

基于双向二维最大间距准则的 局部放电灰度图像特征提取

唐炬¹, 魏钢¹, 李伟², 张晓星¹

(1. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室(重庆大学), 重庆市 沙坪坝区 400044;
2. 咸宁供电公司, 湖北省 咸宁市 437100)

Partial Discharge Gray Image Feature Extraction Based on Bi-directional Two-Dimensional Maximum Margin Criterion

TANG Ju¹, WEI Gang¹, LI Wei², ZHANG Xiaoxing¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology(Chongqing University), Shapingba District, Chongqing 400044, China; 2. Xianning Power Supply Company, Xianning 437100, Hubei Province, China)

ABSTRACT: In allusion to the recognition of insulation defect in intermediate joint of XLPE cable, a novel method to extract the feature of partial discharge (PD) grey image based on bi-directional two-dimensional maximum margin criterion (MMC) is proposed. According to the proposed method, firstly based on MMC the obtained PD grey image is projected in two directions, i.e., the horizontal direction and vertical direction, to extract discriminating vectors for different kinds of grey images, then the nearest neighbor classifier is chosen to classify the PD to recognize different insulation defects in intermediate joint of XLPE cable. The proposed method solves the difficulty of high dimension of grey image feature of PD and less samples to be recognized. The comparative recognition results of PD signals due to four kinds of typical insulation defects of intermediate joint of XLPE cable show that as for the performances in extraction speed of PD feature and recognition rate the proposed method is better the commonly used principal component analysis (PCA) and Fisher discriminant analysis (FDA).

KEY WORDS: XLPE cable; partial discharge gray image; maximum margin criterion (MMC); linear discriminant analysis; two-dimensional discriminant analysis

摘要: 针对高压交联聚乙烯电力电缆中间接头绝缘缺陷的辨识问题, 提出一种局部放电灰度图像特征提取的双向二维最大间距准则方法, 对获取的局部放电灰度图像从水平和垂直2个方向进行投影, 得到了不同类别灰度图的鉴别矢量, 选

用最近邻分类器进行局部放电分类, 以辨识电缆中间接头出现的不同绝缘缺陷。该方法解决了局部放电灰度图像特征提取维数大、识别样本少的难题。在对实验室4种典型电缆接头绝缘缺陷产生的PD信号进行对比辨识表明, 其局部放电特征提取的速度和绝缘缺陷的识别率优于常用的主成分分析或Fisher鉴别分析方法。

关键词: XLPE 电缆; 局部放电灰度图像; 最大间距准则; 线性鉴别分析; 二维鉴别分析

0 引言

局部放电(partial discharge, PD)信号在一定程度上能有效反映电气设备绝缘状况; 但要准确掌握设备内部绝缘缺陷类型和程度, 必须提高对PD的识别率。因此, 首先需要能准确描述信号的特征量, 即特征量提取是PD模式识别的主要难点^[1]。通常特征提取方法主要分为2大类: 时域分析法和统计分析法。时域分析法针对高速采集一次放电产生的时域脉冲所得到的波形特征或相应的变换结果进行特征提取; 但由于PD信号在传输过程中的衰减变形和受现场严重电磁干扰等原因, 准确提取其特征量非常困难, 致使该方法在实际应用中效果不佳。统计分析法采用具有一定概率分布的统计参数来描述PD特征, 常用的有基于 ϕ - q - n 三维分布图的统计分析法^[2]、基于二维分布图的统计分析法^[3]、分形维数法^[4]、灰度图直接识别^[5]等; 但由于需要提取的特征参数较多和识别样本较少等原因^[6], 致使其在实际应用中识别率不高。

主成分分析(principal component analysis,

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973项目)(2009CB-724506); 教育部全国优秀博士学位论文作者基金项目(200749)。

The National Basic Research Program of China (973 Program) (2009CB724506); Project Supported by Foundation for Authors of National Excellent Doctoral Dissertation of Ministry of Education in China(200749).

