

基于红外与紫外图像信息融合的 绝缘子污秽状态识别

金立军¹ 张 达¹ 段绍辉² 姚森敬²

(1. 同济大学电子与信息工程学院 上海 201804 2. 深圳供电局有限公司 深圳 518010)

摘要 为了实现绝缘子污秽状态的非接触检测,提出了一种基于红外与紫外图像信息决策级融合的污秽等级识别方法。分别计算不同污秽等级绝缘子红外与紫外图像特征,根据 Fisher 准则进行特征选择,得到可以有效表征污秽状态的特征量,为了提高分类器的运算速度和准确性,利用核主元分析(KPCA)进行特征提取,分别得到红外与紫外特征的三维核主元向量,使用径向基神经网络(RBFNN)分别进行污秽等级识别,利用 D-S 证据理论对识别结果进行决策级融合,实现绝缘子污秽等级的识别。实验结果表明,该方法的正确率显著优于单独使用红外或紫外特征进行识别,为绝缘子污秽状态的非接触检测提供了新的方法。

关键词: 污秽状态 决策级融合 Fisher 准则 核主元分析 径向基神经网络
中图分类号: TP391.4

Recognition of Contamination Grades of Insulators Based on IR and UV Image Information Fusion

Jin Lijun¹ Zhang Da¹ Duan Shaohui² Yao Senjing²

(1. Tongji University Shanghai 201804 China
2. Shenzhen Power Supply Co., Ltd Shenzhen 518010 China)

Abstract In order to realize the non-contact measurement of insulator pollution severity, a method based on decision level fusion of IR and UV image information is proposed. Features of IR and UV images are calculated separately. Meanwhile, feature selection based on Fisher criterion is carried out to obtain features which have the ability to represent the contamination grades efficiently. In order to improve the calculation speed and precision of classifier, Kernel principal component analysis (KPCA) is adopted to extract three-dimensional Kernel principal features of IR and UV images. Radial basis function neural network(RBFNN) is used to identify the contamination grades using IR and UV features separately. And then, D-S theory is adopted to achieve the decision fusion and realize the high accuracy identification of contamination grades. Results of the experiments indicate that the precision of proposed method is significantly superior to recognition using IR or UV features separately. This paper provides a new method for the prevention of pollution flashover.

Keywords: Contamination grades, decision fusion, Fisher criterion, Kernel principal component analysis, radial basis function neural network

1 引言

随着电网规模的扩大和环境污染的加剧,绝缘

子污闪事故严重威胁着电力系统的安全运行。目前来说,根据绝缘子积污程度进行有针对性的清扫是最为有效的污闪防治措施。为了给清扫提供准确的污秽状态信息,需要寻找一种操作简便、安全可靠、准确实用的绝缘子污秽检测方法^[1-10]。

利用红外或紫外图像对绝缘子污秽及故障进行

研究是目前国内外的热点^[11-14]。在运行电压作用下,污秽绝缘子表面存在泄漏电流,电流的生热效应导致绝缘子表面温度升高,利用红外热像仪进行拍摄,得到能够表征绝缘子表面温度分布的红外热图^[15,16]。与此同时,污秽绝缘子表面存在放电现象,不同湿度条件下不同污秽等级绝缘子放电强度存在差异,利用紫外成像仪或紫外传感器可以对表面放电强度进行检测^[17,18]。这两类方法具有无需停电、非接触测量、不易受电磁干扰、不必安装复杂装置等优点。随着社会经济的发展,红外热像仪和紫外成像仪在电力运营部门中日益普及,利用这两种设备拍摄图像实现绝缘子污秽状态识别对于污闪防治工作具有重要意义。

本文采用信息融合技术综合利用红外和紫外两种图像信息,克服了单一信息识别不确定性高、准确率低的缺点,对绝缘子污秽程度做出全面评估,为绝缘子污秽状态识别提供了新的思路。首先,对不同污秽等级绝缘子红外热像和紫外放电图像进行特征计算并采用 Fisher 准则进行特征选择,利用具有较强非线性处理能力的核主元分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)进行特征提取,然后,采用径向基神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)构建分类器,分别利用红外和紫外特征进行污秽状态识别,最后,利用 D-S 证据理论对识别结果进行决策级融合,综合利用红外与紫外图像信息,实现绝缘子污秽等级的准确识别。

2 红外与紫外图像获取

2.1 实验设计

实验选用 XP-70 型绝缘子,清洗干净后采用固体涂层法均匀涂污,污秽由高岭土和氯化钠组成,参照《交流系统用高压绝缘子的人工污秽试验标准》(GB/T 4585-2004),等值附盐密度 ESDD 取 0.03~0.06mg/cm²、0.06~0.1mg/cm²、0.1~0.25mg/cm²、0.25~0.35mg/cm²,分别模拟 I、II、III、IV 四个污秽等级,NSDD 统一为 1mg/cm²。

实验接线图如图 1 所示。相对湿度分别为 75%、

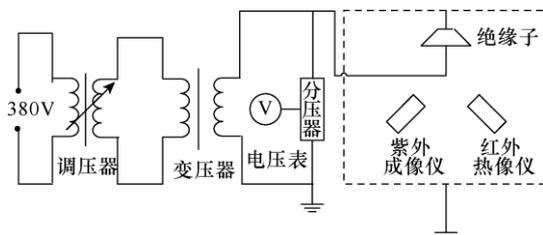


图 1 实验接线原理图

Fig.1 Schematic diagram of the test circuit

80%、85%和 90%,相对湿度的测量存在一定误差,误差允许范围为 $\pm 2\%$ 。在每一湿度条件下 I、II、III、IV 四个污秽等级绝缘子各选一片,施加工作电压 10kV,同时拍摄红外图像和紫外视频并记录环境温度,分三组进行试验。

