

· 自动化技术 ·

基于MDS的电缆附件局部放电模式识别

张安安*, 杨林, 何嘉辉, 高春林, 李茜

(西南石油大学电气信息学院 成都 610500)

【摘要】针对电缆附件局部放电特征参数提取时,由于数据量不足难以形成图谱而导致特征提取困难这一问题,提出一种相位分割方法,同时结合多维尺度分析法(MDS)对特征值进行降维优化,识别出具有较高分类能力的最优特征量。通过在工频周期内对局放信号进行等角度分割,在每个分割区域进行特征值提取,获取更细微更具体的特征参数,再通过MDS对特征值降维优化以提高识别的速度和准确度。通过电力电缆附件典型缺陷的实验对比,结果表明该方法能在数据较少的情况下,较好地提取出特征值,且能得到更准确的识别结果。

关键词 电缆附件; 多维尺度分析法; 局部放电; 模式识别; 相位分割

中图分类号 TM835 文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2019.02.007

Pattern Recognition for Partial Discharge of Cable Accessories Based on Multidimensional Scaling

ZHANG An-an*, YANG Lin, HE Jia-hui, GAO Chun-lin, and LI Qian

(School of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University Chengdu 610500)

Abstract A phase segmentation method is proposed to solve the problem that a small amount of data is difficult to form a map when extracting the characteristic parameters of partial discharges of cable accessories. At the same time, multidimensional scaling (MDS) is used to reduce the dimension of the eigenvalues and to extract the best features with higher classification ability. Through the division of partial discharge (PD) signals at equal angles in the power frequency cycle, the eigenvalue extraction is carried out in each of the divided regions to obtain more detailed and specific characteristic parameters, and then the feature values are optimized by MDS to improve the recognition speed and identify accuracy. The experimental results of the typical defects of various power cable accessories show that this method can extract better eigenvalues under fewer data and get better recognition results.

Key words cable accessories; multidimensional scaling (MDS); partial discharge (PD); pattern recognition; phase segmentation

交联聚乙烯(cross linked polyethylene, XLPE)电力电缆有着较好的电气性能和耐热性能,且其质量轻、安装容易和敷设方便,被大量地用于城市地下电网^[1-3]。电力电缆的大量使用,使得与之配套的电力电缆附件也得到了蓬勃的发展^[4-5]。然而,由于受安装工艺、敷设环境、外力破坏、使用情况等众多因素的影响,电缆会出现绝缘缺陷甚至发生绝缘击穿事故,其中又以电缆中间接头和终端头附件绝缘故障比例为多^[6]。电缆附件在电力系统应用越来越广泛,它的运行状况直接关系到电力系统的安全和稳定运行^[7]。在故障发生之前或发生初期有效地检测电缆附件受损状态,对电力系统安全稳定运行

具有重要的现实意义^[8-9]。国内外普遍认为对XLPE电力电缆及其附件绝缘状况评价的最佳方法是进行局部放电监测,并对其进行模式识别和分类^[10]。

在模式识别和分类过程中,选择恰当的放电特征参数非常重要,其结果也将直接影响分类器的识别效果。就目前而言,常用的局部放电特征提取方法主要包括统计特征参数法^[11-12]、分形特征参数法^[13-14]、图像矩特征参数法^[15]、波形特征参数法^[16]及小波分解法^[17]等。诸多特征提取方法中,统计特征参数法中各个参数都具有较为明确的物理意义,且对于不同的图谱具有较好的区分能力,因此受到了广泛的关注。然而,统计特征参数的提取需要构

收稿日期: 2018-05-07; 修回日期: 2018-09-06

基金项目: 中国博士后基金面上项目(2014M562335); 四川省教育厅科研创新团队(自然科学)项目(15TD0005)

作者简介: 张安安(1977-),男,博士,教授,主要从事电气设备故障检测技术方面的研究. E-mail: ananzhang@swpu.edu.cn

建局部放电相位图谱(phase resolved partial discharge, PRPD), 而PRPD图谱需要采集较多的局放数据, 使得特征提取的工作量十分巨大。