PCA)、Fisher 鉴别分析(Fisher discriminant analysis, FDA)等一维鉴别分析(one-dimensional discriminant analysis, 1DDA)是经典的特征提取方法, 常用于 PD 特征量的降维, 目前发展出了相应的二维算法^[7-11], 它具有不破坏数据的原始结构、计算量更小、特征提取速度和效率更高的特点。在人脸识别中, 文献[12]提出了一种基于最大间距准则(maximum margin criterion, MMC)的特征提取方法, 较好地解决了线性鉴别分析中类内散布矩阵为奇异矩阵的问题, 即模式识别中“小样本”问题。文献[13]研究了图像的双向二维投影方法, 该方法在保证识别率较高的前提下, 使特征提取速度得到了明显提高。

本文针对利用 PD 灰度图像识别电力电缆绝缘缺陷样本少、特征提取速度慢和识别率低的难题, 提出一种 PD 灰度图特征量提取的双向二维最大间距准则(two-direction two-dimensional maximum margin criterion, (2D)²MMC)的方法, 用最大间距准则对 PD 灰度图像从水平、垂直 2 个方向进行双向二维投影, 将投影后的图像数据作为识别绝缘缺陷的特征量, 再用最近邻分类器实现模式识别。通过对实验室获取的 4 种 PD 灰度图像识别表明, 其特征量提取的运算速度和绝缘缺陷的识别率均优于常用的主成分分析和 Fisher 鉴别分析方法。

1 PD 双向二维鉴别分析

1.1 二维鉴别分析

电缆缺陷产生的 PD 灰度图是完整表达 PD 信息的一种统计谱图, 它含有 PD 相位、幅值和放电次数等信息, 可直接以整个灰度图数据作为有效区分各类缺陷的特征量, 比目前应用统计参数法进行识别有着明显的优势。

二维鉴别分析(two-dimensional discriminant analysis, 2DDA)^[11]是用于图像特征提取的一种向前图像处理技术, 与一维鉴别分析不同, 它是基于二维矩阵进行分析, 即图像矩阵不需要事先转化成向量, 图像散布矩阵能够直接由原始图像矩阵构建, 具有散布矩阵小的特点, 明显优点有: 1) 更易精确地计算出图像的类内、类间和总体散布矩阵; 2) 提取鉴别矢量花费的时间少; 3) 保留了图像数据原始拓扑结构; 4) 类间散布矩阵是非奇异的。

1.2 双向二维鉴别分析

双向 Fisher 二维鉴别(two-direcicon two-

dimensional Fisher discriminant analysis, (2D)²FDA)是 2DDA 的发展, 它对图像从水平、垂直方向进行投影, 求得不同缺陷类型的鉴别矢量。(2D)²FDA 的准则定义为

$$\begin{cases} \mathbf{W}_{\text{FDA}_R} = \arg \max_{\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times n}, \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}_{n_r}} (|\mathbf{W}^T \mathbf{R}_b \mathbf{W}| / |\mathbf{W}^T \mathbf{R}_w \mathbf{W}|) \\ \mathbf{W}_{\text{FDA}_C} = \arg \max_{\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{m \times m}, \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}_{n_c}} (|\mathbf{W}^T \mathbf{C}_b \mathbf{W}| / |\mathbf{W}^T \mathbf{C}_w \mathbf{W}|) \end{cases} \quad (1)$$

(2D)²FDA 的 2 个最优灰度图像投影矩阵的计算方法与二维 Fisher 鉴别分析(two-dimensional Fisher discriminant analysis, 2DFDA)类似。即 $\mathbf{W}_{\text{FDA}_R}$ 选取 $\mathbf{R}_b \mathbf{R}_w^{-1}$ 的 n_r 个较大特征值对应的特征矢量组成的投影矩阵; $\mathbf{W}_{\text{FDA}_C}$ 选取 $\mathbf{C}_b \mathbf{C}_w^{-1}$ 的 n_c 个较大特征值对应的特征矢量组成的投影矩阵。该双向二维灰度图像投影过程可由图 1 来形象表示, 可以看出, 双向二维鉴别分析分为 2 个方向的鉴别分析, 即水平方向和垂直方向鉴别分析。