2.2 红外图像拍摄与预处理

红外热像仪型号为 Fluke Ti-32,图片显示调色板的颜色功能选项选择“铁红”,显示的图像比较美观,被检测物体边缘清晰且由于温度分布不同导致的纹理细节比较明显。拍摄距离 2m,对单片绝缘子下盘面进行拍摄。根据文献[15],加压 2h 左右绝缘子处于热平衡状态,本文在加压后 2h 开始进行红外拍摄,每 5min 拍摄一次,每一污秽等级拍摄 5 张,同时进行紫外视频拍摄。图 2 为 85%相对湿度下不同污秽等级绝缘子典型红外图像。

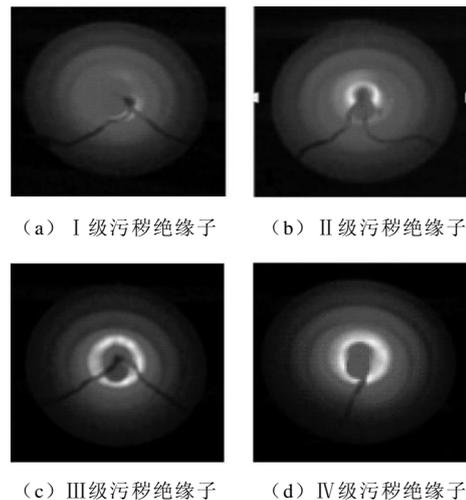


图 2 85%相对湿度下污秽绝缘子红外图像

Fig.2 Infrared images of polluted insulators at 85% RH

每次拍摄得到 BMP 格式的红外图像和 Excel 格式的温度数据文件各一个。利用最大类间方差法(OTSU)对红外图像进行分割,提取绝缘子盘面区域,根据盘面区域坐标读取温度数据文件中相应位置的温度,可以得到绝缘子盘面温度数据供后续处理与识别所用。

OTSU 自适应阈值分割法是一种高效的图像分割方法,该方法不需要先验知识即可实现目标与背景的分割。

对于大小为 $M \times N$ 的图像,目标像素个数为 N_1 ,背景像素个数为 N_2 ,则目标和背景像素占整幅图像的比例分别为

$$\omega_1 = \frac{N_1}{MN}, \quad \omega_2 = \frac{N_2}{MN} \quad (1)$$

目标和背景的平均灰度分别为 μ_1 和 μ_2 ，图像总平均灰度为 μ ，有

$$\mu = \omega_1 \mu_1 + \omega_2 \mu_2 \quad (2)$$

目标与背景的方差可表示为

$$g = \omega_1 (\mu - \mu_1)^2 + \omega_2 (\mu - \mu_2)^2 \quad (3)$$

采用遍历法求得使 g 值最大的阈值 T ，即可将绝缘子盘面与背景分割开来，实现盘面区域的提取。

HSI 色彩标准利用色相 (H)、饱和度 (S)、明度 (I) 三个分量表示彩色图像。图 3 分别对红外图像的 H、S、I 三个分量灰度图进行了对比，寻找适合进行图像分割的分量图。

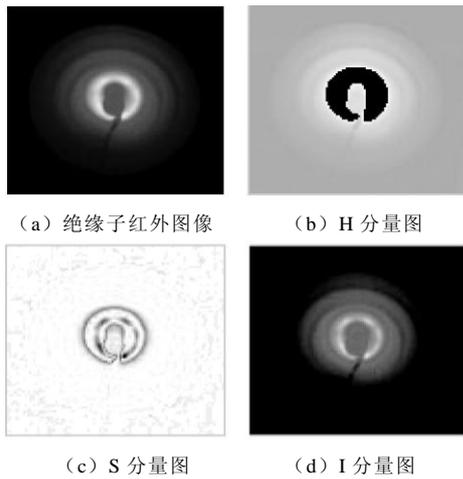
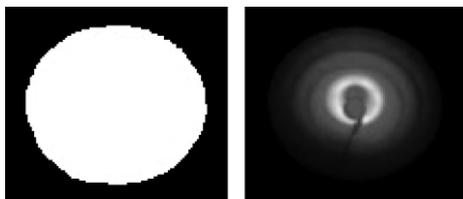


图 3 HSI 色彩空间图像对比

Fig.3 Comparison of images in HSI color space

在 H 和 S 分量图中难以分辨出绝缘子盘面的整体轮廓，I 分量图的盘面轮廓最清晰。因此，选用 OTSU 法对 I 分量图进行分割，提取绝缘子盘面区域。分割效果如图 4 所示。可以看出，采用 OTSU 法对 I 分量图进行分割，能够得到完整、清晰的绝缘子盘面图像。



