

# 高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器放电故障模式智能识别

张施令

(国网重庆市电力公司电力科学研究院, 重庆 401123)

**摘要:** 变电站各类运行事故中气体绝缘组合电器(gas insulated switch-gear, GIS)故障占较大比重, 亟需提高 GIS 绝缘缺陷故障类型诊断的成功率。为此, 研制了高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器缺陷模拟装置, 该装置由 SF<sub>6</sub> 气室、固体绝缘件、缺陷模拟装置、观察与测量装置 4 部分构成, 其中缺陷装置可有效模拟自由金属颗粒放电、尖端放电、悬浮放电和气隙放电这 4 种典型绝缘缺陷; 进一步提出了一种联合模糊迭代自组织数据分析算法(iterative selforganizing data analysis techniques algorithm, ISODATA)和蚁群算法的人工智能分类方法, 并通过粒子群算法对以上算法进行结构参数优化。针对高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器现场应用的结果表明: 提出的缺陷类型诊断方法可依据 SF<sub>6</sub> 典型微量分解气体种类及含量对故障模式进行智能判定, 且研制的缺陷模拟装置硬件平台可有效采集原始分类数据形成缺陷样本数据库; 提出的人工智能分类算法易于编程实现, 可用于实际工程中绝缘缺陷类型诊断与评估, 绝缘缺陷故障类型诊断成功率为 93.3%。研究结果有助于检测 SF<sub>6</sub> 绝缘设备的早期潜伏故障, 对于高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器故障诊断及其模式识别具有一定的理论指导价值。

**关键词:** 高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器; 模式识别; 模糊 ISODATA 算法; 蚁群算法; 参数优化

## Intelligent Diagnosis Method for Discharge Fault Mode of High Voltage SF<sub>6</sub> Gas Insulated Switch-gear

ZHANG Shiling

(Chongqing Electric Power Research Institute, State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 401123, China)

**Abstract:** Faults in Gas insulated switch-gear (GIS) account for a large proportion of all kinds of operation accidents in substations. It is urgent to effectively improve the success rate of diagnosis of insulation defects in GIS. In this paper, the defect simulation device for high voltage SF<sub>6</sub> gas insulated composite electrical apparatus is developed. The device consists of the SF<sub>6</sub> gas chamber, solid insulator, defect simulation device, and observation and measurement device. The defect device can effectively simulate four typical insulation defects including free metal particle discharge, tip discharge, suspension discharge and air gap discharge. Furthermore, an artificial intelligence classification method combining fuzzy iterative selforganizing data analysis techniques algorithm (ISODATA) and ant colony algorithm is proposed, and the structure parameters of the above algorithms are optimized by particle swarm optimization. The field application results of high-voltage SF<sub>6</sub> gas insulated composite electrical appliances show that the proposed fault diagnosis method can be adopted to intelligently determine the fault modes according to the types and contents of typical micro-decomposition gases in SF<sub>6</sub>. The hardware platform of the defect simulator can effectively collect the original classification data and form the defect sample database. The artificial intelligence classification algorithm proposed in this paper is easy to be programmed and implemented. It can be used for the diagnosis and evaluation of insulation defect types in practical engineering. The success rate of insulation defect type diagnosis is 93.3%. The research results are helpful for the detection of the early latent faults for SF<sub>6</sub> insulation equipment, and have theoretical guiding value for fault diagnosis and mode recognition of high voltage SF<sub>6</sub> gas insulated combination electrical equipment.

**Key words:** high voltage SF<sub>6</sub> gas insulated switch-gear; mode recognition; fuzzy ISODATA algorithm; ant colony algorithm; parameter optimization

## 0 引言

高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器 (gas insulated switch-gear, GIS) 由于其占地面积小、结构紧凑和绝缘性能优良等特点而被广泛应用于各个电压等级变电站中。长期运行经验表明, 变电站各类运行事故中 GIS 故障占较大比重。相关文献表明, GIS 故障类型可概括为典型故障类型, 包括自由金属颗粒缺陷、金属尖端、固体绝缘件裂纹或气泡缺陷等<sup>[1-3]</sup>。在不同绝缘缺陷下, GIS 设备引起的声、光、热信号存在一定的差别, 通过采集到的声、光、热信号可对故障类型与其发展程度进行识别<sup>[4-5]</sup>。目前对于故障类型识别已经提出了较多的智能优化方法, 包括神经网络、支持向量机等较为新颖的算法。但由于在现场 GIS 运行环境下, 获取测试数据难度较大且带有一定的随机性, 因此亟需开发结构固化的一体化 GIS 真型缺陷模拟装置, 通过定量开展典型缺陷故障模拟试验来获取适用于特征参数分析的原始测试数据。

该装置由 SF<sub>6</sub> 气室、固体绝缘件、缺陷模拟装置、观察与测量装置 4 部分构成。其中, 缺陷装置可有效模拟自由金属微粒、固体绝缘件内气泡缺陷、针-板和板-板电极放电 4 种典型绝缘缺陷, 并可施加直流、交流 2 种电压型式。另一方面, 可应用特高频局部放电测量方法针对典型绝缘缺陷进行局部放电测量, 对比各种绝缘缺陷条件下局部放电的特征, 在此基础上分析 SF<sub>6</sub> 在故障条件下微量气体随时间的变化趋势, 然后综合局部放电特征和气体变化趋势提出缺陷类型聚类算法, 并应用于实际高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器故障类型的模式识别。

本文研制的 GIS 真型一体化缺陷模拟装置可进行局部放电信号的测试, 并检测微量分解气体随时间的变化趋势。基于此, 进一步提出了一种联合模糊迭代自组织数据分析算法 (iterative selforganizing data analysis techniques algorithm, ISODATA) 和蚁群算法 (ant colony algorithm, ACA) 的人工智能分类方法, 并通过粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法对以上 2 种算法的结构参数进行优化, 有效提高了绝缘缺陷故障类型诊断的成功率。研究结果可为有效检测 SF<sub>6</sub> 绝缘设备的早期潜伏故障提供参考, 对于高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器故障诊断及其模式识别具有一定的理论指导价值。

## 1 GIS 真型缺陷模拟装置整机设计

GIS 真型缺陷模拟装置应能实现以下功能: 1) 具备自由金属微粒、固体绝缘件内气泡缺陷、针-板电极放电和板-板电极放电 4 种典型绝缘缺陷; 2) 具备良好的密封性能, 装置内部 SF<sub>6</sub> 气体压力可调节, 且具有取气口, 可实现分解气体成分及含量的实时测量; 3) 具有视频监控装置, 可实时监测缺陷放电情况, 且具有局部放电信号采集端口, 可外接各类局放监测装置。GIS 真型缺陷模拟装置整机设计如图 1 所示。图 1 表明 GIS 真型缺陷模拟装置整机设计能够实现上述功能。