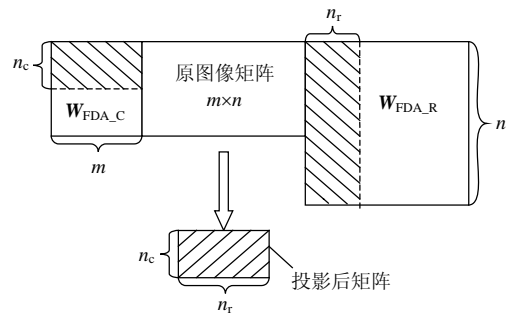


图 1 图像双向二维投影示意

Fig. 1 Schematic of image two-direction projection

1) 水平方向二维鉴别分析。以 2DFDA 算法为例, 二维灰度图像样本中第 i 类训练样本的平均矩阵 \mathbf{M}_i 、全体样本的平均矩阵 \mathbf{M} 、类间散布矩阵 \mathbf{R}_b 和类内散布矩阵 \mathbf{R}_w 分别定义为

$$\mathbf{M}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{A}_j, \quad j=1, 2, \dots, c \quad (2)$$

$$\mathbf{M} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{A}_i \quad (3)$$

$$\mathbf{R}_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c N_i (\mathbf{M}_i - \mathbf{M})^T (\mathbf{M}_i - \mathbf{M}) \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{A}_j^i - \mathbf{M}_i)^T (\mathbf{A}_j^i - \mathbf{M}_i) \quad (5)$$

式中: c 为样本类别的数目; N 为灰度图总训练样本总数; N_i 为第 i 类训练样本的数目; \mathbf{A}_j^i 为第 i 类的第 j 个训练样本矩阵(阶数为 $m \times n$); \mathbf{A}_i 为总训练样本的第 i 个样本矩阵; \mathbf{R}_b 、 \mathbf{R}_w 阶数为 $n \times n$, 水平方向 2DFDA 的准则定义为

$$J(\mathbf{W}_{2DFDA}) = \arg \max_{\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{d \times d}, \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}_d} \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{R}_b \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{R}_w \mathbf{W}|} \quad (6)$$

为使投影后的线性鉴别特征具有最优的 PD 缺陷类型区分能力, 最优投影向量 \mathbf{W}_{2DFDA} 应使得准则函数 J 最大。可通过求取广义线性方程特征矢量与特征值的问题求取 2DFDA 的最优投影矩阵 \mathbf{W}_{2DFDA} , 即

$$\mathbf{R}_b \mathbf{R}_w^{-1} \mathbf{W}_i = \lambda_i \mathbf{W}_i \quad (7)$$

式中: λ_i 为 $\mathbf{R}_b \mathbf{R}_w^{-1}$ 的特征值; \mathbf{W}_i 为其对应的特征向量。选取 $\mathbf{R}_b \mathbf{R}_w^{-1}$ 的 d 个较大特征值对应的特征矢量 $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_d$ 作为投影方向, 可得最优投影矩阵:

$$\mathbf{W}_{2DFDA} = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_d] \quad (8)$$

这种投影方法实际上是对灰度图像矩阵从水平方向进行投影, 即对 PD 灰度图的相位信息进行压缩, 如图 2(a)所示。

2) 垂直方向二维鉴别分析。定义垂直方向的二维类间散布矩阵 \mathbf{C}_b , 类内散布矩阵 \mathbf{C}_w :

$$\mathbf{C}_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c N_i (\mathbf{M}_i - \mathbf{M})(\mathbf{M}_i - \mathbf{M})^T \quad (9)$$

$$\mathbf{C}_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{A}_j^i - \mathbf{M}_i)(\mathbf{A}_j^i - \mathbf{M}_i)^T \quad (10)$$

式中 \mathbf{C}_b 、 \mathbf{C}_w 阶数为 $m \times m$ 。

垂直方向 2DFDA 的准则定义和最优投影矩阵计算方法与水平方向 2DFDA 类似。垂直方向投影示意图如图 2(b)所示, 它可进一步降维, 即对 PD 灰度图的幅值信息进行压缩。

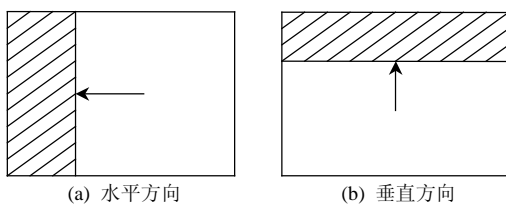


图 2 2DFDA 的水平和垂直方向投影示意

Fig. 2 Illustration of horizontal 2DFDA transform and vertical 2DFDA transform

本质上, 1DDA 是从整个图像数据寻找鉴别矢量, 而 $(2D)^2DA$ 是在不改变图像原始拓扑结构的前提下, 从图像的水平 and 垂直方向来寻找鉴别矢量值, 再对图像进行投影降维, 这不仅解决了图像识别中维数危机, 消除类内散度矩阵的奇异性, 还能最大限度地保持原有样本模式的结构分布。

