螺母缺失检测数据时的分类效果,从中可以明显的看出INGO-

SVM算法相较于其余3种分类算法有着更强的分类效果,且误差控制最小,仅有3组误差数据。同时对比NGO-SVM的5组分类误差数据,未经过种群算法优化的SVM的分类结果与其相似,存在6组分类误差数据,由此可以看出,NGO算法优化SVM的分类检测效果不是很明显。而BPNN分类算法在面对这种小样本的分类检测数据时,出现了最多9组分类误差,表明该分类算法在面此分类检测样本时,分类效果最差。

为了更好地说明INGO-SVM算法,在对地脚螺栓缺陷的分类有着更高的准确性,通过计算均方根误差RMSE(root mean square error)、平均相对误差MAPE(mean absolute percentage error)以及平均绝对误差MAE(mean absolute error),对比4种算法的分类性能。上述3种误差计算公式见式(18)~(20),计算结果见表3。

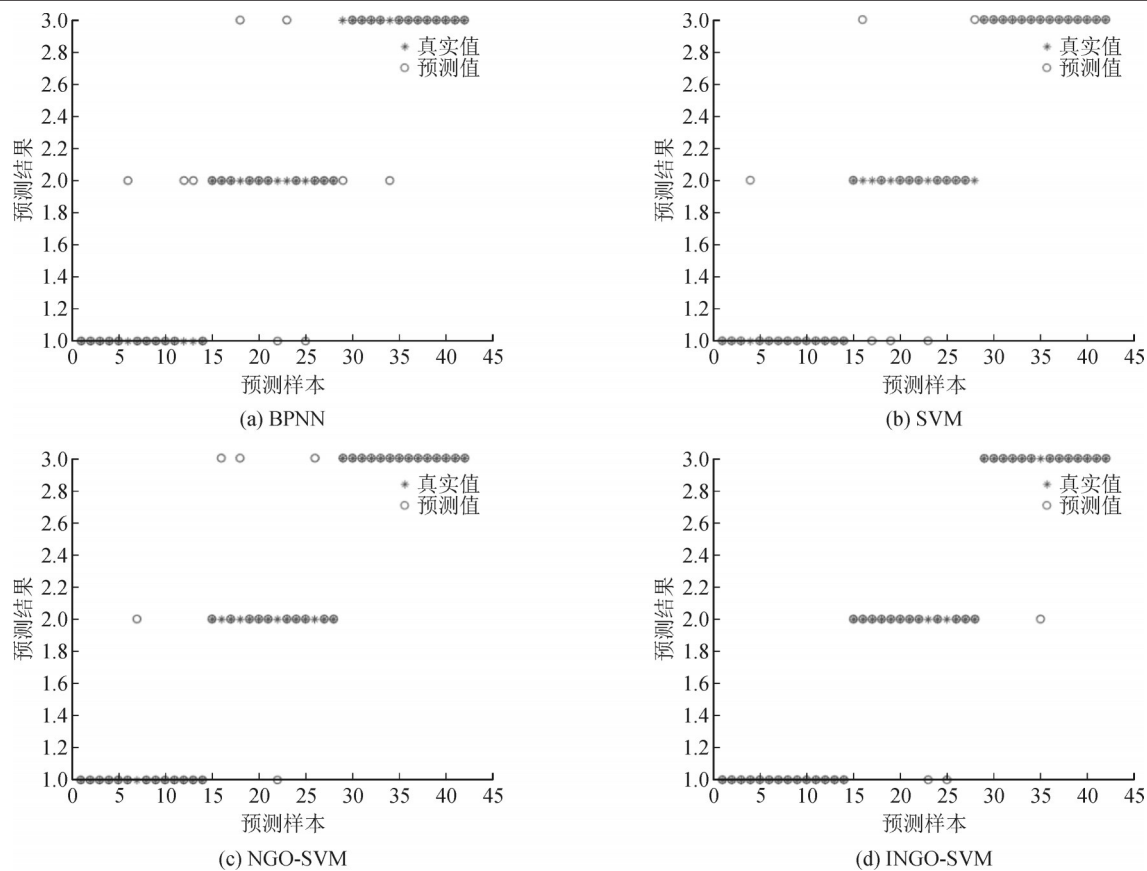


图 12 4种算法的预测值与实际值

Fig. 12 Predicted values and actual values for four algorithms

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}$$
 (18)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y'_i - y_i}{y_i} \right|$$
 (19)

$$MAE = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \right)$$
 (20)

式(18)–(20)中: n 为预测值个数; y_i 为真实值; y'_i 为预测值。

表 3 4种算法的实验误差对比结果

Table 3 Experimental error comparison results for four algorithms			
算法	RMSE	MAPE	MAE
BPNN	0.488 0	0.099 2	0.214 3
SVM	0.378 0	0.075 4	0.142 9
NGO-SVM	0.345 0	0.067 5	0.119 0
INGO-SVM	0.258 2	0.029 6	0.044 4

