

基于尺度-能量熵特征对的特高频局部放电辨识方法

罗沙¹, 田宇¹, 李宾宾¹, 胡勇², 李庆民³

(1. 国网安徽省电力有限公司,安徽 合肥 230022;2. 上海格魯布科技有限公司,上海 201210;3. 华北电力大学电气与电子工程学院,北京 102206)

摘要:对气体绝缘组合电器(GIS)进行局部放电(PD)检测,可以发现GIS内部早期绝缘缺陷和隐患,并预防绝缘事故发生。文中采用复小波分解(CWT)对GIS内部特高频(UHF)PD信号进行多尺度分解,分析了CWT能量熵(CWT-EE)随CWT尺度的变化规律,发现UHF PD信号信息主要分布在能量熵变化梯度较大的尺度下。为此,文中提取CWT-EE及其对应尺度,构建尺度-能量熵(SP-EE)特征对,既保留了PD信号能量特征信息,又保留了UHF PD信号小波尺度信息。最后,采用支持向量机(SVM)进行UHF PD类型辨识,结果表明:SP-EE特征对不但可以有效识别GIS内部4种典型绝缘缺陷,而且能够有效降低UHF PD信号分解层数和PD特征维数。

关键词:局部放电;特高频;复小波能量熵;特征对;识别

中图分类号:TM835

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)04-0152-07

0 引言

局部放电(partial discharge, PD)检测是气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)带电检测的重要项目,通过对GIS进行PD检测,可以发现GIS内部早期绝缘缺陷和隐患^[1-6]。小波分析是常用的PD检测分析方法。目前,有学者采用PD信号小波系数的统计特征、小波能量特征、奇异值特征等进行PD辨识^[7-14]。但在应用小波进行PD信号处理时,许多学者没有充分考虑不同缺陷下PD信号分解尺度的最优性问题,通常直接选定一个分解尺度进行小波分解,或者默认各缺陷下PD信号具有相同的解最优分解层数^[15]。然而不同缺陷下PD信号频谱分布不同,同种缺陷放电严重程度时不同PD信号频谱也不同,导致不同缺陷以及不同放电严重程度下PD信号能量谱分布特征具有差异性,PD信号的最优分解尺度不同。同时,目前采用小波特征进行PD辨识时,提取和选择特征参量的方法基础都是基于特征数值大小和数值分布特征的差异性^[16-18],而未考虑特征参量分布的尺度位置信息。

文中采用复小波变换(complex wavelet transform, CWT)对特高频(ultra-high frequency, UHF)PD信号进行不同尺度分解,构造复小波能量熵(complex wavelet transform energy entropy, CWT-EE)特征,分析了CWT-EE随分解尺度和放电电压的变化规律,并发现UHF PD信号特征信息主要分布在

CWT-EE变化梯度较大的几个尺度下,且不同缺陷或相同缺陷在不同放电电压下的UHF PD信号CWT-EE特征变化不同。为此,文中提取3组CWT-EE梯度最大能量熵及其对应分解尺度位置,构造CWT尺度-能量熵(scale parameters-energy entropy, SP-EE)特征对进行UHF PD信号类型识别。结果表明,SP-EE特征对可以有效识别GIS内部4种典型缺陷,且明显降低特征维数。

1 CWT SP-EE 特征对参量

1.1 CWT 基本理论

CWT的本质是构建一个正交滤波器对,在一个正交空间上对信号同时做实小波变换,以获取信号在正交空间中的信息。Mallat快速算法将小波滤波器系数换成复数,对信号进行离散小波变换,采样信号通过复数滤波器后被二进划分分为低频部分和高频部分,并且两部分都分别包含一组实树序列系数和虚树序列系数^[19]。

设UHF PD信号为 $s(t)$,经过CWT后得到复数系数为 W_c ,令其实部为 W_{Re} ,虚部为 W_{Im} ,则:

$$W_c = W_{Re} + iW_{Im} \quad (1)$$

复数系数 W_c 的幅值为:

$$W_M = \sqrt{W_{Re}^2 + W_{Im}^2} \quad (2)$$

1.2 CWT-EE 特征提取

运用Mallat CWT对UHF PD信号经过 J (设信号长度 N 为2的指数方)层分解,UHF PD信号能量按一定规律被分散至 2^J 个正交频带上,并分解得到 J 组高频系数的实部和虚部系数,1组低频系数的实部和虚部系数,且第 m ($1 \leq m \leq J$)层实部和虚部

