

基于Hu矩、Zernike矩和小波矩的局部放电识别分析

为了分析不同图像矩特征在局部放电中的识别效果,将基于局部放电相位分辨(Phase-Resolved Partial Discharge, PRPD)模式的 $\phi-q-n$ 三维图谱转化为二维灰度图,基于灰度图的矩特征对局部放电进行模式识别,不同的矩特征,图像的识别率相差较大。采用Hu矩、Zernike矩和小波矩对3种局部放电类型进行模式识别,结果表明:基于Hu矩和Zernike矩表征图像全局信息的特点,其图像识别率较低;而基于小波多分辨率特性的小波矩,不仅可以反映图像的全局信息,而且能够表征图像的局部信息,其图像的识别率达到100%,拓展了矩特征在局部放电模式识别中的应用。

范蟠果 薛小斌/西北工业大学自动化学院 王恩俊/中国矿业大学信息与电气工程学院

0 引言

局部放电是变压器绝缘劣化的重要原因和表现形式,不同的放电模式具有不同的放电性能,对变压器绝缘的危害程度也有较大不同^[1-4]。因此,进行变压器局部放电模式识别的研究,对保证变压器稳定可靠运行具有重要的现实意义。而在局部放电模式识别中,特征量是局部放电识别率高低的因素之一。

目前对局部放电二维灰度图提取的主要是Hu矩和Zernike矩这两个矩特征^[5],而Hu矩和Zernike矩是全局矩,只能提取出图像的全局信息,对局部放电二维灰度图谱的细节性表达不足,因而识别率较低。小波矩是结合矩特征和小波特征的一种新型矩特征,既能提取图像的全局信息,也能利用小波的多分辨率特性提取图像的局部信

息,大大加强了矩特征对图像结构精细特征的把握能力。

本文对局部放电二维灰度图谱提取小波矩特征,然后在无经验的情况下利用系统聚类法对其进行模式识别,并将识别结果分别与Hu矩、Zernike矩的识别结果进行比较。结果表明,基于小波矩的局部放电模式识别率要高于基于Hu矩、Zernike矩的局部放电模式识别率。

1 矩的算法

1.1 Hu矩算法

设 $f(x, y)$ 为 $M \times N$ 离散图,则 $(p+q)$ 阶的中心矩为

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y) \quad (1)$$

式中, $(\bar{x}, \bar{y})$ 为图像的重心坐标。

对中心矩进行归一化,得到

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r} \quad (2)$$

式中, $r = \frac{p+q+2}{2}$ 。

最后由归一化的二阶中心矩和三阶中心矩经过一系列复杂代数运算得到7个Hu矩表达式^[6]。

1.2 Zernike矩算法

离散情况下, n 阶Zernike矩的定义如下

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) [V_{nm}(\rho, \theta)]^* \quad (3)$$

$$V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta)$$

式中, n 为正整数或零; m 为正整数或



范蟠果/副教授

关键词/Keywords

局部放电 ·
局部放电相位分辨 ·
灰度图 ·
矩特征 ·

负整数,且必须满足 $n-|m|=\text{even}$, $|m|\leq n$; ρ 为原点点到点 (x,y) 的矢量长度,即 $\rho=\sqrt{x^2+y^2}$, $(-1<x,y<1)$; θ 为 x 轴与 ρ 矢量在逆时针方向的夹角,即 $\theta=\arctan(y/x)$, $(-1<x,y<1)$ 。

1.3 小波矩算法

矩的一般通用表达式为

$$m_{pq} = \iint f(\rho, \theta) g_p(\rho) e^{-jq\theta} \rho d\rho d\theta \quad (4)$$

式中, $g_p(\rho)$ 为变换核的径向分量; $e^{jq\theta}$ 为变换核的角度分量。

取径向小波基函数 $\Psi_{mn}(\rho)$ 为径向核函数,代入式(4)中构造小波矩为

$$W_{mnq}^\rho = \iint f(\rho, \theta) \Psi_{mn}(\rho) e^{-jq\theta} \rho d\rho d\theta \quad (5)$$