本文提出一种相位分割方法, 即在工频周期360°范围内对信号进行等角度分割, 对每个区域得到的更细微更具体的统计算子进行分析, 在数据量较少的情况下, 保证了特征值的精确性。为避免区域分割造成的特征值维数较高, 直接送入分类器后造成分类器不收敛或收敛困难这一问题, 利用MDS进行降维, 最终得到具有较高分类能力的低维特征量来表征局部放电信息的特征参数, 送入BP神经网络

分类器和支持向量机分类器分类识别, 与统计特征参数的识别结果进行对比。

1 局部放电特征参数提取

局放识别中, 比较常用的特征参数有偏斜度、陡峭度、峰值个数、起始放电相位和正负半波相关系数等统计特征参数^[13,18-19]。这些参数都是基于整个放电周期或者正负半周期的关系, 如偏斜度代表局放相位图谱相对于正态分布而言局部放电特征图谱的偏斜程度, 陡峭度表示局放相位图谱相对于正态分布而言局部放电特征图谱的凸起程度, 正负半波相关系数描述的正负半周期的相似程度等^[20]。

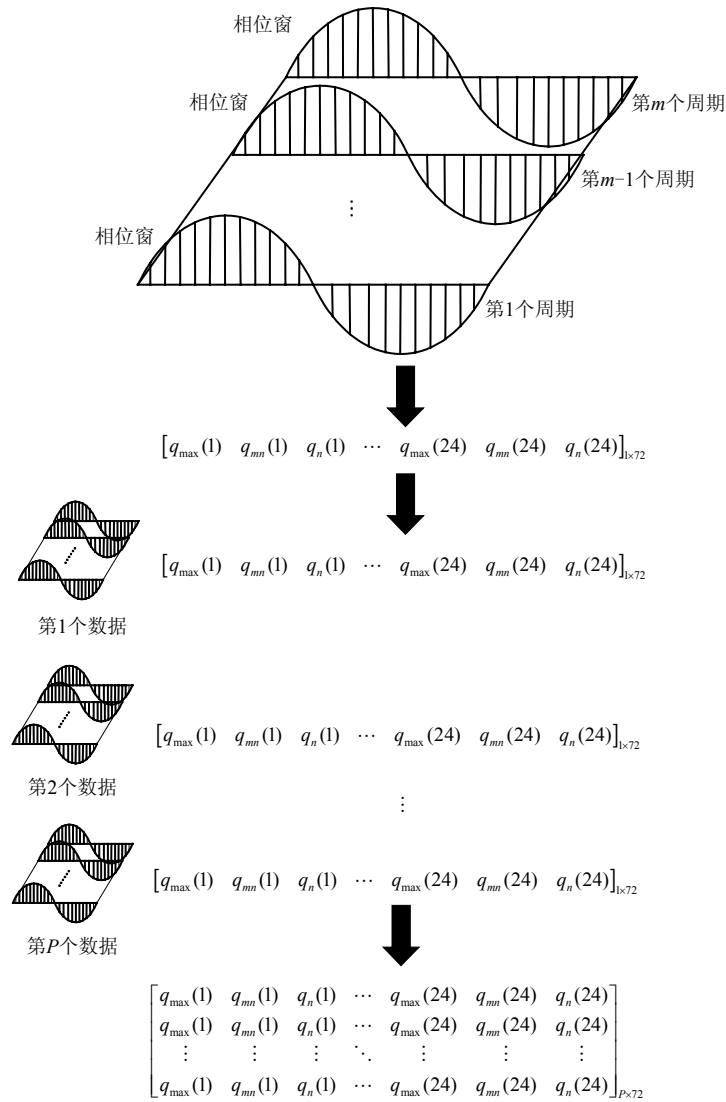


图1 特征提取步骤图

相比较统计特征参数, 本文方法从另一个角度出发, 即考虑到工频相位中的放电细节部分, 在整个放电周期上进行等角度分割, 从分割后的相位窗中分别提取特征值, 所以该方法不需要大量的数据

构成PRPD图谱。其中, 放电峰值电荷、平均放电量和放电次数, 作为绘制局放图谱的重要参数, 在本文方法中, 在不同的相位窗分别进行统计计算, 归一化后形成原始特征参数。从而保证在不漏失局部

