

棒/球-板长间隙的电场分布特征与操作冲击放电电压预测

邱志斌[†], 朱雄剑, 侯华胜, 张楼行
(南昌大学 能源与电气工程系, 江西 南昌 330031)

摘要:空气间隙的电场分布是决定其绝缘强度的重要因素, 建立电场分布特征与放电电压的关联性是实现绝缘计算的关键. 该文针对棒-板和球-板长间隙, 提出一种空间电场分布表征方法, 对电场有限元仿真结果进行后处理, 从极间路径和锥形场域中提取 66 个特征量. 建立基于最小二乘支持向量机的预测模型, 以电场分布特征集和放电电压作为输入和输出参数, 通过改进灰狼算法对模型进行参数优化, 利用最大信息系数法进行特征降维. 采用该模型对棒/球-板长间隙进行标准操作冲击放电电压预测, 算例结果表明, 测试样本预测值与试验值较为吻合, 最大相对误差为 8.3%, 平均绝对百分比误差为 3.2%. 研究结果可为实现空气间隙绝缘计算提供参考.

关键词:空气间隙; 放电电压; 电场分布; 特征量提取; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TM 85 **文献标志码:** A

Electric Field Distribution Features and Switching Impulse Discharge Voltage Prediction of Long Rod/sphere-plane Gaps

QIU Zhibin[†], ZHU Xiongjian, HOU Huasheng, ZHANG Louxing

(Department of Energy and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: This paper proposes a method to characterize the spatial electric field distributions of long rod-plane and sphere-plane gaps. The finite element simulation result of the electric field was post-processed, and 66 feature quantities were extracted from the interelectrode path and a conical region. A prediction model was established based on the least squares support vector machine (LS-SVM), taking the electric field distribution feature set and the discharge voltage as input and output parameters. The improved grey wolf optimizer was used to optimize the model parameters, and the feature dimension was reduced by the maximal information coefficient method. This model was applied to predict the standard switching impulse discharge voltages of long rod-plane and sphere-plane gaps. The results of the case study indicate that the predicted values of test samples are in good agreement with the experimental values, with a maximum relative error of 8.3% and the mean absolute percentage error of 3.2%. This study can provide references for air gap insulation calculation.

* 收稿日期:2022-04-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52167001), National Natural Science Foundation of China(52167001)

作者简介:邱志斌(1991—),男,江西南昌人,南昌大学校聘教授,博士后

[†]通信联系人, E-mail: qiuzyb@ncu.edu.cn

Key words: air gap; discharge voltage; electric field distribution; features extraction; least squares support vector machine (LS-SVM)

空气间隙是输变电工程中重要的外绝缘形式,其绝缘强度的确定主要依靠高压放电试验,通过仿真计算手段建立放电模型并预测间隙放电电压是近年来“计算高电压工程学”^[1]的研究目标之一。自20世纪70年代法国 Les Renardières 研究组^[2]通过一系列试验研究总结出长空气间隙的放电物理过程以来,国内外学者建立了大量物理模型^[3-5]对长间隙放电进行模拟,并计算得出了棒-板等典型结构间隙的冲击放电电压。受限于长间隙放电的复杂性,物理模型的计算过程仍涉及许多简化假设,目前尚难以应用于复杂工程间隙的放电计算。

近年来,利用人工智能驱动的数据分析技术对空气间隙的放电电压进行预测,成为实现绝缘计算的另一途径。这类方法将影响空气放电的电场分布参数^[6]、电压波形特征^[7]和大气环境参数^[8-10]作为机器学习模型的输入量,通过训练模型建立输入量与放电电压的多维非线性关系,进而实现间隙绝缘强度预测。文献[6]将典型电极短空气间隙的静电场仿真计算区域分为电极表面、放电通道、极间路径和整个区域,从中提取电场分布特征量用以训练支持向量机(support vector machine, SVM)模型,实现了球-棒、棒-板、球-板等短间隙的击穿电压预测。文献[8]利用间隙距离、塔身宽度、均压环尺寸等几何结构参数与空气温度、气压、湿度等大气参数作为输入量,建立了 Adaboost-SVR 模型对直流输电杆塔的冲击放电电压进行了预测分析,误差在工程允许范围内。相关研究已经验证了数据驱动模型应用于空气间隙绝缘预测的可行性。

数据驱动模型主要关注间隙绝缘强度与各类影响因素之间的数理统计与关联关系,忽略了充满随机性与不确定性的放电演变过程,其结果的准确性取决于输入特征、样本数量与智能算法等。对于空气间隙放电电压预测这一小样本问题, SVM 因其结构风险最小化原则取得了良好的预测效果,是目前较为适用的算法模型。针对输入特征,其关键在于如何表征间隙结构,仅采用电极尺寸和间隙距离等简单几何参数,无法反映丰富的间隙三维空间结构,在小

样本情况下也难以使预测模型取得良好的训练效果。由于间隙结构与静电场分布一一对应,文献[6]从有限元仿真结果中提取与电场强度、能量、梯度、不均匀度等相关的数十个特征量,用以描述间隙结构。文献[11]针对输电线路杆塔空气间隙,在分裂导线与塔身或横担之间设定一个长方体区域用以提取电场分布特征,但该区域的大小设置缺乏依据。文献[12]进一步将特征提取区域简化为高压端金具至塔身的最短几何路径,结合 SVM 模型初步实现了复杂杆塔间隙的放电电压预测。