将 $S_q(\rho) = \int f(\rho, \theta) e^{jq\theta} d\theta$ 代入得

$$W_{mnq}^\rho = \int S_q(\rho) \Psi_{mn}(\rho) \rho d\rho \quad (6)$$

式中, $\Psi_{mn}(\rho)$ 为径向基小波函数,定义为

$$\Psi_{mn}(\rho) = 2^{\frac{1}{2}} \Psi(2^m \rho - n) \quad (7)$$

式中, m 、 n 分别为尺度因子和位移因子。

本文采用3次B样条函数作为母小波,即

$$\Psi(\rho) = \frac{4\alpha^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma \cos[2\pi f_0(2\rho-1)] e^{-\frac{(2\rho-1)^2}{2\sigma^2(n+1)}} \quad (8)$$

式中, $n=3$; $\alpha=0.697\ 066$; $f_0=0.409\ 177$; $\sigma^2=0.561\ 145$ 。

定义小波矩不变量为

$$\|\Psi_{mnq}^\rho\| = \left\| \int S_q(\rho) \Psi_{mn}(\rho) \rho d\rho \right\| \quad (9)$$

式中, $q=0, 1, 2, \dots$; 对于固定的 ρ , 代表图像 $f(\rho, \theta)$ 在相位空间 $[0, 2\pi]$ 中的第 q 个特征, 利用不同的尺度因子和位移因子, 小波函数 $\Psi_{mn}(\rho)$ 可以遍及整个径向空间 $[0, 1]$, 这样小波矩就可以提供 $f(\rho, \theta)$ 在不同尺度上的特征量。

2 局部放电模型及其灰度图

2.1 局部放电试验类型

本文制作了3种典型的局部放电模型, 分别是固体绝缘内气隙放电模型、空气中电晕放电模型和空气中沿面放电模型。每种局部放电的类型样本各10个, 总共30个样本。每个样本采取100个工频周期的局部放电信号, 即总共采取3 000组

局部放电信号, 采样频率为1 MHz, 背景噪声为20 mV。

2.2 局部放电灰度图

$H_n(q, \varphi)$ 空间曲面^[7], 即通常所说的放电电量 q 、放电相位 φ 和放电次数 n 形成的三维图谱, 具体的构造方法如下: 将工频相位 φ 轴按照 $0 \sim 360^\circ$ 划分为256个小区间, 将放电电量 q 划分为128个小区间, 因此 $\varphi-q$ 平面划分成 256×128 个小区间; 统计 $\varphi-q$ 平面各个小区间上的放电次数 n , 这样就得到 $H_n(q, \varphi)$ 三维图谱。将 $H_n(q, \varphi)$ 图谱按照工频正半波和工频负半波等分, 得到 $H_n^+(q, \varphi)$ 和 $H_n^-(q, \varphi)$, 二者被划分成 128×128 个小区间。然后根据 $H_n(q, \varphi)$ 空间曲面最小值和最大值分别对应于最大灰度级和最小灰度级的原则, 构造局部放电灰度图像, 则各像素点的灰度值为

$$m_{ij} = (1 - \frac{n_{ij}}{n_{\max}}) \times 255 \quad (10)$$

式中, m_{ij} 为灰度图像像素点的灰度; n_{ij} 为空间曲面放电次数; $n_{\max}$ 为空间曲面最大放电次数, 这样就得到 $H_n^+(q, \varphi)$ 和 $H_n^-(q, \varphi)$ 的灰度图像。

