DOI:10.14188/j.1671-8844.2025.0073　　文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-12

# 基于IDBO-BP的接触网绝缘子闪络预测方法的研究

王思华[1,2],翁建党[1]

(1. 兰州交通大学自动化与电气工程学院,甘肃 兰州 730070; 2. 甘肃省轨道交通电气自动化工程实验室,甘肃 兰州 730070)

**摘要:** 为较快获取接触网复合绝缘子临界污闪电压,减少人工污秽试验工作量,为接触网防污闪工作提供指导,提出了一种融合多策略改进的蜣螂优化算法(improved dung beetle optimizer,IDBO)以优化(back propagation,BP)神经网络构建接触网复合绝缘子污闪电压预测模型。对12种复合绝缘子进行人工污秽试验,以获取相应的试验参数。通过运用斯皮尔曼(Spearman)相关系数法筛选出与复合绝缘子临界污闪电压相关性较为显著的五个参数,即伞间距$S$、大伞伸出$P_1$、小伞伸出$P_2$、盐密$\rho_{ESDD}$以及型号因子$f$,并将这五个参数作为预测模型的输入量。最后通过多模型预测对比得出优化后的IDBO-BP模型能够较准确预测复合绝缘子临界污闪电压,为提高接触网复合绝缘子的运行可靠性提供了新的方法论,为降低污闪试验工作量提供了新思路。

**关键词:** 复合绝缘子;污秽试验;临界污闪电压预测;蜣螂优化算法;BP神经网络

**中图分类号:** TM216　**文献标志码:** A

# Research on flashover prediction method of catenary insulator based on IDBO-BP

WANG Sihua[1,2], WENG Jiandang[1]

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;
2. Gansu Engineering Laboratory of Rail Transit Electrical Automation, Lanzhou 730070, China.)

**Abstract:** In order to obtain the critical pollution lightning pressure of catenary composite insulators quickly, reduce the workload of artificial pollution test, and provide guidance for the anti-pollution flashover work of catenary lines, a multi-strategy improved Beetle optimization algorithm (IDBO) was proposed to optimize BP neural network to establish the critical pollution lightning pressure prediction model of catenary composite insulators. The artificial pollution test of 10 kinds of composite insulators was carried out to obtain the relevant test parameters. Spearman correlation coefficient method was used to select five parameters, such as umbrella spacing $S$, large umbrella extension $P_1$, small umbrella extension $P_2$, equivalent salt attachment density $\rho_{ESDD}$ and type factor $f$, which are highly correlated with the critical pollution lightning voltage of composite insulators, as the input of the prediction model to obtain the predicted critical pollution lightning voltage of composite insulators. Finally, through the comparison of multiple models, it is concluded that the optimized IDBO-BP model can accurately predict the critical pollution lightning voltage of composite insulators, which

**收稿日期:** XXXX-XX-XX

**作者简介:** 翁建党(2000-),男,硕士研究生,主要从事高压设备外绝缘方向研究,E-mail:2724399828@qq.com。

**通信作者:** 王思华(1968-),男,教授,主要从事高电压与绝缘技术方向研究,E-mail: 1399228418@qq.com。

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(52467017)。

**本文引用格式:** 王思华,翁建党.基于IDBO-BP的接触网绝缘子闪络预测方法的研究[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-12.

**Citation:** WANG Sihua, WENG Jiandang. Research on flashover prediction method of catenary insulator based on IDBO-BP[J]. Engineering Journal of Wuhan University, XXXX, XX(XX):1-12.

provides a new methodology for improving the operational reliability of composite insulators of catenary lines and a new idea for reducing the workload of pollution flashover test.

**Key words**: Composite insulator; Pollution composition; Prediction of critical pollution lightning pressure; Dung beetle optimization algorithm; BP neural network

现代铁路系统中,复合绝缘子因其优良的绝缘性能和较强的抗污能力,被广泛应用于电力传输和铁路接触网中[1-2]。但在复杂多变的自然环境下,绝缘子表面易积聚污秽物并受潮,导致沿面闪络事故频发。污闪电压是评价绝缘子在污秽环境下工作能力的一个重要指标,正确预测复合绝缘子的临界污闪电压对于确保铁路电力系统的稳定性和安全性具有重要意义。因此,建立精准可靠的闪络预测模型对于实现接触网智能运维具有重要的工程价值。

传统的闪络预测方法主要基于物理模型分析,如泄漏电流监测法、等值盐密法等,但存在参数获取困难、实时性差等固有缺陷。近年来,机器学习方法如支持向量机(support vector machine, SVM)等被应用于该领域,丁龙等[3]利用基于支持向量机回归法来预测绝缘子的临界闪络电压,然而面对绝缘子状态数据的高维度、非线性特征,这些方法易出现模型泛化能力不足的问题。反向传播(back propagation, BP)神经网络虽具有强大的非线性映射能力,但其收敛速度慢、易陷入局部极值的缺陷严重制约了预测精度[5]。Y.DU及ZHOU等[6-7]利用BP神经网络对复合绝缘子直流闪络电压进行预测,但BP神经网络受限于性能易使其陷入局部最优解。针对此问题,学者们尝试引入粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)、遗传算法(genetic algorithm, GA)等优化算法改进BP网络,王惠[8]和DAISUKE S[9]等人利用(genetic algorithm back propagation, GA-BP)网络对污闪电压方面进行预测,但传统优化算法在种群多样性保持和全局搜索能力方面仍存在明显不足。除了我们常用智能算法来减少误差外,往往忽略了对输入输出特征量进行相关性分析[10],这是导致预测误差增大的因素之一。

本文结合以上问题提出了一种融合多策略改进的蜣螂算法(improved dung beetle optimizer, IDBO)来优化BP神经网络以达到最优解。首先,通过人工污秽试验获得复合绝缘子相关数据,采用相关系数法选取复合绝缘子与污闪电压相关性较高的参数作为输入特征量,构建优化后的复合绝缘子污闪电压预测模型,获得预测结果。最后,本研究采用多模型预测算法进行对比分析,以验证所构建预测模型的有效性与可靠性。该预测模型的提出,为实现接触网复合绝缘子智能运行维护提供了一种创新性的解决方案。

## 1 蜣螂优化算法及其改进方案

### 1.1 蜣螂优化算法(DBO)

XUE等[11]人在2023年根据蜣螂活动的行为模式,推出了一种新型的群智能优化算法蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO),该算法是以蜣螂活动的各种行为来进行设计,分为滚球、跳舞、觅食、偷窃和繁殖等5种不同行为。蜣螂优化算法主要将蜣螂种群分成4个部分,包括滚球蜣螂、繁育蜣螂、小蜣螂和偷窃蜣螂,4种蜣螂采用不同的位置更新方式共同寻找问题的最优解[12]。蜣螂优化算法可以平衡算法局部开发与全局搜索的能力,但依旧存在种群丰富性低、全局搜索能力不足的问题。目前对蜣螂算法的研究着重于改进蜣螂的觅食行为与偷窃行为,以提高算法局部的探索能力,未曾考虑到蜣螂滚球行为对种群的全局引导与开发作用,使算法容易陷入局部最优等问题[13]。