根据表 3 可知,BPNN 算法的各类误差值最高,其 $MAPE$ 达到 0.09 92, MAE 达到 0.214 3,分类准确率均远低于其余 3 类算法,主要原因还是由于 BPNN 算法更适合处理样本数量较大的分类对象。而 INGO-SVM 在输电铁塔地脚螺栓螺母缺失检测中的准确率最高,其处理输电铁塔地脚螺栓螺母缺失无

损检测问题的 $RMSE$ 为 0.258 2、 $MAPE$ 为 0.029 6、 MAE 为 0.044 4,3 种误差均最小。INGO-SVM 相较于 SVM 模型,3 种误差分别降低了 31.7%、60.7%、68.9%,表明 INGO-SVM 算法模型处理输电铁塔地脚螺栓螺母缺失问题是可行的、有效的。

5 结论

在电磁无损检测混凝土包裹的地脚螺栓螺母缺陷中,由于地脚螺栓铁磁质材料产生的磁化磁场会干扰螺母的磁化磁场信号,使得结果呈非线性关系。针对上述问题,提出了一种使用改进的北方苍鹰优化算法,优化支持向量机的分类检测方法,实现区分地脚螺栓螺母缺失类型的目的,主要得出以下结论:

- 1)分类检测结果显示,经 INGO 对 SVM 的惩罚因子 c 与 RBF 核函数参数 g 进行优化后,其处理输电铁塔地脚螺栓螺母缺失无损检测问题的均方根误差、平均相对误差以及平均绝对误差,相较 SVM 模型分别降低了 31.7%、60.7%、68.9%。
- 2)利用 Cubic 混沌映射以及小孔成像反向学习策略改进北方苍鹰优化算法,通过单峰和多峰基准函数,将 INGO 与另外 5 种种群算法进行对比测试发

现,INGO有着更好的全局寻优以及跳出局部最优的能力。

3)提出的INGO-SVM模型能够很好地映射螺杆直径、螺母个数、垫板厚度、保护层厚度与检测磁场强度间的非线性关系,可以根据实际检测的磁场强度分析地脚螺栓上的螺母数量,给输电铁塔地脚螺栓螺母缺失检测提供可行的方法。

参考文献:

- [1] 侯 喆,孔志战,蒲 路,等. 基于多元宇宙算法的城市超高压电缆高抗优化配置研究[J]. 电力电容器与无功补偿,2023,44(3):18-25.
HOU Zhe, KONG Zhizhan, PU Lu, et al. Research on high voltage reactor optimal configuration of urban EHV cable based on multiverse algorithm[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2023, 44(3): 18-25.
- [2] 俞 胜,黄福兴,冯艳丽,等.新型电力AMI系统中基于Neural Prophet模型的电力负荷预测与修补研究[J]. 智慧电力,2023,51(5):44-50.
YU Sheng, HUANG Fuxing, FENG Yanli, et al. Neural prophet-based power load forecasting and repair in novel power AMI system[J]. Smart Power, 2023, 51(5): 44-50.
- [3] 陆旦宏,范文尧,杨 婷,等. 基于生成对抗Transformer的电力负荷数据异常检测[J]. 电力工程技术,2024,43(1):157-164.
LU Danhong, FAN Wenyao, YANG Ting, et al. Anomaly detection of power load data based on transformer and generative adversarial networks[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(1): 157-164.
- [4] 朱 伟,孙运全,钱 尧,等. 基于CEEMD-GRU模型的短期电力负荷预测方法[J]. 电测与仪表,2023,60(1):16-22.
ZHU Wei, SUN Yunquan, QIAN Yao, et al. Short-term load forecasting method based on complementary ensemble empirical mode decomposition and gated recurrent unit neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(1): 16-22.
- [5] 李 楠,姜 涛,隋 想,等. 一种时频尺度下的多元短期电力负荷组合预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(13):47-58.
LI Nan, JIANG Tao, SUI Xiang, et al. A multi-component short-term power load combination forecasting method on a time-frequency scale[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(13): 47-58.
- [6] 申洪涛,李 飞,史 轮,等. 基于气象数据降维与混合深度学习的短期电力负荷预测[J]. 电力建设,2024,45(1):13-21.
SHEN Hongtao, LI Fei, SHI Lun, et al. Short-term power load forecasting based on reduction of meteorological data dimensionality and hybrid deep learning[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(1): 13-21.
- [7] 张 露,颜宏文,马 瑞. 基于改进DBSCAN-RNN的电力负荷建模及可调特征提取[J]. 智慧电力,2023,51(3):39-45.
ZHANG Lu, YAN Hongwen, MA Rui. Power load modeling and adjustable feature extraction based on improved DBSCAN-RNN[J]. Smart Power, 2023, 51(3): 39-45.
- [8] 马国明,王思涵,秦炜淇,等. 输电线路运行状态光纤感知研究与展望[J]. 高电压技术,2022,48(8):3032-3047.
MA Guoming, WANG Sihan, QIN Weiqi, et al. Research and prospect in optical fiber sensing of transmission line operating conditions[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3032-3047.
- [9] 林宇龙,李 冰,白征东,等. 组合激光雷达系统在输电线路测量中的应用[J]. 电测与仪表,2023,60(2):32-36.
LIN Yulong, LI Bing, BAI Zhengdong, et al. Application of combined laser radar system in transmission line measurement[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(2): 32-36.
- [10] 张武能,汪 毅,张留斌,等. 输电铁塔螺栓连接结构健康监测技术进展与展望[J]. 中国电力,2021,54(2):18-26.
ZHANG Wuneng, WANG Yi, ZHANG Liubin, et al. Development and prospect of structure health monitoring technologies for bolted joints of transmission towers[J]. Electric Power, 2021, 54(2): 18-26.
- [11] 张 静,毕天姝,刘 灏. 电力系统状态估计精度综合评价与分析体系[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(20):12-24.
ZHANG Jing, BI Tianshu, LIU Hao. A comprehensive evaluation and analysis system for accuracy of power system state estimation[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(20): 12-24.
- [12] 李 卓,谢耀滨,吴茜琼,等. 基于深度学习的电力系统虚假数据注入攻击检测综述[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(19):175-187.
LI Zhuo, XIE Yaobin, WU Qianqiong, et al. Review of deep learning-based false data injection attack detection in power systems[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(19): 175-187.
- [13] HUANG Zhangyu, LING Long, XIAO Qixun. Research on nondestructive testing signal processing method for intermittent fault of circuit structure[J]. Journal of Physics. Conference Series, 2022, 2284(1): 1-7.

