

# 基于图像色彩特征融合的绝缘子污秽等级检测

金立军<sup>1</sup>, 张 达<sup>1</sup>, 段绍辉<sup>2</sup>, 姚森敬<sup>2</sup>

(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, 广东 深圳 518010)

**摘要:** 针对绝缘子污秽状态非接触检测问题, 提出基于可见光图像 RGB(red green blue)和 HSI(hue saturation intensity)空间信息特征级融合的污秽等级检测方法. 利用最佳熵阈值分割法(OET)提取绝缘子盘面区域, 分别在 RGB 和 HSI 色彩空间进行特征计算, 根据 Fisher 准则进行特征选择, 得到有效表征污秽状态的特征量, 利用核主元分析(KPCA)对两个色彩空间特征的组合进行降维融合, 得到三维融合特征向量, 结合概率神经网络(PNN)实现污秽等级识别. 实验分析表明, 基于核主元分析的图像信息特征级融合能够全面地反映绝缘子污秽状态, 与单独利用 RGB 或 HSI 特征进行识别相比, 其准确率有显著提高, 可以实现绝缘子污秽等级的有效识别, 为绝缘子污闪防治提供了新的方法.

**关键词:** 绝缘子; 污秽状态; 特征级融合; Fisher 准则; 核主元分析; 概率神经网络

**中图分类号:** TP391.4

**文献标志码:** A

## Contamination Grades Measurement of Insulators Based on Image Color Feature Fusion

JIN Lijun<sup>1</sup>, ZHANG Da<sup>1</sup>, DUAN Shaohui<sup>2</sup>, YAO Senjing<sup>2</sup>

(1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Shenzhen Power Supply Co. Ltd., Shenzhen 518010, China)

**Abstract:** An insulator contamination grades measurement method based on feature level fusion of visible image information in red green blue (RGB) and hue saturation intensity (HSI) color spaces is proposed. Optimal entropic threshold (OET) segmentation algorithm is adopted to segment insulator surface. Features of RGB and HSI color spaces are calculated separately. Meanwhile, feature selection based on Fisher criterion is applied to obtain features which have the ability to represent the contamination grades efficiently. Kernel principal component analysis (KPCA) is adopted to carry out dimensionality reduction fusion of the combination of features and obtain three-dimensional fused features. Probabilistic neural network (PNN) is used to

identify the contamination grades. The experimental results indicate that the feature level fusion of image information based on KPCA has capability to characterize the contamination grades comprehensively. Compared with recognition using RGB or HSI features solely, the proposed method can obtain higher recognition accuracy and realize the contamination grades recognition effectively. A new method for the prevention of pollution flashover is presented.

**Key words:** insulator; contamination grades; feature level fusion; Fisher criterion; kernel principal component analysis (KPCA); probabilistic neural network (PNN)

高压输电线路跨度大、传送距离长, 绝缘子用量巨大. 由于受到空气中尘埃等污染物的长期作用, 绝缘子表面会形成污秽层, 空气湿度较大时染污绝缘子的外绝缘强度会显著下降, 极易发生污闪事故, 造成大面积停电. 根据积污程度对绝缘子进行有针对性的清扫是目前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.

目前, 绝缘子污秽检测方法主要有等值附盐密度法、泄漏电流法<sup>[1-2]</sup>和红外测温法等<sup>[3-6]</sup>. 等值附盐密度法是一种广泛采用的污秽检测方法, 但由于污秽物的采样需要停电、操作复杂, 难以实现绝缘子污秽状态的高效检测. 泄漏电流法通过对绝缘子表面的泄漏电流进行分析, 识别污秽状态或进行闪络预警, 红外测温法利用泄漏电流的生热效应来识别污秽程度, 采用红外成像仪对绝缘子表面温度进行测量, 通过对温度信息进行分析实现污秽状态的识别<sup>[7]</sup>. 本文对可见光图像检测绝缘子污秽状态进行了研究, 提出利用绝缘子图像色彩差异判断污秽等级, 具有无需停电、非接触测量、不受温度、湿度等环境因素影响的优点.

