

基于 DBO-SVM 直升机大型吊篮相地间隙操作冲击放电电压的预测

刘 凯^{1,2}, 徐园红^{1,3}, 彭 勇², 吴 田^{1,3}, 吴升泽^{1,3}, 王铭心^{1,3}, 冯兴龙^{1,3}, 唐生燚^{1,3}

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 中国电力科学研究院有限公司, 武汉 430072; 3. 三峡大学湖北省输电线路工程技术研究中心, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 直升机大型吊篮安全距离依赖于典型带电作业间隙放电电压的确定, 由于吊篮其体积大且间隙结构复杂, 在实际试验当中悬挂困难, 难以固定, 相比于其他类型的间隙放电试验而言, 所花费的成本更高、周期更长。文中提出基于蜣螂优化算法的支持向量机 (support vector machine for optimizing dung beetle algorithm, DBO-SVM) 模型, 用于预测直升机大型吊篮相地间隙的放电电压。搭建了直升机大型吊篮相地间隙正极性操作冲击放电试验平台, 获得相地间隙的放电特性曲线, 针对试验数据有限的问题, 结合前期特高压带电作业的操作冲击放电电压数据来扩展数据集。以电场分布特征参数、几何结构参数作为输入, 对直升机大型吊篮相地间隙正极性操作冲击放电电压进行预测。结果表明, 在海拔 1 000 m 及以下地区, 相地最小安全距离为 7.1 m, DBO-SVM 预测模型的最大误差为 4.8%, 平均绝对百分比误差为 3.16%, 显示出比网格搜索算法、遗传算法、粒子群算法更优越的适应度, 能够更准确地预测间隙放电电压, 为直升机大型吊篮带电作业提供参考。

关键词: 大型吊篮; 长空气间隙; 支持向量机; 蜣螂优化算法; 背景电场

Prediction of Switching Impulse Discharge Voltage for Helicopter Large Hanging Baskets Phase-ground Clearance Based on DBO-SVM

LIU Kai^{1,2}, XU Yuanhong^{1,3}, PENG Yong², WU Tian^{1,3}, WU Shengze^{1,3}, WANG Mingxin^{1,3}, FENG Xinglong^{1,3}, TANG Shengyi^{1,3}

(1. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Hubei Yichang 443002, China; 2. China Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China; 3. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, China Three Gorges University, Hubei Yichang 443002, China)

Abstract: The safety distance of the helicopter large gondola depends on the determination of the discharge voltage of the typical live operation gap, because the gondola is large in size and the gap structure is complex, it is difficult to hang in the actual test, it is difficult to fix, and compared with other types of gap discharge test, the cost is higher and the cycle is longer. In this paper, a support vector machine (DBO-SVM) model based on dung beetle optimization algorithm is proposed to predict the discharge voltage of the phase-to-ground gap of a large gondola of a helicopter. In view of the limited test data, the data set was expanded by combining the operating impulse discharge voltage data of UHV live operation in the early stage. The characteristic parameters of electric field distribution and geometric structure were used as inputs to predict the impulse discharge voltage of the positive polarity operation of the large gondola of the helicopter gondola. The results show that in the area above 1 000 m above sea level, the minimum safety distance is 7.1 m, the maximum error of the DBO-SVM prediction model is 4.8%, and the average absolute percentage error is 3.16%, which shows better adaptability than the grid search algorithm, genetic algorithm and particle swarm algorithm, and can more accurately predict the gap discharge voltage, which provides a reference for the live operation of the large gondola of helicopter.

Key words: large hanging basket; long air gap; support vector machine; Dung beetle optimization algorithm; background electric field

0 引言

直升机吊篮法带电作业是高压输电线路检查和

维护的重要技术, 已在多个国家成功应用。在作业过程中, 直升机主要作为运输工具, 工作人员在吊

篮内进行带电作业。为了确保带电作业安全,必须准确计算吊篮与高压带电线路以及接地电极之间的安全距离^[1]。在进入等电位过程中,吊篮与带电线路和架空导线之间形成复杂的间隙结构,明确此结构的放电特性对于评估最小安全距离等关键参数至关重要。相对于常规的直升机吊篮法,大型吊篮具有可携带的人员更多(2~3人),携带的作业器具、线路原件也更大(如可携带导线压接器具等),适用作业类型更多的优点,但是大型吊篮的体积过大且间隙结构复杂,在实际试验当中悬挂困难,难以固定,相比于其他类型的间隙放电试验而言,所花费的成本更高、周期更长,因此结合以往真型试验数据,建立放电电压预测模型显得尤为重要。

空气间隙的50%放电电压通常通过升降法测定,但其试验结果存在一定的波动。放电电压与间隙结构、电场分布等多种因素之间存在复杂的非线性关系,传统数学方法难以有效分析这些影响因素。相比之下,机器学习处理这类多维非线性问题具有较好的效果,支持向量机(support vector machine for optimizing dung beetle algorithm)在此类预测中已展现出良好的效果^[2-4]。

近年来,国内学者对输电线路空气间隙的击穿电压预测展开了广泛研究。文[5]分析了大气环境对短空气间隙击穿电压的影响,使用改进的神经网络对凝露条件下的击穿电压进行预测,准确率达80.7%。文[6]提出了一种结合电场计算、特征提取和支持向量机的智能预测方法,预测了特高压酒杯塔边相空气间隙放电电压。