对于长空气间隙,高压电极表面电场分布超过限值是导致放电起始的原因,而放电发展至贯通两极则与间隙距离具有强关联性,因此在提取电场分布特征时,应充分考虑高压电极附近区域和极间路径。本文在前期工作基础上,以棒-板和球-板典型间隙为例,提出一种更为合理的电场分布特征集,基于最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)建立预测模型,并通过改进灰狼算法进行参数优化,实现了不同几何尺寸的棒-板和球-板长间隙操作冲击放电电压预测。

1 电场分布特征提取

针对棒-板和球-板间隙,通过有限元法计算其电场分布,对仿真结果进行后处理。如图1所示,以球径 $D=45$ cm、间隙距离 $d=3$ m 的球-板间隙为例,对高压电极加载单位电位 $U=1$ kV,以高压电极端部为顶点、以 $x \cdot U$ 等位面为底面构建圆锥角为 θ 的锥形场域,同时选取高压电极端部至板电极的极间最短路径,认为这两个区域的电场分布与间隙放电起始及发展具有强关联性,分别从中提取电场分布特征量,用以表征间隙结构对放电电压的影响。

在后文预测算例中,将锥形场域的圆锥角 θ 分别取值为 60° 、 90° 、 120° ,等位面分别取为 $0.3U$ 、 $0.5U$ 、 $0.7U$,讨论不同大小的特征提取场域对放电电压预测结果的影响。以图1所示 $D=45$ cm、 $d=3$ m 的球-板间隙为例,建立其二维轴对称模型进行电场仿真计

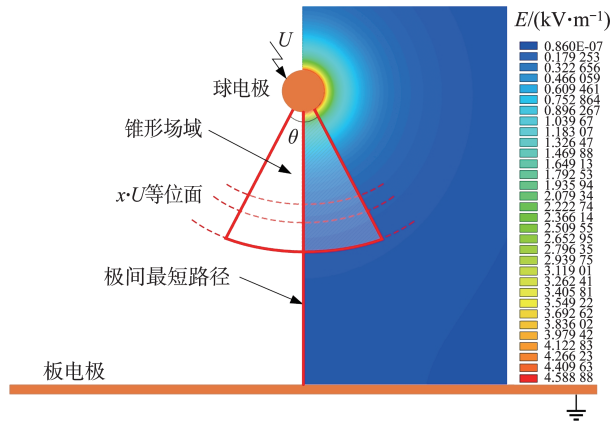


图 1 电场分布特征提取区域

Fig. 1 Extraction area of electric field distribution features

算,沿极间最短路径的电场分布曲线与锥形场域的电场分布云图如图 2 所示,其中 $\theta=90^\circ$ 。从图 2 可以看出,电场强度沿极间最短路径衰减较快,以 $0.3U$ 、 $0.5U$ 、 $0.7U$ 等位面所限定的锥形场域均在距离高压电极 0.5 m 范围内。

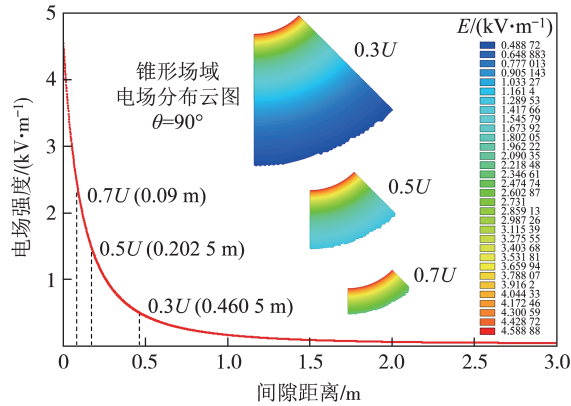


图 2 球-板间隙极间最短路径与锥形场域电场分布

Fig. 2 Electric field distribution of sphere-plane gap along the shortest interelectrode path and in the conical region

1.1 锥形场域特征量

在锥形场域定义 19 个特征量,分别如下:

1) 电场强度最大值 E_m 、最小值 E_n 、平均值 E_a 、中位数 E_M 、畸变率 E_{dis} ,其计算式为

$$\begin{cases} E_m = \max E_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ E_n = \min E_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ E_a = \sum_{i=1}^n E_i / n \\ E_M = \text{median} E_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ E_{dis} = (E_m - E_n) / E_a \end{cases} \quad (1)$$

式中, E_i 为第 i 个网格单元的电场强度值, n 为网格单元总数。

2) 电场能量 W 与能量密度 W_d ,其计算式为

$$\begin{cases} W = \sum_{i=1}^n W_i = \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{2} \varepsilon_0 E_i^2 V_i \right) \\ W_d = W / \sum_{i=1}^n V_i \end{cases} \quad (2)$$