信号长度均为 $L_m = N/2^m$ 。设第 m 层实部和虚部高频系数序列中第 k ($1 \leq k \leq N/2^m$) 个系数分别为 $W_{\text{Re}(m,k)}$ 和 $W_{\text{Im}(m,k)}$, 则复数系数及其模值分别为:

$$W_{C(m,k)} = W_{\text{Re}(m,k)} + iW_{\text{Im}(m,k)} \quad (3)$$

$$W_{M(m,k)} = \sqrt{W_{\text{Re}(m,k)}^2 + W_{\text{Im}(m,k)}^2} \quad (4)$$

熵能够度量系统的不确定度^[12]。将 PD 产生的过程看成一个物理系统,那么不同缺陷映射的物理系统的复杂程度必然不同。因此,各尺度下 CWT-EE 可以描述 UHF PD 信号特征和放电系统的复杂度和信息量。对于序列 $x = \{x_i\}$, 其香农熵定义为:

$$P_i = \frac{|x_i|^2}{\|x\|^2} \quad (5)$$

$$H(x) = - \sum_i P_i \log P_i \quad (6)$$

取 10 为香农熵对数的底,则经过 J 层分解后,高频层第 m 层第 k 个系数模值香农熵为^[20-22]:

$$H(k) = - \frac{W_{M(m,k)}^2}{\sum_{j=1}^{L_m} W_{M(m,j)}^2} \lg \left(\frac{W_{M(m,k)}^2}{\sum_{j=1}^{L_m} W_{M(m,j)}^2} \right) \quad (7)$$

由于低频层模值系数明显大于高频层模值系数,若低频层和低频同时考虑,将导致高频层特征信息表达被低频层特征抑制。由于 UHF PD 信号特征主要包含于高频层,不同缺陷下低频层数字特征差异性不大,因此,文中只考虑高频层特征信息。高频层中第 m 层的 CWT-EE 为:

$$E(m) = \sum_{k=1}^{L_m} H(k) \quad (8)$$

分解 J 层后高频层总 CWT-EE 为:

$$E_T(J) = \sum_{m=1}^J E(m) \quad (9)$$

1.3 CWT-EE 变化趋势分析

根据式(7),构造函数 $f(x) = -x \lg x$ 。则 $f(x)$ 的导函数为:

$$f'(x) = -\lg x - \lg e \quad (10)$$

$f(x)$ 在 $(0, e^{-1}]$ 区间内为单调增函数,在 $[e^{-1}, +\infty)$ 区间内为单调减函数。因此 UHF PD 信号所在分解层信号能量越大,能量分布越杂乱无序,单个采样点所含能量占对应尺度下总能量的比重越小,即 x 越小, CWT-EE 越大。

1.4 提取 CWT SP-EE 特征对

在不同分解尺度下,不同缺陷以及同种缺陷在不同放电电压下的 UHF PD 信号能量熵不同,相邻分解尺度下能量熵差值也存在规律性。根据式(9)可得相邻分解尺度下能量熵差值为:

$$\Delta E(J) = E_T(J) - E_T(J-1) \quad 2 \leq J \leq 14 \quad (11)$$

构造 SP-EE 特征对 Θ :

$$\Theta = \{J, \Delta E(J)\} \quad 2 \leq J \leq 14 \quad (12)$$

SP-EE 特征对同时含有尺度信息和能量信息,可以解决目前常规 UHF PD 信号特征提取方法存在的丢失小波尺度信息的问题。

2 实验数据采集与缺陷辨识

2.1 试验平台及数据采集

GIS 内部常见的缺陷有 4 种^[23],分别为气隙(gap)缺陷(简称 G 类缺陷)、绝缘子表面金属污秽(metal)缺陷(简称 M 类缺陷)、金属突出物(needle)缺陷(简称 N 类缺陷)和自由金属微粒(particle)缺陷(简称 P 类缺陷),为此,文中根据这 4 种缺陷特征设计了 4 种缺陷模型,如图 1 所示。