### 1.2 融合多策略改进的蜣螂优化算法(IDBO)

针对DBO算法的不足之处,本文提出了一种融合多策略的蜣螂优化算法(improved dung beetle optimizer, IDBO)。首先以ICMIC混沌初始化使蜣螂个体位置分布均匀。再以反向学习策略针对于蜣螂滚球阶段获取的滚球蜣螂进行反向学习操作,有助于蜣螂个体在搜索空间中探索未知区域,避免陷入局部最优解,增强算法的全局寻优能力。最后,考虑最优位置对种群搜索的引导作用,应用纵横交叉策略对最优位置产生随机扰动,避免陷入局部极值点增强算法的局部寻优能力。

1) ICMIC混沌初始化(iterative chaos map with infinite collapse, ICMIC)。在智能算法的设计与应用中,初始状态的选择极为关键,初始状态不仅决定了算法的起始条件,还深深影响着算法的收敛速度和最终达到的目标。与传统的伪随机数生成方法相比,混沌序列在种群初始化中的应用展现出了明显的优势。本算法选取改进的ICMIC来初

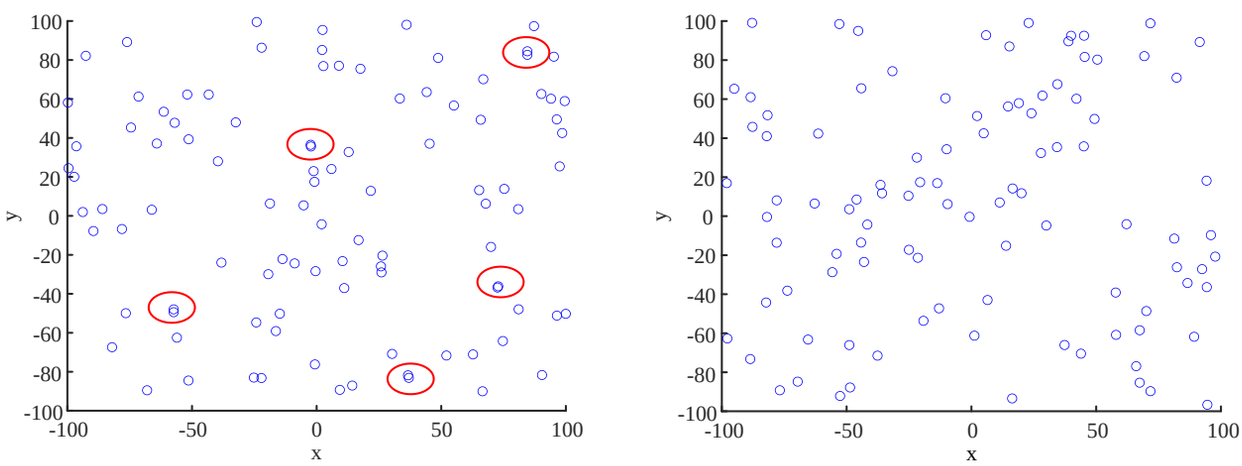
始化种群位置,ICMIC的数学表达为:

$$x_{n+1}=\sin\left(\frac{\alpha\pi}{x_n}\right),\alpha\in(0,1) \tag{1}$$

改进后的ICMIC公式如下:

$$\begin{cases}x_{n+1}=\sin\left(\dfrac{\alpha\beta}{x_n}\right)\\ \beta=3\cos(\mathrm{rand})+0.5\end{cases} \tag{2}$$

改进后的ICMIC对常数π进行了微小的调整,减少了个体之间的重合和堆叠,从而进一步增强了随机性,符合了原始DBO对初始化随机性的要求。如图1所示,相较于随机初始化(a),ICMIC初始化(b)显著减少了种群个体在边界上的聚集和个体间的重合现象,混沌系统因其遍历性、随机性和规则性,能够生成覆盖广泛搜索空间的初始种群[14]。这种特性使得算法在搜索过程中能够更容易跳出局部最优解,提高初始解的质量,为后续优化奠定了基础。




(a)随机初始化　　(b) ICMIC初始化

**图1　初始化种群分布图**

**Fig.1　Distribution of initial population**

2)反向学习策略。Tizhoosh于2005年提出的反向学习[15](Opposition-based Learning,OBL)的概念。定义1反向数(Opposite Number)是指$x^*=a+b-x$,$x\in[a,b]$且$x\in R$则其反向数$x^*$为:$x^*=a+b-x$。定义2反向点(Opposite Point)是指$p\in[x_1,x_2,\ldots x_D]$是$D$维空间上的一个点,即$x_1,x_2,\ldots x_D\in R$,$x_j\in[a_j,b_j]$,则$p$所对应的反向点$p^*=(x_1^*,x_2^*,\cdots,x_D^*)$其中$x_j^*=(a_j+b_j-x_j)$。

针对于蜣螂滚球阶段获取的滚球蟑螂进行反向学习操作,有助于蜣螂个体在搜索空间中探索未知区域,避免陷入局部最优解。通过生成反向个体并与其他个体进行竞争,使算法能够更全面地搜索解空间,然后算法能够更快地逼近最优解,增强算法的全局寻优能力。

3)纵横交叉策略。①、水平交叉是指通过对源自不同蜣螂个体在全部维度上执行算术交叉操作,以推动个体间的相互学习过程。这种方法有助于增强算法的全局搜索能力,从而使得蜣螂能够在更广泛的解空间中进行探索,避免陷入局部最优解,防止种群过早收敛。它还能在提高收敛速度的同时,优化搜索精度,使得结果更加可靠和有效。在实施水平交叉策略之前,首先需要将蜣螂个体两两不重复的设置为父代个体$X(i)$和$X(j)$,以确保所选个体之间的多样性。之后,通过交叉概率$P_1$进行算术交叉,这一过程允许将父代的特征进行组合,形成新的后代。父代交叉后子代个体通过公式(3)和(4)生成。

$$M_{i,d}^{hc}=q_1\cdot X(i,d)+(1-q_i)\cdot X(j,d)+\mathrm{c}_1\cdot(X(i,d)-X(j,d)) \tag{3}$$

$$M_{j,d}^{hc}=q_2\cdot X(j,d)+(1-q_2)\cdot X(j,d)+\mathrm{c}_2\cdot(X(j,d)-X(i,d)) \tag{4}$$

②、垂直交叉是指在迭代后期DBO算法在优化过程中可能会遭遇个体陷入局部最优的问题,这会导致种群更新受限,限制算法的搜索能力,为解决这一挑战,算法引入了垂直交叉策略。此策略作为一种行之有效的方法能在不同维度间对所有个体开展算术交叉操作。借助该策略,父种群由水平交叉所产生的最优解组合而成,从而确保个体的多样性和优越性,减少陷入局部最优的风险。在对个体$i$的第$d_1$维和第$d_2$维进行垂直交叉时,通过公式(5)