(a) 分割后的二值图 (b) 分割后的红外图像

图 4 OTSU 法分割效果图

Fig.4 Results of OTSU segmentation algorithm

2.3 紫外图像拍摄与预处理

紫外成像仪型号为 CoroCAM 504，可以拍摄紫外视频，视频记录器选用 Sony VDR-MC3，视频格式为 VOB，为了方便保存和处理，利用 VTA 软件

将其转换为 AVI 格式。

紫外拍摄距离 4m，增益 70%，阈值 40%，加压 2h 后开始拍摄，紫外视频的拍摄与红外图像拍摄同时进行，图 5 为相对湿度 85% 时紫外放电典型图像。

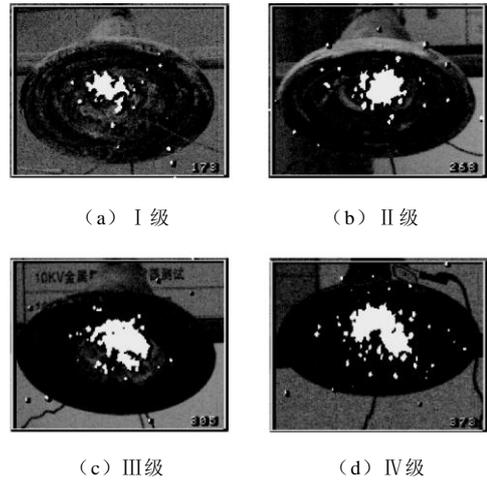


图 5 85% 相对湿度下污秽绝缘子紫外图像

Fig.5 Ultraviolet images of polluted insulators at 85% RH

每秒钟视频由 25 帧图像组成，利用 Corel VideoStudio 12 软件采集指定帧数的紫外图像。紫外图像中放电区域显示为白色光斑，通过计算白色光斑的像素数即光斑面积，可以表征放电强弱。

3 特征选择与特征提取

3.1 红外与紫外特征计算

利用绝缘子红外热图和紫外图像得到能够有效表征污秽状态的特征量是实现污秽等级识别的关键之一。对于红外热图，计算绝缘子盘面区域相对温度的均值、中值、最大值、最小值、众值、极差、方差、偏度、峭度、能量和熵等 11 个统计量作为温度特征。其中，相对温度为测量温度与环境温度之差。对于紫外图像，以 10s 为一组计算每组内 250 幅图像光斑面积的均值、中值、最大值、最小值、众值、极差、方差、偏度、峭度、能量和熵等 11 个统计量作为紫外放电特征。部分统计量的计算公式如下。

均值 r_{aver}

$$r_{aver} = \sum_i t(i) P_t(i) \quad (4)$$

方差 r_{vari}

$$r_{vari} = \sum_i [t(i) - r_{aver}]^2 P_t(i) \quad (5)$$

偏度 r_{skew}

$$r_{\text{skew}} = \frac{\sum_i [t(i) - r_{\text{aver}}]^3 p_t(i)}{\sqrt[3]{r_{\text{vari}}}} \quad (6)$$

峭度 r_{kurt}

$$r_{\text{kurt}} = \frac{\sum_i [t(i) - r_{\text{aver}}]^4 p_t(i)}{r_{\text{vari}}^2} \quad (7)$$

能量 r_{ener}

$$r_{\text{ener}} = \sum_i t^2(i) p_t(i) \quad (8)$$

熵 r_{entr}

$$r_{\text{entr}} = \sum_i -p_t(i) \lg(p_t(i)) \quad (9)$$

式中, 对于红外热图, $t(i)$ 为相对温度; 对于紫外图像, $t(i)$ 为光斑面积; $p_t(i)$ 为相应分布概率。

3.2 基于 Fisher 准则的特征选择

为了寻找可以有效表征不同污秽等级绝缘子图像差别的特征量, 需要对红外和紫外特征进行选择, 剔除对于分类帮助不大的特征, 保留具有较强分类能力的特征。Fisher 准则是常用的特征选择方法, 其主要思想是鉴别性能较强的特征表现为类内方差尽可能小, 类间方差尽可能大^[9]。

定义数据集中共有 n 个样本属于 C 个类 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C$, 每一类分别包含 n_i 个样本。定义 $S_B^{(k)}$ 和 $S_\omega^{(k)}$ 分别表示第 k 维特征在训练集上的类间方差和类内方差, 表达式分别为

$$S_B^{(k)} = \sum_{i=1}^C \frac{n_i}{n} (m_i^{(k)} - m^{(k)})^2 \quad (10)$$

$$S_\omega^{(k)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^C \sum_{x \in \omega_i} (x^{(k)} - m_i^{(k)})^2 \quad (11)$$

式中, $x^{(k)}$ 、 $m_i^{(k)}$ 和 $m^{(k)}$ 分别表示样本 x 、第 i 类样本的均值和所有样本的均值在第 k 维上的取值。单个特征的 Fisher 准则函数为

$$J_F(k) = \frac{S_B^{(k)}}{S_\omega^{(k)}} \quad (12)$$

J_F 为特征的 Fisher 判据, 某维特征在训练样本集上的 Fisher 准则函数值越大说明该维特征的区分度越好。

3.3 基于核主元分析的特征提取

利用 Fisher 准则进行特征选择, 得到能够有效

表征污秽等级的红外与紫外特征量, 对这些特征进行核主元分析 (KPCA), 一方面可以提取最具鉴别性的核主元向量; 另一方面可以降低特征向量维数, 提高分类运算速度^[20]。