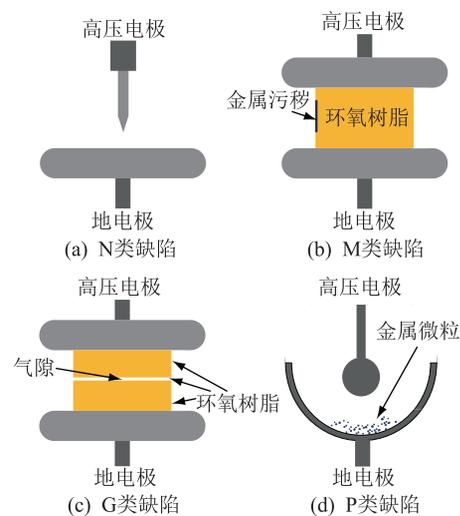


图 1 绝缘故障模型结构示意图

Fig.1 The structure of insulation fault models

图 2 为实验电路原理。图中示波器为泰克 7100,其最大采样率为 20 GS/s,存储深度为 48 MB, UHF 传感器带宽约为 200~800 MHz。实验中分别将 4 种人工缺陷置于 126 kV GIS 局部放电实验仿真平台,并充以 0.4 MPa 的 SF_6 气体。设置采样率为 5 GS/s,采集信号长度为 50 000 个采样点,分别采集不同电压下(如表 1 所示)4 种缺陷的 UHF PD 信号,每个放电电压下采集 150 组有效放电样本,共得到 4 类缺陷 UHF PD 样本数据各 600 组。图 3 为实测 4 种缺陷模型的 UHF PD 信号。

3 CWT-EE 与分解尺度的关联分析

3.1 不同放电电压下的 CWT-EE 特征对变化曲线
文中采集的 UHF PD 信号长度为 50 000 个采

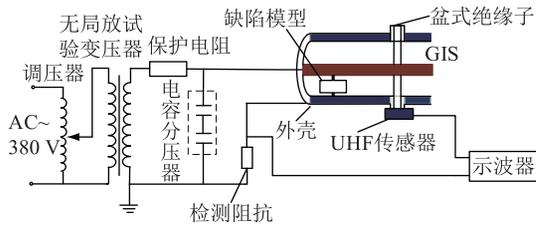


图2 PD实验电路接线原理
Fig.2 Schematic diagram of PD experiment

表1 实验电压

Table 1 Experimental voltages

缺陷类型	试验电压/kV
N	9.3, 15.1, 19.5, 26.3
P	11, 13.7, 16.8, 20.6
M	8.3, 11.6, 15.4, 17.5
G	10, 13.5, 16.5, 21

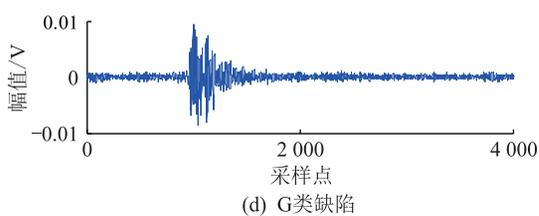
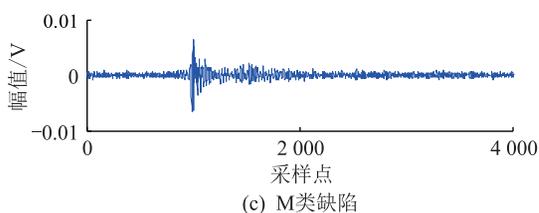
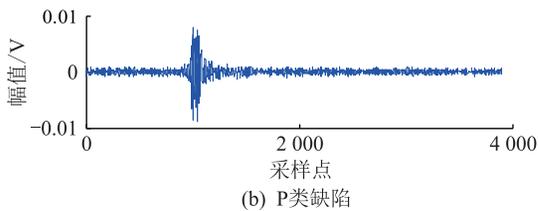
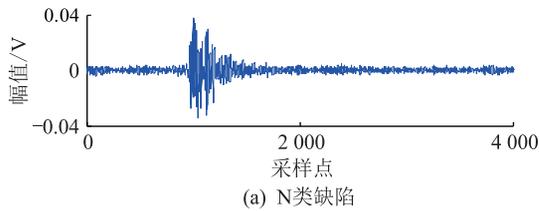


图3 4种典型绝缘缺陷的UHF PD信号

Fig.3 UHF PD signals of the four typical insulation defects

样点,根据CWT二进划分原则,最多可对UHF PD信号进行14层CWT。为消除随机因素对结果的影响,文中随机抽取每个电压下每种缺陷各50个UHF PD样本信号,同时为了增加数据的对比性,对每个UHF PD信号做归一化处理,提取不同电压不同分解尺度下每个UHF PD信号的CWT-EE,并求