由于准则定义的散布矩阵的大小是影响特征提取速度的关键。1DDA 定义的散布矩阵阶数为 $mn \times mn$, 其计算的复杂度为 $\mathcal{O}(m^3 \times n^3)$; 而 $(2D)^2DA$ 定义的散布矩阵阶数为 $n \times n$ 和 $m \times m$, 计算的复杂度

仅为 $\mathcal{O}(m^3 + n^3)$, 因此 $(2D)^2DA$ 的鉴别矢量提取速度可大幅提高, 最后原始 $m \times n$ 维图像压缩成 $n_c \times n_r$ 维。

2 双向二维最大间距准则算法实现

2.1 最大间距准则

MMC 也属于一维鉴别分析, MMC 的目标是寻找一个投影矩阵使得不同类别的间距最大化, 其函数定义如下:

$$J(\mathbf{W}_{MMC}) = \arg \max_{\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{d \times d}, \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}_d} T_r(\mathbf{W}^T \mathbf{S}_b \mathbf{W} - \mathbf{W}^T \mathbf{S}_w \mathbf{W}) = \sum_{i=1}^d \boldsymbol{\varphi}_i^T (\mathbf{S}_b - \mathbf{S}_w) \boldsymbol{\varphi}_i \quad (11)$$

同理, 可通过解广义线性方程特征矢量与特征值的问题求 MMC 算法的最优投影矩阵 \mathbf{W}_{MMC} , 即

$$(\mathbf{S}_b - \mathbf{S}_w) \boldsymbol{\varphi}_i = \lambda_i \boldsymbol{\varphi}_i \quad (12)$$

式中: λ_i 为 $\mathbf{S}_b - \mathbf{S}_w$ 的特征值; $\boldsymbol{\varphi}_i$ 为其对应的特征向量。 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$, 选取 $(\mathbf{S}_b - \mathbf{S}_w)$ 的 d 个较大特征值对应的特征矢量 $\boldsymbol{\varphi}_1, \boldsymbol{\varphi}_2, \dots, \boldsymbol{\varphi}_d$ 作为投影方向, 可得最优投影矩阵:

$$\mathbf{W}_{MMC} = [\boldsymbol{\varphi}_1, \boldsymbol{\varphi}_2, \dots, \boldsymbol{\varphi}_d] \quad (13)$$

MMC 通过最大化特征的类间散度与类内散度之差, 使得同类样本的特征尽量靠拢, 而异类样本的特征尽量远离, 这也正是线性鉴别分析的要求。与 FDA 不同, \mathbf{S}_w 的可逆性对 MMC 获得最优鉴别矢量没有影响, 即寻求最优鉴别矢量 $\boldsymbol{\varphi}_1, \boldsymbol{\varphi}_2, \dots, \boldsymbol{\varphi}_d$ 时, 不需要计算 \mathbf{S}_w^{-1} , 避免灰度图特征提取中的小样本问题。

2.2 $(2D)^2MMC$ 算法

结合 MMC 和 $(2D)^2$ 降维的思想, 本文提出的用 $(2D)^2MMC$ 方法提取 PD 灰度图特征量, 其算法流程如图 3 所示。

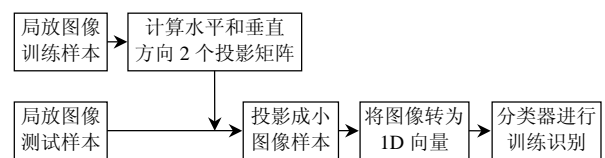


图 3 双向二维最大间距准则特征提取示意

Fig. 3 Schematic of $(2D)^2MMC$ feature extraction

算法具体步骤为:

1) 设 PD 灰度图的分辨率为 $m \times n$, N 个样本构成样本集 $\{A_1, A_2, \dots, A_N\}$ 。

2) 由式(4)、(5)计算 PD 灰度图训练样本的 $\mathbf{R}_b, \mathbf{R}_w$ (阶数为 $n \times n$), 由式(9)、(10)计算 $\mathbf{C}_b, \mathbf{C}_w$ (阶数为 $m \times m$)。

3) 由 PD 灰度图训练样本分别计算水平和垂直

投影矩阵。根据 MMC 计算水平方向前 n_r 个最大特征值对应的特征矢量，形成水平方向投影矩阵 $W_{MMC,R}$ ；计算垂直方向前 n_c 个最大特征值对应的特征矢量，形成垂直方向投影矩阵 $W_{MMC,C}$ 。