式中, ε_0 为真空介电常数, W_i 和 V_i 分别为第 i 个网格单元的能量和体积。

3) 电场强度 $E > E_a$ 、 $E > E_M$ 和 $E > b \cdot E_m$ 区域的体积比 V_{ra} 、 V_{rM} 、 V_{rb} 与能量比 W_{ra} 、 W_{rM} 、 W_{rb} ,其中 $b=0.9$ 、 0.75 、 0.5 、 0.25 ,其计算式为

$$\begin{cases} V_{ra} \text{ (或 } V_{rM}, V_{rb}) = \sum_{x_i=1}^{x_n} V_{x_i} / \sum_{i=1}^n V_i \\ W_{ra} \text{ (或 } W_{rM}, W_{rb}) = \sum_{x_i=1}^{x_n} W_{x_i} / W \end{cases} \quad (3)$$

式中, V_{x_i} 和 W_{x_i} 分别为锥形场域内第 i 个满足相应条件的网格单元的体积和能量, x_n 为上述网格单元总数。

1.2 极间路径特征量

在极间最短路径上等距选取 m 个采样点,提取每个采样点的电场强度及坐标值,定义 47 个特征量,分别如下:

1) 电场强度最大值 E_{max} 、最小值 E_{min} 、平均值 E_{ave} 、中位数 E_{Mid} ,其计算式为

$$\begin{cases} E_{max} = \max E_j \quad (j = 1, 2, \dots, m) \\ E_{min} = \min E_j \quad (j = 1, 2, \dots, m) \\ E_{ave} = \sum_{j=1}^m E_j / m \\ E_{Mid} = \text{median} E_j \quad (j = 1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (4)$$

式中, j 是极间最短路径上第 j 个电场强度采样点, E_j 是该点的电场强度值, m 是采样点总数。

2) 电场强度平方和 W_e 及其平均值 W_{ea} ,电场强度标准差 E_{std} 和方差 E_{std}^2 , $E_j > 0.9E_{max}$ 和 $0.75E_{max}$ 的线段上的电场强度平方和与 W_e 的比值 E_{rs90} 、 E_{rs75} ,其计算式为

$$\begin{cases} W_e = \sum_{j=1}^m E_j^2 \\ W_{ea} = \sum_{j=1}^m E_j^2 / m \\ E_{std} = \sqrt{E_{std}^2} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (E_j - E_{ave})^2} \\ E_{rs90} \text{ (或 } E_{rs75}) = \sum_{E_j \geq 0.9 \text{ (或 } 0.75) E_{max}} E_j^2 / W_e \end{cases} \quad (5)$$

3) 电场强度不均匀系数 f 和 f_n ,畸变率 E_d 与变异系数 C_v ,其计算式为

$$\begin{cases} f = E_{\max}/E_{\text{ave}} \\ f_n = E_{\min}/E_{\max} \\ E_d = (E_{\max} - E_{\text{ave}})/E_{\text{ave}} \\ C_V = E_{\text{std}}/E_{\text{ave}} \end{cases} \quad (6)$$

4) 电场梯度最大值 E_{gm} 、最小值 E_{gn} 、平均值 E_{ga} 、中位数 E_{gM} , 其计算式为

$$\begin{cases} E_{\text{gm}} = \max(|-\nabla E_j|) (j = 1, 2, \dots, m) \\ E_{\text{gn}} = \min(|-\nabla E_j|) (j = 1, 2, \dots, m) \\ E_{\text{ga}} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |-\nabla E_j| \\ E_{\text{gM}} = \text{median}(|-\nabla E_j|) \end{cases} \quad (7)$$

5) 电场强度 $E > E_{\text{Mid}}$ 和 $E > E_{\text{ave}}$ 的线段上的电场强度积分 V_M 、 V_a 及其与高压电极上加载电位 U 的比值 V_{rM} 、 V_{ra} , 其计算式为

$$\begin{cases} V_M = \int_{E_j > E_{\text{Mid}}} |E_j| dl \\ V_a = \int_{E_j > E_{\text{ave}}} |E_j| dl \\ V_{\text{rM}} (\text{或} V_{\text{ra}}) = V_M (\text{或} V_a) / U \end{cases} \quad (8)$$

6) 将极间路径等分为 8 段, 每段的平均电场强度 $E_{\text{av}1}, E_{\text{av}2}, \dots, E_{\text{av}8}$.

7) E_{max} 对应位置到板电极的距离 L_{Em} , E_{Mid} 对应位置到高压电极的距离 L_{EM} ; 电场强度 $E > 0.9E_{\text{max}}$ 和 $0.75E_{\text{max}}$ 、累积电场强度平方大于 $0.9W_e$ 和 $0.75W_e$ 、电场梯度 $E_g > 0.9E_{\text{gm}}$ 和 $0.75E_{\text{gm}}$ 的线段长度 $L_{\text{E}90}, L_{\text{E}75}, L_{\text{E}90}, L_{\text{g}75}, L_{\text{g}90}, L_{\text{g}75}$ 及其与间隙距离 d 的比值 $L_{\text{tE}90}, L_{\text{tE}75}, L_{\text{tg}90}, L_{\text{tg}75}, L_{\text{rs}90}, L_{\text{rs}75}$; 极间路径上电位等于 $\gamma \cdot U$ ($\gamma=0.3, 0.5, 0.7$) 的位置到高压电极的距离 $L_{\text{v}3}, L_{\text{v}5}, L_{\text{v}7}$.