同时, 设计了 4 支盆式绝缘子用于将气室隔离为 5 个间隔, 以确保各个结构部件的独立性<sup>[6-7]</sup>。其中, 典型缺陷模拟装置、高压套管分别为独立气室, 从而避免了缺陷模拟气室放电条件下的微量分解气体进入其他气室影响绝缘性能。该装置具有紧凑型、便携式等特点, 同时高压套管进线方式使外接高电压更加安全, 且对外无电晕干扰<sup>[8]</sup>; 通过高压套管可有效外接直流、交流 2 种电压型式, 以分别研究不同电压型式下 SF<sub>6</sub> 气体的分解特性及局部放电规律。GIS 真型缺陷模拟装置为根据实际应用需求设计的特种装置, 其典型部位三维电场分布见图 2。

## 2 联合 ISODATA 和 ACA 的人工智能分类方法

在前述 GIS 真型缺陷模拟装置上施加电压, 通过缺陷装置平台上的取气口收集 SF<sub>6</sub> 分解气体, 将取得的 SF<sub>6</sub> 分解气体通入气体分解仪中, 重点关注 SO<sub>2</sub>F<sub>2</sub>、SOF<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、CS<sub>2</sub> 这 5 种特征气体在不同缺陷类型下的体积分数。主要缺陷类型包括气隙放电、悬浮放电、金属颗粒放电、尖端放电、正常运行状态这 5 种典型运行状态, 其中故障判断表征参量为上述 5 种特征气体的体积分数<sup>[9-12]</sup>。

### 2.1 故障类型编码及数据归一化处理

5 种运行状态对应的编码为: 气隙放电 (0,0,0,0,1); 悬浮放电 (0,0,0,1,0); 金属颗粒放电 (0,0,1,0,0); 尖端放电 (0,1,0,0,0); 正常运行状态 (1,0,0,0,0)。将各种运行故障类型数据化更有利于定量表征不同的典型绝缘缺陷。SO<sub>2</sub>F<sub>2</sub>、SOF<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、CS<sub>2</sub> 这 5 种特征气体的体积分数值差别较大, 为防止输入到模型中的数据出现大数吞小数的情况

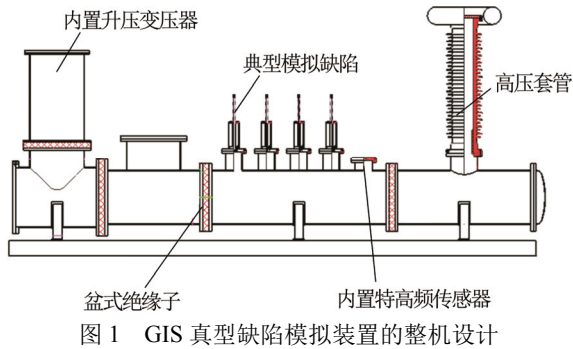


图1 GIS真型缺陷模拟装置的整机设计

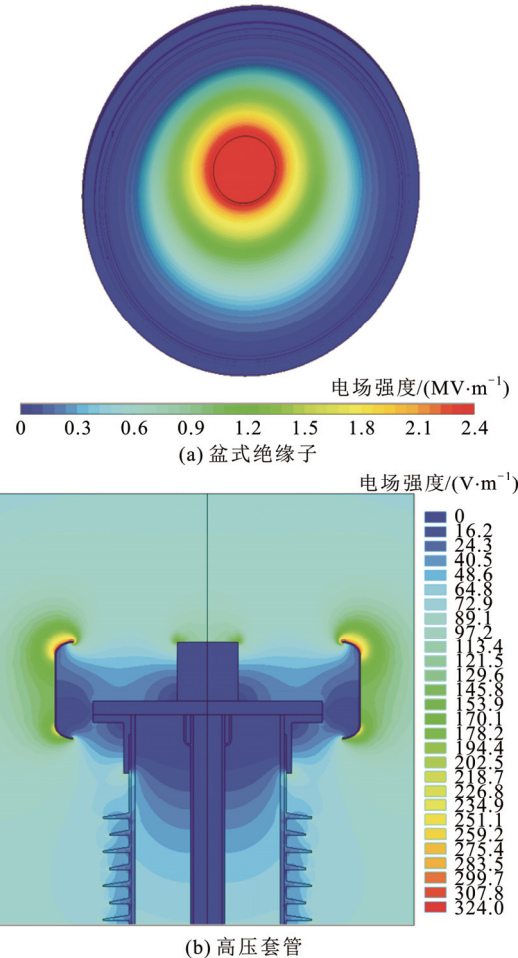


图2 典型绝缘部位三维电场分布

Fig.2 3D E-field distribution of typical insulation parts

况，并使分类迭代过程更好地收敛<sup>[13]</sup>，将原始数据进行归一化处理，具体计算式为

$$x = \left( \frac{\mu(\text{SO}_2)}{\mu}, \frac{\mu(\text{SO}_2\text{F}_2)}{\mu_s}, \frac{\mu(\text{SOF}_2)}{\mu_s}, \frac{\mu(\text{H}_2\text{S})}{\mu_s}, \frac{\mu(\text{CS}_2)}{\mu_s} \right) \quad (1)$$

式中： $\mu(\text{SO}_2\text{F}_2)$ 、 $\mu(\text{SOF}_2)$ 、 $\mu(\text{H}_2\text{S})$ 、 $\mu(\text{CS}_2)$ 、 $\mu(\text{SO}_2)$ 分别为各类特征分解气体的体积； $\mu$ 为气体总体积； $\mu_s$ 代表硫化物气体总体积。在真型模拟试验平台上开展不同缺陷条件下的试验，试验数据共计  $m$  组，其中5种缺陷状态对应的试验数据量分别为  $m_1$ 、

$m_2$ 、 $m_3$ 、 $m_4$ 、 $m_5$ 。且满足  $m_1+m_2+m_3+m_4+m_5=m$ 。在5种缺陷状态数据库中随机抽取数据量  $n_1$ 、 $n_2$ 、 $n_3$ 、 $n_4$ 、 $n_5$  作为训练数据库，剩余的数据量  $(m_1-n_1)$ 、 $(m_2-n_2)$ 、 $(m_3-n_3)$ 、 $(m_4-n_4)$ 、 $(m_5-n_5)$  作为测试样本库。首先应用 ISODATA 对其进行数据聚类分析，ISODATA 的主要思想是把类的分裂、合并操作看成是一种 3D 数组中行向量位置移动的过程，每一个样本作为数组中的一个行向量，而每一行的每一列都是样本属性值。