4) 将 PD 灰度图像用 $W_{MMC,R}$ 和 $W_{MMC,C}$ 投影，然后将投影后得到的二维矩阵变换成一维向量，得到训练样本特征矢量集，并按 PD 缺陷类型分类。此时样本特征维数由 $m \times n$ 维降为 $n_c \times n_r$ 维。

5) 对 PD 灰度图像测试样本进行双向二维投影，重复步骤 4) 得到测试样本特征矢量集。利用近邻分类器进行分类识别^[7]。

3 电缆接头缺陷模型及灰度图建立

本文针对 110 kV 交联聚乙烯(XLPE)电缆接头绝缘缺陷的特征，分别设计制作了 4 种典型的绝缘缺陷物理模型^[14]，即导电微粒、沿面滑闪、线芯毛刺和内部气隙绝缘缺陷，如图 4 所示。

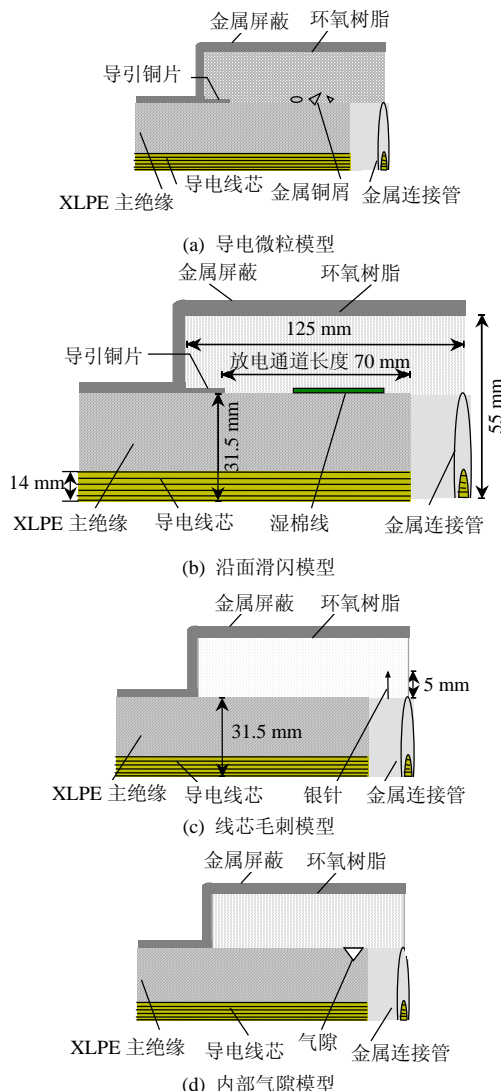
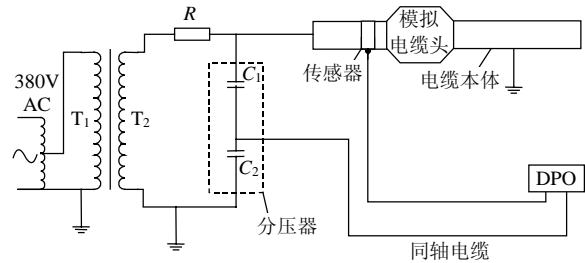


图 4 110 kV 电缆接头绝缘缺陷模型

Fig. 4 Testing PD models of insulation in cable joints

分别对上述 110 kV 电缆接头绝缘缺陷物理模型进行 PD 试验，试验接线如图 5 所示。首先，在没有缺陷物理模型时，测定高压试验线路的最低放电电压，确保试验中获取的 PD 信号是绝缘缺陷物理模型所产生。



T₁—电动调压器；T₂—无晕试验变压器；R—20 kΩ保护电阻；DPO—高速数字示波器。

图 5 高压电缆接头 PD 试验接线

Fig. 5 Experimental circuit of cable joint for PD detection

对每类缺陷物理模型的试验条件如表 1 所示，每类样品在 2 个电压下进行试验，表 1 中沿面放电模型的试验电压分别为 8.5 和 10kV，用 8.5/10 表示，对应的样本数为 20/20。

表 1 4 种缺陷放电模型的试验条件
Tab. 1 Test conditions for four kinds of defects discharge models