放电特征的前提下,得到了更加细微的特征信息。特征值提取具体步骤为:首先将 m 个工频周期信号的局部放电信号处理,将原始数据进行叠加,在 360° 的周期内,以 15° 为一个单位进行相位窗的划分,即得到24个等间距的相位窗。逐个计算每个相位窗的峰值电荷(q_{\max})、平均电荷(q_{mn})和局放脉冲的数量(q_n)。图1所示为特征提取的步骤示意图,如此求出每个相位窗的3个统计算子,得到一个72维的特征值矩阵。用此方法,依次求出 P 组数据的特征值,即得到了 $P \times 72$ 的原始特征值矩阵。

2 MDS多维尺度分析法

MDS作为数据降维方法之一,同时也是数据可视化的一种手段。该方法的原理为:在条件有限的情况下,仅由 m 个物体之间的相似性矩阵重构它们的欧几里德坐标^[21-22]。换言之,可以先获取高维数据点与点之间的距离分布,不过多关注它们的绝对位置,分析中其实际意义并不大,更加关注的是各个点之间距离的关系。那么,可以利用MDS降维处理,在保持点与点距离关系的前提下,将高维的点映射到低维度的空间,数据量通过等距映射将大幅减少。

首先,假设有 m 个 d 维样本,样本间的欧式距离定义为:

$$\Delta = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{m1} & \sigma_{m2} & \sigma_{m3} & \sigma_{md} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, σ_{ij} 为第 i 个样与和第 j 个样本间的距离,即:

$$\sigma_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{p=1}^d (r_{ip} - r_{jp})^2} \quad (2)$$

MDS的降维思想为:给指定样本间的距离矩阵 Δ ,

寻找一组低维的向量 x_1, x_2, \dots, x_m ,使得:

$$\|x_i - x_j\| \approx \sigma_{ij} \quad (3)$$

故,最后降维后的评价函数,也是降维的效果指标。降维的过程中其进行最小化。具体达表示为:

$$\min \sum_{i < j} (\|x_i - x_j\| - \sigma_{ij})^2 \quad (4)$$

降维后矩阵 X 的求解是对距离阵 Δ 的双重中心化矩阵进行奇异值分解得到的,矩阵 Δ 的双重中心化矩阵为:

$$\hat{\Delta} = -\frac{1}{2} J \Delta^{(2)} J = X X^T \quad (5)$$

式中, $J = E - \frac{1}{m}$; $\Delta^{(2)} = \sigma_{ij}^2$, $\hat{\Delta}$ 表达式为:

$$\hat{\Delta} = -\frac{1}{2} \left(\sigma_{ij}^2 - \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \sigma_{ik}^2 - \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \sigma_{il}^2 + \frac{1}{m^2} \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^m \sigma_{lk}^2 \right) = x_i \cdot x_j \quad (6)$$

又因为矩阵 $\hat{\Delta}$ 是对称且半正定的矩阵,对矩阵 $\hat{\Delta}$ 进行奇异值分解即:

$$\hat{\Delta} = U \Lambda U^T = U \Lambda^{\frac{1}{2}} \Lambda^{\frac{1}{2}} U^T \quad (7)$$

式中, Λ 为 $\hat{\Delta}$ 的特征值组成的对角矩阵; U 为 $\hat{\Delta}$ 的特征向量。对矩阵 $\hat{\Delta}$ 的特征值进行由大到小排序,选取前 k 个较大的特征值和它们对应的特征向量,令 $X = U \Lambda^{\frac{1}{2}}$ 即求出降维后的样本 X 。

具体降维步骤如下:

- 1) 首先对原始数据按最大最小值,做归一化处理,并不影响数据特征;
- 2) 然后需要计算每个样本之间的欧氏距离 σ ,构成距离阵 Δ ;
- 3) 计算降维后样本的内积矩阵,即求 Δ 的双重中心化矩阵 $\hat{\Delta}$;
- 4) 对上述矩阵内积矩阵 $\hat{\Delta}$ 做特征值分解;
- 5) 求出降维后的数据,或对其进行可视化操作。