2 放电电压预测模型

长空气间隙的绝缘强度通常采用放电试验进行测量, 所获取的试验数据有限, 其放电电压预测属于小样本学习问题. 在提取电场分布特征集后, 将其作为输入参数, 采用最小二乘支持向量机建立机器学习模型, 并通过改进灰狼算法对其进行参数优化, 通过训练得到放电电压预测模型.

2.1 最小二乘支持向量机

LS-SVM^[13] 在 SVM 的基础上将求解凸二次规划问题转化为求解线性方程组, 提高了求解速度, 具有效率高、参数少、泛化能力强、适用于少量数据集建模等优点^[14].

给定训练样本集 $\{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k\} (k=1, 2, \dots, N)$, 其中 \mathbf{x}_k 和 \mathbf{y}_k 分别表示输入和输出向量. 采用一个非线性映

射将输入样本数据映射至高维特征空间, LS-SVM 模型的最优超平面可表示为

$$f(\mathbf{x}_k) = \mathbf{w}^T \cdot \varphi(\mathbf{x}_k) + \mathbf{b} \quad (9)$$

式中, $\varphi(\mathbf{x}_k)$ 为非线性映射函数, \mathbf{w} 为权值向量, \mathbf{b} 为偏差项. 基于结构风险最小化 (structural risk minimization, SRM) 原则, LS-SVM 的目标函数和约束条件可表示为以下最优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{e}} J(\mathbf{w}, \mathbf{e}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N \mathbf{e}_k^2 \\ \text{s.t. } \mathbf{y}_k = \mathbf{w} \cdot \varphi(\mathbf{x}_k) + \mathbf{b} + \mathbf{e}_k, \quad k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (10)$$

式中, \mathbf{e}_k 为误差变量, γ 为正则化参数, 也称为惩罚系数. 采用 Lagrange 乘子法将式 (10) 转为求解线性方程组, 结合核技巧可将 LS-SVM 的回归预测模型最终简化为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + \mathbf{b} \quad (11)$$

式中, α_k 为 Lagrange 乘子, $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k)$ 为核函数, 本文选用高斯径向基核函数 (radial basis function, RBF), 其表达式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

式中, σ 为核宽度.

2.2 改进灰狼优化算法

根据上述 LS-SVM 的数学原理, 惩罚系数 γ 和核宽度 σ 对其性能影响较大, 本文采用改进灰狼优化算法 (improved grey wolf optimizer, IGWO) 对这两个参数进行寻优.

灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)^[15] 是一种模拟灰狼群体的等级制度及其狩猎机制的群智能优化算法. 狼群根据初始适应度值划分出 α 、 β 、 η 三只头狼, 分别代表种群中的最优解、优解和次优解, 引导阶层较低的 ω 狼完成狩猎, 在迭代过程中, 头狼会被更优的 ω 狼取代. GWO 通过模拟狼群捕猎时搜寻、围猎、攻击三个主要步骤, 通过不断迭代实现目标参数的全局寻优, 其原理表示为

$$\begin{cases} \mathbf{D}_\alpha = |\mathbf{C}_1 \cdot \mathbf{X}_\alpha(t) - \mathbf{X}(t)| \\ \mathbf{D}_\beta = |\mathbf{C}_2 \cdot \mathbf{X}_\beta(t) - \mathbf{X}(t)| \\ \mathbf{D}_\eta = |\mathbf{C}_3 \cdot \mathbf{X}_\eta(t) - \mathbf{X}(t)| \\ \mathbf{X}_1 = \mathbf{X}_\alpha - \mathbf{A}_1 \cdot \mathbf{D}_\alpha \\ \mathbf{X}_2 = \mathbf{X}_\beta - \mathbf{A}_2 \cdot \mathbf{D}_\beta \\ \mathbf{X}_3 = \mathbf{X}_\eta - \mathbf{A}_3 \cdot \mathbf{D}_\eta \\ \mathbf{X}(t+1) = \frac{1}{3} (\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $X_\alpha, X_\beta, X_\eta, X$ 分别表示 $\alpha, \beta, \eta, \omega$ 狼所处位置; $D_\alpha, D_\beta, D_\eta$ 为 α, β, η 狼与猎物之间的距离; X_1, X_2, X_3 分别表示 ω 狼向 α, β, η 狼所处位置的移动方向和步长; t 为当前迭代次数; A, C 为系数向量, 其计算式为

$$\begin{cases} A = h(2r_1 - 1) \\ C = 2r_2 \end{cases} \quad (14)$$

式中, r_1, r_2 为取值区间在 $[0, 1]$ 的随机向量, h 为收敛因子.