放电类型	起始放电电压/kV	2 次试验电压/kV	样本数
沿面滑闪	7.0	8.5/10	20/20
导电微粒	4.5	6.0/7.0	20/20
内部气隙	7.5	9.0/10	20/20
线芯毛刺	4.0	5.0/6.5	20/20

试验数据用 WavePro 7100 高速数字存储示波器(模拟带宽 1 GHz、采样率可达 20 GS/s、存储深度 48MB)采集 PD 信号，同时从电容分压器上取工频信号提供相位信息，设采样率为 100MS/s，对采集的 400 个工频周期工频脉冲序列进行放电相位 φ 、幅值 q 和放电次数 n 统计，构成了一个 PD 的 φ - q - n 三维谱图样本。

PD 原始灰度图像由三维 φ - q - n 谱图投影到二维平面而得到^[15]。灰度图像灰度级为 0~255，考虑可视化，本文根据 $H_n(\varphi, q)$ 空间曲面最小值和最大值分别对应于最小灰度级和最大灰度级原则构造 $H_n(\varphi, q)$ 灰度图像，则各像素点灰度值^[16]为

$$m_{i,j} = 255(1 - n_{i,j} / n_{\max}) \quad (14)$$

式中： $m_{i,j}$ 为 $H_n(\varphi, q)$ 图像像素点灰度； $n_{i,j}$ 为 $H_n(\varphi, q)$ 空间曲面放电次数； n_{\max} 为 $H_n(\varphi, q)$ 空间曲面最大放电次数。灰度图的分辨率为 128×256，4 种缺陷典型的 PD 三维谱图及灰度图如图 6^[16]所示。

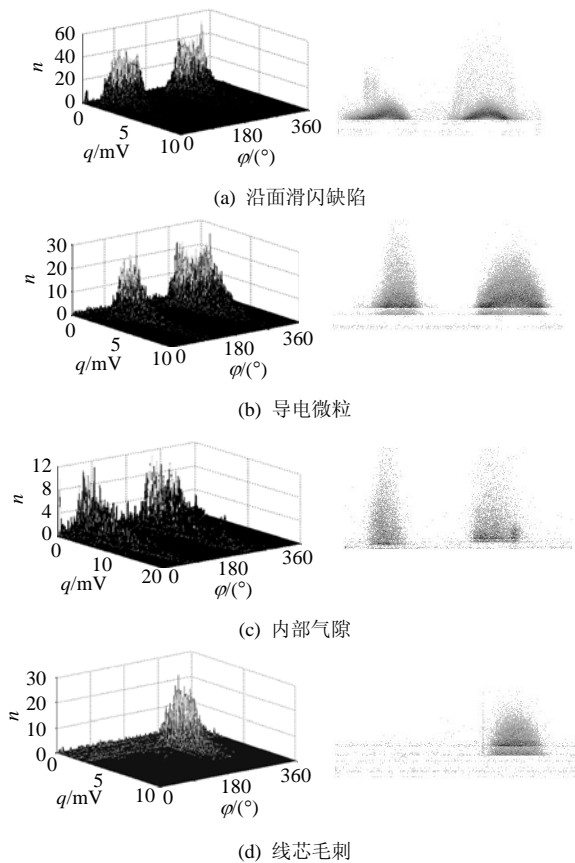


图 6 φ - q - n 放电图谱及其灰度图

Fig. 6 The φ - q - n PD spectrum and gray image

通过大量试验获得的每种类型局部放电的灰度图像都有其明显的特点，同类型放电的空间曲面和灰度图像在相同电压下测量到的分布谱图基本相同，随着电压的升高，每种缺陷的放电也表现出一定的发展规律，如放电幅值增加、放电区域在相位上展宽等；但整个谱图大致的分布情况基本保持不变，其相似程度大于不同类型放电的空间曲面和灰度图像，不同类型局部放电的 φ - q - n 空间曲面和灰度图像之间存在较明显的形状差异^[16]。

4 试验结果分析

4.1 投影轴数对识别率的影响

试验采用 PD 二维灰度谱图为样本，试验样本由 4 种放电缺陷模型在不同试验电压下测得，在每类 40 个有效放电样本中，任意取其中 20 个样本作为训练样本，剩余 20 个作为测试样本，这样训练集和测试集的大小分别为 80。

由于在鉴别分析中特征值按大小进行排列，特征值越小对应的特征向量对图像特征的描述能力将依次减弱，在识别过程中，表征 PD 相位 φ 信息维数的水平方向投影轴数 n_r 和表征 PD 幅值 q 信息维数的垂直方向投影轴数 n_c 是可调组合的，识别效