综上所述,目前针对1000 kV电压等级直升机大型吊篮间隙放电试验和预测算法的研究仍然较少,并且尚未充分考虑背景电场与间隙几何结构的关系。因此,文中搭建了适用于1000 kV电压等级的直升机大型吊篮相地间隙放电试验平台,结合试验数据,提出了一种考虑背景电场影响的基于蜣螂优化算法和K重交叉验证的SVM预测模型,用于预测1000 kV直升机大型吊篮相地间隙的操作冲击放电电压。该模型以电场分布特征参数和几何结构参数作为输入,将相地间隙50%操作冲击放电电压作为输出,建立了完整的预测模型。通过与网格搜索算法(grid search algorithm, GS)、遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)等3种常见优化算法进行对比,验证了蜣螂优化算法在此问题中的优势。

1 直升机吊篮相地间隙放电电压预测方法

1.1 SVM基本原理以及参数优化方法

支持向量机(SVM)是Vapnik提出的一种机器学习算法。选取SVM作为预测方法的主要原因在于其适用于小样本、非线性和高维特征的数据特性,能够有效捕捉研究对象中的复杂非线性关系,而放电试验的高成本限制了可用于算法训练的数据规模,使其只能采用小样本数据。此外,与其他方法(如神经网络)相比,SVM在训练速度和避免过拟合方面具有显著优势,这使其特别适合于当前研究的需求和特点,该算法通过在数据样本空间中寻找一个超平面,将样本分为两个类别^[7-8]。引入松弛变量和核函数后,SVM可以将非线性问题转换为线

性可分，并有效减少噪声样本的影响^[9]。文中采用泛用性较强的 RBF 核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right), \gamma > 0 \quad (1)$$

式(1)中， γ 是核函数参数。

SVM 的分类效果受惩罚系数 C 和核函数参数 γ 的共同影响，因此需要优化这两个参数以提高预测性能。

蜣螂优化算法(DBO)通过模拟蜣螂的滚动、产卵、觅食和偷窃行为来优化支持向量机的参数。该算法能够有效处理复杂的优化问题，如连续、离散和多模态问题^[10-12]。蜣螂通过个体间的合作与信息交流，搜索速度快，确保广泛探索以提高找到最优解的概率。该算法具有较强的全局搜索能力，并且在解决复杂优化问题时表现出较好的收敛性。

滚球行为：在没有障碍物的环境中，蜣螂利用太阳光来导航，确保粪球沿直线滚动，光照强度会影响蜣螂的路径选择和位置变化

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x \\ \Delta x = |x_i(t) - X^w| \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中： t 为迭代次数； $X_i(t)$ 表示第 i 只蜣螂在 t 次迭代时的位置； $k \in (0, 0.2]$ 的偏转系数； a 为自然系数， $a=1$ 表示没有偏离， $a=-1$ 表示偏离原来的方向； X^w 为全局最差位置； Δx 为光照强度，其值越大代表着光照强度越弱。

跳舞行为：碰到障碍时，蜣螂通过“跳舞”改变方向，寻找一条新路线

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (3)$$

式(3)中， $\theta \in [0, \pi]$ 表示偏转角，在 θ 等于 0 、 $\pi/2$ 或 π 时，蜣螂的位置不会更新。

繁殖行为：雌性蜣螂将粪球滚到一个安全的地方，作为产卵场所，为后代提供适宜的栖息环境

$$\begin{cases} Lb^* = \max(X^* \times (1-R), Lb) \\ Ub^* = \min(X^* \times (1-R), Ub) \\ R = 1 - \frac{t}{T_{max}} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中： Lb^* 、 Ub^* 为繁殖区域的上下边界； X 为当前局部最优解； T_{max} 表示最大迭代次数； Lb 、 Ub 为优化问题的上下边界。

繁殖区域随着迭代次数时刻调整

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*) \quad (5)$$

式(5)中： $B_i(t)$ 表示第 t 次迭代时第 i 个卵球的位置； b_1 、 b_2 为两个独立的 $1 \times D$ 随机向量； D 表示维度。

觅食行为：蜣螂会出去寻找食物，其中小蜣螂寻找食物的区域根据式(6)动态调整

$$\begin{cases} Lb^b = \max(X^b \times (1-R), Lb) \\ Ub^b = \min(X^b \times (1-R), Ub) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中： X^b 表示当前最优位置； Lb^b 、 Ub^b 分别表示最佳觅食区域的上下边界。

小蜣螂位置更新

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b) \quad (7)$$

式(7)中： C_1 是正态分布随机数； C_2 是 $(0, 1)$ 的随机向量。

偷窃行为：蜣螂会偷取同类的粪球，根据式(8)更新位置

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times \left\{ |x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X| \right\} \quad (8)$$

式(8)中: g 为 $1 \times D$ 正态分布的随机向量; S 是常量。

SVM 中的参数 C 和 γ 是决定模型性能的关键超参数, DBO 通过模拟螻蛄寻找食物的过程来优化这两个参数。具体来说, DBO 将每个螻蛄个体看作一个可能的解, 这个解包含 C 和 γ 的具体值。螻蛄群体会通过随机搜索和局部调整, 在搜索空间中迭代更新 C 和 γ 的值, 最终找到使 SVM 性能最优的参数组合。通过这种优化, DBO 帮助 SVM 在复杂非线性问题中实现更好的拟合和泛化能力。