GWO 的搜索范围与 A 的取值有关, 当 $|A| > 1$ 时, 狼群执行搜寻步骤, 处于全局寻优状态; 反之当 $|A| < 1$ 时, 狼群执行围猎步骤, 此时则处于局部寻优状态. 为避免算法陷入局部最优, 在迭代初期, 应扩大算法的全局搜索范围, 尽可能满足 $|A| > 1$, 此时有 $h > 1$; 在迭代后期, 基于全局搜寻结果, 狼群执行围猎步骤, 提高精度直至实现全局收敛, 完成寻优, 满足 $|A| < 1$, 此时有 $h < 1$. 在传统 GWO 算法中, h 是取值区间为 $[2, 0]$ 的线性递减函数, 通常不符合实际模型取值要求^[16]. 本文选用分段收敛因子, 使算法在不同时期有不同的取值, 表达式为

$$h = \begin{cases} 2 - \frac{t}{\tau T}, & \frac{t}{T} < \tau \\ \frac{1}{1 - \tau} \left(1 - \frac{t}{T}\right), & \frac{t}{T} > \tau \end{cases} \quad (15)$$

式中, T 为总迭代次数, τ 为比例系数, 取为 0.95^[17].

此外, 为提高寻优精度, 在传统 GWO 算法基础上引入 Levy 飞行对 α, β, η 三只头狼进行位置更新并计算其适应度值, 若计算值优于原最优解, 则保留更新位置, 反之则返回更新前位置, 其计算流程如图 3 所示. Levy 飞行是一种服从 Levy 分布的随机步长搜索方法, 通过短距离与偶尔长距离搜索相结合的方式, 进一步提高全局搜索能力, 对 GWO 算法的寻优过程进行优化, 避免陷入局部最优. 由于 Levy 分布较为复杂, 通常采用 Mantegna 算法进行模拟^[17], 生成服从 Levy 分布的随机步长 Levy(λ) 为

$$\text{Levy}(\lambda) = \frac{\mu}{|\nu|^{1/\lambda}} \quad (16)$$

式中, μ, ν 服从正态分布, 其定义为

$$\begin{cases} \mu \sim N(0, \sigma_\mu^2), \nu \sim N(0, \sigma_\nu^2) \\ \sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \xi) \sin(\pi\xi/2)}{\xi \cdot \Gamma[(1 + \xi)/2] \cdot 2^{\xi-1/2}} \right\}^{1/\xi}, \sigma_\nu = 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中, Γ 为 Gamma 函数, ξ 取值为 1.5^[17].

通过上述 Levy 飞行对灰狼位置进行更新, 即

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha_t \oplus \text{Levy}(\lambda) \quad (18)$$

式中, X_i^t 表示第 t 代的第 i 个解, \oplus 表示点对点乘法, α_t 为步长权重, $\alpha_t = 0.01(X_i^t - X_{\text{best}})$, X_{best} 表示当前最优解.

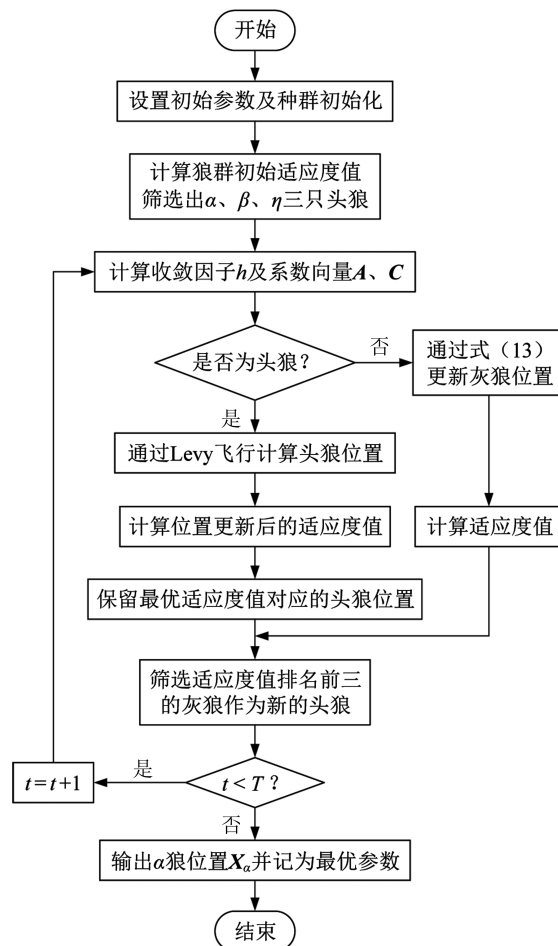


图 3 改进灰狼优化算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the improved grey wolf optimizer

3 棒/球-板长间隙放电电压预测

棒-板和球-板长空气间隙沿极间最短路径的电场分布曲线具有相似性, 本文从文献[18-21]中收集的试验数据作为样本集, 开展放电电压预测验证电场分布特征集与 LS-SVM 预测模型的有效性.

3.1 训练与测试样本

选取文献[18]中的半球头棒-板间隙和文献[19-21]的球-板间隙作为样本集, 其中, 棒电极直径 D 包含 3.8 cm、10.2 cm 和 22 cm 等 3 种尺寸, 球电极尺寸包含 25 cm、45 cm、50 cm、75 cm、110 cm、130 cm、150 cm 和 200 cm 等 8 种尺寸, 间隙距离 d 分布在 2~8 m, 共计 52 个间隙样本, 其在正极性标准操作冲

击下的 50% 放电电压 U_{50} 如表 1 所示. 本文按照表 1 所示选择部分球-板间隙作为训练样本, 将棒-板间隙和剩余球-板间隙作为测试样本.