### 2.2 联合 ISODATA 和 ACA 的分类方法

ISODATA 是在没有先验知识的情况下进行分类的，聚类中心通过对均值的迭代运算来决定。ISODATA 聚类法认为同类事物在某种属性空间上具有一种密集型的特点，它假定样本集中的全体样本分为  $m$  类，并选定  $Z_k$  为初始聚类中心，然后根据最小距离原则将每个样本分配到某一类中；之后通过不断迭代，计算各类的聚类中心，在满足各参数设计要求的条件下，使各模式到其聚类中心的距离平方和最小<sup>[14-15]</sup>。ISODATA 聚类算法需设置控制用参数包括：预期的聚类中心个数  $K$ 、允许迭代次数  $I$ 、每一类中最少样本数目  $Q_n$ 、聚类中样本距离分布标准差  $Q_s$  及聚类中心间最小距离  $Q_c$ 。

预选  $N_c$  个聚类中心  $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_c}\}$ ， $N_c$  不要等于希望的聚类数目。计算每个样本与聚合中心的距离，把  $N$  个样本按最邻原则分配到  $N_c$  个聚类中，若  $\|X - Z_j\| = \min\{\|X - Z_i\|, i=1, 2, \dots, N_c\}$ ，则  $X \in S_j$ 。计算分类后的参数，包括各聚类样本中心、类内平均距离及总体平均距离，其中总体平均距离为

$$\bar{D} = \frac{1}{N_j} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{X \in S_j} \|X - Z_j\| = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_c} N_j \bar{D}_j \quad (2)$$

计算各类类内距离的标准差向量为

$$\sigma_j = [\sigma_{j1}, \sigma_{j2}, \dots, \sigma_{jn}]^T, j=1, 2, \dots, N_c \quad (3)$$

每一个分量为

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{x_{ji} \in X_j} (x_{ji} - z_{ji})^2} \quad (4)$$

式中： $i=1, 2, \dots, n$ ，表示维数； $x_{ji}$  是  $S_j$  类的样本  $X$  的第  $i$  个分量； $z_{ji}$  是  $S_j$  类的聚类中心  $Z_j$  的第  $i$  个分量。求每个标准差的最大分量，即为  $\sigma_{j\max}$ 。在集合  $\{\sigma_{j\max}\}$  中，若有  $\sigma_{j\max} \geq \theta_s$ ，其中  $\theta_s$  为标准差设定允许值，则说明  $S_j$  类样本在对应方向上的标准差大于允许值。应用 MATLAB 软件对 ISODATA 进行编程实现，将各种运行故障类型数据进行分类，将分类结

果作为 ACA 初始输入参数，分类结果通过数组进行表征。其中， $\mathbf{F}$  为分解产物的特征向量， $D_{\text{ISO}}$  为 ISODATA 分类的初始结果。ACA 流程如图 3 所示，该模型可描述为：假设待分类的数据对象有  $N$  个，每个数据对象  $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_i | \mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})\}$ ， $i = 1, 2, \dots, N$ 。在模式样本  $i$  处分别放置一个蚂蚁，模式样本  $i$  分配给第  $j$  个聚类中心  $\mathbf{C}_j (j = 1, 2, \dots, K)$ ，其中， $K$  为聚类中心的个数。蚂蚁就在模式样本  $i$  到聚类中心  $\mathbf{C}_j$  的路径  $(i, j)$  上留下信息素  $\tau_{ij}(t)$ 。 $d(\mathbf{X}_i, \mathbf{C}_j)$  表示  $\mathbf{X}_i$  到聚类中心  $\mathbf{C}_j$  之间的欧式距离； $P_{ij}(t)$  是蚂蚁选择路径  $(i, j)$  的概率，计算式为：

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in S} \tau_{sj}^\alpha(t) \eta_{sj}^\beta(t)} \quad (5)$$

$$d(\mathbf{X}_i, \mathbf{C}_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^m (x_{ir} - c_{jr})^2} \quad (6)$$

式中： $\eta_{ij}(t) = 1/d(\mathbf{X}_i, \mathbf{C}_j)$  表示  $t$  时刻模式样本  $i$  分配给第  $j$  个聚类中心  $\mathbf{C}_j$  的启发信息数值； $i = 1, 2, \dots, N$ ； $j = 1, 2, \dots, K$ ； $\alpha$  和  $\beta$  是用于控制信息素和启发数的可调节参数。如果  $P_{ij}(t)$  大于阈值  $P_0$ ，就将  $\mathbf{X}_i$  归并到  $\mathbf{C}_j$  的领域。模型终止条件是所有聚类总偏离误差  $\xi$  小于给定统计误差  $\varepsilon_0$ 。ACA 在开始搜索前，将所有边的信息素水平设为信息素最大值，这样初始化有利于算法在最初阶段搜索到更多的解，从而减少了搜索停滞于局部最优的情况<sup>[16-18]</sup>。本文将 ACA 的参数进行初始化设定，其中，蚂蚁个数  $R=100$ ；信息素阈值  $q=0.9$ ；信息素蒸发率  $\rho=0.1$ 。

### 2.3 PSO 算法优化 ISODATA 和 ACA 性能参数

ACA 算法存在  $\alpha$  和  $\beta$  是用于控制信息素和启发数的可调节参数，信息素阈值  $q$  和信息素蒸发率  $\rho$  可调；ISODATA 中有聚类中样本距离分布标准差  $Q_s$  和 2 类聚类中心间最小距离  $Q_c$  这 2 个可调参数，当以上参数配置达到最佳取值和参数配合时，联合 ACA 和 ISODATA 的算法 ACA-ISODATA 的聚类效果将达到最佳状态，采用 PSO 算法搜寻最优参数  $(\alpha, \beta, q, \rho, Q_s, Q_c)$ ，其中 PSO 算法在优化最佳参数配合时的目标函数可取为：分类器输出样本向量对应的缺陷类型  $P$  与实际缺陷类型  $P'$  的方差达到最小值，定义误差平方和为

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{\mathbf{X} \in \omega_i} \|\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{(\omega_i)}\|^2 \quad (7)$$