取各电压下UHF PD信号在不同分解尺度下CWT-EE的平均值。图4为对GIS内部4种典型缺陷下的UHF PD信号进行0~14层分解后CWT-EE变化曲线。

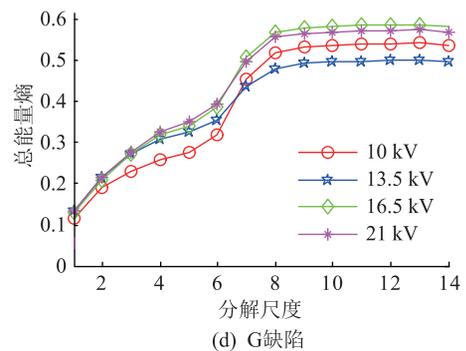
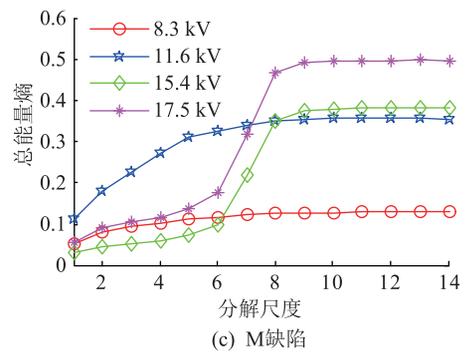
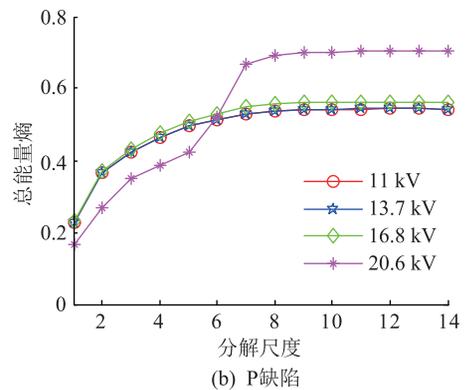
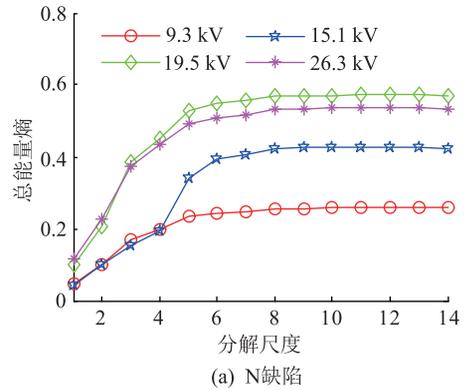


图4 不同电压下CWT-EE随分解层数变化的关系曲线

Fig.4 Curves of CWT-EE decomposition scale under different experimental voltages

由图4可以看出,4种缺陷下的UHF PD信号随着分解层数的增加,CWT-EE均呈现饱和增长趋

势,但是各自的增长曲线又表现出差异性。如图 4 (a)所示,在 N 缺陷下,电压越高,CWT-EE 越大,且分解层数为 6 层时,CWT-EE 开始趋于饱和,UHF PD 信号复杂度和信息量解析较为全面。由图 4(b)可知,在放电电压较小时,CWT-EE 大小和变化曲线基本相同。随着电压增加,放电逐渐加强,CWT-EE 变化曲线出现变化,呈现“快速增长-缓慢增长-快速增长-饱和”趋势。由图 4(c)可知,在电压较小时,CWT-EE 随分解层数的增加,增长较为平缓,当放电电压为 11.6 kV 时,在分解层数为 1—6 层时能量增长较快,第 6 层之后 CWT-EE 趋于饱和。继续升高电压到 15.4 kV 时,CWT-EE 随分解层数增长曲线呈现“S”曲线,且在第 6—8 层 CWT-EE 呈现剧烈增长,并在第 8 层后,CWT-EE 曲线趋于饱和。由图 4 (d)可知,G 缺陷下 UHF PD 信号 CWT-EE 的变化趋势具有相同规律,都呈现出“快速增长-缓慢增长-快速增长-饱和”趋势,并且放电电压对 CWT-EE 分布影响不大。

3.2 CWT SP-EE 特征对数值分析

CWT 多尺度分解的物理意义是将 UHF PD 信号同时在时域和频域进行分解。不同尺度下的信号分布特征表征着信号能量在不同频域空间的分布。图 4 中不同尺度间 CWT-EE 差即为增加分解层数带来的信息增量。可知,在不同分解尺度下,不同缺陷以及同种缺陷在不同放电电压下的 UHF PD 信号能量熵不同,相邻分解尺度下能量熵差值也存在规律性。文中提取 CWT-EE 值排序最大的 3 个能量熵及其对应的尺度,构建 SP-EE 特征对参量。SP-EE 特征对同时保留了 CWT 能量信息和尺度信息。图 5 为文中提取的 3 组 SP-EE 特征对数值分布图。其中,折线图为提取的最大 3 个能量熵特征在不同分解尺度下出现的频次数,散点为 SP-EE 特征对中各尺度下能量熵数值分布图。