DBO 优化算法的流程主要包括 6 个步骤: ①初始化螻蛄种群和算法参数; ②计算每个螻蛄位置的适应度值, 根据目标函数评估; ③螻蛄位置更新; ④判断螻蛄是否越界; ⑤更新当前最优解及其适应度; ⑥重复步骤, 当迭代次数为最大值, 然后输出最优解以及 C 和 γ 参数。

1.2 直升机吊篮相地间隙放电试验及数据集的构建

1.2.1 直升机大型吊篮相地间隙放电试验

在高压电极结构中, 人体、吊篮和导线的构成相对复杂。具体而言, 八分裂导线的分裂间距为 400 mm, 导线直径为 30 mm; 大型悬浮吊篮的尺寸为长 3 m、宽 1.5 m 以及高 1.5 m, 绝缘吊绳长为 4 m, 位于直升机正下方。作业人员站立于吊篮内, 与架空地线形成相地空气间隙, 按照 1:1 等比例尺寸制作试验试品并搭建真型试验平台, 见图 1。



(a) 试验用吊篮

(b) 试验模拟导线

图 1 直升机大型吊篮相地间隙试验平台

Fig. 1 Helicopter large gondola phase and ground clearance test platform

带电作业间隙试验平台依托门型塔搭建, 并结合吊篮法典型带电作业工况, 利用行吊系统悬吊并调整各试验试品之间的相对位置。间隙试验采用升降法进行, 施加 40 次操作冲击电压, 然后依据试验结果来计算放电电压。试验条件为相地试验, 采用波前时间为 250 μ s 的操作冲击波进行放电实验, 波形系数 α 设定为 0.33。

1.2.2 特征的选取

为了保留强相关特征量的同时尽可能减小预测样本的维度, 预测模型并未考虑电压波形特征和大气参数特征的影响, 而是采用标准操作冲击电压波形在标准大气条件下预测放电电压。综上所述, 影响放电电压的主要因素包括间隙的几何结构、电场分布两类因素。

为了精确反映间隙结构, 除了几何等效参数曲率半径 R 和间隙距离 l 外, 还引入了背景电场 E_{stab} 。根据流注—先导放电模型, 放电部位的背景电场能准确表示放电附着难易程度, 并且当背景电场方向一定时其值几乎仅取决于间隙几何结构^[13-14]。文中参考 Cooray-Becerra 先导模型, 模拟吊篮的先导发展过程, 先导发展模型及先导发展计算流程分别见图 2、3。文[15-16]给出稳定先导通道所需背景电场的计算公式以及相关变量。若迭代过程中先导发展长度出现了负增长, 则视为未形成稳定先导; 若不稳定先导发展距离达到临界长度 l_{max} , 则视为稳定的先导起始。为确保稳定先导的形成足以建立起放电通道, 文中取先导在吊篮与导线间的最大传播距

离作为稳定先导临界长度。当吊篮靠近导线时，其尖端部位会引起空间电场的强烈畸变，易发生放电，因此选取吊篮最短放电路径上的尖锐部分为计算点^[13-14]。吊篮的引入和位置会对背景电场产生影响，其主要体现在电场分布的改变上。吊篮的位置(如距导线的水平和垂直距离)决定了其在电场中的具体影响区域，可能引起局部电场的畸变，尤其在靠近导线或接地体时更为显著。因此，需要考虑了吊篮的引入和位置对背景电场的改变，在仿真计算时应确保吊篮相对于导线所处的位置相同，以确保预测模型的准确性和可靠性。



图 2 先导发展模型

Fig. 2 Leader progression model



图 3 计算流程图

Fig. 3 Calculation flowchart

以吊篮附近的初始电位分布作为输入变量。为确定导线附近区域满足先导放电起始条件的空间电场范围，采用平均电场判据：计算导线与吊篮之间的平均电位梯度 E_{av} ，当吊篮周围的 E_{av} 达到稳定流注起始所需的电位梯度均值 E_{str} 时，则判定该区域内满足稳定先导放电起始条件。

$$E_{av} = \frac{U_{con} - U_1}{l} \quad (9)$$

式(9)中： U_{con} 为导线电位； U_1 为吊篮电位； l 为吊篮与导线的距离。

对导线施加电压，从吊篮尖端部位始发的正极性先导在传播过程不断延伸，当其头部流注区与带电体相连时，将在空气间隙中建立完整的放电通道。将吊篮置于导线 5 m 的位置，设定导线端电压，开始迭代计算，每次迭代判断先导传播距离能否达到当前计算点到导线间的最大传播距离，即临界长度 l_{max} ，若未达到，则下一次迭代时提高导线电位，直到计算出吊篮计算点稳定先导起始所需的最小背景电场 E_{stab} 。

间隙电场分布对放电发展过程有着显著影响，由于放电起始后，初始电晕电荷和先导通道电荷均会使原有空间电场发生畸变，并且由于放电路径和强度的随机性，每次放电过程中畸变电场的分布均有一定的差异，难以对间隙放电发展过程中的电场特征参数提取。因此，需要建立放电发生之前的间隙空间电场特征参数与放电电压之间的灰关联性^[17-20]。根据真型试验，建立三维有限元仿真模型，当间隙距离为 5 m，八分裂导线施加 1 kV 电压，架