3 实验验证

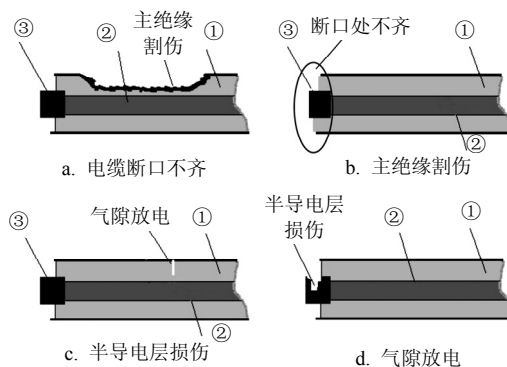


图2 电缆终端典型缺陷

以某10 kV交联聚乙烯电力电缆附件为研究对象,制作了4种典型电缆附件故障模型(电缆断口不齐、主绝缘割伤、半导体层损伤、气隙放电)。其缺陷如图2所示,图中,①为主绝缘层,②为导线,③为半导体层。各缺陷参数具体如表1所示。采用电流传感器进行实时相位采集,排除相间的干扰和保证相位的准确性,针对上述4种缺陷进行实验采集数据。首先按局部放电实验测量标准和相关实验操作开展实验^[23]。电缆附件典型缺陷试验参数如表2所示,在表2环境中进行试验,采集局部放电信号用于分析。

表1 4种典型缺陷

样本序号	缺陷类型	缺陷大小
1	主绝缘割伤	长度40 mm, 宽度3 mm, 深度2 mm
2	断口不齐	电缆横切面在断口处参差不齐
3	气隙放电	直径1 mm, 深度2 mm
4	半导体层损伤	长度40 mm的划痕(未穿透)

表2 电缆附件典型缺陷试验参数

放电类型	室温 /°C	相对湿度 /%	采样率 /MHz	起始放电电压/kV	加压时间 /s
断口不齐	16.0	67	50	11.1	60
主绝缘割伤	16.1	66	50	10.5	60
半导体层损伤	16.0	67	50	9.5	60
气隙放电	15.9	67	50	9.8	60

如上所述采集2 000个数据, 根据采集到的数据进行分析, 首先将信号预处理, 按照每10个信号进行工频周期叠加构成局放信号图, 可以大大缩小构建图谱所需的数据量。然后进行将工频周期按照15°分成24个相位窗进行特征提取, 得到一个数据的1×72的特征值。最后对实验中4种缺陷信号用同样方法进行处理最后得到200个数据, 即得到200×72的特征参数矩阵。

提取出原始特征值后, 对原始特征参数矩阵利用MDS降维操作得到新特征值。然后利用其评价函数进行数据降维结果分析。首先, 选取恰当的输出特征值维度参数十分关键, 需使之既能有效降低特征值维度, 又能使其结果很好表征原始样本的特征参数。如前文所述, 设定不同的降低输出特征值维度参数, 求出其欧式距离矩阵, 然后根据降维后的欧式距离矩阵进行比较。根据式(4)得到评价函数随维度的变化趋势, 如图3所示。

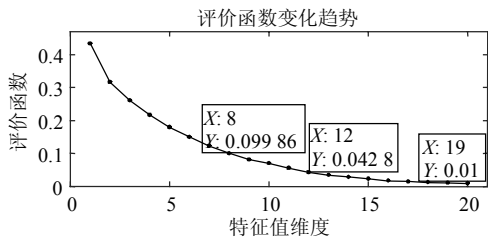
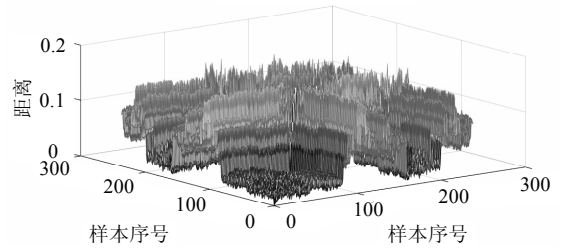
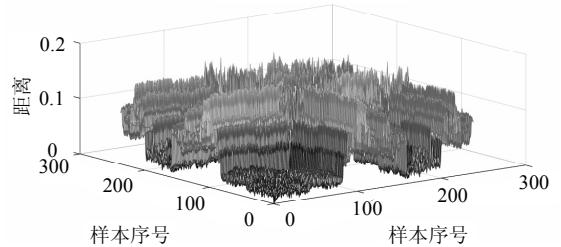