收稿日期: 2013-07-11

基金项目: 国家自然科学基金(51177109)

第一作者: 金立军(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为电气设备故障检测与诊断. E-mail: jinlj@tongji.edu.cn

绝缘子表面污秽程度反映在可见光图像上,表现为色彩的差异. RGB 和 HSI 是两种主要的颜色标准. RGB 颜色标准利用红色(Red)、绿色(Green)、蓝色(Blue)三个分量表示彩色图像, HSI 颜色标准利用色调(Hue)、饱和度(Saturation)、明度(Intensity)三个分量表示彩色图像. 两者从不同角度对图像进行描述, 采用信息融合技术综合利用两种色彩空间的信息, 可以更加全面地表征不同污秽等级绝缘子图像的差异, 降低识别的不确定性, 提高识别准确率. 特征级融合与决策级融合是解决识别问题的两类主要融合方法. 与决策级融合相比, 特征级融合保留了更多原始信息, 其结果更具可信性<sup>[8-10]</sup>. 所以, 本文采用图像信息特征级融合的方法进行绝缘子污秽状态识别, 利用最大熵阈值(OET)分割法提取绝缘子盘面区域, 消除背景和反光的影响, 分别在 RGB 和 HSI 色彩空间进行特征计算并利用 Fisher 准则进行特征选择, 采用具有较强非线性处理能力的核主元分析(KPCA)进行特征融合, 利用概率神经网络(PNN)构建分类器进行模式分类, 实现绝缘子污秽等级的准确识别. 本文算法流程如图 1 所示.

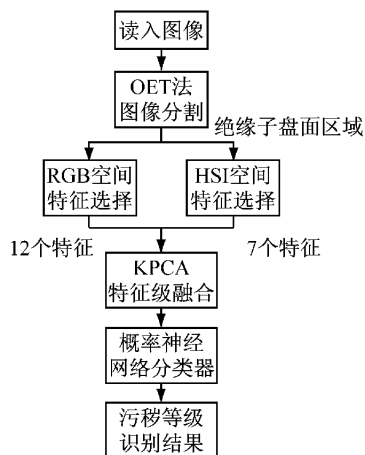


图1 绝缘子污秽等级识别算法流程图

Fig.1 Flow chart of contamination grades recognition algorithm

## 1 绝缘子积污特性分析

为获得足够的研究样本, 分别在深圳供电局辖区内选择腾飞站、宝安站等 7 个 110 kV 变电站, 对主变压器高压侧绝缘套管、低压侧支柱绝缘子以及站内的模拟绝缘子进行拍摄, 所拍摄绝缘子均为褐色瓷质, 拍摄后进行污秽采样与等值盐密(equivalent salt deposit density, ESDD)测试并确定绝缘子污秽等级. 拍摄用相机型号为 SONY A550,

图片像素大小为  $3\ 264 \times 2\ 448$ , 拍摄距离 1.5 m 左右, 通过调整焦距尽量使绝缘子充满整个图片以减少背景的影响, 由于绝缘子上盘面积污最为严重, 以拍摄上盘面为主.

绝缘子污秽等级是根据等值盐密划分的, 分为 0, I, II, III, IV 五个等级, 在所有采样绝缘子中未发现 0 级污秽, 所以本文研究只针对 I ~ IV 级四个污秽等级. 表 1 为绝缘子拍摄信息与相应的污秽等级. 图 2 为不同污秽等级绝缘子图像, 可以看出不同污秽等级绝缘子图像有明显的区别, 污秽等级越高其积灰程度越严重.