由图 5 可知,不同缺陷下最大的 3 个 CWT-EE 大小数值不同,其对应的尺度也不同。N 类缺陷下 CWT-EE 最大的 3 个分解尺度主要为:第 1、2、4 尺度;P 类缺陷主要分布在第 1、2、3 尺度;M 类缺陷主要分布在第 1、2、6 尺度;G 类缺陷主要分布在 1、2、6 尺度。与此同时,不同缺陷下 CWT-EE 较大的 3 个分解尺度参量的分布特征也不同,N、P 和 G 类缺陷下尺度特征的表现的比较集中。N 类缺陷以 87.17%的概率分布在第 1、2、4 尺度;P 类缺陷以 89%的概率分布在第 1、2、3 尺度;G 类缺陷以 82.17%的概率分布在第 1、2、6 尺度;而 M 类缺陷下尺度特征的表现则相对分散,以 68%的概率分布在第 1、2、6

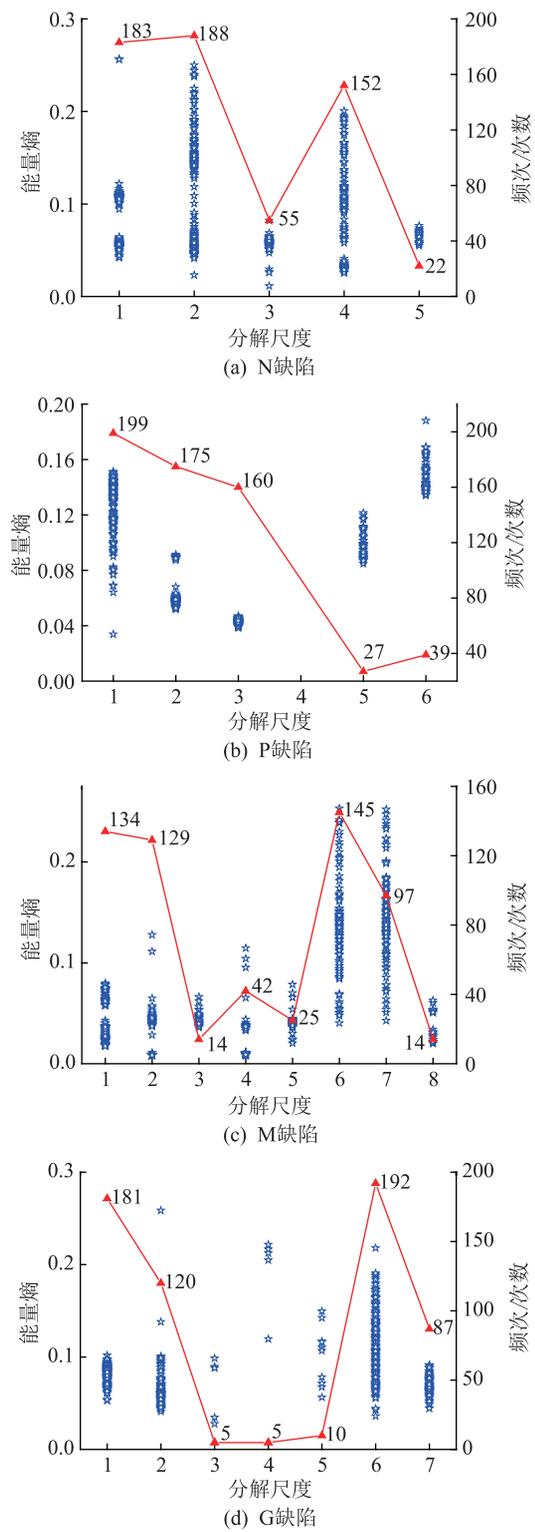


图 5 SP-EE 数值分布图

Fig.5 Numerical distributions map of SP-EE

尺度。

可知,不同缺陷下的 UHF PD 信号经不同尺度分解后,CWT-EE 数值大小和分布区间宽度也不同。对于 N 类缺陷,在第 2、4 分解尺度下 CWT-EE 分布区间宽度明显大于在第 1 分解尺度下 CWT-EE 分布区间宽度。对于 P 类缺陷,CWT-EE 分布区间宽度