生成后代个体。

$$M_{d_1}^{vc}=q\cdot X(i,d_1)+(1-q)\cdot X(i,d_2) \quad (5)$$

式中:$q$、$q_1$、$q_2$为区间[0,1]内均匀分布的随机数,$c_1$和$c_2$为区间[-1,1]上的随机数;$X(i,d)$和$X(j,d)$表示第$d$维的父代;$M_{i,d}^{hc}$、$M_{j,d}^{hc}$分别表示父代在第$d$维交叉后产生的子代。$M_{d_1}^{vc}$所代表的是父代在第$d_1$维和第$d_2$维进行垂直交叉所产生的子代。产生的子代与父代之间竞争最终保留适应度最高的个体。

## 2 人工污秽试验方案

### 2.1 试验装置

本试验在人工气雾室中进行。试验电压是由一台200kV/2000kVA的交流无晕污秽实验变压器将380V电源变压而成,能够根据需要调节工频380V电源的电压。试验设备图及试验原理分别如图2和图3所示。

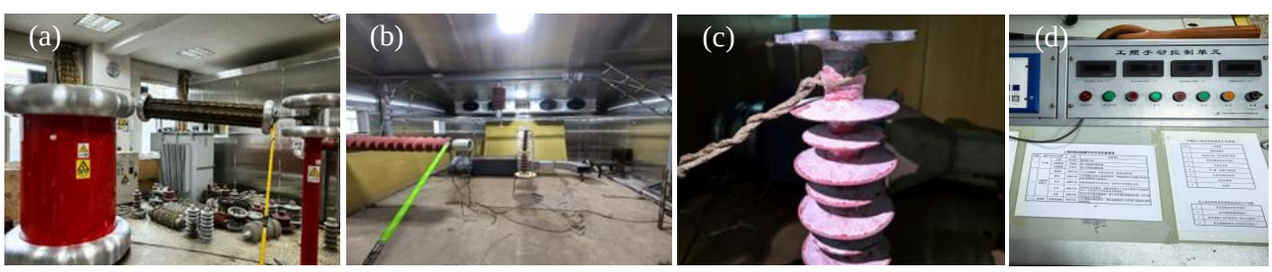



**图2 试验设备图**

**Fig.2 Test Equipment Diagram**

注:(a)试验升压器 (b)人工气雾室 (c)涂污的复合绝缘子 (d)控制装置图

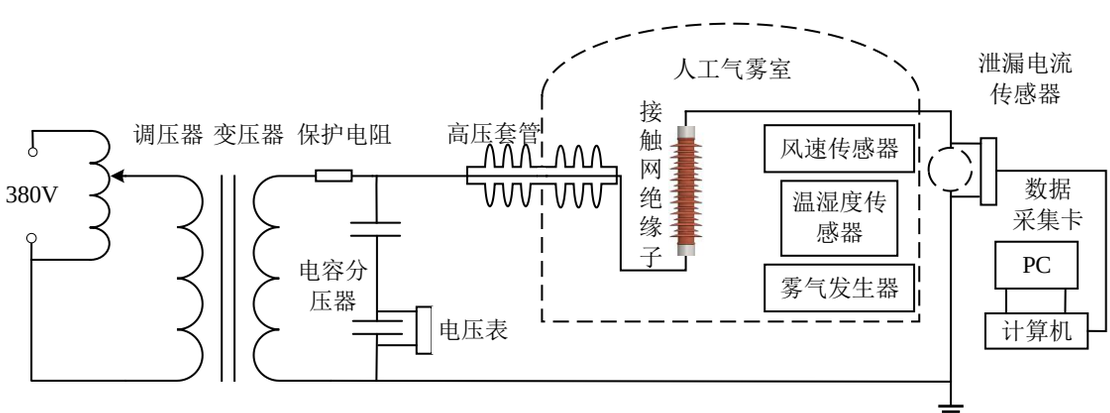



**图3 试验原理图**

**Fig.3 Test schematic diagram**

### 2.2 试验染污

在本试验中,选取由东莞高能电器公司生产的12种用于接触网的复合绝缘子,样品数据如表1所示。在严格遵循DL/T859-2015等标准的前提下,本研究采用固体涂层法对上述复合绝缘子开展人工污秽试验。

试验中用商业用纯氯化钠(NaCl)模拟污秽中的导电物质,硅藻土模拟不溶性物质。在这项研究当中,我们所选取的污染盐密值依次为0.05、0.10、0.15、0.20和0.25mg/cm$^2$,为了在试验过程中更好地控制变量,我们把灰密度($\rho_{NSDD}$)一直固定在2.0mg/cm$^2$这个数值。同时为保证称量的准确性选用精度达0.1mg的电子天平,能够精确计算了所需NaCl和硅藻土的用量[16-17]。随后,将NaCl与硅藻土充分混合,然后向混合物中加入定量的去离子水。这里对去离子水的质量有严格要求,其电导率必须小于0.001S/m,以避免水中杂质对试验结果产生干扰;搅拌匀后用细刷把它均匀涂到复合绝缘子表面,涂布过程应严格控制在1小时内完成。在完成污液的涂布后,需要将刷涂好的复合绝缘子放置在自然环境中进行阴干,这一步骤的目的是让绝缘子表面的污液在自然条件下逐渐干燥,从而使绝缘子的憎水性得到一定程度的恢复和迁移。自然阴干的过程需要持续24小时,以确保绝缘子表面达到适合进行试验的状态。

将已染污的复合绝缘子垂直挂在人工气雾室

**表1 试品参数**

**Table 1 Test parameters**

| 绝缘子型号 | 结构高度 | 爬电距离 | 伞间距 | 大/小伞直径 |
|---|---|---|---|---|
| | $H$/mm | $L$/mm | $S$/mm | $D_1/D_2$/mm |
| QXS－25/125－HH | 834 | 1400 | 78 | 145/115 |
| FQXS－25/120－QH | 815 | 1400 | 78 | 145/115 |
| FQXS－25/120－QT | 799 | 1400 | 78 | 145/115 |
| FQX－25/120－QH | 738 | 1600 | 78 | 145/115 |
| FQX－25/120－QT | 778 | 1600 | 78 | 145/115 |
| FQB－25/12－Xob | 760 | 1600 | 51 | 192/140 |
| FQB－25/15－Xoc | 785 | 1600 | 55 | 185/135 |
| FQD－25/8－eg | 769 | 1600 | 78 | 145/115 |
| FQD－25/20－EB | 800 | 1600 | 78 | 145/125 |
| FQD－25/20－HY | 864 | 1600 | 31 | 90/72 |
| FQD－25/8－cg | 811 | 1600 | 78 | 145/115 |
| FQB－25/8－760A1 | 760 | 1600 | 50 | 161/116 |

的顶部。为使试品保持湿润,使用全自动蒸汽发生器产生蒸汽雾,其输入速率设定为0.05±0.01kg/h。为了模拟特定的环境条件,人工气雾室的温度需要严格控制在35℃以下。当所有准备工作就绪,试验正式启动,运用恒压升降法给试品施加预定的试验电压,在施加电压的同时,向气雾室中导入蒸汽,且保留标准偏差在5%以内的数据。计算公式如式(6)和(7)所示,共测得60组试验数据,部分试验结果记录在表2中。

$$U_{50\%}=\sum_{i}^{i=N}\frac{U_i}{N} \tag{6}$$

$$\sigma\%=\sqrt{\frac{\sum_{i}^{N}(U_i-U_{50\%})^2}{N-1}}\cdot\frac{100\%}{U_{50\%}} \tag{7}$$