- [14] 叶凯,刘柱,赵鹏博,等.一种基于磁通控制的电磁感应式磁场能量收集器功率提升方法[J]. 电工技术学报,2023,38(1):37-46.
YE Kai, LIU Zhu, ZHAO Pengbo, et al. A power boosting method of electromagnetic induction magnetic field energy harvester based on magnetic flux control[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 37-46.
- [15] 戴沁楠,周斌,钟景阳,等.基于超宽带步进频GPR和EMI的钢筋检测[J]. 电子测量技术,2021,44(5):34-40.
JI Qinnan, ZHOU Bin, ZHONG Jingyang, et al. Reinforcing bar detection based on ultra-wideband stepped frequency GPR and EMI[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(5): 34-40.
- [16] MURAYAMA R, AKIZUKI Y. Study of magnetic pole materials for static magnetic field and dynamic magnetic field that compose an electromagnetic acoustic transducer for lamb waves using the magnetostriction effect[J]. Sensors and Actuators A-Physical, 2022(333): 1-10.
- [17] 于津,卢纯义,余忠东,等.基于电磁感应的钢筋定位及埋深检测方法研究[J]. 电子测量技术,2021,44(20): 119-125.
YU Jin, LU Chunyi, YU Zhongdong, et al. Research on detection method of rebar location and buried depth based on electromagnetic induction[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(20): 119-125.
- [18] 王超,高鹏.基于GMR的电磁无损检测研究[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(6):783-792.
WANG Chao, GAO Peng. Study of GMR based electromagnetic nondestructive testing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(6): 783-792.
- [19] 冉崇伟,周建庭,廖棱,等.基于磁耦合谐振涡流的混凝土保护层厚度检测[J]. 中国科技论文,2022,17(8): 872-878.
RAN Chongwei, ZHOU Jianting, LIAO Leng, et al. Thickness detection of concrete cover based on magnetic coupling resonance eddy current[J]. China Sciencepaper, 2022, 17(8): 872-878.
- [20] 付乐天,李鹏,高莲.考虑样本异常值的改进最小二乘支持向量机算法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(6): 179-190.
FU Letian, LI Peng, GAO Lian. Improved LSSVM algorithm considering sample outliers[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 179-190.
- [21] 盖曜麟,葛丽娟,郭懿中,等.基于改进SVM算法的高压断路器故障诊断[J]. 高压电器,2022,58(12):14-20.
GE Yaolin, GE Lijuan, GUO Yizhong, et al. Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on improved SVM algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(12): 14-20.
- [22] 顾仲翔,马宏忠,张勇,等.基于VMD与优化SVM的变压器绕组松动缺陷振动信号诊断方法[J]. 高压电器,2023,59(1):117-125.
GU Zhongxiang, MA Hongzhong, ZHANG Yong, et al. Vibration signal diagnosis method of transformer winding looseness defect based on VMD and optimized SVM[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(1): 117-125.
- [23] 刘金海,赵真,付明芮,等.基于主动小样本学习的管道焊缝缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(11): 252-261.
LIU Jinhai, ZHAO Zhen, FU Mingrui, et al. Active small sample learning based the pipe weld defect detection method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 252-261.
- [24] 卢纯义,于津,余忠东,等.基于改进灰狼算法优化SVR的混凝土中钢筋直径检测方法[J]. 计算机科学,2022,49(11):228-233.
LU Chunyi, YU Jin, YU Zhongdong, et al. Detection method of rebar in concrete diameter based on improved grey wolf optimizer-based SVR[J]. Computer Science, 2022, 49(11): 228-233.
- [25] 韩欣月,邓长征,付添,等.基于MWOA-Elman神经网络的接地网瞬变电磁缺陷识别[J]. 广西师范大学学报(自然科学版),2023,41(3):53-66.
HAN Xinyue, DENG Changzheng, FU Tian, et al. Transient electromagnetic defect identification of grounding grid based on MWOA - Elman neural network[J]. Journal of Guangxi Normal University(Natural Science Edition), 2023, 41(3): 53-66.
- [26] 齐廷业,WEI Xiaoya, FENG Guorui, et al. A method for reducing transient electromagnetic noise: Combination of variational mode decomposition and wavelet denoising algorithm[J]. Measurement, 2022(198): 1-18.
- [27] 欧旭鹏,任涛,王玉鹏,等.基于改进麻雀搜索算法优化深度学习网络超参数的短期风电功率预测[J]. 智慧电力,2023,51(3):31-38.
OU Xupeng, REN Tao, WANG Yupeng, et al. Short-term wind power prediction by optimizing deep learning network hyper-parameters based on ISSA[J]. Smart Power, 2023, 51(3): 31-38.
- [28] 丁石川,崔康,杭俊,等.基于改进NSGA-3和不平衡潮流的配电网相序优化[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(3):46-55.
DING Shichuan, CUI Kang, HANG Jun, et al. Phase