KPCA 通过核函数实现非线性映射将输入向量 \mathbf{X} 映射到一个高维特征空间 \mathbf{F} , 使输入向量具有更好的可分性, 然后对高维空间中的映射数据做线性主元分析, 得到数据的非线性主元。与主元分析 (PCA) 相比, 其能够更加有效地解决工程领域中大量存在的非线性分类问题。

设原始特征参数矩阵 \mathbf{X} 大小为 $M \times N$, M 为特征参数的维数, N 为样本个数, 通过协方差矩阵较大的几个特征对应的特征向量提取的主分量特征作为新的特征。对于原始特征参数矩阵 \mathbf{X} , 将其列向量用 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M$ 表示, 则 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)^T$ 。设原始空间 \mathbf{R} 通过非线性映射 ϕ 映射到特征空间 \mathbf{F} , \mathbf{x}_i 在特征空间 \mathbf{F} 的像为 $\phi(\mathbf{x}_i)$, 假设像数据是零均值的, 则 $\phi(\mathbf{X})$ 的协方差矩阵可以表示为

$$\bar{\mathbf{C}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \phi(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_i)^T \quad (13)$$

对矩阵 $\bar{\mathbf{C}}$ 做特征矢量分析, 设其特征值为 λ , 特征矢量为 \mathbf{V} , 有 $\lambda \mathbf{V} = \bar{\mathbf{C}} \mathbf{V}$, 每个样本与该式做内积, 可得

$$\lambda [\phi(\mathbf{x}_k) \cdot \mathbf{V}] = [\phi(\mathbf{x}_k) \cdot \bar{\mathbf{C}} \mathbf{V}] \quad k=1; \dots; N \quad (14)$$

$\bar{\mathbf{C}}$ 的特征矢量 \mathbf{V} 可以线性表示为

$$\mathbf{V} = \sum_{j=1}^N \alpha_j \phi(\mathbf{x}_j) \quad (15)$$

式中, α_j 为相关系数。将式 (15) 代入式 (14), 可得

$$\begin{aligned} & \lambda \sum_{j=1}^M \alpha_j [\phi(\mathbf{x}_k) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)] \\ &= \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \alpha_j \left[\phi(\mathbf{x}_k) \cdot \sum_{j=1}^M \phi(\mathbf{x}_i) \right] [\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)] \quad (16) \end{aligned}$$

定义一个 $N \times N$ 维对称矩阵 \mathbf{K}

$$K_{ij} = [\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)] \quad (17)$$

式 (16) 可以表示为 $N \lambda \mathbf{K} \alpha = \mathbf{K} \mathbf{K} \alpha$, 简化为

$$N\lambda\alpha = K\alpha \quad (18)$$

结合式 (15) 可以看出, 由矩阵 K 的特征矢量 α 可以求出 \bar{C} 的特征矢量 V , 得到映射空间的主元方向, 矩阵 K 可以通过选择核函数来确定。

对矩阵 K 进行对角化, 用 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_N$ 表示其特征值, $\alpha^{(1)}, \alpha^{(2)}, \dots, \alpha^{(N)}$ 为相应的特征矢量, 设 λ_p 为第一个不为零的特征值, 通过 V 的归一化对 $\alpha^{(p)}, \dots, \alpha^{(N)}$ 标准化, 令

$$[V^{(k)} \cdot V^{(k)}] = 1 \quad k = p, \dots, N \quad (19)$$

将式 (15) 代入式 (19) 得

$$\sum_{i,j=1}^N \alpha_i^{(k)} \alpha_j^{(k)} [\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)] = \sum_{i,j=1}^N \alpha_i^{(k)} \alpha_j^{(k)} K_{ij}$$

$$= \alpha^{(k)} K \alpha^{(k)} = \lambda_k (\alpha^{(k)} \alpha^{(k)}) = 1 \quad (20)$$

为了提取主元特征, 计算映射数据在特征矢量 $V^{(k)}$ 上的投影

$$[V^{(k)} \cdot \varphi(x)] = \sum_{i=1}^N \alpha_i^{(k)} [\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)] \quad (21)$$

这一投影就是通过非线性映射 φ 所求得的矩阵 X 的非线性主元。

上述算法是在假设映射数据为零均值的情况下推导的, 实际上这一假设通常并不成立, 因此需要对映射数据中心化, 将式 (18) 中的 K 用 \bar{K} 来替代, 可得

$$\bar{K} = K - I_N K - K I_N + I_N K I_N \quad (22)$$

式中, I_N 是系数为 $1/N$ 的 $N \times N$ 阶单位矩阵, 特征值公式为

$$\bar{\lambda}\alpha = \bar{K}\alpha \quad (23)$$

核函数主元为

$$[\bar{V}^{(k)} \cdot \varphi(x)] = \sum_{i=1}^M \alpha_i^{-(k)} [\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)] = \sum_{i=1}^M \alpha_i^{-(k)} \bar{K}(x_i, x) \quad (24)$$

利用式 (24) 提取非线性主元时, 需要进行内积计算, 利用核函数代替内积运算, 高斯径向基函数的分类效果最好, 其公式为

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (25)$$

特征向量个数的选择以主成分累积贡献率 γ_k 为评价指标, 主成分贡献率 ρ_i 及主成分累积贡献率分别为

$$\rho_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^M \lambda_j} \quad i=1, 2, \dots, N \quad (26)$$

$$\gamma_k = \sum_{i=1}^k \rho_i \quad k=1, 2, \dots, N \quad (27)$$

式中, k 为拟选择特征向量的维数。主成分贡献率 ρ_i 反映了特征空间中第 i 个主元分量对整体方差的贡献, 方差贡献越大该主元分量越重要。当 $\gamma_k \geq 90\%$ 时, 所选择的特征向量包含了原始数据矩阵的主要信息。