果随着这 2 个参数的变化而变化。为寻求最优参数组合，研究水平方向投影轴数 n_r 和垂直方向投影轴数 n_c 对样本识别率的影响，如图 7^[16]所示。

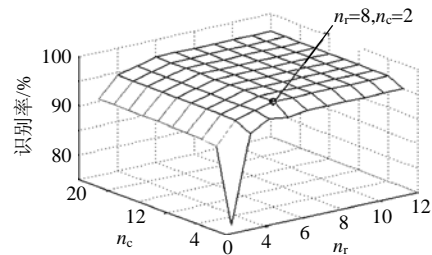


图 7 投影轴数对识别率的影响

Fig. 7 Influence of 2D²MMC projected-axis's number to recognition

由图 7 可知，随着 n_r 和 n_c 的增加识别率也随着增加，但投影轴数目增加到一定时，识别率几乎不再增加，说明多余的特征信息对识别效果已没有贡献了^[16]。因此，可得到在最优投影轴数为 $n_r=8$ 、 $n_c=2$ 时，样本平均识别率达到了 95.8%，原始 128×256 维的灰度图被压缩为 $2 \times 8=16$ 维。

在上述分析中，代表 PD 放电幅值 q 降维后的灰度图垂直方向投影轴个数 n_c ，仅需 2 个信息维数就可达到较好的分类效果，表明如果对幅值分成 128 等份图像的分辨率过高会造成数据冗余。因此对 PD 灰度图和三维谱图制作可适当减少对放电幅值坐标轴的划分格数，在保证有较高样本识别率的情况下，既可节省数据存储空间，又可减小对放电识别的时间^[16]。

4.2 模式识别结果

文献[7]的方法是典型的 1DDA 算法，先采用 PCA 提取样本的主成分，然后采用 FDA 提取样本的最优鉴别矢量，为方便起见，将该算法简称为 PCA+FDA 方法。在采用相同的最近邻分类器下，与本文(2D)²MMC 方法的识别效果进行比较，特征提取及模式识别时间对比如表 2^[16]所示。

表 2 2 种方法特征提取及模式识别时间对比

Tab. 2 Comparison of feature extraction and pattern recognition time between two algorithms

算法	特征提取时间/s	模式识别时间/s
PCA+FDA	38.6	2.7
(2D) ² MMC	2.4	2.5

由表 2 可见，(2D)²MMC 特征提取时间远优于文献[7]的方法，整个模式识别花费时间在 5s 以内，完全满足快速识别的要求。2 种方法对 4 种缺陷样本识别率的对照如表 3 所示。

由此识别结果可以看出，(2D)²MMC 方法的识别率高于 PCA+FDA 算法识别率。由于(2D)²MMC

表 3 电缆 PD 模式识别结果
Tab. 3 PD recognition results of XLPE cable

缺陷类型	正确识别率/%	
	PCA+FDA	(2D) ² MMC
毛刺缺陷	95.4	98.8
沿面缺陷	80.2	90.2
微粒缺陷	85.3	98.7
气隙缺陷	80.4	95.6
平均识别率	85.3	95.8

方法提取的特征量包含原始图像拓扑结构信息, 而 PCA+FDA 算法丢失了这部分信息, 因此(2D)²MMC 能更好地提取最佳的鉴别特征量, 从而获得更好的识别效果。

5 结论

1) 用(2D)²MMC 方法提取 PD 灰度图像特征, 可直接对图像从 2 个方向进行投影降维, 既解决了维数危机, 消除类内散度矩阵的奇异性, 又能最大限度地保持原有样本模式的结构分布, 提高对 PD 灰度图像特征的识别。

2) 对于 PD 幅值 q 不很强的情况, 为保证有较高的识别率, 现有的 PD 灰度图像特征提取方法往往需有较高的投影分辨率, 而(2D)²MMC 方法在垂直方向投影轴的分辨率可适当调低, 可大幅压缩原始灰度图维数。

3) 在实验室对构建的 4 种电力电缆中间接头绝缘缺陷模型进行了大量的 PD 试验, 用(2D)²MMC 方法提取了 PD 灰度图像特征, 对缺陷的识别结果表明: 当垂直方向(放电幅值 q)投影轴个数为 2, 水平方向(放电相位 φ)投影轴个数为 8 时, 4 种缺陷的平均识别率达到了 95.8% 的最优效果。