图3 评价函数变化趋势

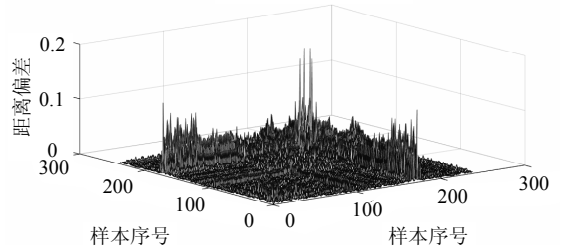
根据前文所述, 评价函数越小, 表示降维效果越好, 即能更好地包含原样本所具有的特征信息。如图3所示, 随着维度的增加, 评价函数越来越小, 8维时已低于0.1, 在12维到达0.05, 已经能够很好地表征样本特征, 19能够到达0.01。将原始特征值维度降至10维度, 同原始样本的欧式距离进行对比, 同时计算其偏差进行比较, 如图4所示。



a. 原始数据样本间距离



b. 降维后样本间距离



c. 降维前后样本间距离偏差

图4 降至10维的效果

对前面所述的4种不同缺陷(电缆断口不齐、主绝缘割伤、半导体层损伤、气隙放电), 将200组数据分为两部分, 其中120组作为训练样本, 80组作为识别样本。将原始特征参数降维, 然后送入BP神经网络和支持向量机分类器进行识别, 其结果如图5和图6所示。(其中: 总体为总的识别率, 即有: 总体=总共识别正确的个数/80。)

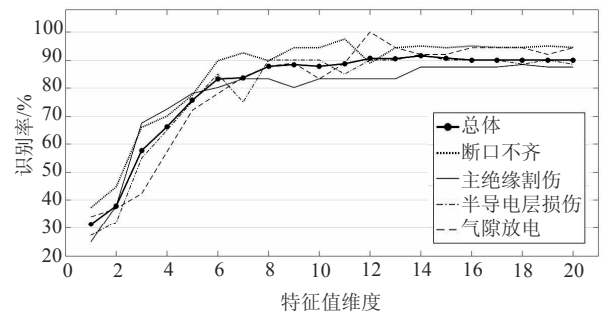


图5 神经网络算法识别结果

从图5随着维度增加识别率的变化图可以看出, 送入分类器的特征参数在5维及5维之前, 分类器的识别效果较差, 具体表现在识别率均较低, 且随着特征值维度的增加识别率呈明显的上升趋势。在6维以后, 识别率处于相对较高的状态, 但有小波动, 呈不稳定状态, 在13维时已经达到较好的效果, 此

时识别率已经表现很稳定。

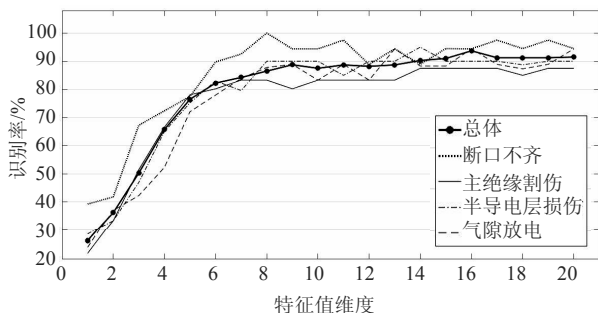


图6 SVM识别结果

从图6的识别率可知,相比较BP神经网络,送入SVM分类器的特征参数在1~6维之间时,随着特征参数维度的增加,识别率呈逐渐上升趋势。特征参数到7维时,识别率才达到高的水平,BP神经网络类似,到14维时识别率表现比较稳定。