空地线接地时, 电场分布云图见图 4, 提取最短路径上的电场强度, 并绘制不同间隙距离下的电场分布, 见图 5。

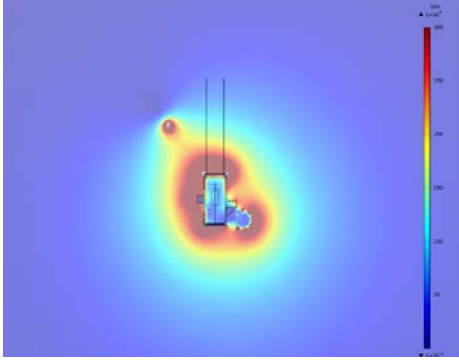


图 4 大型吊篮电场分布云图

Fig. 4 Contour of electric field distribution of large hanging baskets

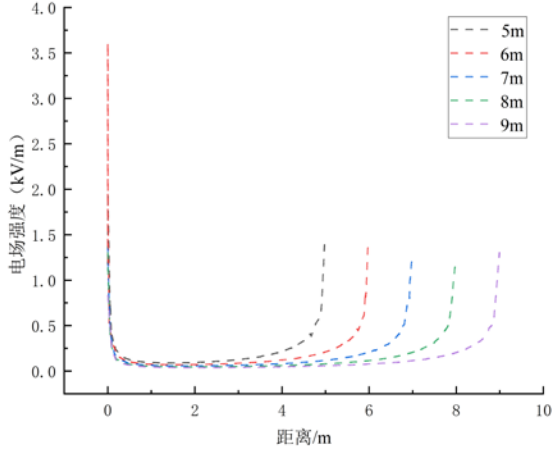


图 5 不同间隙距离下最短路径的电场分布图

Fig. 5 Plots of the electric field distribution of the shortest path at different gap distances

根据以往放电路径的统计结果表明, 放电通道的选择路径基本围绕最短放电路径产生。因此为了简化样本结构, 可以使用放电发生前最短放电路径的电场强度和均匀度对电场分布进行表征, 通过利用放电前最短路径的电场强度和均匀度来描述电场分布, 并定义了以下电场分布参数:

1)最短放电路径上场强最大值 E_m 和平均值 E_a :

$$E_m = \max(E_i), i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$E_a = \sum_i^m E_i / m, i = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

2)最短放电路径上场强超过 $75\%E_m$ 和 $25\%E_m$ 所占的长度比例:

$$E'_{75} = \frac{L_{75\%E_m}}{L} \quad (12)$$

$$E'_{25} = \frac{L_{25\%E_m}}{L} \quad (13)$$

综上, 文中定义特征集的构成见表 1。

表 1 样本特征集的选取

Table 1 Selection of sample collection

分类	特征量
几何结构	间隙距离 l 、背景电场 E_{stab} 、曲率半径 R 场强最大值 E_m 、平均值 E_a
电场分布	最短放电路径上场强超过 $75\%E_m$ 和 $25\%E_m$ 所占的长度比例 E'_{75} 、 E'_{25}

由于现有可作为训练样本的试验数据不足。文 [21]提出了一种样本扩充和预分类的方法, 即以击穿电压 U_b 为中心, 将训练样本中的电压值划分为 $[(1-x\%)U_b, U_b)$ 和 $[U_b, (1+x\%)U_b)$ 两个区间, 在每个区间中按固定步长 0.005 取值作为训练样本中的电压数据, 记为 αU_b , 耐受区间电压序列为 $\{0.9U_b, 0.905U_b, \dots, 0.995U_b\}$, 共 20 个电压值; 放电区间电压序列为 $\{U_b, 1.005U_b, \dots, 1.1U_b\}$, 共 21 个电压值。采用这种方式将 1 个训练样本数据扩展至 41 个样本, 若训练样本集共 k 个间隙放电电压试验数据, 则用于模型训练的样本数为 $41 \times k$ 。

1.2.3 数据集的扩充

文中训练样本数据采用中国电力科学研究院特高压交流试验基地, 1 000 kV 特高压直升机平台法相地间隙以及 1 000 kV 特高压小吊篮相地间隙的放电试验及计算结果, 数据见表 2, 表 2 中 U_{50} 为 50% 放电电压。

表 2 间隙放电电压实验值

Table 2 Experimental value of gap breakdown voltage

直升机平台法相地间隙		小吊篮相地间隙	
l/m	U_{50}/kV	l/m	U_{50}/kV
5.5	1 692	5	1 647
6.2	1 812	6	1 864
7.0	1 983	7	1 996
7.8	2 106	8	2 209
—	—	9	2 327