4) 在对 PD 灰度图像特征提取的时间和识别率上, (2D)²MMC 方法都优于基于一维鉴别分析的 PCA+FDA 方法, 前者特征提取和模式识别共花费时间在 5 s 以内, 且识别正确率高于后者, 能满足对电气设备在线监测快速识别故障的要求。

参考文献

- [1] Schaik N V, Czaszejko T. Conditions of discharge-free operation of XLPE insulated power cable systems[J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation, 2008, 15(4): 1120-1130.
- [2] 张晓星, 唐炬, 孙才新, 等. 基于核统计不相关最优鉴别矢量集的 GIS 局部放电模式识别[J]. 电工技术学报, 2008, 23(9): 111-117. Zhang Xiaoxing, Tang Ju, Sun Caixin, et al. PD pattern recognition based on kernel statistical uncorrelated optimum discriminant vectors in GIS[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(9): 111-117(in Chinese).
- [3] Hoof M, Freisleben B, Patsch R. PD source identification with novel discharge parameters using counterpropagation neural networks[J].

IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation, 1997, 4(1): 17-32.

- [4] 李剑, 孙才新, 杜林, 等. 局部放电灰度图像分维数的研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(8): 123-127. Li Jian, Sun Caixin, Du Lin, et al. Study study on on fractal fractal dimension dimension of PD gray gray intensity intensity iimage[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(8): 123-127(in Chinese).
- [5] 张晓星, 孙才新, 唐炬, 等. 基于统计不相关最优鉴别矢量集的 GIS 局部放电模式识别[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(5): 59-62. Zhang Xiaoxing, Sun Caixin, Tang Ju, et al. PD pattern pattern recognition recognition based based on optimal optimal sets sets of statistical statistical uncorrelated uncorrelated discriminant discriminant vectors vectors in GIS[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(5): 59-62(in Chinese).
- [6] 刘云鹏, 律方成, 李成榕. 局部放电灰度图像数学形态谱的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(5): 179-183. Liu Yunpeng, Lü Fangcheng, Li Chengrong. Study on pattern pattern spectru spectru of partial partial discharge discharge ggray grayscale imageimage[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(5): 179-183(in Chinese).
- [7] Sanguansat P. 2DPCA Feature feature Selection selection Using using Mutual mutual Informationinformation[C]/International Conference on Computer and Electrical Engineering. IEEE, 2008: 578-581.
- [8] Yang Jian, Zhang David, Yang Jingyu. Two-dimensional PCA: a new app roach to appearance based face representation and recognition[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26 (1): 131-137.
- [9] Yang J, Zhang D, Yong X, et al. Two-dimensional discriminant transform for face recognition[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(7): 1125-1129.
- [10] Li M, Yuan B. 2D-LDA: A statistical linear discriminant analysis for image matrix[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(5): 527-532.
- [11] Yang Jian, Yang Jingyu. From image vector to matrix: a straight forward image projection technique: IMPCA vs. PCA[J]. Pattern Recognition, 2001, 35(9): 1997-1999.
- [12] Li H F, Jiang T, Zhang K S. Efficient and robust feature extraction by maximum margin criterion[C]/Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2004: 97-104.
- [13] Yang Wenhui, Dai Daoqing. Two-dimensional maximum maximum margin margin feature feature extraction extraction for face face recognitionrecognition[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, part B: Cybernetics, 2009, 39(4): 1002-1012.
- [14] 唐炬, 龚宁涛, 李伟, 等. 高压交联聚乙烯电缆附件局部放电特性分析[J]. 重庆大学学报, 2009, 32(5): 528-534. Tang Ju, Gong Ningtao, Li Wei, et al. Characteristic analysis of partial discharge in high-voltage XLPE cable accessories[J]. Journal of Chongqing University, 2009, 32(5): 528-534(in Chinese).
- [15] 李剑. 局部放电灰度图像识别特征提取与分形压缩方法的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2001.
- [16] 李伟. 交联聚乙烯电缆中间接头局部放电特征提取与模式识别研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.



唐炬

收稿日期: 2010-09-19.

作者简介:

唐炬(1960), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事高压电气设备绝缘在线监测及故障诊断研究, E-mail: cqtangju@vip.sina.com。

(责任编辑 马晓华)