表 1 训练和测试样本^[18-21]
Tab.1 Training and test samples^[18-21]

训练样本(球-板)					
D/cm	d/m	U_{50}/kV	D/cm	d/m	U_{50}/kV
25	2	800	45		1 045
	3	1 020	50	3	1 087
	4	1 154	75		1 222
	5	1 286	—	—	—
测试样本					
D/cm	d/m	U_{50}/kV	D/cm	d/m	U_{50}/kV
3.8 棒-板	2	793		4	1 443
	3	1 029		5	1 567
	4	1 157		5.5	1 602
	5	1 286		6	1 690
10.2 棒-板	2	803	110 球-板	6.5	1 749
	3	1 026		7	1 812
	4	1 153		7.5	1 887
	5	1 302		8	1 909
22 棒-板	2	797		3	1 890
	3	1 004		4	2 000
	4	1 146		5	2 109
	5	1 282	150 球-板	5.5	2 173
45 球-板	2	864		6	2 187
	4	1 186		7	2 290
	5	1 303		8	2 341
50 球-板	5	1 380		3	2 306
	7	1 635		4	2 488
75 球-板	2	1 126		5	2 620
	4	1 331	200 球-板	6	2 684
	5	1 412		6.8	2 701
130 球-板	3	1 611		7	2 774
	5	1 883		8	2 860
	7	2 026	—	—	—

3.2 特征降维

为了剔除电场分布特征集中的无效特征量, 通常采用相关性分析法^[6]进行特征降维, 根据 Pearson 相关系数判断特征量与放电电压以及不同特征量之间的相关性, 然而它只能评估变量之间的线性关系. 为了更有效地评估电场分布特征与间隙放电电压之间的相关性, 本文选用最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)^[22]进行特征降维.

MIC 是一种基于信息论和互信息论的数据关联性评价参数, 取值范围为 $[0, 1]$, 取值越大表明变量之间相关性越高. 将数据集 P 划分为 $x_p \times y_p$ 的网格 G , 计算 G 中每个单元的概率, 得到 P 中变量在 G 上的概率分布 Pl_G , 通过变换网格划分情况得到不同的互信息值, 最终将最大互信息值 $\max I(Pl_G)$ 进行归一化处理, 得到最大信息系数:

$$MIC(P) = \max_{x_p y_p < B(n_p)} \frac{\max I(Pl_G)}{\log_2[\min(x_p, y_p)]} \quad (19)$$

式中, n_p 为数据集中包含的样本数, $B(n_p)$ 为网格划分的约束, 一般取 $B(n_p) = n_p^{0.6}$.

以锥形场域 $\theta = 90^\circ$, 等位面取为 $0.3U$ 的情况为例, 表 1 所示间隙样本的电场分布特征与 50% 放电电压的最大信息系数分布如图 4 所示. 可见, 19 个锥形场域特征量的 MIC 均在 0.5 以上, 说明该区域电场分布与放电电压具有较强的关联性; 极间路径特征集包含 15 个 $MIC < 0.5$ 的特征量, 即 E_{\min} 、 E_{ave} 、 E_{Mid} 、 E_{gn} 、 E_{gM} 、 V_{ra} 、 V_{ra} 、 E_{av2} 、 E_{av3} 、 E_{av4} 、 E_{av5} 、 E_{av6} 、 E_{av7} 、 E_{av8} 、 L_{rg90} . 将上述特征量进行剔除, 剩余 51 维作为 LS-SVM 预测模型的输入量.