3种典型局部放电的灰度图像分别如图1~图3所示。

空气中电晕放电的灰度图像与其他两组明显不同, 可以很好地识别出来。对于图1和图3来

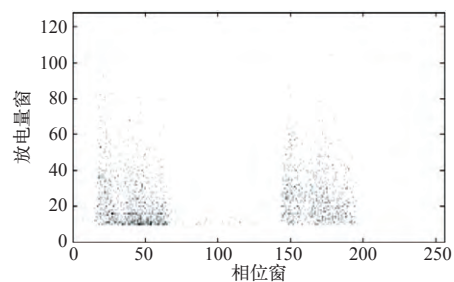


图1 气隙放电的灰度图

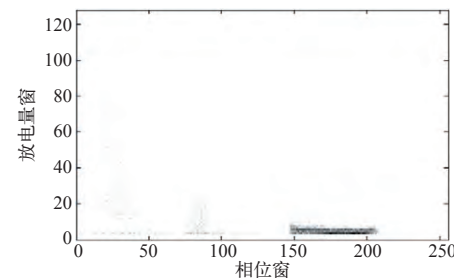


图2 电晕放电灰度图

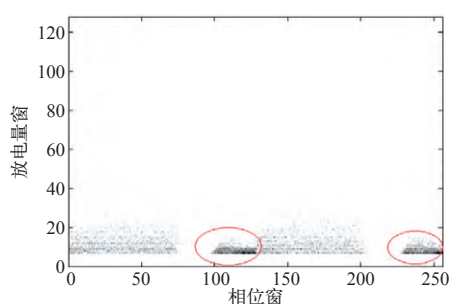


图3 沿面放电灰度图

说, 图像正负半轴的轮廓基本相同, 但是局部来看存在明显的差异, 图3半波图像中多出一段“粗黑状线条”。

3 矩特征提取

3.1 Hu矩特征值提取

计算出的7个不变Hu矩包含很多的冗余信息, 不利于系统的识别, 所以利用SPSS统计软件进行主成分因子法降维^[8]。

首先得到的是 KMO和Bartlett's检验结果, 如表1所示。

表1 KMO和Bartlett's检验

项目	值
KMO检验值	0.814
Bartlett球形检验	卡方统计值
	644.169
	显著性水平
	0.000

从表1中可以看出, KMO检验值为0.814, 大于0.5, 说明各个变量之间存在相关性。Bartlett球形检验的卡方统计值为644.169, 显著性水平为0, 绝缘零假设, 变量间存在较强的相关性, 适合作因子分析。因子分析结果如表2所示。

表2 特征值和贡献率

因子	特征值	贡献率(%)	累计贡献率(%)
h_1	4.607	96.642	96.642
h_2	2.130	1.977	98.619
h_3	0.174	0.763	99.382
h_4	0.076	0.443	99.825
h_5	0.008	0.096	99.921
h_6	0.003	0.075	99.996
h_7	0.000	0.004	100.000

由表2可知, 前2个因子的特征值大于1, 剩下

5个因子的特征值均小于1, 且前2个因子特征值的累计贡献率已达到98.619%。因此, 只损失1.381%的原始信息就可以由原来七维降到二维, 大大减少了原始特征量之间的冗余。利用主成分因子分析法可以对正负半周灰度图像提取出4个主成分因子, 再加上图像重心的横纵坐标, 总共可以对灰度图像提取8个特征量, 用于对局部放电类型的识别。

3.2 Zernike矩特征值提取

文献[9]中选取 A_{40} 、 A_{33} 、 A_{31} 和 A_{20} 这4个Zernike矩就可以很好地表征图像的原始信息。因此, 对正负半周的灰度图像分别求此Zernike矩, 可得到8个Zernike矩特征量。

3.3 小波矩特征值提取

由于小波矩既可以表征图像的全局信息, 也可以表征局部信息。文献[9]指出, 低阶矩可以反映出全局信息, 高阶矩可以反映图像的局部信息。本文提取了4个小波矩, 分别是 W_{01} 、 W_{02} 的低阶矩和 W_{12} 、 W_{23} 的高阶矩。

4 系统聚类及聚类识别结果分析

4.1 系统聚类

系统聚类的基本思想^[10-11]为: 先将 n 个样品各自看成一类, 并且规定样品与样品之间的距离和类与类之间的距离; 首先, 因每个样品自成一类, 类与类之间的距离就是样品之间的距离; 然后在所有类中, 选择距离最小的一对合并成一个新的类, 并计算出所得新类和其他各类之间的距离; 接着再将所得的 $n-1$ 类中距离最近的两类合并, 这样每次合并两类为一类, 直至将所有的样品都合成为一类为止。

样品间的距离主要有欧式距离、Pearson距离、绝对值距离、马氏距离和配合距离等。类间距离计算方法主要有最短距离法、最长距离法、质心法、类平均法、中间距离法和离差二次方和法等。本文采用的样品间的距离是欧式距离, 类间距离方法是离差二次方和法^[12]。