在第 1—3 尺度下呈现逐渐减少趋势,且能量熵也逐渐减少。M 类缺陷下 CWT-EE 分布区间在第 1、2 尺度分布较窄,在第 6、7 尺度分布较宽。G 类缺陷下 CWT-EE 分布区间在第 1、2 尺度分布相对较窄,在第 6 尺度分布较宽。同时,不同缺陷下 UHF PD 信号在各尺度下 CWT-EE 大小也不同,N 类缺陷下,在第 2 尺度下 CWT-EE 相对较大;P 类缺陷下,在第 1 尺度下 CWT-EE 相对较大;M 类缺陷在第 6 和第 7 尺度下 CWT-EE 相对较大;G 类缺陷在第 6 尺度下 CWT-EE 相对较大。总之,通过构造 SP-EE 特征对,同时保留能量熵特征和对应的尺度特征,可以有效表征不同放电信号特征。

3.3 缺陷类型辨识

支持向量机(support vector machine, SVM)是建立在万普尼克-泽范兰杰斯(Vapnik-Chervonenkis, VC)维理论和结构风险最小化(structure risk minimization, SRM)原则基础上的机器学习理论,适用于求解高维非线性情况下的模式分类和回归分析问题^[15]。文中选择“一对一”SVM 对 4 种典型缺陷 UHF PD 信号进行辨识。选择径向基核函数(radial basis function, RBF)作为 SVM 的核函数,RBF 函数采用系统默认值。随机从每类缺陷的特征库中选取 200 组样本数据进行训练,400 组作为测试样本,识别结果如表 2 所示。

表 2 UHF PD 信号识别结果
Table 2 The recognition accuracy of UHF PD signal %

缺陷类型	SP-EE	CWT-EE
G	91.50	92.50
M	91.00	83.75
N	95.00	89.75
P	98.50	93.25
平均	94.00	89.81

为了对比,文中同时采用 8 层分解后的 CWT-EE 特征进行 PD 辨识。根据表 4 可以看出,采用 SP-EE 能量特征比 CWT-EE 能量特征有更高的识别率,且整体识别率达到了 94%。对于 G 类缺陷,采用 CWT-EE 特征进行 PD 辨识时虽然 G 类缺陷识别率有增加但是增加的幅度较小。另外,采用 CWT-EE 特征会明显降低 M 类和 N 类缺陷的识别率,且低于 90%。同时,采用 SP-EE 特征对只采用了 6 个特征,而选择 CWT-EE 的特征个数为 9 个(8 个高频层特征和一个低频层特征),因此采用 SP-EE 可以有效降低特征维数。

将 CWT-EE 特征序列看成一种一维信息,则

SP-EE 特征对为一个二维信息,既保留了能量熵特征信息,即层间信号的复杂度信息,还保留了能量熵特征对应的位置信息,确保了 UHF PD 信号特征能得到更丰富的表征,所以采样 SP-EE 特征对进行 UHF PD 信号辨识可以明显提高识别率。

4 结论

文中在 GIS 内 PD 仿真试验平台进行试验研究,创新性地提取了 UHF PD 信号 SP-EE 特征对量进行 PD 类型辨识。结论如下:

(1) 对 UHF PD 进行多尺度分解,分析发现不同缺陷下的 UHF PD 信息 CWT-EE 随分解尺度的变化具有不同趋势特征,同种缺陷在不同放电电压下的 CWT-EE 变化趋势也不同。

(2) UHF PD 信号有用特征信息分布与 CWT-EE 增长梯度密切相关,增长速率较快,层间 CWT-EE 梯度较大尺度含有的 UHF PD 特征信息越丰富。通过构造 SP-EE 特征对,同时保留能量熵特征和对应的尺度特征,可以有效表征不同缺陷下的 UHF PD 信号特征。

(3) 采用 SP-EE 特征进行 UHF PD 信号识别可以明显降低 CWT 分解层数和特征维数。文中选用 SVM 分类器,并采用 SP-EE 特征作为输入量进行 4 类 UHF PD 信号分类,结果表明 SP-EE 特征具有比 CWT-EE 能量特征更优的 UHF PD 信号类型分辨敏感性、更佳分类效果。文中采集的 UHF PD 均为实验条件下的,而实际现场中噪声干扰较多,所以采用 SP-EE 特征对识别 UHF PD 信号时必须进行去噪处理。