式中： $M$  为聚类中心的个数，其值应该小于样品的

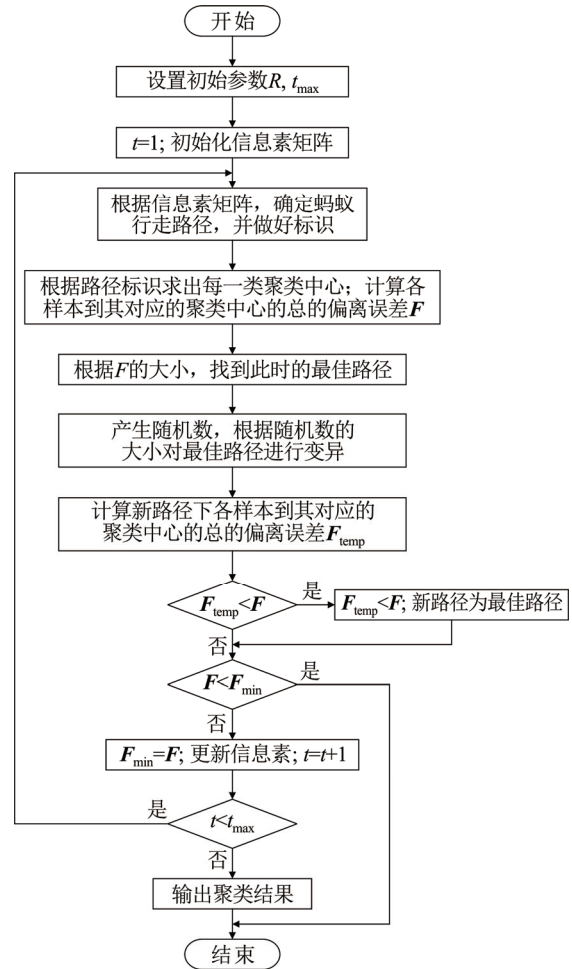


图 3 蚁群算法流程图

Fig.3 Flow chart of ant colony algorithm

总个数； $\omega_i$  表示第  $i$  类； $\overline{\mathbf{X}}^{(\omega_i)}$  表示第  $i$  类的聚类中心向量。针对所有样品假设某种聚类方案，计算  $J$  值，找到  $J$  值最小对应的聚类方案，认为该方法为最优聚类。基于此文中提出的聚类算法称为 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类算法，通过图 4 表征该联合算法的最优化聚类策略。

提出的 ACA-ISODATA-PSO 联合算法流程包括：首先在不同缺陷类型条件下开展 GIS 真型缺陷模拟装置带电试验，取气并通过色谱仪分析建立 SO<sub>2</sub>F<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub>F<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、CS<sub>2</sub> 这 5 种特征气体的体积分数样本数据库；然后进行故障类型编码及数据归一化处理，应用 ACA-ISODATA 进行初始化分类。采用粒子群搜寻到 ACA-ISODATA 算法的最优参数配合  $(\alpha, \beta, q, \rho, Q_s, Q_c)$ 。PSO 算法更新粒子速度和位置的迭代格式为<sup>[19-20]</sup>

$$\begin{cases} v_{ij}(k+1) = wv_{ij}(k) + c_1r_1(p_{ij}(k) - x_{ij}(k)) + \\ \quad c_2r_2(p_{ij}(k) - x_{ij}(k)) \\ x_{ij}(k+1) = x_{ij}(k) + v_{ij}(k+1) \end{cases} \quad (8)$$

式中： $v_{ij}(k)$ 、 $x_{ij}(k)$ 分别是粒子  $i$  在  $k$  次迭代中速度和位置的第  $j$  维分量； $p_{ij}(k)$ 为粒子  $i$  在极值点位置的第  $j$  维分量； $w$ 、 $c_1$ 、 $c_2$ 、 $r_1$ 、 $r_2$  为惯性权重、随机因子等常数参量。

ACA-ISODATA-PSO 联合聚类流程如图 5 所示。应用该算法输出最优化参数组合，对比各种智能算法的分类效果，结合现场高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器中采集的特征气体样本进行缺陷类型判断，验证该算法的性能稳定性与精确度。

### 3 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类方法算例

#### 3.1 传统单一智能算法聚类效果

传统单一聚类算法包括人工神经网络算法 (artificial neural network, ANN)、PSO 算法、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 等典型聚类算法，在 MATLAB 软件中分别实现了上述单一聚类算法和文中提出的组合聚类算法，以对比验证各种算法的聚类精度。考虑到原始数据获取的时间成本，本文中原始数据量一般取为 150 组，其中 5 种缺陷状态分别对应 30 组实际测量数据。在程序运行过程中，从 5 种缺陷状态中选取 20 组实际测量数据作为训练样本，剩余 10 组测量数据作为测试样本数据。在表 1 中列出了经过归一化后的局部数据。

神经网络结构采用小波神经网络进行聚类，且主要采用的是 Morlet 小波<sup>[21]</sup>。小波神经网络输入节点个数设置为 5 个，分别对应 5 种 SF<sub>6</sub> 特征分解气体，输出节点设置为 1 个，对应具体绝缘缺陷类型。设置小波神经网络隐层节点个数为 10 个，学习概率为 0.01，迭代次数设置为 200 次。神经网络进化过程如图 6 所示。图 6 表明随着小波神经网络迭代次数的增加，网络预测误差呈现下降趋势，表明单一小波神经网络在聚类过程中具备较好的收敛性。同时，用遗传算法(GA)对原始数据进行聚类分析。其中，遗传算法进化代数设为 100，种群规模设为 200，交叉和变异概率分别设为 0.9 和 0.01。遗传算法适应度函数收敛曲线如图 7 所示，图 7 表明遗传算法在聚类过程中具有较好的收敛性，平均适应度曲线保持平稳单调变化且最终趋于稳定状态。

进一步应用单一粒子群 PSO 算法对缺陷数据样本库进行学习，并对测试数据进行分类。该算法中学习因子值设为 1.6，惯性权重设为 0.9，最大迭代次数设为 1 600，PSO 算法适应度函数随迭代次