4 基于径向基函数神经网络的分类器设计

径向基函数神经网络 (RBFNN) 是由 Broomhead 和 Love 提出的一种前馈反向传播网络, 它有两个网络层: 隐含层为径向基函数层; 输出层为线性层, 其结构如图 6 所示。

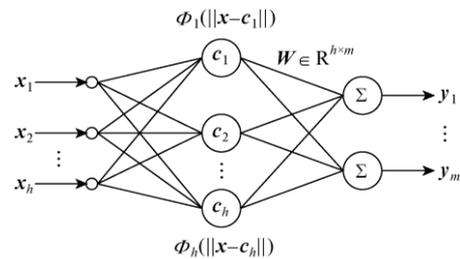


图 6 RBF 神经网络结构图

Fig.6 Structure of RBF neural network

图中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n$ 为网络输入矢量, $W \in R^{h \times m}$ 为输出权值矩阵, b_0, \dots, b_m 为输出单元偏移, $y = (y_1, \dots, y_m)^T$ 为网络输出, $\varphi_i(*)$ 为第 i 个隐节点的激活函数, 输出层神经元采用线性激活函数。隐节点激活函数选择 Gaussian 函数, 其表达式为

$$\varphi_i(t) = e^{-t^2} \quad (28)$$

RBF 网络的第 k 个输出可表示为

$$y_k = \sum_{i=1}^h w_i \varphi_i(\|x - c_i\|) \quad (29)$$

式中, $\|*\|$ 表示欧式范数。RBF 神经网络是一种局部逼近网络, 其在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 神经网络。

5 D-S 证据理论

D-S 证据理论是由 Demster 和 Shafe 提出的一种信息融合方法，能够有效解决带有不确定性知识的模式识别问题。

设 U 为变量 x 所有可能值的穷举集合，且 U 中各元素是相互排斥的，则称 U 为样本空间。如果 U 中元素的个数为 N ，则 U 幂集合 2^U 的元素个数为 2^N 。幂集合的每个元素对应一个关于 x 取值情况的子集。对任一个属于 U 的子集 A ，令它对应一个数 $m \in [0,1]$ ，且满足 $m(\Phi) = 0$ ， Φ 为空集或不可能事件，同时 $\sum_{A \subseteq U} m(A) = 1$ 。称函数 $m(\cdot)$ 为 2^U 上的基本概率

分配函数， $m(A)$ 为 A 的基本概率分配函数 (BPA)。

设 m_1, m_2, \dots, m_n 为 2^U 上的基本概率分配函数，它们的正交和 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 。由组合证据获得的最终证据与其次序无关。下式为多个概率分配函数的组合规则^[21]

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i = \Phi} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)} = \frac{\sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)}{1 - K} \end{cases} \quad (30)$$

式中， $K = \sum_{\cap A_i = \Phi} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i) < 1$ 。根据上述组合规则

可以得出融合处理后证据的概率分配函数，并按如下规则进行决策判别^[22]：

- (1) 判定的绝缘子污秽等级的概率分配值应大于阈值 T_1 。
- (2) 判定的绝缘子污秽等级的与其他等级的概率分配值之差必须大于某一阈值 T_2 。
- (3) 不确定概率分配值必须小于阈值 T_3 。
- (4) 判定的绝缘子污秽等级的概率分配值要大于不确定概率分配值。

6 实验结果与分析

6.1 红外特征污秽状态识别

对 I、II、III、IV 级污秽绝缘子红外热图，经图像分割提取盘面区域后，计算样本盘面区域的温度均值、中值等 11 个特征。为了提高数据的可比性和分类器运算速度，需要对每组特征量进行归一化，归一化公式为

$$\overline{r_i^{(k)}} = \frac{r_i^{(k)} - r_{\min}^{(k)}}{r_{\max}^{(k)} - r_{\min}^{(k)}} \quad (31)$$

式中， k 表示特征组数， i 表示样本编号。对归一化后的特征计算类间方差、类内方差和 Fisher 准则函数 J_F ，不同相对湿度下 J_F 值对比如图 7 所示。 J_F 值越大该特征的分类效果越好，通过对比图 7 各特征，选择最大值、极差等 7 个 $J_F > 2$ 的特征作为描述污秽状态的特征量。对选择的特征进行核主元分析，提取能够有效表征污秽等级的核主元向量。红外温度特征前三个核主元累积贡献率见表 1。

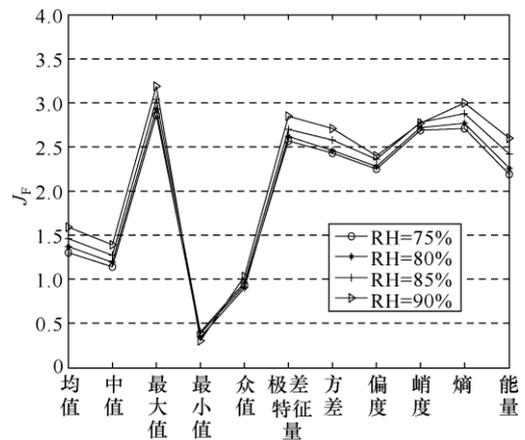


图 7 红外特征 Fisher 函数对比

Fig.7 Fisher criterions of IR features

表 1 红外特征核主元累积贡献率

Tab.1 Cumulative of kernel principal components of IR features

核主元个数	相对湿度 (%)			
	75	80	85	90
1	65.34	68.04	72.35	70.72
2	86.90	84.91	88.66	87.27
3	92.65	93.87	93.10	95.03