按照训练样本中的试验结构建立了三维仿真模型，用于计算样本电场数据集。其仿真模型见图 6。1 000 kV 特高压直升机平台法和小吊篮试验数据虽然为大型吊篮放电特性的预测提供了参考，但其几何形状与大型吊篮存在差异，导致模型泛化能力下降，在一定程度上会降低预测模型的精度。为减少这种差异带来的影响，使样本数据更适合预测模型的学习，首先优化输入特征参数，例如引入几何特性特征，以更好地补偿结构差异，同时将样本数据进行归一化处理^[22]。使模型可以更好地学习，增强其泛化能力。这种方法不仅能够减少电极结构差异对放电特性预测的影响，还能确保模型能够较为准确反映大型吊篮的放电特性。在得到样本间隙的结构特征集后，采用 1.2.2 节所述方法对每一个样本进行分类和扩充，得到最终的训练样本。惩罚系数 C 和核函数参数 γ 共同决定了 SVM 分类结果的优劣，在蜣螂优化算法对 SVM 参数寻优的过程中需要应用交叉验证对分类器性能进行评价^[23]。文中采用的交叉验证方法为 K 重交叉验证，在训练样本数据充分交叉使用的同时又避免了计算量的过度增加，因此选用该方法进行交叉验证。DBO 设定：种群数 30，滚球蜣螂、产卵蜣螂、小蜣螂以及偷窃蜣螂的数量为 6、6、7、11，最大迭代次数

为 100，在最终样本数为 200， K 值分别取 5 的情况下，可以得到最优参数 $C=283.320 8$ ， $\gamma=0.192 1$ 。

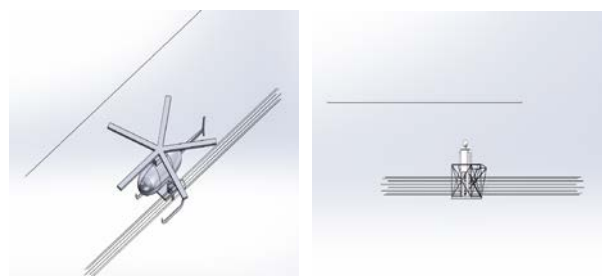


图 6 样本数据仿真模型图

Fig. 6 Sample data simulation model diagram

1.3 预测流程

直升机大型吊篮相地间隙放电电压预测的方法流程见图 7。其中主要包含以下步骤：①训练样本特征集的建立；②训练样本集的扩充和预分类；③模型的参数寻优；④相地间隙放电电压计算；⑤相地间隙放电试验验证。

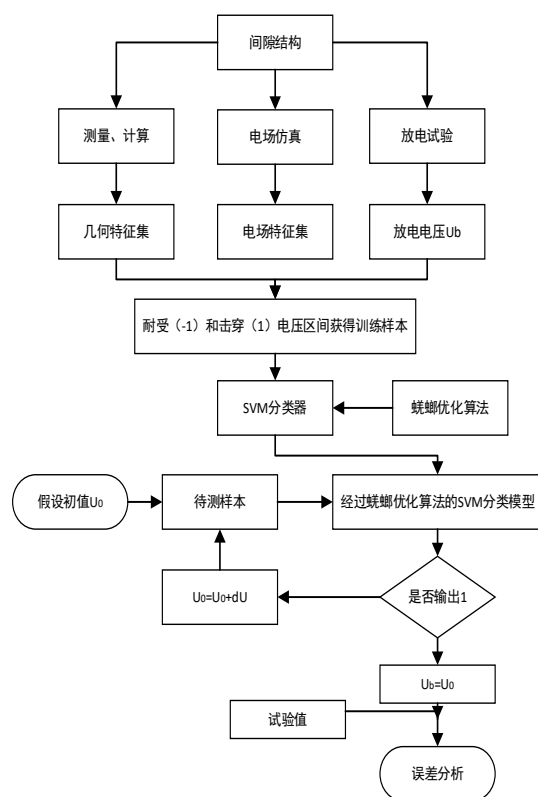


图 7 放电电压预测流程图

Fig. 7 Discharge voltage prediction flow chart

1.4 模型评价指标

除 1.1 节中所述的蜚螂优化算法外，文中将网格算法、粒子群算法以及遗传算法去优化支持向量机，将预测结果进行对比。

网格搜索算法是一种用于超参数优化的暴力搜索方法，通常用于机器学习模型的调参。它通过定义一个超参数的取值范围，并在这个范围内的所有可能组合上进行穷举搜索，评估每一组合对应的模型性能，最终选择表现最佳的参数组合。尽管网格搜索能够确保找到全局最优解，但由于计算量大，特别是在参数空间很大时，效率较低。GS 设定：先设置步长为 2 进行搜索，大致估计最优参数；根据确定的参数，再以步长为 $2^{0.1}$ 进行精细搜索。

遗传算法是一种借鉴自然选择和遗传规律的优化方法，属于启发式搜索算法。算法首先随机生成一组初始解(种群)，然后根据适应度函数评估每个个体的优劣，选出优秀个体进行交叉和变异，生成新的解集。经过多代迭代，遗传算法能够在复杂的搜索空间中找到全局最优解或近似最优解。GA 设定：设置种群数量为 30，最大迭代次数为 100，交叉概率为 0.8。

粒子群算法是一种模拟鸟群觅食行为的优化算法。它通过模拟一群粒子在搜索空间中寻找最优解的过程，每个粒子代表一个可能解，并根据其自身经验和群体经验调整自己的位置。粒子通过与其他粒子的互动，不断更新自己的速度和位置，从而向全局最优解逼近。PSO 算法具有较强的全局搜索能力，适用于连续和离散优化问题，且实现简单，收敛速度较快。PSO 设定：设置学习因子 C_1 为 1.5，