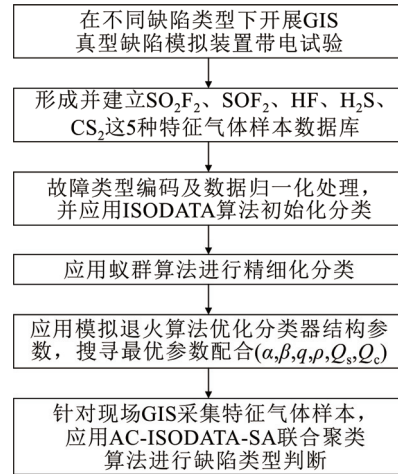


图 4 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类算法

Fig.4 ACA-ISODATA-PSO combined clustering algorithm

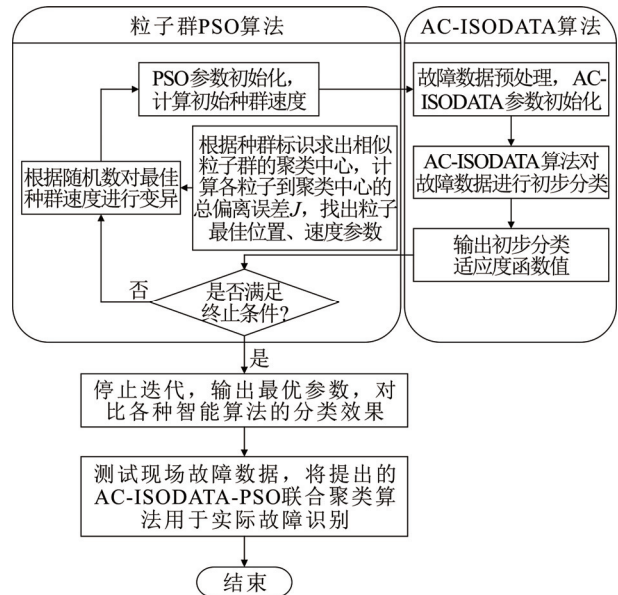


图 5 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类流程图

Fig.5 Flow-chart of ACA-ISODATA-PSO combined clustering algorithm

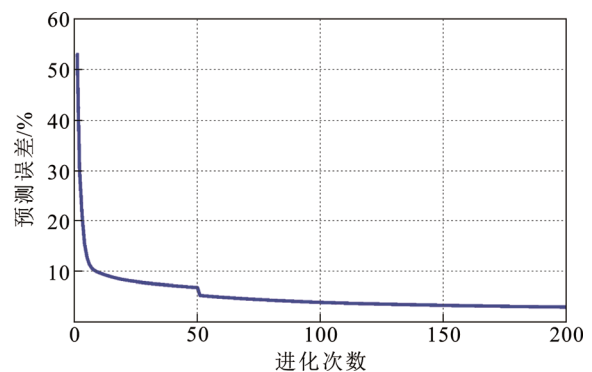


图 6 小波神经网络聚类效果

Fig.6 Clustering effect of wavelet neural network

表 1 归一化后的局部原始数据  
Table 1 Initial local data after normalization

组别	气体体积分数					输出 代码	故障 类型
	SO <sub>2</sub>	SO <sub>2</sub> F <sub>2</sub>	SOF <sub>2</sub>	H <sub>2</sub> S	CS <sub>2</sub>		
1	0.111 3	0.046 3	0.080 3	0.080 3	0.792 9	0, 0, 0, 0, 1	气隙
2	0.461 3	0.214 8	0.615 2	0.158 2	0.011 6	0, 0, 0, 0, 1	气隙
3	0.657 1	0.310 9	0.053 0	0.158 6	0.477 2	0, 0, 0, 1, 0	悬浮
4	0.040 9	0.228 6	0.152 6	0.617 6	0.001 0	0, 0, 0, 1, 0	悬浮
5	0.148 8	0.078 6	0.001 4	0.161 6	0.758 3	0, 0, 1, 0, 0	颗粒
6	0.479 2	0.296 0	0	0.208 9	0.495 0	0, 0, 1, 0, 0	颗粒
7	0.327 5	0.658 1	0.162 3	0.179 4	0	0, 1, 0, 0, 0	尖端
8	0.335 6	0.505 1	0.138 9	0.353 6	0.002 3	0, 1, 0, 0, 0	尖端
9	0.113 1	0.246 1	0.126 7	0.599 2	0.027 7	1, 0, 0, 0, 0	正常
10	0.041 9	0.228 4	0.150 9	0.619 7	0.000 9	1, 0, 0, 0, 0	正常

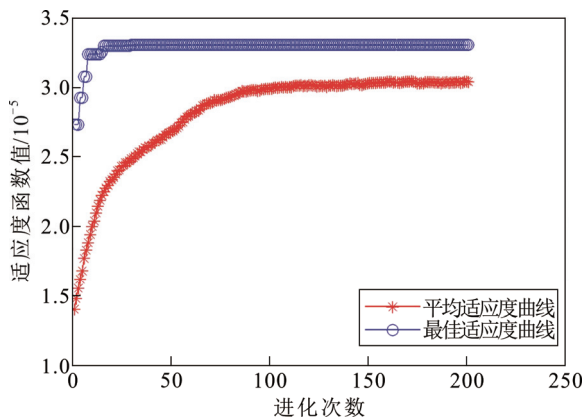


图 7 遗传算法适应度函数收敛曲线

Fig.7 Convergent curve of fitness function for GA

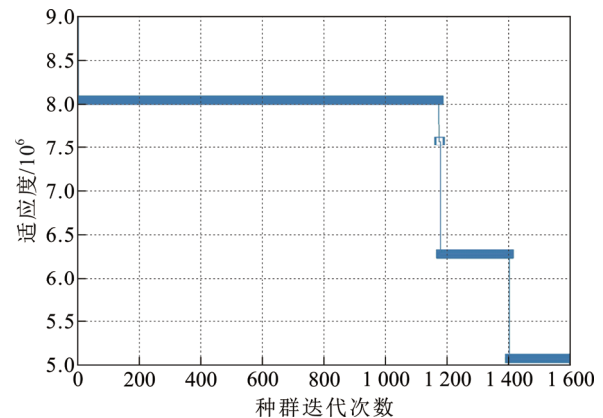


图 8 PSO 算法适应度函数收敛曲线

Fig.8 Convergent curve of PSO fitness function

数的收敛曲线如图 8 所示。图 8 表明 PSO 算法在聚类过程中收敛特性较好，适应度函数值随种群迭代次数的增加而逐渐趋近于定值。

图 9 为传统单一聚类算法性能的对比，图 9 表明：对于 SF<sub>6</sub> 微量分解气体体积分数的实际聚类问题，ANN、GA 和 PSO 均具备一定的预测精度，分别为 73.3%、76.7% 和 60%，且各自预测成功数组序号具有互补性；对于采用 SF<sub>6</sub> 微量分解气体体积分数来预测缺陷类型的复杂工程问题，可将各种单一聚类算法进行联合<sup>[22-23]</sup>，以达到更高的预测精度。

### 3.2 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类效果

进一步将 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类算法应用于通过 SF<sub>6</sub> 微量分解气体体积分数来预测缺陷类型的复杂工程问题中。按照前述理论方法流程，在 MATLAB 软件环境下应用 M 语言实现了联合聚类算法。其中，参数  $(\alpha, \beta, q, \rho, Q_s, Q_c)$  初值为 (0.5, 0.5, 0.9, 0.1, 1.8, 1.5)。后续将采用粒子群优化

算法进一步优化参数配合，且文中提出的联合聚类算法与传统单一聚类算法相比，无需对样本数据进行网络训练，可在获取大量原始数据样本的基础上直接进行聚类运算，具有较好的实用性。图 10 所示为 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类算法的聚类效果，其中  $a$  代表 SO<sub>2</sub> 气体体积分数归一化后的绝对值， $b$  代表 SO<sub>2</sub>F<sub>2</sub> 气体体积分数归一化后的绝对值， $c$  代表 SOF<sub>2</sub> 气体体积分数归一化后的绝对值。

图 10 表明，150 个原始样本数据有效划分为气隙放电(图中用数字 1 表示)、悬浮放电(图中用数字 2 表示)、金属颗粒放电(图中用数字 3 表示)、尖端放电(图中用数字 4 表示)这 4 种缺陷类型。由于联合聚类算法参数为初始设置，而悬浮放电数据点的聚类中心不显著，因此出现了数据点缺失现象。为进一步提高聚类精度，利用粒子群算法 PSO 对联合聚类算法进行结构参数优化，以 30 个较小样本参数库为例对比优化前后的聚类效果，得到结果见图 11。