由表 1 可以看出，核主元个数为 3 时各污秽等级的累积贡献率均在 90% 以上，在相对湿度为 85% 条件下，每级样本各选 40 个绘制三维特征分布图如图 8 所示。可以看出，由 KPCA 得到的不同污秽等级样本的三维核主元具有明显的聚类特性，可以区分不同污秽等级，但是不同污秽等级样本间存在部分重合，影响了识别准确率。

以每一污秽等级 60 个训练样本的三维核主元以及每个样本拍摄时的环境湿度为输入，对应污秽

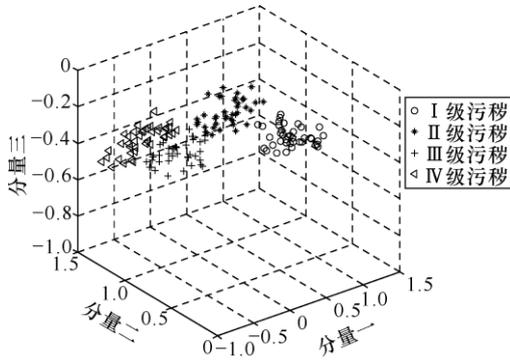


图 8 相对湿度 85% 时红外图像三维核主元分布图

Fig.8 Distribution of three-dimensional features of IR image in 85% RH

等级为输出，对 RBFNN 分类器进行训练，并对 20 个测试样本进行识别，识别正确率为 76.25%。

6.2 紫外特征污秽状态识别

对 I、II、III、IV 级污秽绝缘子图像，每级分别选择 110 组样本，每组为 10s 内的视频帧得到的 250 幅图像，计算每组光斑面积的均值、中值等 11 个特征。对每组特征进行归一化，归一化公式如式 (31) 所示。对归一化后的特征计算类间方差、类内方差和 Fisher 准则函数 J_F ，不同相对湿度下 J_F 值对比如图 9 所示。

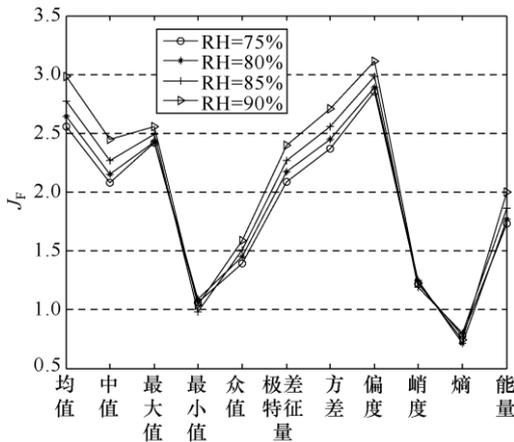


图 9 紫外特征 Fisher 函数对比

Fig.9 Fisher criterions of UV features

通过对比各特征值的 J_F 值，选择均值、中值等 6 个 J_F 大于 2 的特征作为描述污秽状态的特征量。利用 KPCA 对上述 6 组特征进行特征提取，前三个核主元累积贡献率见表 2。可以看出，核主元个数为 3 时各污秽等级的累积贡献率均在 90% 以上，在相对湿度为 85% 条件下，每级各选 40 个样本绘制三维特征分布如图 10 所示。

表 2 紫外放电特征核主元累积贡献率

Tab.2 Cumulative of kernel principal components of UV features

核主元个数	相对湿度 (%)			
	75	80	85	90
1	62.08	67.31	65.62	68.10
2	82.79	82.60	84.37	87.39
3	91.33	92.15	92.72	93.94

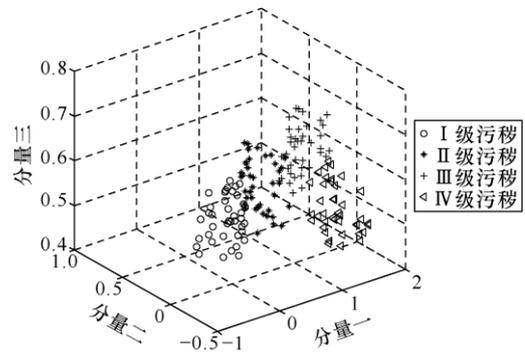


图 10 相对湿度 85% 时紫外图像三维特征分布图

Fig.10 Distribution of three-dimensional features of UV image in 85% RH

由图 10 可以看出，由 KPCA 得到的三维核主元可以区分四个污秽等级，但是不同污秽等级间的分界面较为复杂，分界面附近样本的识别效果会有所下降。

以每一污秽等级 60 个训练样本的三维核主元以及每个样本拍摄时的环境湿度为输入，污秽等级为输出，对 RBFNN 分类器进行训练，并对每级 20 个测试样本进行识别，识别正确率为 71.25%。