表 1 绝缘子等值盐密与污秽等级

Tab.1 ESDD and contamination grades of insulators

变电站	拍摄对象	ESDD/ ( $\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2}$ )	污秽等级
腾飞站	4号主变高压C相套管	0.046 0	I
宝安站	3号主变高压C相套管	0.054 8	I
湖洋站	3号主变低压C相母线绝缘子	0.076 9	II
李朗站	3号主变高压C相套管	0.099 7	II
湾厦站	1号主变高压C相套管	0.160 2	III
潭头站	3号主变中压C相套管	0.175 1	III
海景站	2号主变低压C相母线绝缘子	0.418 0	IV
湾厦站	1号主变低压C相母线绝缘子	0.252 7	IV

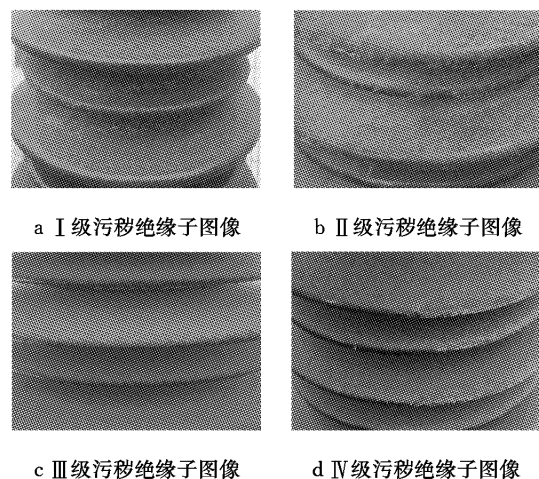


图2 不同污秽等级绝缘子图像

Fig.2 Images of insulators with different contamination grades

## 2 绝缘子图像分割

为了消除拍摄背景对识别的影响, 利用最佳熵阈值法(OET)进行图像分割, 提取绝缘子盘面区域供后续处理与识别所用. OET 分割法的思想是通过分析图像灰度直方图的熵, 找到最佳阈值, 该阈值使图像中目标与背景的信息量最大. 若图像灰度范围

为 $\{0, 1, \dots, L-1\}$ ,假设灰度级低于 $t$ 的像素点构成目标区域(O),灰度级高于 $t$ 的像素点构成背景区域(B),目标区域和背景区域的熵分别定义为

$$H_O(t) = - \sum_i \frac{p_i}{p_t} \lg \frac{p_i}{p_t} \quad (1)$$

式中: $p_i$ 为第 $i$ 个灰度出现的概率, $i=0, 1, \dots, t$ .

$$H_B(t) = - \sum_i \frac{p_i}{1-p_t} \lg \frac{p_i}{1-p_t} \quad (2)$$

式中, $i=t+1, t+2, \dots, L-1$ .熵函数定义为

$$\varphi(t) = H_O(t) + H_B(t) =$$

$$\lg \frac{p_t}{1-p_t} + \frac{H_t}{p_t} + \frac{H_L - H_t}{1-p_t} \quad (3)$$

式中, $H_t = - \sum_i p_i \lg p_i, i = 0, 1, \dots, t; H_L = - \sum_i p_i \lg p_i, i = 0, 1, \dots, L-1$ .

本文将彩色图像转换为灰度图像,使熵函数 $\varphi(t)$ 最大的灰度值即为分割阈值.OET法分割效果如图3所示,黑色区域为被去掉的背景.

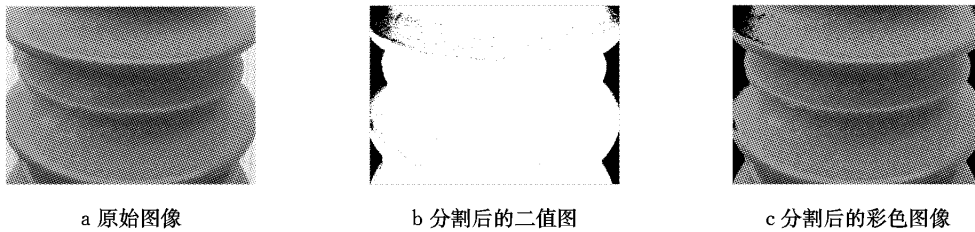


图3 OET法分割效果图

Fig.3 Result of OET segmentation algorithm

### 3 绝缘子图像特征计算与选择

#### 3.1 RGB和HSI色彩空间特征计算

在RGB和HSI色彩空间分别计算每个分量的均值、中值、最大值、最小值、极差、方差、偏度、峭度、能量、熵等10个特征作为原始特征量,部分特征的计算公式如下:

$$\text{均值} \quad r_{av} = \sum_i t(i) p_t(i) \quad (4)$$

$$\text{方差} \quad r_{var} = \sum_i [t(i) - r_{av}]^2 p_t(i) \quad (5)$$

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

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

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

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

#### 3.2 基于Fisher判据的特征选择

为了寻找可以有效表征不同污秽等级绝缘子图像特征的特征量,需要对RGB和HSI空间的特征量进行特征选择,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.本文采用Fisher准则进行特征选择,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<sup>[11]</sup>.

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 $S_w^{(k)}$ 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

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

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

式中: $x^{(k)}, m_i^{(k)}, m^{(k)}$ 分别表示样本 $x$ 、第 $i$ 类样本的均值、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

$$J_F(k) = \frac{S_b^{(k)}}{S_w^{(k)}} \quad (12)$$

其中, $J_F$ 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,说明该维特征的区别度越好.

### 4 基于核主元分析的特征融合

对经过特征选择得到的RGB和HSI特征进行融合,可以获得更为丰富的信息,提高识别精度.简单的特征级融合方法是将两类特征串行组合,但组合特征的高维性和冗余性会增加分类器的运算时间并降低识别能力.核主元分析(KPCA)具有较强降维融合和消除冗余的能力,对组合特征应用KPCA,可得到具有较强分类能力的核主元融合特征<sup>[12]</sup>.

KPCA通过非线性映射将输入矢量映射到一个高维特征空间,使其具有更好的可分性,然后对高维空间中的映射数据作线性主元分析,进而得到数据

的非线性主元.

设原输入空间  $R$  中的向量  $\mathbf{x}_k \in R_{M \times 1}, k = 1, 2, \dots, N$  通过非线性映射  $\varphi$  映射到特征空间  $F$ . 假设映射数据是零均值的, 则映射数据的协方差矩阵可以表示为<sup>[13]</sup>

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi(\mathbf{x}_n) \varphi(\mathbf{x}_n)^T \quad (13)$$

对  $\mathbf{C}$  进行特征向量分析, 可得  $\mathbf{C} \mathbf{v}_i = \lambda_i \mathbf{v}_i, i$  表示特征值与特征向量个数, 结合式(13)可得

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi(\mathbf{x}_n) [\varphi(\mathbf{x}_n) \cdot \mathbf{v}_i] = \lambda_i \mathbf{v}_i \quad (14)$$

其中 
$$\mathbf{v}_i = \sum_{n=1}^N \alpha_{in} \varphi(\mathbf{x}_n) \quad (15)$$

代入式(14)可得

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varphi(\mathbf{x}_n) \varphi(\mathbf{x}_n)^T \sum_{m=1}^N \alpha_{in} \varphi(\mathbf{x}_m) = \lambda_i \sum_{n=1}^N \alpha_{in} \varphi(\mathbf{x}_n) \quad (16)$$

定义核矩阵  $\mathbf{K}$ , 其中

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m) = [\varphi(\mathbf{x}_n) \cdot \varphi(\mathbf{x}_m)] = \varphi(\mathbf{x}_n)^T \varphi(\mathbf{x}_m) \quad (17)$$

式(16)两边同乘以  $\varphi(\mathbf{x}_l)^T$  可得

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_n) \sum_{m=1}^N \alpha_{in} K(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m) = \lambda_i \sum_{n=1}^N \alpha_{in} K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_n) \quad (18)$$

式(18)可以表示为  $\mathbf{K} \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}_i = \lambda_i N \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}_i$ , 可简化为

$$\mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}_i = \lambda_i N \boldsymbol{\alpha}_i \quad (19)$$

式中,  $\boldsymbol{\alpha}_i$  是由  $\alpha_{in}$  组成的  $N$  维列向量. 要求的核主元向量可通过下式计算得到:

$$y_i(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})^T \mathbf{v}_i = \sum_{n=1}^N \alpha_{in} K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n) \quad (20)$$

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(19)中的  $\mathbf{K}$  用  $\bar{\mathbf{K}}$  来替代, 其中

$$\bar{\mathbf{K}} = \mathbf{K} - \mathbf{I}_N \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{I}_N + \mathbf{I}_N \mathbf{K} \mathbf{I}_N \quad (21)$$

式中,  $\mathbf{I}_N$  是一个所有元素均为  $1/N$  的  $N \times N$  维矩阵.