式中:$U_{50\%}$代表50%闪络电压,单位为千伏(kV);有效总次数以$N$来指代,某次试验中所施加的电压值记为$U_i$,单位同样是千伏(kV);试验结果的标准差用$\sigma$表示,单位为千伏(kV)。

**表2 试验部分数据**

**Table 2 Part test data**

| 编号 | 绝缘子型号 | $\rho_{ESDD}$/(mg cm$^2$) | $\rho_{NSDD}$/(mg cm$^2$) | $U_{50\%}$/kV | 标准偏差$\sigma$/% |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | FQXS－25/125－HH | 0.05 | 2.0 | 48.1 | 4.83 |
| | | 0.10 | 2.0 | 44.7 | 4.12 |
| | | 0.15 | 2.0 | 40.5 | 4.55 |
| | | 0.20 | 2.0 | 36.9 | 3.80 |
| | | 0.25 | 2.0 | 32.5 | 4.25 |
| 2 | FQB－25/12－Xob | 0.05 | 2.0 | 48.5 | 4.73 |
| | | 0.10 | 2.0 | 43.9 | 4.85 |
| | | 0.15 | 2.0 | 40.7 | 3.47 |
| | | 0.20 | 2.0 | 33.4 | 4.57 |
| | | 0.25 | 2.0 | 28.7 | 3.66 |
| 3 | FQD－25/8－cg | 0.05 | 2.0 | 58.9 | 4.35 |
| | | 0.10 | 2.0 | 55.2 | 4.29 |
| | | 0.15 | 2.0 | 50.5 | 3.15 |
| | | 0.20 | 2.0 | 45.1 | 3.94 |
| | | 0.25 | 2.0 | 40.5 | 4.23 |

## 3 运用IDBO-BP构建复合绝缘子污闪电压预测模型

### 3.1 模型输入特征量的选取

1)赵云鹏等人[18-19]研究表明复合绝缘子的临界污闪电压主要取决于自身结构参数。其中,以爬电距离和干弧距离(即型号因子$f$)为关键变量的绝缘子,其污闪特性呈现显著分化。型号因子$f$是复合绝缘子伞裙结构设计的核心几何特征参数,直接决定绝缘子的防污闪与防桥接性能,其定义公式如式(8)所示,式中$P_1$为大伞裙边缘到绝缘子中心轴线的水平距离最大值,(单位:mm);$P_2$为小伞伸出指的是小伞裙边缘到绝缘子芯棒中心轴线的最大水平距离,(单位:mm);$S$为相邻伞裙在芯棒线上对应点之间的最小轴向距离,(单位:mm)。当$f$较小时防污闪能力弱,当$f$值较大时容易桥接,所以$f$的取值范围通常为0.8到1.2之间。此外,盐密($\rho_{ESDD}$)作为表征绝缘子运行环境污秽程度的性能参数,是绝缘子表面单位面积上的等效可溶盐(NaCl)含量,(单位:mg/cm$^2$)。盐密($\rho_{ESDD}$)是设计的起点通过污

秽等级驱动对爬距和防桥接的需求,进而约束型号型号因子$f$和伞形参数,以达到防治污闪的目的。除以上因素外,绝缘子伞径$Dm$与爬电距离$L$等也是影响绝缘子污闪的重要考量对象。

$$f=\frac{P_1+P_2}{S} \tag{8}$$

2)为提升预测模型精度,本研究用斯皮尔曼(Spearman)相关系数来确定输入特征量。作为统计学中的常用工具,斯皮尔曼相关系数法在工程领域有较广泛的应用[22],该方法在处理非正态分布的小样本数据集时更具效果。斯皮尔曼相关系数的计算公式如式(9)所示。式中:$n$是样本容量,$di$为两个变量对应元素的等级差,$\rho$为相关系数,值越大表明相关性越强。

$$\rho=1-\frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{9}$$

由表3可知,绝缘子型号因子$f$、伞间距$S$、大伞伸出$P_1$以及等值附盐密度$\rho_{ESDD}$四个变量的相关系数均大于0.7,且显著性值均小于0.0001,这表明在1%的显著性水平下,绝缘子污闪电压和这四个变量之间呈现出显著的强相关性。小伞伸出$P_2$的相关系数为0.6478,表明其与其他变量存在中度相关性。相较之下,绝缘子伞径$Dm$与爬电距离$L$之间相关系数较低,据此可以判断二者呈现低度相关性。因此,为保证模型训练精度,利用Spearman相关系数法,筛选出与临界污闪电压存在显著相关性($|\rho|>0.6$)的五个变量:绝缘子型号因子$f$、伞间距$S$、大伞伸出$P_1$、小伞伸出$P_2$以及盐密$\rho_{ESDD}$并将其作为预测模型的输入特征量。

**表3 变量Spearman相关系数的分析**

**Table 3 Analysis of the Spearman correlation coefficient of variables**

| 项目 | $Dm$/mm | $L$/mm | $P_1$/mm | $S$/mm | $f$ | $P_2$/mm | $\rho_{ESDD}$/(mg·cm$^2$) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 相关系数 | 0.4134 | 0.4318 | 0.7594 | 0.8421 | 0.7136 | 0.6478 | 0.7837 |
| 显著性 | 0.143 | 0.034 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.008 | 0.000 |

### 3.2 IDBO算法优化BP神经网络

依据所选取的输入特征参数,BP神经网络的输入层神经元数量配置为5,输出层神经元数量设定为1,拓扑结构如图4所示。其中$x$和z分别代表输入输出变量$y_n$为隐含层输出,$\omega_{ij}\omega_{jk}$为神经元之间的连接权重。

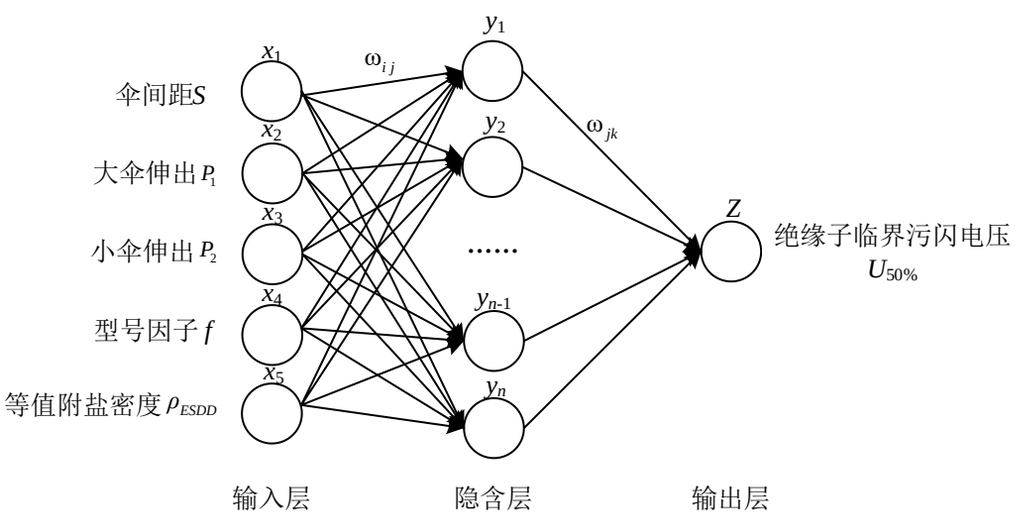



**图4 利用IDBO算法优化后的BP神经网络结构图**

**Fig.4 Post optimization architecture of BP neural networks with IDBO**

整体流程图如图5所示:

## 4 IDBO-BP算法于复合绝缘子污闪电压预测的应用

### 4.1 临界污闪电压的预估

在构建BP神经网络时,函数的合理选取对于网络性能起着至关重要的作用。经过大量的预试

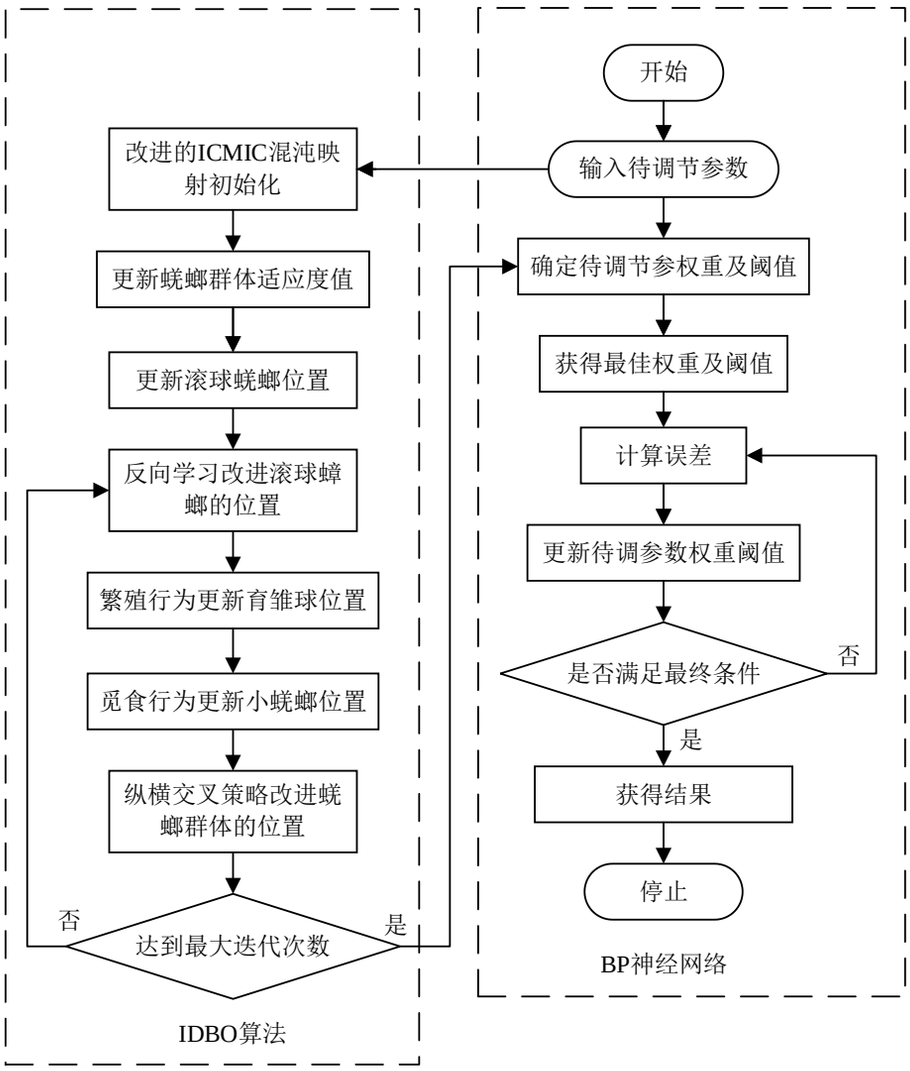



**图5 IDBO算法针对神经网络予以优化的流程图**

**Fig.5 Flowchart of the IDBO algorithm for neural network optimization**

验验证,最终为隐含层神经元选择了tansig函数作为传递函数。而对于输出层则采用purelin函数[23]。purelin函数也就是线性传递函数可以满足这种对输出结果的线性要求,保证了输出的准确性。为了确定BP神经网络隐含层中最合适的神经元数量,借助循环函数,对不同数量的隐含层神经元进行了全面且系统的测试(如表4所示)。结果显示,当隐含层神经元数量为7时,网络在仅需73次训练步数(EPOCHS)后即达到稳定,且均方误差(mean squared error, MSE)为$0.91942\times10^{-3}$,与其他神经元数量下的误差水平相当(均约为$0.92\times10^{-3}$),但训练效率最高。因此,最终选定隐含层神经元数量为7。试验过程中总共获取的数据训练样本选其中的48组数据,剩余的则作为测试样本[24]。为对比优化效果,分别使用IDBO和DBO训练BP神经网络。IDBO-BP与DBO-BP最佳适应度曲线对比如图6所示。

**表4 不同隐含层神经元的训练步数和均方误差**

**Table 4 Training steps and mean squared error for different hidden layer neuron counts**

| 隐含层神经元个数 | EPOCHS | MSE/$10^{-3}$ |
|---|---|---|
| 5 | 158 | 0.915 65 |
| 6 | 121 | 0.918 27 |
| 7 | 73 | 0.919 42 |
| 8 | 104 | 0.919 42 |
| 9 | 118 | 0.912 19 |

图6展示了IDBO-BP与DBO-BP算法优化BP神经网络的最佳适应度曲线对比,其中适应度为每一代粒子预测值与真实值差的绝对值的平均数。可以看出,DBO-BP算法收敛较快,约在5次迭代后趋于稳定,但最终适应度值较高,表明其可能陷入了局部最优解。IDBO-BP算法收敛速度稍慢(约11

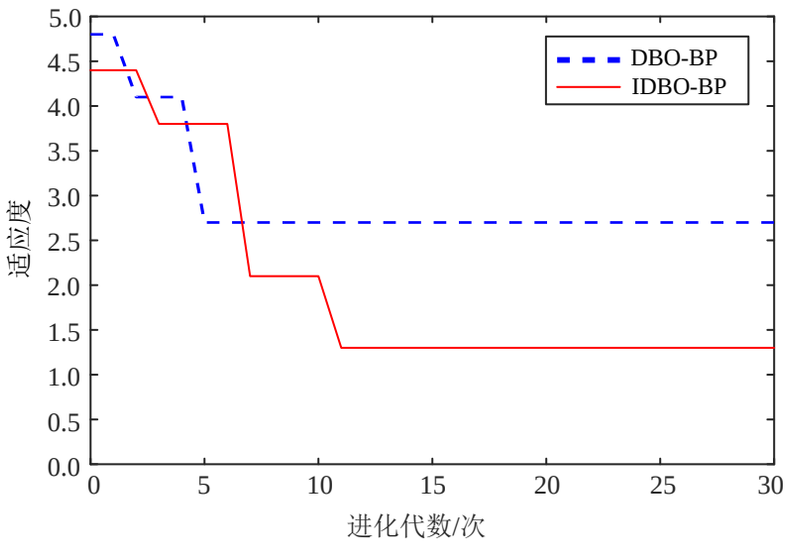



**图 6　两种优化算法的最优适应度变化曲线**

**Fig.6　Optimal fitness progression curves of two optimization algorithms**

次迭代),但其适应度值持续下降,并在迭代过程中经历了3次明显的拐点,表明改进策略后有效帮助种群跳出局部最优区域,最终达到了更低的适应度值,体现了IDBO-BP更强的全局搜索能力。图7和图8分别展示了DBO-BP和IDBO-BP模型对12个测试样本临界污闪电压的预测结果与实际值的对比。由图可见,IDBO-BP模型更紧密地分布在理想预测线附近,而DBO-BP模型(图7)的预测点则相对分散,表明IDBO-BP模型的预测精度更高。