4.2 聚类结果分析

(1) 利用Hu矩特征进行聚类分析

Hu矩系统聚类树状图如图4所示。已知样本1~10是气隙放电模型, 11~20是电晕放电模型, 21~30是沿面放电模型。由图4可以看出, 气隙放电的样本都可以聚为一类, 识别率为100%。但是对于电晕放电来说, 有一半的样本和电晕放电模型聚为一类, 识别率为50%; 对于沿面放电来说, 只有一个样本识别出来, 识别率为10%。利用Hu矩可以很好地识别出气隙放电, 但是对于电晕放电和沿面放电来说识别率很低, 不利于局部放电的识别。

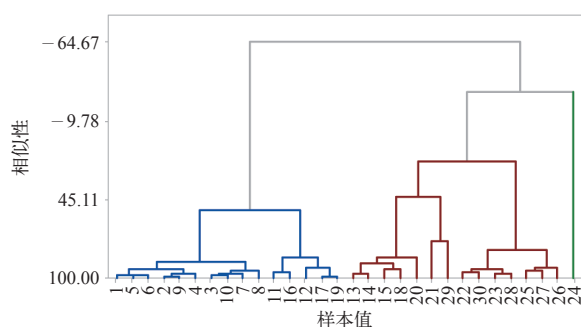


图4 Hu矩系统聚类树状图

(2) 利用Zernike矩进行聚类分析

Zernike矩系统聚类树状图如图5所示。样本1~10准确地聚为一类, 气隙放电模型的识别率为100%; 样本11~20中除15和20外, 其他的都聚为一类, 电晕放电的识别率为80%; 样本21~30中, 只识别出样本21、28、23、24和29, 识别率为50%。由此可以看出, Zernike矩的识别率要比Hu矩高, 验证了文献[5]得出的结论。

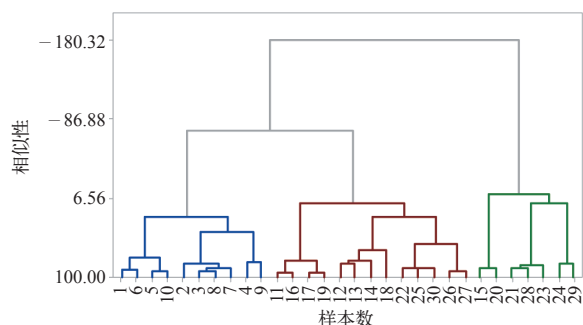


图5 Zernike矩系统聚类树状图

(3) 利用小波矩进行聚类分析。

小波矩系统聚类树状图如图6所示。样本1~10聚为一类, 样本11~20聚为一类, 样本21~30聚为一类, 3种局部放电类型的识别率都为100%, 这是因为小波矩不但能表征图像的全局信息, 而且还能表征图像的局部信息, 其能从局部的差异性进行识别, 促进了矩特征在局部放电识别中的应用。

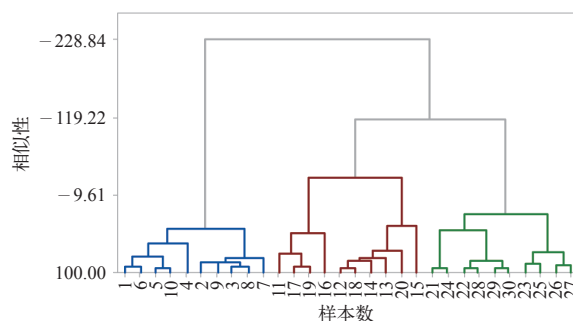


图6 小波矩系统聚类树状图

5 结束语

本文利用系统聚类的识别方法分析了3种图像矩特征在局部放电中的识别效果, 分析结果表明基于小波矩特征的图像识别率最高, 达到100%, 验证了小波矩特征的优越性。本文的主要工作内容及改进如下:

1) 对Hu矩、Zernike矩和小波矩的理论进行了简单分析, 并对局部放电二维灰度图像的构造进行了详细阐述。

2) 基于灰度图像分别提取了8个Hu矩特征、8个Zernike矩特征和8个小波矩特征。

3) 利用系统聚类模式识别法对局部放电类型进行识别, 表明了小波矩在局部放电灰度图像识别领域的优越性。

4) 在实际应用中, 由于特征量较多, 识别的时间较长, 需要对矩特征进一步分析, 找到最优矩特征, 使识别时间减少。

参考文献

- [1] 陈新岗, 田晓霞, 赵阳阳, 等. 信息融合在变压 (下转第70页)