核方法利用核函数代替内积运算, 实现了算法的简化, 并避免了映射函数  $\varphi$  没有显式表达式的问题. 高斯径向基核函数的分类效果最好, 应用也最为广泛, 其公式为

$$K(x, y) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (22)$$

式中, 参数  $\sigma$  取值为 1. 特征向量个数的选择以主成分累积贡献率  $\gamma_k$  为评价指标, 主成分贡献率  $\rho_i$  及主

成分累积贡献率如下式<sup>[14]</sup>:

$$\rho_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^N \lambda_j}, i = 1, 2, \dots, N \quad (23)$$

$$\gamma_k = \sum_{i=1}^k \rho_i, k = 1, 2, \dots, N \quad (24)$$

其中,  $k$  为拟选择特征向量的维数. 主成分贡献率  $\rho_i$  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.

## 5 基于概率神经网络的分类器设计

概率神经网络 (PNN) 是由径向基神经网络 (RBF) 发展而来的一种网络, 具有结构简单, 分类准确性高等特点, 被广泛地应用于数据分类<sup>[15]</sup>. PNN 包括输入层、隐含层和输出层, 隐含层的传递函数为高斯径向基函数, 输出层是竞争层, 它通过竞争传递函数计算每个模式类别的出现概率, 概率最大的模式类别输出为 1, 否则为 0, 以此来表示对输入模式的分类. PNN 的结构如图 4 所示.

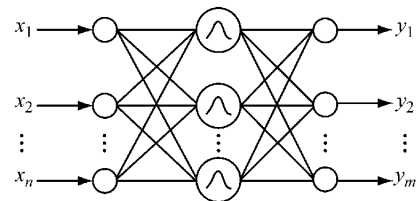


图 4 概率神经网络结构图

Fig.4 Structure of probabilistic neural network

PNN 的隐含层神经元个数与输入样本个数相同, 输出层神经元个数与样本的类别个数相同. PNN 可以得到贝叶斯估计的最优结果, 训练速度也明显快于 BP 神经网络. 本文选用 PNN 对融合后的特征进行处理, 实现绝缘子污秽状态的识别.

## 6 实验结果与分析

### 6.1 RGB 色彩空间特征计算与特征选择

对 I, II, III, IV 级污秽绝缘子图像, 每级分别计算 60 个样本在 R, G, B 三个分量上的均值、中值等 10 个特征, 得到 30 组特征量. 为了提高分类器运算速度, 需要对每组特征量进行归一化, 归一化公式如下:

$$\bar{r}_i^{(k)} = \frac{r_i^{(k)} - r_{\min}^{(k)}}{r_{\max}^{(k)} - r_{\min}^{(k)}} \quad (25)$$

对于 R,G,B 三个分量的特征来说,  $k$  表示特征组数,  $i$  表示样本编号. 对归一化后的 30 组特征计算类间方差、类内方差和 Fisher 准则函数  $J_F$ . R,G,B 三个分量各特征的  $J_F$  值对比如表 2 所示.

表 2 RGB 空间特征值 Fisher 函数对比  
Tab.2 Fisher criterions of RGB features

特征量	$J_F$		
	R	G	B
均值	2.49	2.38	2.84
中值	1.96	1.99	2.12
最大值	2.63	1.48	0.28
最小值	1.33	2.49	2.15
极差	1.42	1.10	0.05
方差	0.53	0.38	0.63
偏度	0.82	3.01	2.03
峭度	0.13	1.96	1.99
熵	0.93	0.44	0.58
能量	2.24	2.19	2.23

$J_F$  值越大, 该特征的分类效果越好. 通过对比表 2 各特征, 选择 R 均值、R 最大值、R 能量、G 均值、G 最小值、G 偏度、G 能量、B 均值、B 中值、B 最小值、B 偏度、B 能量等 12 个  $J_F > 2$  的特征作为描述污秽状态的特征量.