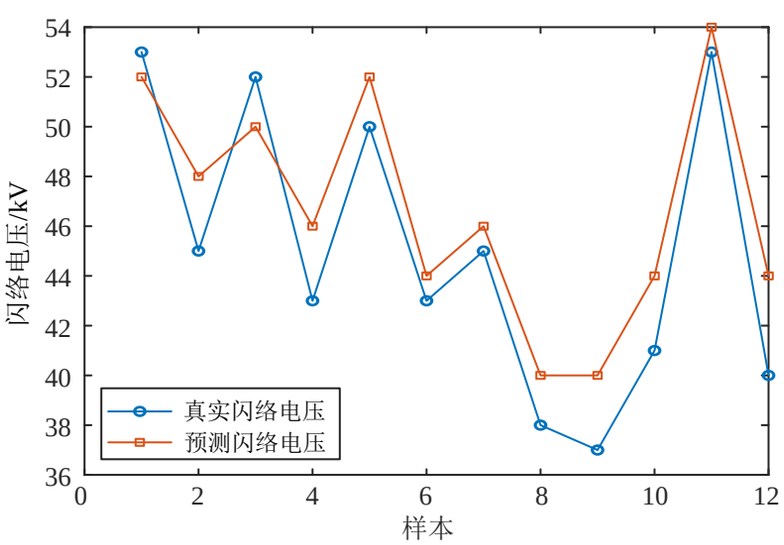



**图 7　DBO-BP预测绝缘子闪络电压**

**Fig.7　DBO-BP predicts insulator flashover voltage**

### 4.2　预测结果分析

通过图9中IDBO-BP与DBO-BP模型的预测结果对比分析可发现,IDBO-BP模型在预测污秽绝缘子闪络电压与期望输出值的最小偏差为0.21kV,占预期值的0.47%;最大偏差达1.2kV,占预期值的3.30%。全样本预测平均偏差为0.62kV,且所有预测偏差未超过2kV。优化前的DBO-BP预测结果中,样本平均偏差为2.31V,且最大电压偏差为4.24kV。优化后的算法在预测平均误差和极值误差方面均呈现出极为显著的提升效果,相较于DBO-BP模型IDBO-BP模型预测闪络电压的平均偏差降低了73.2%。

IDBO-BP与DBO-BP预测污闪电压误差对比见图10,由图10散点图可以看出,两种优化算法在

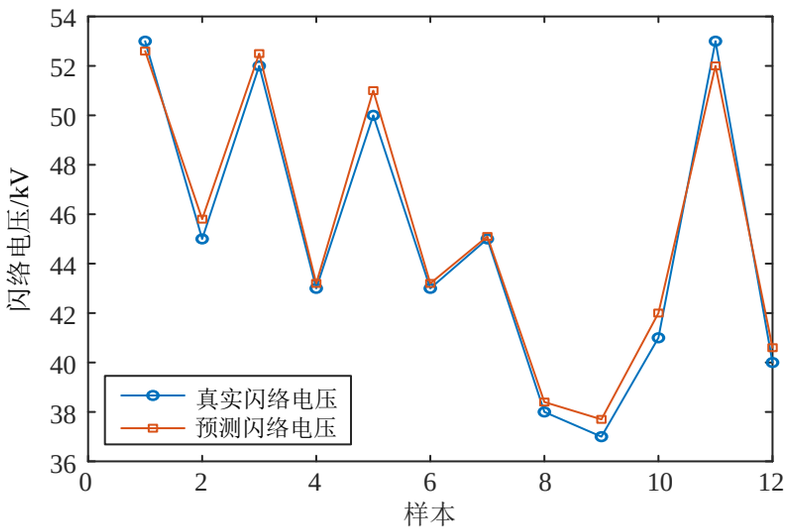



**图8 IDBO-BP预测绝缘子闪络电压**

**Fig.8 IDBO-BP predicts insulator flashover voltage**

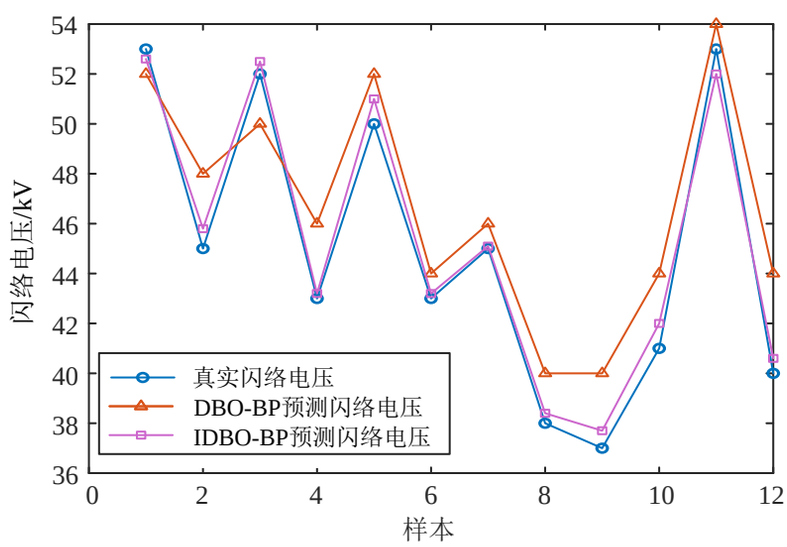



**图9 两种算法的预测结果对比**

**Fig.9 Comparison of prediction results of the two algorithms**

预测污闪电压时，偏差均处于-5kV到3kV这个区间。就IDBO-BP的预测结果而言，预测偏差小于2kV的样本有10个，在总样本数里所占比例为83%。在训练集样本数量有限的状况下，其预测闪络电压误差均在3kV以内，经过融合多策略优化之后的DBO算法呈现出更高的拟合度。

### 4.3 多预测模型对比

为了更为深入地验证IDBO算法对BP神经网络的优化成效，选取IDBO-BP模型、BP神经网络模型以及离散灰狼算法模型(discrete grey wolf optimizer back propagation，DGWO-BP)等常用智能算法开展对比试验。在同一试验数据集上对每个模型分别进行五次预测，并采用平均绝对误差(mean absolute error，MAE)、可决系数($R^2$)以及训练耗时t作为评价指标。各模型对比结果如图11和表5所示。