C_2 为 1.8，惯性权重从 0.9 到 0.4 随着迭代逐渐减小，种群数量为 30 最大迭代次数为 100。

误差分析作为评价预测模型性能的重要指标，是模型改进和优化所依赖的重要参考^[24]。为量化评估本文算法模型的反演效果，以平均绝对偏差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(mean square error, MSE)为模型评价指标对反演模型进行对比，具体公式如下：

$$e_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - P_i)^2} \quad (14)$$

$$e_{\text{MAPE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - P_i}{A_i} \right| \quad (15)$$

式(14)、(15)中： A_i 和 P_i 分别为第 i 个待测样本的试验值和预测值； n 为待测样本个数。以上指标数值越小，代表预测效果越好。

2 结果与分析

2.1 直升机吊篮相地间隙放电特性及安全距离

当电极结构一定时，实验过程中放电路径基本围绕最短放电路径产生见图 8。结合带电作业实际工作特点，布置试验获取放电电压，试验获取 U_{50} 放电电压值见表 3。根据以往研究经验，特高压交流 1 000 kV 线路带电作业最小安全距离，分别按照相地最大过电压标么值 1.72 进行计算，其基准值为 898 kV，根据获取的试验工况下操作冲击放电特性曲线，保证作业危险率 $<10^{-5}$ ，计算得到海拔高度为 0 时，当线路最大操作过电压为 1.72 p.u.时，直升机大型吊篮带电作业最小相地安全距离为 6.7 m；在海拔 500 m 及以下地区，直升机大型吊篮带电作业最小相地安全距离为 6.9 m；在海拔 1 000 m 及以下

地区，直升机大型吊篮带电作业最小相地安全距离为 7.1 m。



图 8 大型吊篮的间隙放电路径
Fig. 8 Gap discharge path of large hanging basket

表 3 试验结果

间隙距离	50%放电电压
l/m	U_{50}/kV
5	1 624

表 4 放电电压预测结果

Table 4 Discharge voltage prediction results

间隙距离	50%放电电压	螻蛄优化算法		网格搜索算法		遗传算法		粒子群算法	
l/m	U_{50}/kV	U_b/kV	$\delta/\%$	U_b/kV	$\delta/\%$	U_b/kV	$\delta/\%$	U_b/kV	$\delta/\%$
5	1 624	1 601	-1.4	1 668	2.6	1 736	6.5	1 748	7.1
6	1 774	1 814	2.2	1 819	2.5	1 831	3.1	1 798	1.3
7	2 018	2 078	2.9	2 099	3.9	1 956	-3.1	1 962	-2.9
8	2 164	2 266	4.5	2 302	6.0	2 084	-3.8	2 049	-5.6
9	2 349	2 468	4.8	2 528	7.0	2 196	-7.0	2 186	-7.5

表 5 各预测模型评价指标

Table 5 Evaluation indicators of each prediction model

评价指标	e_{MAPE}	e_{MSE}
DBO-SVM	0.031 6	34.81
GS-SVM	0.044 0	49.64
GA-SVM	0.049 0	44.47
PSO-SVM	0.048 8	36.10

从表 4、5 可知，基于相同的训练样本数目下，DBO-SVM 预测误差最大值为 4.8%，平均绝对偏差为 3.16%，均方根误差为 34.81。GS-SVM 预测误差最大值为 7%，平均绝对偏差为 4.4%，均方根误差为 49.64，GA-SVM 预测误差最大值为 7%，平均绝

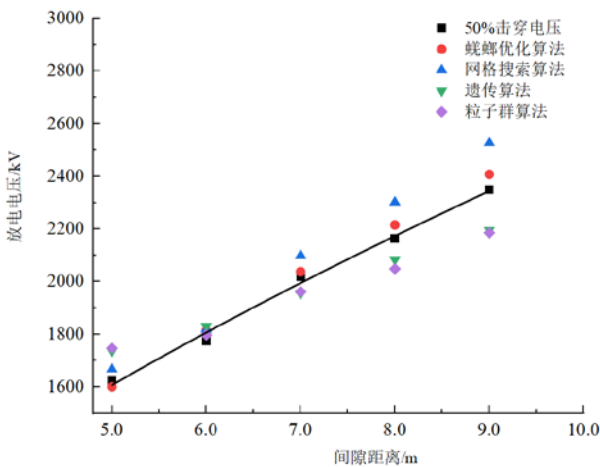


图 9 放电电压预测值与实验值的对比图

Fig. 9 Comparison plot of the predicted discharge voltage value with the experimental value

对偏差为 4.9%，均方根误差为 44.47，PSO-SVM 预测误差最大值为 7.5%，平均绝对偏差为 4.88%，均方根误差为 36.1。由此可知，DBO-SVM 预测精度优于其他 3 种类型的算法。

各优化算法预测结果见图 9，DBO-SVM 以及 GS-SVM 两种预测模型，间隙距离为 5~7 m，放电电压有较小的预测误差，当间隙距离为 8~9 m 时，放电电压预测误差相对较大，较大的间隙距离会使电场分布变得更加复杂，尤其是在非均匀电场中，间隙较长时，电场强度的变化梯度较小，模型对电场特征的分辨率可能不足，非线性关系更明显，而预测模型可能未完全捕捉这种复杂性。其次，长间隙的数据在训练样本中占比较少，模型对其特性的学习不够充分，模型泛化能力下降。GA-SVM 以及 PSO-SVM 两种预测模型，当间隙距离为 6~7 m 时，放电电压有较小的预测误差，其余间隙距离下，预测结果的误差相对较大，但仍在可接受的范围内。间隙长度对模型的预测结果有一定影响，为了确保预测结果的精度，模型的预测范围应尽量不超过训练样本的间隙长度范围。在文中训练样本之中，长间隙数据相对较少，这可能导致模型在长间隙范围内的预测结果不够准确。如果相关长间隙数据的数量充足，模型在该范围内的预测性能将有望得到提升。