主成分分析(PCA)被称为主分量分析,作为一种统计算法,主要对多变量、大样本数据作处理,或揭示样本之间内在联系。该降维方法的思想是把高维度处理简化为相对较少的几个主成分,然后以较少的主成分及其对应的贡献率为权重作加权处理。其中,每个主成分的权重系数表示该主成分对贡献率,分别代表每个主成分包含原始特征信息量占有信息量总和的比例。PCA和MDS的降维效果对比如表3所示。

同时,提取PRPD图谱偏斜度、陡峭度、峰值个数、起始放电相位和正负半波相关系数等统计特征参数,作为对比特征值送入BP神经网络和SVM分类器,并与降维后特征值的识别率进行对比,结果如表4所示。

表3 降维效果对比

放电类型	BP神经网络识别率/%		SVM识别率/%	
	PCA	MDS	PCA	MDS
断口不齐	100	100	100	100
主绝缘割伤	70.8	83.3	87.5	94.4
半导体层损伤	80.0	85.0	80.0	85.0
气隙放电	83.3	88.9	77.7	88.9
总体	82.5	88.75	86.3	93.3

表4 识别率对比

BP神经网络		SVM	
本文特征值/%	对比特征值/%	本文特征值/%	对比特征值/%
88.75	83.5	93.3	87.5

从对比结果可看出,本文方法能够有效提取特征参数,能取得满意的识别效果,且识别效果优于

统计特征参数。且从识别结果中可以看出SVM分类器的识别效果较BP神经网络好,表明SVM更适合于小样本、多分类的识别。

4 结束语

本文提出一种特征提取方法用以局部放电模式识别。并通过实验对4种电缆附件典型缺陷进行识别诊断,验证了该方法的有效性。本文方法具有以下特点:

1) 利用相位分割取出更细节更具体的特征值,用少量的工频周期局放信号能构成一个特征向量,有效解决了需求数据量大的问题。

2) 利用MDS对所提取的原始特征特征值进行降维处理得到新的特征参数,可以较好地表征原始特征参数矩阵,且对比发现降维效果明显优于PCA算法。

3) 实验验证结果表明:相比较偏斜度、陡峭度、峰值个数等统计特征参数,本文方法提取的特征参数具有较好的分类识别效果。同时SVM的识别效果优于BP神经网络算法,也证明了SVM更适用于小样本、多分类问题的识别分析。

参 考 文 献

- [1] 孙强,董明,任重,等. 现场用GIS冲击耐压试验及局部放电检测装置设计[J]. 高电压技术, 2012, 38(3): 639-644. SUN Qiang, DONG Ming, REN Zhong, et al. Field test and analysis of partial discharge on GIS under impulse voltage[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(3): 639-644.
- [2] 刘蓉. 基于超声法的XLPE电力电缆绝缘缺陷检测诊断技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2015. LIU Rong. Study on measurement and diagnosis technology of XLPE cable insulation defect[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2015.
- [3] ZHAO X, PU L, XU L, et al. Research on the defect development of cable accessories under AC voltage[C]// International Conference on Electrical Materials and Power Equipment. Xi'an, China: IEEE, 2017: 256-263.
- [4] LIU S, FIFIELD L S, BOWLER N. Towards aging mechanisms of cross-linked polyethylene (XLPE) cable insulation materials in nuclear power plants[C]// Electrical Insulation and Dielectric Phenomena. [S.l.]: IEEE, 2016: 935-938.
- [5] 陈清朗. 非线性乙丙橡胶及其在直流电缆附件中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2016. CHEN Qing-lang. Nonlinear ethylene propylene rubber and its application in DC cable accessories[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2016.
- [6] 罗俊华. XLPE电力电缆绝缘特性试验方法的研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2003. LUO Jun-hua. Study on methods of insulating