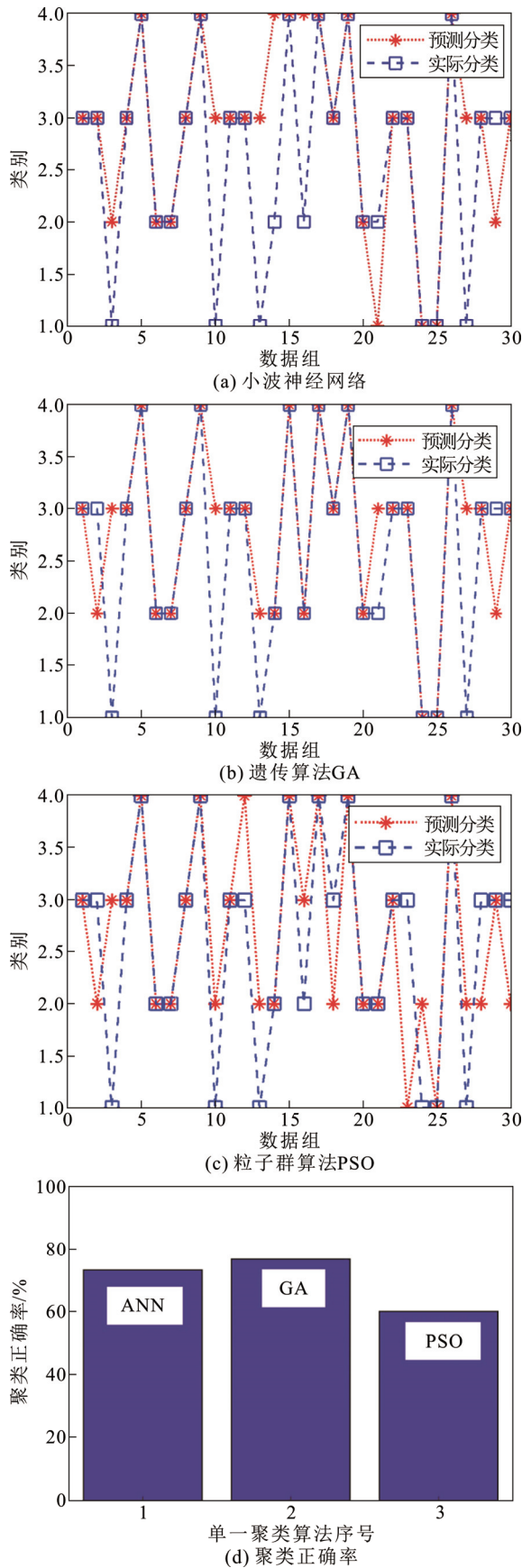


图9 传统单一聚类算法性能对比

Fig.9 Performance comparison of traditional single clustering algorithm

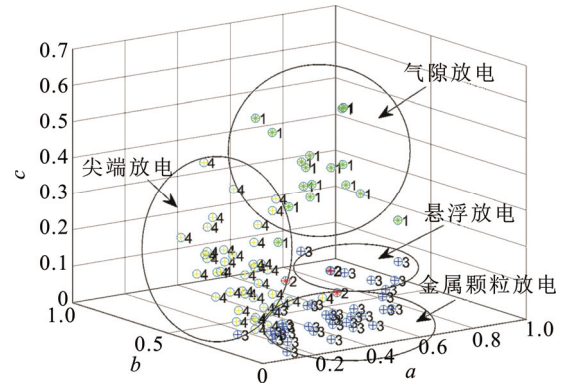


图10 AC-ISODATA-SA 联合聚类算法聚类效果

Fig.10 Clustering effect of the AC-ISODATA-SA combined clustering algorithm

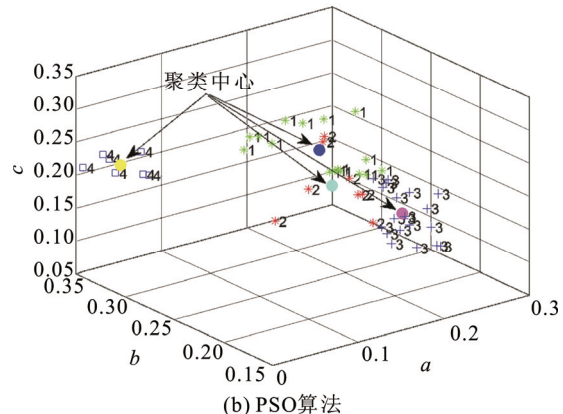
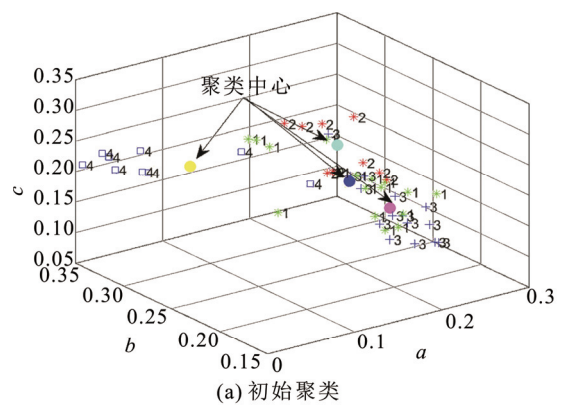
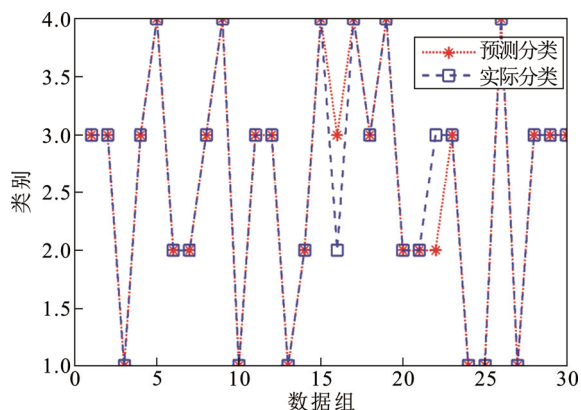