本文得到国网安徽省电力有限公司科技项目(521200150085)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] SCHAIK N V, CZASZEJKO T. Conditions of discharge-free operation of XLPE insulated power cable systems [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2008, 15(4): 1120-1130.
- [2] 牛勃,丁培,马飞越,等. 粒子群优化算法在电气设备特高频局部放电源定位中的应用[J]. 智慧电力,2018,46(9): 95-102.
- [3] NIU Bo, DING Pei, MA Feiyue, et al. Application of particle swarm optimization algorithm in electrical equipment UHF PD source positioning[J]. Smart Power, 2018, 46(9): 95-102.
- [4] 缪金,王艳华. GIS 组合电器典型故障分类和全周期维护策略研究[J]. 陕西电力,2017,45(2): 78-81.
- [5] MIAO Jin, WANG Yanhua. Typical fault classification of GIS equipment and life cycle management strategy[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(2): 78-81.

- [4] 金虎,彭在兴,王颂,等. GIS触头过热故障实验及外壳红外热像分布特征研究[J]. 智慧电力,2017,45(11):37-41.
JIN Hu, PENG Zaixing, WANG Song, et al. Study on overheat experiment of GIS contact and infrared thermal image distribution on its shell[J]. Smart Power, 2017, 45(11): 37-41.
- [5] 刘勇业,马宏忠,姜宁,等. GIS沿面放电缺陷的振动检测法分析[J]. 广东电力,2017,30(3):71-75,80.
LIU Yongye, MA Hongzhong, JIANG Ning, et al. Analysis on vibration detection method for creeping discharge defect in GIS [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(3): 71-75, 80.
- [6] 张乔根,文韬,赵军平,等. 大容量GIS现场冲击试验问题探讨[J]. 广东电力,2018,31(8):37-43.
ZHANG Qiaogen, WEN Tao, ZHAO Junping, et al. Discussion on problems of on-site impulse test for GIS with large capacity [J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(8): 37-43.
- [7] 司文荣,李军浩,黎大健,等. 基于宽带检测的局放脉冲波形快速特征提取技术[J]. 电工电能新技术, 2008, 27(2): 21-25, 76.
SI Wenrong, LI Junhao, LI Dajian, et al. Fast feature extraction technique for PD pulse shape based on wide band detection [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2008, 27(2): 21-25, 76.
- [8] 施景垒,宋云翔,杨景刚,等. 一起252kV组合电器局放异常信号分析处理[J]. 电力工程技术, 2017, 36(6): 127-132.
SHI Jinglei, SONG Yunxiang, YANG Jinggang, et al. Analysis and treatment of partial discharge abnormal signal in 252 kV GIS equipment [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(6): 127-132.
- [9] CHENH C. Fractal features-based pattern recognition of partial discharge in XLPE power cables using extension method [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2012, 6(11): 1096-1103.
- [10] 徐卫东,聂一雄,彭丹,等. FFT优化算法与小波分析在局部放电检测中的应用[J]. 广东电力,2017,30(4):67-73.
XU Weidong, NIE Yixiong, PENG Dan, et al. Application of FFT optimization algorithm and wavelet analysis in partial discharge detection [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(4): 67-73.
- [11] 陈焕栩,解浩,张建文,等. 基于灰度共生矩阵纹理特征的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 25-30.
CHEN Huanxu, XIE Hao, ZHANG Jianwen, et al. Partial discharge pattern recognition based on texture feature of gray level co-occurrence matrix [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 25-30.
- [12] 周沙,景亮. 基于矩特征与概率神经网络的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 98-102.
ZHOU Sha, JING Liang. Pattern recognition of partial discharge based on moment features and probabilistic neural network [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 98-102.
- [13] 赖联有,许伟坚. 基于零相位误差滤波的局部放电故障识别[J]. 电力工程技术, 2018, 36(3): 67-71.
LAI Lianyou, XU Weijian. Recognition of partial discharge faults using zero phase error filtering [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 36(3): 67-71.
- [14] VAHID P D. Application of ACF-wavelet feature extraction for classification of some artificial PD models of power transformer [J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2018(26): 3100-3114.
- [15] 唐炬,董玉林,樊雷,等. 基于Hankel矩阵的复小波-奇异值分解法提取局部放电特征信息[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(7): 1808-1817.
TANG Ju, DONG Yulin, FAN Lei, et al. Feature information extraction of partial discharge signal with complex wavelet transform and singular value decomposition based on Hankel matrix [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7): 1808-1817.
- [16] 张建文,王恩俊,陈焕栩,等. 基于自回归模型和超球面支持向量机的局部放电模式识别[J]. 电工电能新技术, 2015, 35(9): 29-34.
ZHANG Jianwen, WANG Enjun, CHEN Huanyu, et al. Partial discharge pattern recognition based on auto regression model and hypersphere support vector machine [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2015, 35(9): 29-34.
- [17] 贾亚飞,朱永利,兰志堃,等. 基于S变换和深度置信网络的变压器局部放电模式识别[J]. 广东电力,2017,30(1): 108-115.
JIA Yafei, ZHU Yongli, LAN Zhikun, et al. Pattern Recognition on partial discharge signals of transformers based on S-transform and deep belief network [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(1): 108-115.
- [18] Stéphane Mallat 著,杨力华,戴道清译. 信号处理的小波导引[M]. 机械工业出版社, 2002.
STÉPHANE Mallat wrote, YANG Lihua, DAI Daoqing compiled. A wavelet tour of signal processing [M]. China Machine press, 2002.
- [19] CIFMAN R R, WICKERHAUSER M V. Entropy based algorithms for best basis selection [J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1992, 38(2): 713-718.
- [20] 张广东,秦睿,张忠元,等. 基于超高频特高频法的局部放电特征图谱提取与研究[J]. 高压电器, 2016, 52(9): 71-77.
ZHANG Guangdong, QIN Rui, ZHANG Zhongyuan, et al. Extraction and analysis of characteristic spectrum of partial discharge in GIS based on UHF method [J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(9): 71-77.
- [21] 韩旭涛,张亮,张芊,等. 基于特高频法的雷电冲击电压下实体GIS导杆尖刺缺陷局部放电检测和分析[J]. 智慧电力, 2018, 46(1): 45-50.
HAN Xutao, ZHANG Liang, ZHANG Qian, et al. Detection and analysis of partial discharge excited by protrusion defect in GIS