6.3 基于决策级信息融合的污秽状态识别

应用 D-S 证据理论进行信息融合的关键是根据现有证据构造基本概率分配函数 (BPA)，目前还没有基本概率分配函数的一般形式，需要根据具体问题进行构造。

本文利用两个 RBFNN 分类器的输出结合各自的识别正确率分别构造每个样本的基本概率分配函数。每个样本的 BPA 构造公式为

$$\begin{cases} m_i^{(n)} = \frac{C^{(n)}(y_i^{(n)} - y_{\min}^{(n)})}{y_{\max}^{(n)} - y_{\min}^{(n)}} \\ m^{(n)}(\Theta) = 1 - \sum_{i=1}^4 m_i^{(n)} \end{cases} \quad (32)$$

式中， $n=1$ 表示 RBFNN 对红外特征识别结果， $n=2$

表示对紫外特征识别结果, $C^{(1)}$ 表示红外特征的识别正确率, $C^{(2)}$ 表示紫外特征的识别正确率, $i=1, \dots, 4$ 表示 4 个污秽等级。

如 6.2 节和 6.3 节所述, 选取 I ~ IV 级污秽图像样本各 60 个, 分别提取红外和紫外特征, 利用 Fisher 准则进行特征选择, 利用 KPCA 提取三维核主元, 分别输入 RBFNN 进行训练, 得到具有污秽等级识别能力的分类器。

另外选取 I ~ IV 级污秽图像样本各 20 个作为测试样本, 结合每个样本的环境湿度, 利用训练好的分类器对其进行识别, 红外和紫外特征识别正确率分别为 76.25% 和 71.25%, 根据式 (30) 计算各样本的概率分配值, 最后根据式 (32) 得到融合后各样本的概率分配值, 确定决策判别规则中各阈值为 $T_1=0.75$, $T_2=0.40$, $T_3=0.15$ 。

最后选取 I ~ IV 级污秽图像样本各 30 个作为测试样本, 结合每个样本的环境湿度, 利用训练好的分类器对其进行识别, 计算融合后的概率分配值, 根据决策规则和判决阈值得到污秽等级判别结果见表 3。可以看出, 单独利用红外和紫外特征的污秽等级识别正确率为 75.83% 和 71.67%, 此结果与 6.2 节和 6.3 节中的结果基本一致, 采用 D-S 证据理论进行决策级融合后识别正确率达到 92.5%, 准确率有了明显提高。在实际应用中, 为避免阳光照射等环境因素对红外图像的影响, 应尽量选择无风的夜晚进行拍摄。

表 3 污秽等级识别结果

Tab.3 Results of contamination recognition

污秽等级	实际数量	正确识别个数		
		红外	紫外	融合
I	30	26	24	29
II	30	22	20	28
III	30	21	19	27
IV	30	22	23	27
正确率 (%)	100	75.83	71.67	92.5

由表 3 可以看出, 融合后 I 级污秽有一个错误识别样本, 该样本被错分为 II 级; II 级污秽有两个错误识别样本, 其中一个错分为 I 级, 另一个错分为 III 级; III 级污秽有三个错误识别样本, 其中一个错分为 II 级, 两个错分为 IV 级; IV 级污秽有三个错误识别样本, 均被错分为 III 级, 错误识别全部出现在相邻污秽等级之间。根据文献[13], 当污秽程度较高时, 绝缘子盘面发生局部电弧放电的机率

增大, 局部电弧的不稳定性会影响红外和紫外特征的分布规律, 导致 III、IV 级污秽绝缘子正确识别个数略低于 I、II 级。通过增大训练样本数量, 对神经网络分类器进行更加充分的训练, 可以进一步提高识别准确率。

7 结论

本文提出了一种基于红外与紫外图像信息决策级融合的绝缘子污秽状态识别方法, 利用 Fisher 准则和 KPCA 分别对红外和紫外特征进行选择 and 提取, 利用 RBFNN 分类器和上述两类特征分别进行污秽等级识别, 使用 D-S 证据理论对识别结果进行决策级融合, 得到最终的污秽状态识别结果。与单独利用红外或紫外特征进行识别相比, 信息融合技术能够充分利用两类特征的互补信息, 更加全面地反映绝缘子污秽状态, 融合后的识别准确率有显著提高, 为输电线路污闪防治工作提供了新的方法。

参考文献

- [1] Krystian L Chrzan, Wallace L Vosloo, Jacobus P Holtzhausen. Leakage current on porcelain and silicone insulators under sea or light industrial pollution[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(3): 2051-2252.
- [2] Joon Young Park, Jae Kyung Lee, Byung Hak Cho, et al. Development of insulator diagnosis algorithm using least-square approximation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(1): 3-12.
- [3] Yao Chenguo, Wang Jian, Li Chengxiang, et al. The syntactical pattern recognition for the leakage current of transmission-line insulators[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(4): 2244-2250.
- [4] 陈伟根, 夏青, 孙才新, 等. 绝缘子放电区段划分及污秽预测的泄漏电流分形维数研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(13): 121-127.
Chen Weigen, Xia Qing, Sun Caixin, et al. Research on fractal dimension of leakage current for discharge zones dividing and contamination forecasting of insulators[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(13): 121-127.
- [5] 姚陈果, 李璟延, 米彦, 等. 绝缘子安全区泄漏电流频谱特征提取及污秽状态预测[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(30): 1-8.
Yao Chenguo, Li Jingyan, Mi Yan, et al. Abstracting