### 6.2 HSI 色彩空间特征计算与特征选择

对 I, II, III, IV 级污秽绝缘子图像, 每级分别计算 60 个样本在 H,S,I 三个分量上的均值、中值等 10 个特征, 得到 30 组特征量. 对每组特征进行归一化, 归一化公式如式 (25) 所示. 对归一化后的 30 组特征计算类间方差、类内方差和 Fisher 准则函数  $J_F$ . H,S,I 三个分量各特征的  $J_F$  值对比如表 3 所示.

表 3 HSI 空间特征值 Fisher 函数对比  
Tab.3 Fisher criterions of HSI features

特征量	$J_F$		
	H	S	I
均值	3.30	1.45	0.69
中值	3.11	2.32	0.59
最大值	0.57	0.27	0.62
最小值	0	0	1.70
极差	0.41	0.31	0.29
方差	2.06	0.20	0.70
偏度	2.63	2.11	3.19
峭度	1.21	0.14	1.40
熵	0.16	0.09	0.79
能量	1.73	0.31	0.89

通过对比各特征值的  $J_F$  值, 选择 H 均值、H 中

值、H 方差、H 偏度、S 中值、S 偏度、I 偏度等 7 个  $J_F > 2$  的特征作为描述污秽状态的特征量.

### 6.3 基于特征融合的污秽状态识别

利用特征选择得到的 RGB 空间 12 个特征和 HSI 空间 7 个特征组成特征向量, 利用 KPCA 进行降维融合, 得到核主元融合特征. 融合特征的前四个核主元累积贡献率如表 4 所示, 核主元个数为 3 时累积贡献率在 90% 以上, 可以对污秽等级作出较为准确的描述. 每级样本各选 40 个绘制三维特征分布图如图 5 所示.

表 4 核主元累积贡献率

Tab.4 Cumulative of kernel principal components		
核主元个数	贡献率/%	累积贡献率/%
1	47.00	47.00
2	29.47	76.47
3	14.70	91.17
4	2.85	94.02

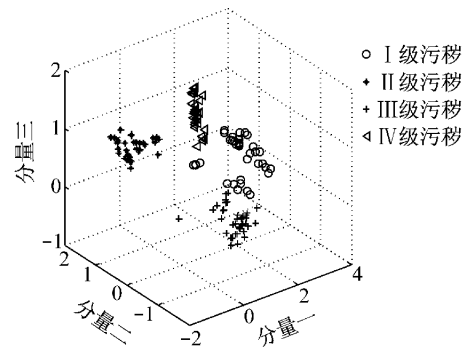


图 5 三维特征分布图

Fig.5 Distribution of three-dimension features

可以看出, 由 KPCA 得到的三维核主元可以较好地地区分四个不同的污秽等级, 其中 II 级和 IV 级的区分效果较好, I 级和 III 级整体可分但有部分样本重合.

为了对比分析特征融合对于分类准确率的提高作用, 分别利用 KPCA 提取 RGB 色彩空间的 12 个特征和 HSI 色彩空间的 7 个特征的三维核主元. 定义平均类间可分性参数如下:

$$\rho = \frac{1}{s(s+1)} \sum_{i=1}^{s-1} \sum_{j=i+1}^s \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{d_{ij}}{r_i + r_j}\right) \right\} \quad (26)$$

式中:  $s$  为模式类别数即污秽等级数, 本文为 4;  $d_{ij}$  为第  $i$  类模式与第  $j$  类模式的类间距离;  $r_i, r_j$  分别为第  $i, j$  类模式中样本与模式中心间的最大距离. 可分性参数用来度量给定特征样本集的可分性大小.