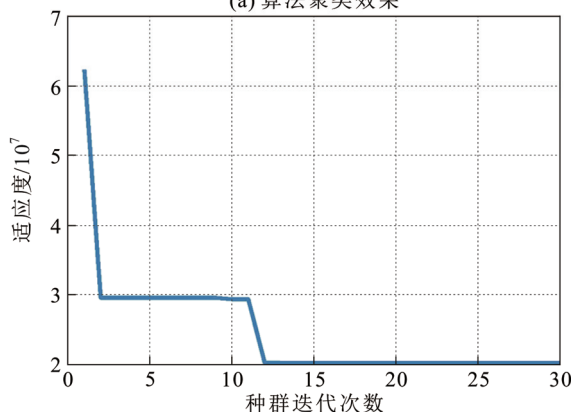
图11 优化前后的聚类效果对比

Fig.11 Comparison of clustering effects before and after optimization

图11表明采用 PSO 算法对结构参数进行优化后, 4 类缺陷类型的聚类中心位于各自区域的中心位置, 样本数据被划分为 4 个边界分明的子区域。联合聚类算法的性能见图 12, 可知 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类算法的收敛性能较好, 总共预测的数据组数为 30, 其中预测正确的数据组数为 28, 正确率为  $28/30=93.3\%$ , 高于传统单一聚类算法。上述结果证明 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类算法具有



(a) 算法聚类效果



(b) 算法收敛曲线

图 12 联合聚类算法性能

Fig.12 Performance of combined clustering algorithm

较好的现场应用效果，适用于采用 SF<sub>6</sub> 微量分解气体体积分数来预测缺陷类型的实际问题。

#### 4 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类方法应用

220 kV 高压 SF<sub>6</sub> 气体绝缘组合电器在施加高压过程中出现了较为剧烈的局部放电信号，随后立即停止施加电压，并泵出该间隔 SF<sub>6</sub> 绝缘气体，在间隔取气阀门处用取样钢瓶抽取 SF<sub>6</sub> 样气用于后续微量气体成分分析。打开 GIS 法兰盘对 GIS 内部进行观测，在中心导体附近没有发现明显的绝缘缺陷。

对测试结果进行自标定后，得到 SF<sub>6</sub> 分解气体中  $\mu(\text{SO}_2\text{F}_2)$ 、 $\mu(\text{SOF}_2)$ 、 $\mu(\text{H}_2\text{S})$ 、 $\mu(\text{CS}_2)$ 、 $\mu(\text{SO}_2)$  归一化处理的结果分别为 0.185 6、0.165 2、0.238 9、0.353 6、0.002 3。对该序列应用前述试验样本数据库及提出的 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类进行分析，结果如图 13 所示，可知该缺陷疑似为尖端放电缺陷类型。考虑到中心导体无明显尖端突出物，该缺陷应在该间隔盆式绝缘子与中心导体联接区域，因此对 GIS 该间隔处的盆式绝缘子进行解体分析，结果如图 14 所示。

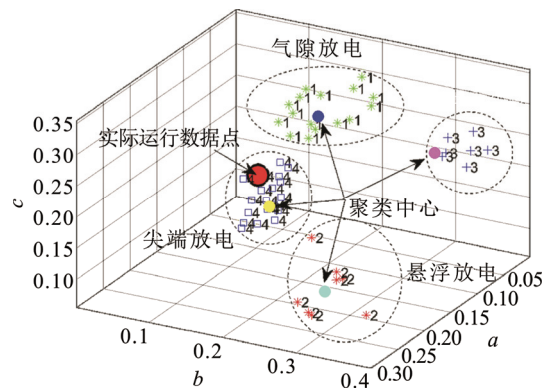
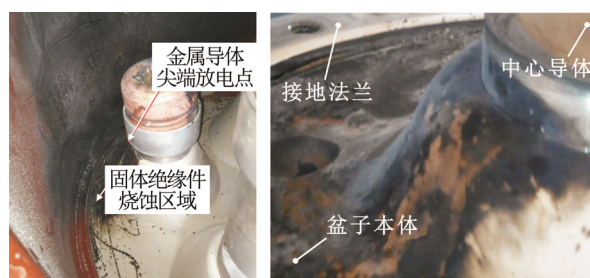


图 13 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类现场应用

Fig.13 Field application of combined clustering algorithm



(a) 全局视图

(b) 局部放大

图 14 GIS 用盆式绝缘子尖端放电

Fig.14 Flash-over of GIS spacer

图 14 表明盆式绝缘子发生了较为严重的烧蚀现象，主要原因在于中心导体金属联接部位安装工艺不当出现了明显的尖端缺陷，在电压作用下产生了局部高场强集中区域，对盆式绝缘子造成长时烧蚀现象。

#### 5 结论

1) 试验获取了典型绝缘缺陷的原始样本数据库，粒子群优化(PSO)算法可有效优化联合模糊 ISODATA 和 ACA 人工智能聚类方法，结果表明联合优化聚类算法绝缘缺陷故障类型诊断的成功率为 93.3%，均高于传统单一聚类算法。

2) 应用样本数据库和 ACA-ISODATA-PSO 联合聚类方法对现场测试结果进行自标定，得到 SF<sub>6</sub> 分解气体中  $\mu(\text{SO}_2\text{F}_2)$ 、 $\mu(\text{SOF}_2)$ 、 $\mu(\text{H}_2\text{S})$ 、 $\mu(\text{CS}_2)$ 、 $\mu(\text{SO}_2)$  归一化处理的结果分别为 0.185 6、0.165 2、0.238 9、0.353 6、0.002 3，故判定其为金属尖端放电，与盆式绝缘子解体观测结果一致。