- frequency spectrum characteristics of insulators leakage current in safety zone to forecast the contamination condition[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(30): 1-8.
- [6] 焦尚彬, 刘丁, 郑岗, 等. 基于最小二乘支持向量机的绝缘子等值附盐密度预测[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(2): 149-153.
Jiao Shangbin, Liu Ding, Zheng Gang, et al. Forecasting the ESDD of insulator based on least squares support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(2): 149-153.
- [7] 陈伟根, 汪万平, 夏青. 绝缘子污秽放电泄漏电流的多重分形特征研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(1): 50-56.
Chen Weigen, Wang Wanping, Xia Qing. Research on Multi-fractal characteristics of leakage current for contamination discharge of insulators[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(1): 50-56.
- [8] 毛颖科, 关志成, 王黎明, 等. 基于泄漏电流脉冲主成分分析的外绝缘污秽状态评估方法[J]. 电工技术学报, 2009, 24(8): 39-45.
Mao Yingke, Guan Zhicheng, Wang Liming, et al. Evaluation of contamination levels of outdoor insulators based on the principal component analysis of leakage current pulses[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(8): 39-45.
- [9] 周兴韬, 王玮, 倪平浩, 等. 高压绝缘子污秽泄漏电流采集装置的设计与实现[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(6): 100-103.
Zhou Xingtao, Wang Wei, Ni Pinghao, et al. Design and implementation of a device for acquiring leakage current on polluted high voltage insulator[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(6): 100-103.
- [10] 范莉, 夏非, 苏浩益, 等. 基于云理论的高压绝缘子污秽状态风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(15): 57-62.
Fan Li, Xia Fei, Su Haoyi, et al. Risk assessment of high voltage insulator contamination condition by cloud theory[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 57-62.
- [11] 何洪英, 姚建刚, 蒋正龙, 等. 利用红外图像特征和 RBPNN 识别不同湿度条件下绝缘子的污秽等级[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(8): 117-123.
He Hongying, Yao Jiangang, Jiang Zhenglong, et al. Contamination grades recognition of insulators under different humidity using infrared image features and RBPNN[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(8): 117-123.
- [12] 李佐胜, 李文利, 姚建刚, 等. 应用绝缘子红外热像处理的现场污秽等级检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(4): 132-138.
Li Zuosheng, Li Wenli, Yao Jiangang, et al. On-site detection of pollution level of insulators based on infrared-thermal-image processing[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(4): 132-138.
- [13] 李和明, 王胜辉, 律方成, 等. 基于放电紫外成像参量的绝缘子污秽状态评估[J]. 电工技术学报, 2010, 25(12): 22-29.
Li Heming, Wang Shenghui, Lü Fangcheng, et al. Contamination condition evaluation insulators based on discharge ultraviolet imaging parameters[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(12): 22-29.
- [14] Edson G da Costa, Tarso V Ferreira, Max G G Neri, et al. Characterization of polymeric insulators using thermal and UV imaging under laboratory conditions [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2009, 16(4): 985-992.
- [15] Vitelli M, Tucci V, Petrarca C. Temperature distribution along an outdoor insulator subjected to different pollution levels[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2000, 7(3): 416-423.
- [16] B Subba Reddy, G R Nagabhushana. Study of temperature distribution along an artificially polluted insulator string[J]. Plasma Science & Technology, 2003, 5(2): 1715-1720.
- [17] 熊兰, 刘钰, 姚树友, 等. 污秽绝缘子紫外在线监测系统[J]. 电工技术学报, 2010, 25(7): 186-191.
Xiong Lan, Liu Yu, Yao Shuyou, et al. Ultraviolet on-line monitoring system for contamination insulators [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(7): 186-191.
- [18] 汪金刚, 林伟, 何为, 等. 基于紫外脉冲法与 SMS 的绝缘子污秽实时监测系统[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(3): 95-99.
Wang Jingang, Lin Wei, He Wei, et al. Real-time monitoring system for insulator surface based on ultra-violet pulse detection and SMS[J]. Power

- System Protection and Control, 2011, 39(3): 95-99.
- [19] 杨建, 杨静宁, 叶晖. Fisher 线性鉴别分析的理论研究及其应用[J]. 自动化学报, 2003, 29(4): 481-493.
Yang Jian, Yang Jingning, Ye Hui. Theory of Fisher linear discriminant analysis and its application[J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(4): 481-493.
- [20] 李楠, 张云燕, 李言俊, 等. 基于 KPCA 冗余检测的故障识别算法[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(10): 2079-2088.
Li Nan, Zhang Yunyan, Li Yanjun, et al. Fault identification algorithm by redundancy supervision based on KPCA method[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(10): 2079-2088.
- [21] 徐春梅, 张浩, 彭道刚. 基于改进 D-S 的汽轮机组继承故障诊断研究[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(10): 2190-2199.
Xu Chunmei, Zhang Hao, Peng Daogang. Fault diagnosis method based on improved D-S evidential theory for turbine generator unit[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(10): 2190-2199.
- [22] 李先锋, 朱伟兴, 花小鹏, 等. 基于 D-S 证据理论的决策级多特征融合苹果分级方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(6): 188-192.
Li Xianfeng, Zhu Weixing, Hua Xiaopeng, et al. Multi-feature decision fusion method based on D-S evidence theory for apple grading[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(6): 188-192.

作者简介

金立军 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为电气设备在线检测与故障诊断。

张 达 男, 1985 年生, 博士研究生, 研究方向为电气设备故障诊断。