RGB 和 HSI 色彩空间以及融合后的三维核主元的可分性参数对比如表 5 所示. 信息融合技术综合利用了 RGB 和 HSI 色彩空间的特征信息, 在特征

维数相同的情况下,融合特征具有比单一色彩空间特征更好的可分性.

表 5 可分性参数对比

Tab.5 Comparison of separability parameters

特征	核主元个数		
	1	2	3
RGB	0.145 5	0.177 6	0.180 3
HSI	0.153 5	0.178 6	0.179 1
融合	0.182 2	0.218 5	0.235 0

本文算法运算采用的计算机 CPU 型号为 Intel (R) Core (TM) i5-2430M,主频为 2.4 GHz,内存 6 GB. 基于 MATLAB 2012 GUI 模块构建可视化界面,建立实现绝缘子污秽状态识别的软件系统,系统界面如图 6 所示.

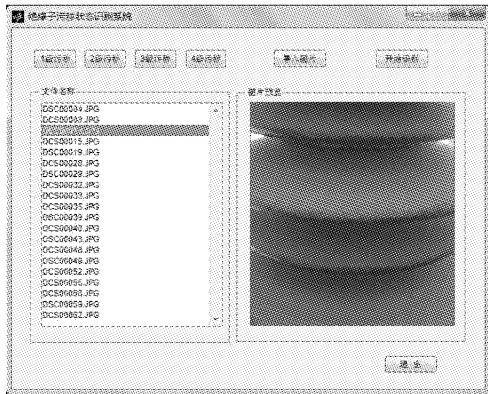


图 6 软件系统界面

Fig.6 Interface of the software system

以每级 60 个训练样本融合后三维核主元为输入,对应污秽等级为输出,对 PNN 神经网络进行训练,训练时间为 0.671 0 s,并对 30 个测试样本进行识别. 输入层神经元个数与输入核主元维数相同为 3,隐含层神经元个数与训练样本个数相同,输出层神经元个数与污秽等级个数相同为 4. 与此同时,分别以每级 60 个训练样本的 RGB 和 HSI 色彩空间三维核主元作为训练样本,对 PNN 神经网络进行训练,网络结构如上所述,训练时间为 0.669 9 s 和 0.696 3 s,并对 30 个测试样本进行识别,识别结果如表 6 所示.

识别正确率定义如下:

$$P_i = \frac{N_i}{N_{\text{sum}}} \times 100\% \quad (27)$$

式中: $N_i$  为正确识别样本数; $N_{\text{sum}}$  为样本总数; $i=1, 2, 3$  分别表示 RGB, HSI 和融合后的三维核主元.

可见,同样采用 PNN 分类器进行污秽等级识

表 6 污秽等级识别结果

Tab.6 Result of contamination grades recognition

污秽等级	实际数量	正确识别个数		
		RGB	HSI	融合
I	30	23	25	28
II	30	22	24	28
III	30	23	23	27
IV	30	25	26	29
正确率/%		77.5	81.67	93.33

别,单独利用 RGB 和 HSI 空间特征的识别正确率均不理想,分别为 77.5%和 81.67%,采用 KPCA 进行特征级融合的识别正确率达到 93.33%,由于利用了比单一色彩空间特征更多的有效信息,降低了识别的不确定性,提高了识别的准确率.

通过对识别结果进行分析发现,识别的准确性与拍摄角度关系密切,如图 7 所示,与支柱绝缘子轴线夹角为 45°左右拍摄的上盘面图像识别效果较好,与轴线夹角过大或过小会导致识别率降低. 由于下盘面的积污程度明显低于上盘面,不能反映绝缘子的整体污秽状态,下盘面图像不具有识别污秽等级的能力.