3.3 预测结果

采用训练后的 LS-SVM 模型对棒-板和球-板长间隙测试样本的放电电压进行预测, 记录预测值并进行误差分析. 采用平均绝对百分比误差(mean ab-

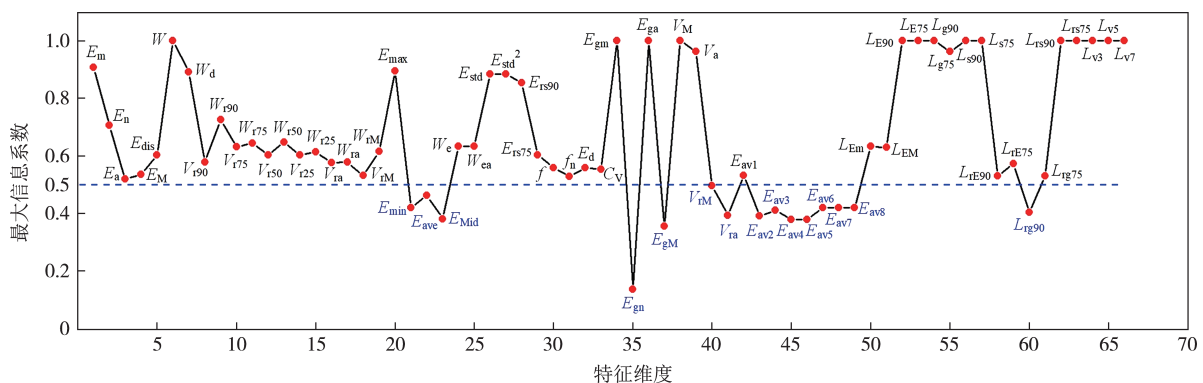


图 4 电场分布特征的最大信息系数分布图

Fig. 4 MIC distribution diagram of the electric field distribution features

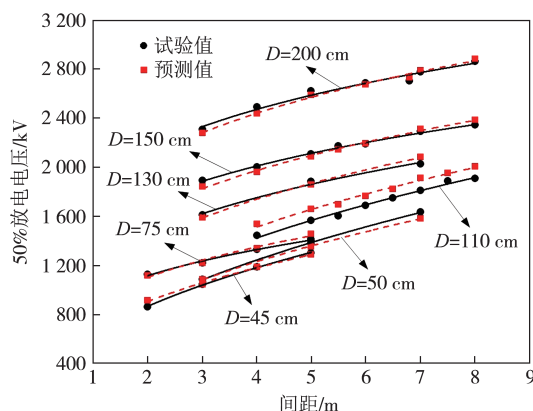
solute percentage error, MAPE)^[6,8]评估预测结果的准确率.为了分析图1所示锥形场域不同 θ 值和等位面的电场分布特征集对预测结果的影响,本文对比了其MAPE指标,如表2所示.可见,不同大小的锥形场域对应预测结果的MAPE均在10%以内,说明采用本文提出的电场分布特征集可以有效表征间隙结构对棒-板和球-板间隙放电电压的影响,也验证了本文LS-SVM预测模型的有效性.

当 $\theta=90^\circ$,等位面取为 $0.3U$ 时,LS-SVM模型的参数优化结果为:惩罚系数 $\gamma=3.52\times 10^6$,核函数 $\sigma=1.12\times 10^4$,测试样本预测结果的MAPE值仅为3.2%.

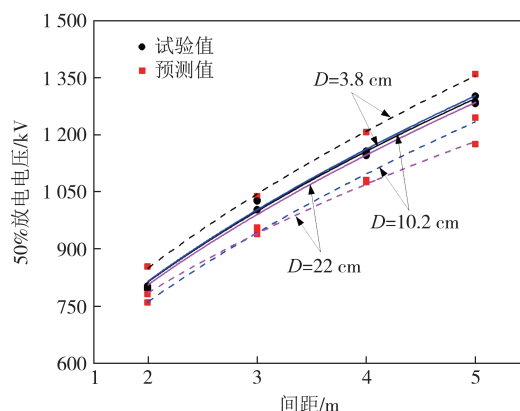
表2 不同锥形场域下预测结果的MAPE

Tab.2 MAPE values of the prediction results under different conical regions

θ 值	MAPE/%		
	0.3U	0.5U	0.7U
60°	4.4	9.1	4.3
90°	3.2	4.8	5.3
120°	3.6	3.8	3.5



(a)球-板间隙



(b)棒-板间隙

图5 球-板和棒-板长间隙放电电压预测结果

Fig.5 Discharge voltage prediction results of long sphere-plane and rod-plane gaps

4 结论

本文针对棒/球-板长间隙的绝缘强度预测,提出了表征间隙电场分布的特征集,建立了基于IGWO优化LS-SVM的放电电压预测模型,并开展了算例验证,主要结论如下:

1)以棒/球电极端部为顶点在间隙中构建顶角为 θ 、底面为 $x\cdot U$ 等位面的锥形场域,以高、低压电极连线构成极间最短路径,从中分别定义并提取电场强度、能量、梯度、不均匀度、电位、路径长度等66维特征量,可有效表征间隙结构对棒/球-板长间隙绝

缘强度的影响.12个棒-板间隙和33个球-板间隙预测值的最大相对误差分别为8.3%和6.4%,根据上述结果绘制出球-板和棒-板间隙放电电压预测值与试验值的对比图,如图5所示.

从图5可以看出,球-板长间隙的放电电压预测结果与试验值较为吻合,对于不同直径的球电极,LS-SVM模型预测所得的 U_{50} 与间隙距离 d 的关系曲线与试验结果均具有较为一致的变化趋势,MAPE仅为2.6%.棒-板长间隙的放电电压预测值与试验值的偏差比球-板间隙大,根据文献[18]的研究结果,当棒电极直径小于22 cm时,棒-板间隙的放电电压几乎不随棒直径而变化,这是由于长间隙放电具有“临界电晕半径”的特性;而本文所定义的锥形场域电场特征量则受到棒电极直径的影响,因此 $D=3.8$ cm、10.2 cm和22 cm的棒-板间隙放电电压预测值有所差异,但总体而言, $U_{50}-d$ 曲线与试验结果也有相似的变化趋势,各样本的预测结果误差均在工程可接受的范围内,MAPE为5.3%.

缘强度的影响.