3) 后续将进一步拓展样本数据库数据量，编制联合聚类算法现场应用的工程软件系统及联合便携式气相色谱分析硬件装置应用于实际工程场景，



为高压组合电器运维检修提供辅助诊断策略。

## 参考文献 References

- [1] 谢恒堃. 电气绝缘结构设计原理: 下册[M]. 北京: 机械工业出版社, 1992.  
XIE Hengkun. Electrical insulation design principles[M]. Beijing, China: Mechanical Industry Press, 1992.
- [2] ROKUNOHE T, KATO T, HIROSE M, et al. Development of insulation technology in compact SF<sub>6</sub> gas-filled bushings: development of compact 800 kV SF<sub>6</sub> gas-filled bushings[J]. Electrical Engineering in Japan, 2010, 171(1): 19-27.
- [3] HOSOKAWA M, OKUMURA K, YAMAGIWA T, et al. Dielectric performance of improved gas insulated bushing for UHV GIS[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1987, 2(2): 359-366.
- [4] 徐建源, 任春为, 司秉娥, 等. 40.5 kV SF<sub>6</sub> 充气式开关柜三维电场分析[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(15): 136-140.  
XU Jianyuan, REN Chunwei, SI Binge, et al. Three dimensional electric field analysis of 40.5 kV SF<sub>6</sub> cubicle gas-insulated metal-enclosed switchgear[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(15): 136-140.
- [5] GUGAT J L, KRANTZ M C, GERKEN M. Two-dimensional versus three-dimensional finite-element method simulations of cantilever magnetoelectric sensors[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(10): 5287-5293.
- [6] 党沙沙, 许洋, 张红松. ANSYS12.0 多物理耦合场有限元分析入门到精通[M]. 北京: 机械出版社, 2010: 254-311.  
DANG Shasha, XU Yang, ZHANG Hongsong. ANSYS12.0 finite element analysis of multiphysics coupling field from start to master[M]. Beijing, China: China Mechanical Press, 2010: 254-311.
- [7] 孙永恒, 张铎, 孟维东, 等. 新沈高 1 100 kV GIS 的结构及计算[J]. 高压电器, 2007, 43(5): 354-357.  
SUN Yongheng, ZHANG Duo, MENG Weidong, et al. Introduction of 1 100 kV GIS of Shenyang High Voltage Switchgear Co., Ltd.[J]. High Voltage Apparatus, 2007, 43(5): 354-357.
- [8] 马爱清, 杨秀, 陆鑫淼, 等. GIS 盘式绝缘子三维电场计算及其逆问题分析[J]. 高电压技术, 2010, 36(5): 1217-1221.  
MA Aiqing, YANG Xiu, LU Xinmiao, et al. 3D electric field calculation and its inverse problem analysis of disk-type insulator in GIS[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(5): 1217-1221.
- [9] 徐建源, 汪枫, 肖凤良. 三相共箱 GIS 盘式绝缘子三维电场的计算分析[J]. 高电压技术, 2000, 26(1): 11-13.  
XU Jianyuan, WANG Feng, XIAO Fengliang. Three dimensional electric field calculation of the disk type insulator inside of three phase in one tank type of GIS[J]. High Voltage Engineering, 2000, 26(1): 11-13.
- [10] 林莘, 苏安, 李学斌, 等. 基于实际气体 Redlich-Kwong 方程的 SF<sub>6</sub> 断路器开断特性[J]. 高电压技术, 2018, 44(3): 704-710.  
LIN Xin, SU An, LI Xuebin, et al. Interruption features in SF<sub>6</sub> circuit breaker based on real gas redlich-kwong equation[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(3): 704-710.
- [11] 刘有为, 吴立远, 弓艳朋. GIS 设备气体分解物及其影响因素研究[J]. 电网技术, 2009, 33(5): 59-61.  
LIU Youwei, WU Liyuan, GONG Yanpeng. Investigation on SF<sub>6</sub> decomposition products in gis and affecting factors[J]. Power System Technology, 2009, 33(5): 59-61.
- [12] 颜湘莲, 王承玉, 季青松, 等. 气体绝缘设备中 SF<sub>6</sub> 气体分解产物与设备故障关系的建模[J]. 电工技术学报, 2015, 30(22): 231-238.  
YAN Xianglian, WANG Chengyu, JI Yansong, et al. Modeling of the relation between SF<sub>6</sub> decomposition products and interior faults in gas insulated equipment[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(22): 231-238.
- [13] 唐志国, 唐铭泽, 李金忠, 等. GIS 设备局部放电类型表观相似性及模式识别准确性的探讨[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2479-2485.  
TANG Zhiguo, TANG Mingze, LI Jinzhong, et al. Discussion on the resemblance of different partial discharges and accuracy of PD pattern recognition of GIS equipment[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2479-2485.
- [14] 周濂, 孙超, 安文斗, 等. 基于云推理及加权隐式半 Markov 模型的变压器故障预测[J]. 高电压技术, 2015, 41(7): 2268-2275.  
ZHOU Quan, SUN Chao, AN Wendou, et al. Transformer failure prediction based on cloud reasoning and weighted implicit semi-markov model[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(7): 2268-2275.
- [15] 张乔根, 游浩洋, 马径坦, 等. 直流电压下 SF<sub>6</sub> 中自由线形导电微粒运动特性[J]. 高电压技术, 2018, 44(3): 696-703.  
ZHANG Qiaogen, YOU Haoyang, MA Jingtan, et al. Motion behavior of free conducting wire-type particles in SF<sub>6</sub> gas under DC voltage[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(3): 696-703.
- [16] 律方成, 刘宏宇, 颜湘莲, 等. 直流电压下 SF<sub>6</sub> 气体中电极覆膜后金属微粒启举场强的计算分析[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1187-1195.  
LÜ Fangcheng, LIU Hongyu, YAN Xianglian, et al. Calculation and analysis of lifting field of metallic particle on dielectric coated electrode in SF<sub>6</sub> under DC voltage[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1187-1195.
- [17] 王杨超, 杜家振, 高超飞, 等. 基于 F-P 光纤超声传感器和概率神经网络的油中局部放电模式识别研究[J]. 高压电器, 2018, 54(4): 152-158.  
WANG Yangchao, DU Jiazhen, GAO Chaoifei, et al. Study on partial discharge pattern recognition in oil based on F-P fiber optical ultrasonic sensor and probabilistic neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(4): 152-158.
- [18] 高佳程, 曹雁庆, 朱永利, 等. 基于 Kelm-VPMCD 方法的未知局部放电类型的模式识别[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 141-147.  
GAO Jiacheng, CAO Yanqing, ZHU Yongli, et al. Pattern recognition of unknown PD types based on Kelm-VPMCD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 141-147.
- [19] 张施令, 张丝钰, 王浩然, 等. 高压交流盆式绝缘子电热场模拟与绝缘事故分析[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3553-3560.  
ZHANG Shiling, ZHANG Siyu, WANG Haoran, et al. Electro-thermal field simulation and insulation accident analysis of high voltage AC disc insulator[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3553-3560.
- [20] 吴广宁, 袁海满, 宋臻杰, 等. 基于粗糙集与多类支持向量机的电力变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2017, 43(11): 3668-3674.  
WU Guangning, YUAN Haiman, SONG Zhenjie, et al. Fault diagnosis for power transformer based on rough set and multi-class support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(11): 3668-3674.
- [21] 舒畅, 金潇, 李自品, 等. 基于 CEEMDAN 的配电变压器放电故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2603-2611.  
SHU Chang, JIN Xiao, LI Zipin, et al. Noise diagnosis method of distribution transformer discharge fault based on CEEMDAN[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2603-2611.
- [22] 曹辰, 林莘, 李辉, 等. 电力变压器绕组变形状态信息融合评估方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1107-1113.  
CAO Chen, LIN Xin, LI Hui, et al. Method for state evaluation of transformer winding deformation based on information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1107-1113.
- [23] 江雪晨, 王大志, 宁一, 等. 电网故障最优诊断的查询方法[J]. 高电压技术, 2017, 43(4): 1311-1316.  
JIANG Xuechen, WANG Dazhi, NING Yi, et al. Query method for optimal diagnosis of power system faults[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(4): 1311-1316.



张施令(通信作者)

1986—, 男, 博士, 高工

从事超/特高压绝缘结构的优化设计及 SF<sub>6</sub> 气体绝缘设备运行状态检测和寿命评估研究

E-mail: 526793305@qq.com

ZHANG Shiling

Ph.D.

Senior engineer

Corresponding author

收稿日期 2019-04-06 修回日期 2019-10-11 编辑 何秋萍