under oscillating lightning impulse voltage based on UHF method[J]. Smart Power, 2018, 46(1):45-50.

- [22] 唐炬, 林俊亦, 卓然, 等. 基于支持向量数据描述的局部放电类型识别 [J]. 高电压技术, 2013, 39(5): 1046-1053.

TANG Ju, LIN Junyi, ZHUO Ran, et al. Partial discharge type recognition based on support vector data description[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(5): 1046-1053.

- [23] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine learning, 1995, 20(3):273-297.

作者简介:



罗沙

罗沙(1985),男,硕士,高级工程师,从事高压开关设备检修及状态检测工作(E-mail: luosha_1985@126.com);

田宇(1976),男,硕士,高级工程师,从事电网变电设备检修与带电检测工作;

李宾宾(1986),男,硕士,高级工程师,从事电力设备检修及状态检测工作。

Pattern recognition of ultra-high frequency partial discharge by using scale parameters-energy entropy characteristic pairs

LUO Sha¹, TIAN Yu¹, LI Binbin¹, HU Yong², LI Qingmin³

(1. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230022, China;

2. Shanghai Global Technology Co., Ltd., Shanghai 201210, China;

3. North China Electric Power University, School of Electrical&Electronic Engineering, Beijing 102206, China)

Abstract: Early insulation defects and hidden dangers in gas insulated switchgear (GIS) can be found by partial discharge (PD) detection of GIS, and then the insulation accidents can be prevented. In this paper, the complex wavelet transform (CWT) is used to process the ultra-high frequency partial discharge (UHF PD) signal in GIS at different scales. The trend curves of CWT energy entropy (CWT-EE) under different decomposition scales are analyzed, and it is found that the PD feature information mainly distributed in the scales, in which the gradient of CWT-EE are big. Besides, The CWT-EE characteristics and their scales are extracted to the structure characteristic pairs for PD type identification, which contained not only the PD signals energy feature information, but also the wavelet scale information of UHF PD signals. Finally, the support vector machine (SVM) method is used to classify four typical defects UHF PD signals in GIS. The recognition results show that the characteristic pair can effectively identify four typical defects in GIS and obviously reduce the decomposition scales of UHF PD and the feature dimension.

Keywords: partial discharge; ultra-high frequency; complex wavelet transform energy entropy; characteristic pairs; pattern recognition

(编辑 方晶)