为直观检验文中所提出算法的优化性能，将本文所提出的 DBO 算法与 GA、GS、PSO 算法作对比，进行迭代试验比较，各优化算法预测适应度见图 10，从图 10 可以看出，各模型适应度曲线中，

PSO 在迭代 21 次后收敛于 1.3，GA 优化模型以及 GS 优化模型的适应度相近，收敛于 1.298，但 GS 优化模型达到相似适应度水平时所需的迭代次数少于 GA 优化模型，而 DBO 前期保持着快速收敛速度，在 13 次后适应度值收敛稳定于 1.295，同时收敛时适应度最小且仅在第 3 次就出现了拐点，由此可知 DBO 具有收敛快、寻优快、收敛精度高的优势。

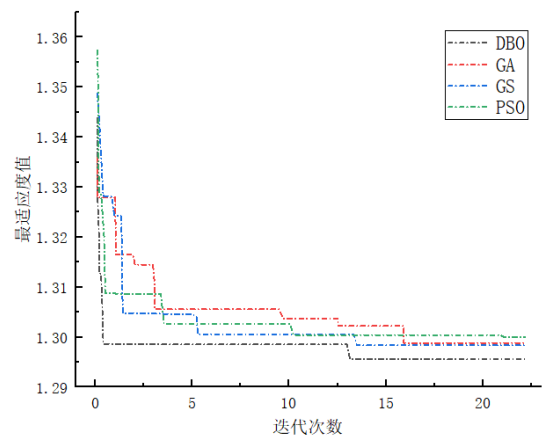


图 10 各优化算法预测适应度

Fig. 10 Prediction of fitness by each optimization algorithm

3 结论

文中通过综合考虑电场分布特征参数、几何结构参数，建立了 DBO-SVM 预测模型，用于预测直升机大型吊篮相地间隙操作冲击放电电压。针对试验数据有限的情况下，采用扩充数据集的方法，并与网格搜索算法、遗传算法、粒子群算法进行了比较。并搭建直升机大型吊篮相地间隙试验平台获取放电数据，得出以下结论：

1)搭建直升机大型吊篮相地间隙试验平台获取相地间隙放电数据，根据直升机吊篮法带电作业的放电特点，根据表 4 获取的各工况下操作冲击

放电特性曲线, 确保作业危险率 $<10^{-5}$, 计算得到不同海拔高度下的最小相地电气安全距离, 不包括吊篮的占位间隙。

2)文中在构建特征集方面, 引入最短放电路径吊篮部位的曲率半径和背景电场, 最终以电场分布参数、几何结构系数作为本文的数据集, 可以较好的对直升机大型吊篮相地间隙正极性操作冲击放电电压进行预测。

3)文中采用 DBO-SVM 预测模型与其他 3 种预测模型进行比较。结果表明, 使用蜣螂优化算法时, 模型最大预测误差为 4.8%, 平均绝对百分比误差为 3.16%, 均方根误差为 34.81, 预测精度更高。此外, 该模型收敛速度更快且最优适应度明显优于上述 3 种算法。

参考文献:

- [1] 田 雨, 阮江军, 杜志叶, 等. 不同材料机翼下 1 000 kV 线路直升机带电作业侵入路径研究[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 155-162.
TIAN Yu, RUAN Jiangjun, DU Zhiye, et al. Study on approaching paths of helicopter live-line work for 1 000 kV transmission lines under helicopter wings of different materials[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3): 155-162.
- [2] QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. A prediction method for breakdown voltage of typical air gaps based on electric field features and support vector machine[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(4): 2125-2135.
- [3] 邱志斌, 阮江军, 徐闻婕, 等. 典型电极短空气隙的击穿电压混合预测[J]. 高电压技术, 2018, 44(6): 2012-2018.
QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, XU Wenjie, et al. Hybrid prediction of the breakdown voltages of short air gaps with typical electrodes[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(6): 2012-2018.
- [4] MIRJALILI S. How effective is the Grey Wolf optimizer in training multi-layer perceptrons[J]. Applied Intelligence, 2015, 43(1): 150-161.
- [5] 张耿斌, 罗 新, 沈杨杨, 等. 大气条件对气隙放电电压的影响及神经网络在放电电压预测中的应用[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 564-571.
ZHANG Gengbin, LUO Xin, SHEN Yangyang, et al. Effect of atmosphere condition on discharge characteristics of air gap and the application of neural network[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 564-571.
- [6] 王学宗, 邱志斌, 阮江军, 等. 操作冲击下特高压酒杯塔边相空气隙放电电压预测[J]. 高电压技术, 2019, 45(5): 1413-1419.
WANG Xuezhong, QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, et al. Air gap discharge voltage prediction of UHV cup-tower outer phase under switching impulse[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(5): 1413-1419.
- [7] 王学宗, 邱志斌, 阮江军, 等. 球隙最短路径电场特征量与工频击穿电压预测[J]. 武汉大学学报(工学版), 2019, 52(11): 996-1002.
WANG Xuezhong, QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, et al. Electric field features on shortest path and breakdown voltage prediction of sphere gap at power frequency[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2019, 52(11): 996-1002.
- [8] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 2000.
- [9] 严亚兵, 褚 旭, 肖豪龙, 等. 基于改进支持向量机的数字化变电站安全措施生成技术[J]. 中国电力, 2023, 56(10): 194-201.
YAN Yabing, CHU Xu, XIAO Haolong, et al. Automatic Generation technology of safety measures for digital substation based on improved support vector machine[J]. Electric Power, 2023, 56(10): 194-201.
- [10] XUE Jiankai, SHEN Bo. Dung Beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [11] 张 勇, 李 建, 刘登志. 基于动态自适应蜣螂算法的WSN覆盖优化[J]. 现代电子技术, 2024, 47(21): 83-90.
ZHANG Yong, LI Jian, LIU Dengzhi. WSN coverage optimization based on dynamic adaptive dung Beetle algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(21): 83-90.
- [12] 刘 杰, 从兰美, 夏远洋, 等. 基于 DBO-VMD 和 IWOA-BILSTM 神经网络组合模型的短期电力负荷预测