图11(a)表明，IDBO-BP模型的平均绝对误差(MAE)稳定在1.2kV左右，显著低于其他模型(BP＞3.5kV，GWO-BP≈2.5kV，DGWO-BP≈1.8kV，DBO-BP≈2.3kV)。图11(b)显示其可决系数($R^2$)在0.97以上，预测结果与实际值高度线性相关，模型解释能力强且稳定。由表5可知，IDBO-BP的训练时间(17.63s)介于DGWO-BP(24.32s)和DBO-BP/GWO-BP(～10s)之间。综合考量预测精度(MAE，$R^2$)和计算效率，IDBO-BP在精度指标上具有显著优势，其计算耗时处于可接受范围，是精度

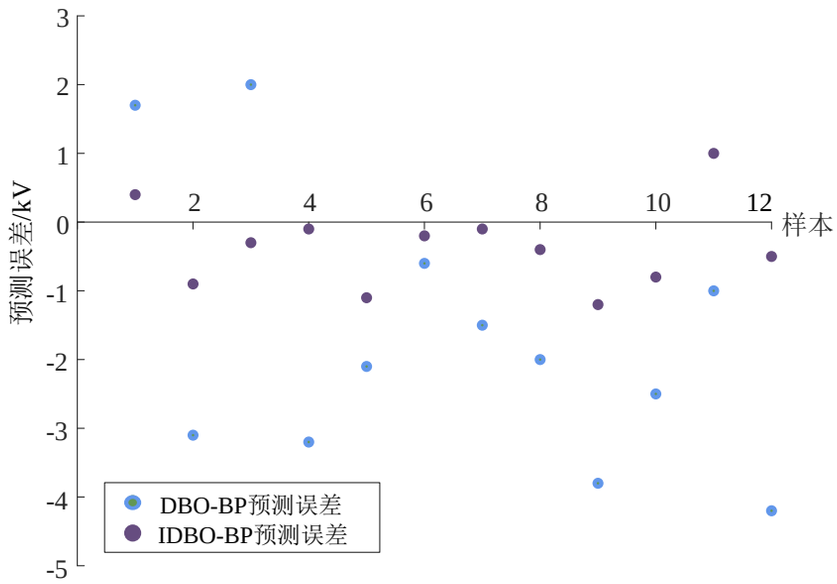



**图10 两种优化算法预测偏差对比**

**Fig.10 Prediction deviation comparison of two optimization algorithms**

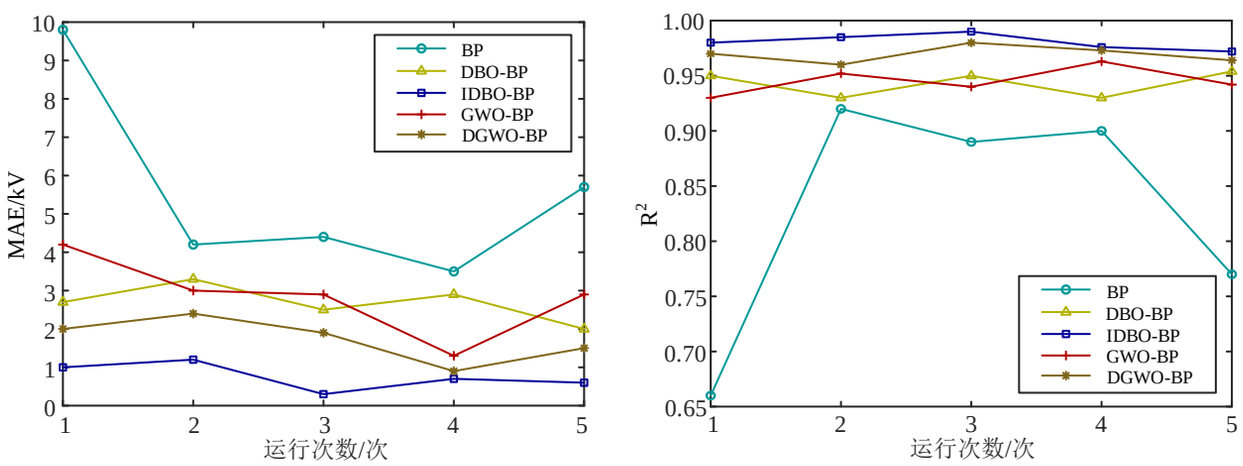



**图11 不同模型5次预测结果**

**Fig.11 Five experimental runs of multi model predictions**

注:(a)平均绝对误差 (b)可决系数

**表5 不同模型5次平均训练耗时**

**Table 5 Mean training runtime per model five runs**

| 智能算法模型 | 时间/秒 |
|---|---|
| BP | 3.83 |
| GWO−BP | 9.96 |
| DGWO−BP | 24.32 |
| DBO−BP | 10.37 |
| IDBO−BP | 17.63 |

与效率平衡的最佳选择。由多模型预测结果得出,IDBO-BP模型在全局搜索性能和优化精度方面表现突出,这证明了经过融合多策略改进后的DBO算法具有合理性;能够在预测误差控制方面达到工程应用可接受的水平,特别是在绝缘子污闪电压预测任务中展现出良好的泛化性能,后续研究可通过引入先进优化模块来进一步集成优化以提升模型精度。

## 5 结论

1)通过Spearman相关系数分析(表3所示),选取与接触网复合绝缘子临界污闪电压($U_{50\%}$)呈显著强相关的五个关键结构与环境参数:型号因子$f$($\rho$=0.7136)、伞间距$S$($\rho$=0.8421)、大伞伸出$P_1$($\rho$=0.7594)、小伞伸出$P_2$($\rho$=0.6478)以及等值附盐密度$\rho_{ESDD}$($\rho$=0.7837),以此作为IDBO-BP预测模型的输入特征量。模型预测结果表明,相较于原始的DBO-BP模型,IDBO-BP预测绝缘子临界污闪电压

的平均偏差由2.31kV显著降低至0.62kV（降幅73.2%），最大偏差由4.24kV降至1.2kV，预测精度获得显著提升。

2）所建立的IDBO-BP临界污闪电压预测模型（$R^2$＞0.97，MAE≈1.2kV）能够有效替代部分传统人工污秽试验。通过建立复合绝缘子污闪电压预测模型，从而快速地预测出各种复合绝缘子在不同污秽条件下的临界闪络电压，不仅大大缩短了试验周期，还提高了数据的准确性，这一方法为评估接触网线路的可靠性开辟了新的思路。

**参考文献：**


[1] 李晓刚，谢敏，刘祝鸿，等．基于BP神经网络模型的复合绝缘子伞裙优化技术[J]．高压电器，2022，58(11)：98-105.
Li Xiaogang，Xie Min，Liu Zhuhong，et al. Optimization technology of Composite insulator parachute skirt based on BP Neural Network Model [J]. High Voltage Electrical Apparatus，2022，58(11)：98-105.

[2] 梁曦东，高岩峰，王家福，等．中国硅橡胶复合绝缘子快速发展历程[J]．高电压技术，2016，42(09)：2888-2896.
Liang Xidong，Gao Yanfeng，WANG Jia-fu，et al. Rapid development of silicone rubber composite insulators in China [J]. High Voltage Technology，2016，42(09)：2888-2896.