- sequence optimization of a distribution network based on improved NSGA - 3 and unbalanced power flow[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(3): 46-55.
- [29] 代子阔, 史可鉴, 赵晨星, 等. 基于牛顿—蚁群算法与选择性谐波调制的电网功率放大器宽频控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(16): 97-109.
- DAI Zikuo, SHI Kejian, ZHAO Chenxing, et al. A control strategy for grid power amplifier broadband based on Newton-Raphson ant colony algorithm and selective harmonic modulation[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(16): 97-109.
- [30] 张 丽, 刘雨航, 贾晨豪, 等. 基于多分区自适应改进果蝇算法的风光燃储微电网协调控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 13-23.
- ZHANG Li, LIU Yuhang, JIA Chenhao, et al. A coordinated control strategy for a wind/ photovoltaic/gas turbine/storage microgrid based on a multi - partition adaptive improved fruit fly algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 13-23.
- [31] 付 雪, 朱良宽, 黄建平, 等. 基于改进北方苍鹰优化算法的多阈值图像分割[J]. 计算机工程, 2023, 49(7): 232-241.
- FU Xue, ZHU Liangkuan, HUANG Jianping, et al. Multi-threshold image segmentation based on the improved northern goshawk optimization[J]. Computer Engineering, 2023, 49(7): 232-241.
- [32] 杨金成, 郭泽林, 袁铁江, 等. 大数据环境下基于改进SVM的典型负荷类型识别[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(4): 170-175.
- YANG Jincheng, GUO Zelin, YUAN Tiejiang, et al. Typical load type recognition based on improved SVM in big data environment[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(4): 170-175.
- [33] 庄启康, 陈仕龙, 王泽超, 等. 基于MEEMD和SVM的贯通式同相牵引直接供电系统牵引网故障识别[J]. 电瓷避雷器, 2021(3): 67-74.
- ZHUANG Qikang, Chen Shilong, WANG Zechao, et al. Fault identification of traction network in through - phase traction direct power supply system based on MEEMD and SVM[J]. Insulators and Surge Arresters, 2021(3): 67-74.
- 刘 阳(1987—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为输电线路运维检修(E-mail: 329509243@qq.com)。
- 张 璐(1985—), 男, 大学本科, 高级工程师, 研究方向为输电线路运维检修(E-mail: 416921724@qq.com)。
- 吴德强(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为输电线路工程(E-mail: 2086298643@qq.com)。
- 周 青(1971—), 男, 工程师, 研究方向为输电线路工程(E-mail: 4799809@qq.com)。
- 张 川(1987—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为输电线路工程(E-mail: 122148119@qq.com)。
- 王彦海(1980—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为输电线路工程(通信作者)(E-mail: 45245356@qq.com)。