- characteristics tests for XLPE power cable[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2003.
- [7] 赵学风, 蒲路, 琚泽立, 等. XLPE电力电缆附件局部放电测量与分析[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(6): 94-101.
ZHAO Xue-feng, PU Lu, JU Ze-li, et al. Measurement and analysis of partial discharge of XLPE power cable accessories[J]. Electric Ma-Chines & Control, 2016, 20(6): 94-101.
- [8] 刘凡, 徐洋涛, 孙茂一, 等. 基于HHT的高压电力电缆附件局部放电分析方法[J]. 中国测试, 2016, 42(4): 33-37.
LIU Fan, XU Yang-tao, SUN Mao-yi, et al. An analysis method of partial discharge of high voltage power cable accessories based on HHT[J]. China Measurement & Test, 2016, 42(4): 33-37.
- [9] EIGNER A, RETHMEIER K. An overview on the current status of partial discharge measurements on AC high voltage cable accessories[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2016, 32(2): 48-55.
- [10] ZHANG S, LI C, WANG K, et al. Improving recognition accuracy of partial discharge patterns by image-oriented feature extraction and selection technique[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2016, 23(2): 1076-1087.
- [11] ZENG F, DONG Y, JU T. Feature extraction and severity assessment of partial discharge under protrusion defect based on fuzzy comprehensive evaluation[J]. Iet Generation Transmission & Distribution, 2015, 9(16): 2493-2500.
- [12] 胡文堂, 高胜友, 余绍峰, 等. 统计参数在变压器局部放电模式识别中的应用[J]. 高电压技术, 2009, 35(2): 277-281.
HU Wen-tang, GAO Sheng-you, YU Shao-feng, et al. Application of statistic parameters in recognition of partial discharge in transformers[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(2): 277-281.
- [13] TANG J, WANG D, FAN L, et al. Feature parameters extraction of gis partial discharge signal with multifractal detrended fluctuation analysis[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2015, 22(5): 3037-3045.
- [14] 任先文, 薛雷, 宋阳, 等. 基于分形特征的最小二乘支持向量机局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(14): 143-147.
REN Xian-wen, XUE Lei, SONG Yang, et al. The pattern recognition of partial discharge based on fractal characteristics using LS-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(14): 143-147.
- [15] 张晓虹, 张亮, 乐波, 等. 基于局部放电的矩特征分析大电机主绝缘的老化[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 94-98.
ZHANG Xiao-hong, ZHANG Liang, YUE Bo, et al. Analysis on aging condition of stator winding insulation of generator based on the moment characteristics of partial discharge[J]. Proceedings of the Csee, 2002, 22(5): 94-98.
- [16] ZHU M X, LIU Q, XUE J Y, et al. Self-adaptive separation of multiple partial discharge sources based on optimized feature extraction of cumulative energy function[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2017, 24(1): 246-258.
- [17] XU J, NIU H, HU R. The feature extraction and pattern recognition of partial discharge type using energy percentage of wavelet packet coefficients and support vector machines[C]//International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. [S.l.]: IEEE, 2016: 1776-1779.
- [18] 王辉, 郑文栋, 黄成军, 等. GK模糊分类算法在GIS局部放电模式识别中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(17): 21-26.
WANG Hui, ZHENG Wen-dong, HUANG Cheng-jun, et al. Application of Gustafson-Kessel fuzzy classification algorithm in the pattern recognition of partial discharge for GIS[J]. Power System Protection & Control, 2011, 39(17): 21-26.
- [19] DAI D, WANG X, LONG J, et al. Feature extraction of GIS partial discharge signal based on S-transform and singular value decomposition[J]. Iet Science Measurement & Technology, 2017, 11(2): 186-193.
- [20] 崔晓慧. 基于分形特征和统计特征的矿用高压电缆人工缺陷局部放电模式识别方法的研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2014.
CUI Xiao-hui. Pattern recognition of partial discharges based on fractal features and statistical features regarding mine high voltage cables with artificial defects[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2014.
- [21] CHEPUSHTANOVA S, KIRBY M. Sparse grassmannian embeddings for hyperspectral data representation and classification[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2017(99): 1-5.
- [22] JIA D, LI W, WANG P, et al. A range-based localization algorithm for mobile sensor network[C]//IEEE, Information Technology and Mechatronics Engineering Conference. [S.l.]: IEEE, 2017: 599-603.
- [23] GB/T 7354-2003, 局部放电测量[S]. GB/T 7354-2003, partial discharge measurements[S].