- [J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(8): 123-133.
- LIU Jie, CONG Lanmei, XIA Yuanyang, et al. Short-term power load prediction based on DBO-VMD and an IWOA-BILSTM neural network combination model[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(8): 123-133.
- [13]韩轲明, 彭 勇, 吴 田, 等. 特高压复合横担带电作业工况下人体放电附着点计算研究[J]. 电瓷避雷器, 2023(2): 189-196.
- HAN Keming, PENG Yong, WU Tian, et al. A novel method of discharge attachment point prediction for live-line worker in UHV composite cross arm[J]. Insulators and Surge Arresters, 2023(2): 189-196.
- [14]吴 田, 刘仕奇, 曹探深, 等. 基于先导放电理论的等电位作业人员初始放电附着点位置模拟[J]. 高压电器, 2022, 58(12): 85-91.
- WU Tian, LIU Shiqi, CAO Tanshen, et al. Simulation of the initial discharge attachment point position of equal potential worker based on leader discharge theory[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(12): 85-91.
- [15]RIZK F A M. A model for switching impulse leader inception and breakdown of long air-gaps[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(1): 596-606.
- [16]RIZK F A M. Switching impulse strength of air insulation: Leader inception criterion[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(4): 2187-2195.
- [17]ANCAJIMA A, CARRUS A, CINIEMI E, et al. Breakdown characteristics of air spark-gaps stressed by standard and short-tail lightning impulses: Experimental results and comparison with time to sparkover models[J]. Journal of Electrostatics, 2007, 65(5/6): 282-288.
- [18]丁玉剑, 姚修远, 格 兴, 等. 基于 Adaboost-SVR 预测的直流杆塔间隙操作冲击电压的计算分析[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(11): 3962-3970.
- DING Yujian, YAO Xiuyuan, GE Xing, et al. Calculation and analysis of switching impulse voltage of DC Tower gap based on AdaBoost-SVR forecast[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(11): 3962-3970.
- [19]KONATE L, BEROUAL A, MACIELA F. Modelling of dielectric strength in long air gaps: Application to a complex geometry[J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 2020, 53(13): 135502.
- [20]GE Xing, DING Yujian, YAO Xiuyuan, et al. Computation of breakdown voltage of long rod-plane air gaps in large temperature and humidity range under positive standard switching impulse voltage[J]. Electric Power Systems Research, 2020(187): 106518.
- [21]邱志斌, 阮江军, 黄道春, 等. 基于支持向量机的棒—板空气间隙击穿电压预测方法及其应用[J]. 电工技术学报, 2017, 32(19): 220-228.
- QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Breakdown voltage prediction method of rod-plane air Gaps based on support vector machine and its applications[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(19): 220-228.
- [22]QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, LIU Chao, et al. Discharge voltage prediction of complex gaps for helicopter live-line work: An approach and its application[J]. Electric Power Systems Research, 2018(164): 139-148.
- [23]王立达. 基于混合核函数的 SVM 及其应用研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2016.
- WANG Lida. SVM based on hybrid kernel function and its application[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2016.
- [24]宋妍霖, 吴 田, 何 清, 等. 基于 LassoNet-ISSA-BP 神经网络的局部穿管电缆热点温度反演方法[J/OL]. 南方电网技术, 1-10[2025-02-27]. [http : //kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20240730.1606.019.html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20240730.1606.019.html).
- SONG Yanlin, WU Tian, HE Qing, et al. Hot spot temperature inversion method of local pipe threading cable based on LassoNet-ISSA-BP neural network[J/OL]. China Southern Power Grid Technology, 1-10[2025-02-27]. [http : //kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20240730.1606.019.html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20240730.1606.019.html).
- 刘 凯(1979—), 男, 博士, 教授级高工, 研究方向为输电线路运行维护、带电作业技术 (E-mail: liukai3@epri.sgcc.com.cn).
- 徐园红(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为高电压与绝缘技术 (E-mail: xuyuanhong1015@163.com).