6 结束语

本文针对蚁群算法的缺点进行了改进，并将改进的蚁群算法应用到电网故障恢复决策系统中，改进的蚁群算法可以有效地克服基本蚁群算法中容易出现的停滞现象和收敛速度慢的问题，使算法更好地选择最优解。通过实际算例分析，证明了该方法的有效性和快速性。

参考文献

- [1] Bauer A, Bullnheimer B, Hartl R F, et al. An ant colony optimization approach for the single machine total tardiness problem [C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999: 1445-1450.
- [2] 吴华锋, 陈信强, 毛奇凤, 等. 基于自然选择策略的蚁群算法求解 TSP 问题 [J]. 通信学报, 2013 (4): 165-170.
- [3] 林昭华, 侯云鹤, 熊信良, 等. 广义蚁群算法用于电力系统无功优化 [J]. 华北电力大学学报,

2003 (2): 6-9.

- [4] 梁英, 关洪浩. 改进蚁群算法和生成树相结合的中压配电网架规划 [J]. 农业工程学报, 2013, 29 (增刊1): 143-148.
- [5] 叶治格. 基于多Agent理论的配电网动态恢复研究 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2012.
- [6] 柯亨通. 基于最大最小蚁群算法的配电网优化重构研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- [7] 梁英, 关洪浩. 改进蚁群算法和生成树相结合的中压配电网架规划 [J]. 农业工程学报, 2013, 29 (增刊1): 143-148.
- [8] 周韧. 基于蚁群算法的配电网定位与恢复 [D]. 长沙: 长沙理工大学, 2011.
- [9] 祝洪博, 姜瀚书, 张富刚. 基于融合遗传原理的蚁群算法在配电网故障恢复中的应用 [J]. 东北电力大学学报, 2010, 30 (2).
- [10] 周坤. 改进的蚁群算法在城市配电网故障恢复中的应用研究 [D]. 天津: 天津理工大学, 2015.

(收稿日期: 2016-06-07) **EA**

(上接第61页)

- 器油纸绝缘局部放电识别中的应用 [J]. 高电压技术, 2012, 38 (3): 553-559.
- [2] 周正. 高压电气设备局部放电的危害及预防 [J]. 品牌与标准化, 2010 (14): 45-46.
- [3] 齐波, 李成榕, 骆立实, 等. GIS中局部放电与气体分解产物关系的试验 [J]. 高电压技术, 2010, 36 (4): 957-963.
- [4] 尚海昆. 电力变压器局部放电信号的特征提取与模式识别方法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2014.
- [5] 王瑜, 苑津莎, 靳松. 基于灰度矩特征的局部放电模式识别 [J]. 电测仪表, 2013, 50 (10): 6-9.
- [6] 姚军, 蒋晓瑜, 黄应清. 目标识别中Hu矩、Zernike矩和小波矩的比较 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2006, 20 (3): 34-37.

- [7] 廖瑞金, 杨丽君, 孙才新, 等. 基于局部放电主成分因子向量的油纸绝缘老化状态统计分析 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (14): 114-119.
- [8] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于主成分分析与人工神经网络的风电功率预测 [J]. 电网技术, 2011, 35 (9): 128-132.
- [9] 孙晓丽. 基于小波矩特征的小波神经网络目标识别研究 [D]. 南京: 东南大学, 2006.
- [10] 陈伟根, 凌云, 甘德刚, 等. 基于聚类-小波神经网络的油纸绝缘气隙放电发展阶段识别方法 [J]. 电网技术, 2012, 36 (7): 126-132.
- [11] 王骏, 王士同, 邓赵红. 聚类分析研究中的若干问题 [J]. 控制与决策, 2012, 27 (3): 321-328.
- [12] 简金宝, 王媛媛, 曾祥君, 等. 基于系统聚类分析的馈线接地保护 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37 (5): 111-115.

(收稿日期: 2015-10-21) **EA**