2)采用经最大信息系数法降维后的电场分布特征集作为LS-SVM模型的输入参量,结合IGWO算法进行模型训练,可对棒/球-板长间隙的操作冲击放电电压进行预测,预测结果的MAPE为3.2%,最大相对误差为8.3%, $U_{50}-d$ 曲线与试验结果具有较为相似的变化趋势.

参考文献

- [1] 李立涅,饶宏,董旭柱,等. 计算高电压工程学的思考与展望[J]. 高电压技术,2018,44(11):3441-3453.

- LI L C, RAO H, DONG X Z, et al. Prospect of computational high voltage engineering [J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(11):3441-3453. (in Chinese)
- [2] SCHNEIDER K H. Positive discharges in long air gaps at Les Renardières - 1975 results and conclusions [J]. *Electra*, 1977(53): 31-152.
- [3] FOFANA I, BEROUAL A, RAKOTONANDRASANA J H. Application of dynamic models to predict switching impulse with stand voltages of long air gaps [J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2013, 20(1):89-97.
- [4] DIAZ O, COORAY V, AREVALO L. Numerical modeling of electrical discharges in long air gaps tested with positive switching impulses [J]. *IEEE Transactions on Plasma Science*, 2018, 46(3): 611-621.
- [5] 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.
- [6] QIU Z B, RUAN J J, HUANG D C, 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.
- [7] 邱志斌, 阮江军, 唐烈峥, 等. 空气间隙的储能特征与放电电压预测 [J]. *电工技术学报*, 2018, 33(1):185-194.
- QIU Z B, RUAN J J, TANG L Z, et al. Energy storage features and discharge voltage prediction of air gaps [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2018, 33(1): 185-194. (in Chinese)
- [8] 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):3962-3971.
- DING Y J, YAO X Y, GE X, 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):3962-3971. (in Chinese)
- [9] 阮江军, 徐闻婕, 邱志斌, 等. 基于支持向量机的雾中棒-板间隙击穿电压预测 [J]. *高电压技术*, 2018, 44(3):711-718.
- RUAN J J, XU W J, QIU Z B, et al. Breakdown voltage prediction of rod-plane gap in fog based on support vector machine [J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(3): 711-718. (in Chinese)
- [10] GE X, DING Y J, YAO X Y, 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.
- [11] QIU Z B, RUAN J J, JIN Q, et al. Switching impulse discharge voltage prediction of EHV and UHV transmission lines - tower air gaps by a support vector classifier [J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2018, 12(15):3711-3717.
- [12] 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间隙放电电压预测 [J]. *高电压技术*, 2019, 45(5): 1413-1419.
- WANG X Z, QIU Z B, RUAN J J, 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. (in Chinese)
- [13] SUYKENS J, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9: 293-300.
- [14] 邓军, 肖遥, 郝艳捧, 等. 基于支持向量机的无线电干扰预测算法 [J]. *电机与控制学报*, 2017, 21(8):18-24.
- DENG J, XIAO Y, HAO Y P, et al. Radio interference prediction method based on support vector machine method [J]. *Electric Machines and Control*, 2017, 21(8):18-24. (in Chinese)
- [15] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69:46-61.
- [16] 蔡国伟, 刘旭, 张旺, 等. 基于改进灰狼优化算法的分布式电源优化配置 [J]. *太阳能学报*, 2019, 40(1):134-141.
- CAI G W, LIU X, ZHANG W, et al. Optimal configuration of distributed generation based on improved grey optimization algorithm [J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2019, 40(1): 134-141. (in Chinese)
- [17] 李阳, 李维刚, 赵云涛, 等. 基于莱维飞行和随机游动策略的灰狼算法 [J]. *计算机科学*, 2020, 47(8):291-296.
- LI Y, LI W G, ZHAO Y T, et al. Grey wolf algorithm based on levy flight and random walk strategy [J]. *Computer Science*, 2020, 47(8):291-296. (in Chinese)
- [18] 王晰. 不同海拔高度下棒-板间隙临界半径对比和海拔校正研究 [D]. 北京: 中国电力科学研究院, 2010.
- WANG X. The comparison of critical radius of rod-plane gap at different altitudes and research on altitude correction [D]. Beijing: China Electric Power Research Institute, 2010. (in Chinese)
- [19] GENG J H, LV F C, DING Y J, et al. Influences of surface tips of a shield ball on the discharge characteristics of a long sphere-plane air gap under positive switching impulses [J]. *IET Science, Measurement & Technology*, 2018, 12(7):902-906.
- [20] AREVALO L, WU D, HETTIARACHCHI P, et al. The leader propagation velocity in long air gaps [C]//2018 34th International Conference on Lightning Protection (ICLP). Rzeszow, Poland: IEEE, 2018:1-5.
- [21] 郭贤珊, 丁玉剑, 姚修远, 等. ± 1100 kV 特高压直流换流站球-板间隙放电特性及取值研究 [J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(11):3701-3710.
- GUO X S, DING Y J, YAO X Y, et al. Flashover characteristics of sphere-plane gap and distance selection for ± 1100 kV UHVDC converter stations [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(11): 3701-3710. (in Chinese)
- [22] KINNEY J B, ATWAL G S. Equitability, mutual information, and the maximal information coefficient [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2014, 111(9):3354-3359.