[3] 丁龙，郝虎在，吕玉祥，等．基于支持向量机回归法的绝缘子污闪电压预测研究[J]．电瓷避雷器，2014，(01)：23-25.
Ding Long，Hao Huzai，Lv Yuxiang，et al. Research on Insulator Pollution Lightning Pressure Prediction based on support vector Machine regression Method [J]. Electric Porcelain Lightning Arrester，2014，(01)：23-25.

[4] Kiruthika M，Sivadasan J. Evaluation and prediction of flashover voltage on contaminated composite insulators [C]//2015 IEEE International Conference on Electrical，Computer and Communication Technologies (ICECCT). IEEE，2015：1-5.

[5] 王黎明，李旭，曹彬，等．基于BP神经网络的线路绝缘子表面泄漏电流预测[J]．高压电器，2020，56(02)：69-76.
Wang Liming，Li Xu，Cao Bin，et al. Prediction of Surface Leakage Current of Line Insulator based on BP Neural Network [J]. High Voltage Transducer，2020，56(02)：69-76.

[6] Zhou Zhenan，LI Haowei，Wen Silun，et al. Prediction Model for the DC Flashover Voltage of a Composite Insulator Based on a BP Neural Network[J]. Energies，2023，16 (2)：984-984.

[7] Du Y，Cao Y，Fu Y，et al. Lifetime Prediction of Composite Insulator Based on BP Neural Network [C]//2023 IEEE 6th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). IEEE，2023：4060-4064.

[8] 王思华，王惠，田铭兴．盐碱沙尘区域的接触网绝缘子动态积污与预测研究[J]．铁道学报，2020，42 (08).
Wang Sihua，Wang Hui，Tian Mingxing. Research on Dynamic Pollution Accumulation and Prediction of Contact Network Insulators in Saline - alkali Dusty Areas [J]. Journal of Railway Science and Engineering，2020，42(08).

[9] Daisuke S，Wataru K，Wiak S，et al. Torque ripple reduction by optimizing magnet shape using GA in axial gap motor[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics，2024，76 (1-2)：171-179.

[10] 王思华，景弘．一种接触网绝缘子污闪预测方法的研究[J]．铁道学报，2018，40 (03)：58-67.
Wang Sihua，Jing Hong. Research on a pollution flashover prediction method for catenary insulators [J]. Journal of the Railway Society，2018，40 (03)：5867.

[11] Xue J，Shen B. Dung beetle optimizer：A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing，2023，79(7)：7305-7336.

[12] 郭琴，郑巧仙．多策略改进的蜣螂优化算法及其应用[J]．计算机科学与探索，2024，18 (04)：930-946.
Guo Qin，Zheng Qiaoxian. Multi-strategy Improved Dung Beetle Optimizer and Its Application[J]. Exploration of Computer Science and Technology，2024，18 (04)：930-946.

[13] 夏煌智．蜣螂优化算法的改进与应用研究[D]．牡丹江师范学院，2024.
Xia Huangzhi. Research on Improvement and Application of Dung Beetle Optimization Algorithm [D]. Mudanjiang Normal University，2024.

[14] 王子恺，黄学雨，朱东林，等．融合排序弹性碰撞的改进麻雀搜索算法[J]．计算机科学与探索，2023，17 (08)：1867-1878.
Wang Zikai，Huang Xueyu，Zhu Donglin，et al. An improved Sparrow Search Algorithm for Fusion sorting Elastic Collisions [J]. Computer Science and Exploration，2023，17(08)：1867-1878.

[15] 耿召里，李目，曹淑睿，等．基于混合反向学习策略的鲸鱼优化算法[J]．计算机工程与科学，2022，44 (02)：355-363.
Geng Zhaoli，Li Mu，Cao Shurui，et al. Whale optimization algorithm based on Mixed reverse Learning strat-

egy [J]. Computer Engineering and Science, 2022, 44 (02): 355-363.

[16] 赵云龙, 刘占双, 李岩,等. 基于PCA-kmeans和图谱特征的绝缘子表面污秽程度评估方法[J]. 电瓷避雷器, 2023, (05): 193-200.
Zhao Yunlong, Liu Zhanshuang, Li Yan, et al. Evaluation method of insulator surface pollution Degree based on PCA-kmeans and spectrum characteristics [J]. Electric porcelain arrester, 2023, (05): 193-200.

[17] 高磊, 蔡志远, 马少华,等. 用盐雾法研究复合绝缘子污秽闪络特性[J]. 高压电器, 2018, 54 (10): 120-124.
Gao Lei, Cai Zhiyuan, Ma Shaohua, et al. Research on pollution flashover characteristics of Composite insulators by salt spray method [J]. High Voltage Electrical Apparatus, 2018, 54 (10): 120-124.

[18] 赵云鹏, 胡玉耀, 蒋兴良,等. 绝缘子不均匀积污成因及其对交流闪络特性的影响[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37 (12): 186-195.
Zhao Yunpeng, Hu Yuyao, Jiang Xingliang, et al. Causes of Non-uniform pollution accumulation of insulators and its influence on AC flashover Characteristics [J]. Chinese Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (12): 186-195.

[19] Salem A A, Abd R R, Rahiman W, et al. Pollution flashover under different contamination profiles on high voltage insulator: Numerical and experiment investigation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 37800-37812.

[20] 张福增, 王黎明, 关志成. 复合绝缘子伞裙参数对直流污闪电压的影响[J]. 高电压技术, 2010, 36 (03): 603-608.
Zhang Fuzeng, Wang Liming, Guan Zhicheng. Effect of Composite insulator skirt Parameters on DC Pollution Lightning Voltage [J]. High Voltage Technology, 2010, 36 (03): 603-608.

[21] 舒立春, 袁前飞, 张志劲,等. 不同伞形结构复合绝缘子的交流污闪有效爬电距离[J]. 电网技术, 2011, 35 (03): 146-151.
Shu Lichun, Yuan Qianfei, Zhang Zhijin, et al. Ac pollution flashover effective creepage distance of composite insulators with different umbrella structures [J]. Power Grid Technology, 2011, 35 (03): 146-151.

[22] 张玉涛, 郭强, 张园勃,等. 基于相关系数法的煤自燃危险性关联分析及预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34 (01): 125-132.
Zhang Yutao, Guo Qiang, Zhang Yuanbo, et al. Correlation analysis and prediction of coal spontaneous combustion risk based on correlation coefficient method [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34 (01): 125-132.

[23] Zhang L, Wang F, Sun T, et al. A constrained optimization method based on BP neural network[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 29: 413-421.

[24] 王思华, 马圣易. 改进SABO-BP接触网复合绝缘子污闪电压预测模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2025, 57 (06): 145-153.
Wang Sihua, Ma Shengyi. An Improved SABO-BP Prediction Model for Pollution Flashover Voltage of Composite Insulators in Overhead Contact Systems [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2025, 57 (06): 145-153.

[25] 李明阳, 贾红云, 陈卓. 基于双神经网络自学习的IPMSM自抗扰控制[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57 (02): 201-208.
Li Mingyang, Jia Hongyun, Chen Zhuo. ADRC of IPMSM Based on Dual Neural Network Self-Learning [J]. Journal of Wuhan University (Engineering Edition), 2024, 57(02): 201-208.