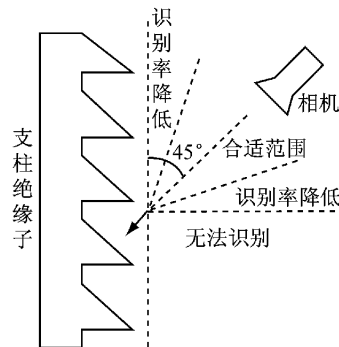


图 7 绝缘子拍摄角度

Fig.7 Shooting angle of insulator

## 7 结论

为了解决绝缘子污秽状态的非接触检测问题,提出利用可见光图像信息实现绝缘子污秽等级识别. 同时,为了提高识别的准确性,利用 KPCA 对现场拍摄绝缘子图像的 RGB 和 HSI 色彩空间信息进行了特征级融合,得到能够有效表征污秽状态的融合特征,结合 PNN 分类器实现了绝缘子污秽等级的准确识别. 利用本文方法对多个变电站现场拍摄得到的大量图片进行处理,结果表明, KPCA 具有较强的非线性处理能力,能够综合利用不同来源信息,提取低维融合特征,是一种有效的特征级融合方法. 与

融合前的RGB和HSI色彩空间特征相比,融合特征充分利用两类特征的信息,能够更加全面地反映绝缘子污秽状态,具有更好的可分性,污秽等级识别正确率得到明显提高。

#### 参考文献:

- [1] Amarh F, Karady G G, Sundararajan R. Linear stochastic analysis of polluted insulator leakage current [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2002, 17(4):1063.
- [2] Park Joonyoung, Lee Jaekyung, Cho Byunghak, et al. Development of insulator diagnosis algorithm using least-square approximation [J]. IEEE Transaction on Power Delivery, 2012, 27(1):3.
- [3] JIANG Xingliang, SHI Yan, SUN Caixin, et al. Evaluating the safety condition of porcelain insulators by the time and frequency characteristics of LC based on artificial pollution tests [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2010, 17(2):481.
- [4] DU Boxue, LIU Yong. Frequency distribution of leakage current on silicon rubber insulator in salt-fog environments [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(3):1458.
- [5] DU Boxue, LIU Yong, LIU H J, et al. Recurrent plot analysis of leakage current for monitoring outdoor insulator performance [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2009, 16(1):139.
- [6] 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.  
HE Hongying, YAO Jiangang, JIANG Zhenlong, 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.
- [7] 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.  
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.
- [8] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2010.  
HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, DUAN Zhansheng, et al. Multisource information fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [9] 刘镛,孙冬梅,裘正定.一种基于关系度量融合框架的说话人认证特征级融合算法[J].自动化学报,2011,37(12):1503.  
LIU Di, SUN Dongmei, QIU Zhengding. Feature level fusion based on speaker verification via relation measurement fusion framework [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(12):1503.
- [10] 朱旭峰,马彩文,刘波.基于特征级融合和支持向量机的飞机识别[J].光电子·激光,2011,22(11):1710.  
ZHU Xufeng, MA Caiwen, LIU Bo. Aircraft recognition scheme based on feature fusion and support vector machine [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2011, 22(11):1710.
- [11] 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.  
YANG Jian, YANG Jingyu, YE Hui. Theory of Fisher linear discriminant analysis and its application [J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(4):481.
- [12] 李学军,李平,蒋玲莉,等.基于异类信息特征融合的异步电机故障诊断[J].仪器仪表学报,2013,34(1):228.  
LI Xuejun, LI Ping, JIANG Lingli, et al. Fault diagnosis method of asynchronous motor based on heterogeneous information feature fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1):228.
- [13] 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.  
LI Nan, ZHANG Yunyan, LI Yanjun. Fault identification algorithm by redundancy supervision based on KPCA method [J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(10):2079.
- [14] 李魏华,廖广兰,石铁林.核函数主元分析及其在齿轮故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2003,39(8):65.  
LI Weihua, LIAO Guanglan, SHI Tielin. Kernel principal component analysis and its application in gear fault diagnosis [J]. Chinese journal of mechanical engineering, 2003, 39(8):65.
- [15] 何洪英.基于红外热像及人工智能的绝缘子污秽等级识别方法[D].长沙:湖南大学,2006.  
HE Hongying. Research of insulator contamination grades detection method based on infrared image and artificial intelligence [D]. Changsha: Hunan University, 2006.