基于Teager能量谱极限学习机的GIL 局部放电识别

戴锋¹,陈轩¹,王立宪²,马宏忠²

(1.国网江苏省电力有限公司检修分公司,江苏南京 211102;2.河海大学 能源与电气学院,江苏南京 211100)

摘要:对气体绝缘金属封闭输电线路(GIL)设备进行局部放电故障诊断与定位对其内部绝缘保护具有重要意义,由于GIL呈全封闭结构,现有外置式的检测方式对内部缺陷检测不够敏感,无法实现局部放电的量化描述与定位。因此,提出一种基于Teager能量谱极限学习机的局部放电故障诊断与定位方法。以脉冲电流能量波动特征与频段为分析对象,首先,利用Teager能量算子提取不同放电故障位置的能量波动特征;其次,利用小波包变换对不同位置的放电故障能量特征频段占比进行计算;最后,结合极限学习机(ELM)对GIL设备局部放电故障进行定位与诊断。结果表明,不同位置的局部放电缺陷能量波动差别明显,利用小波包变换分析后的特殊频段能量占比可以作为故障分类的依据。通过与其他在线监测方法的对比,表明ELM可以实现GIL设备局部放电故障的有效定位与诊断。

关键词:气体绝缘金属封闭输电线路;局部放电;脉冲电流;Teager能量谱;小波包变换;故障诊断与定位中图分类号:TM595 文献标识码:A DOI:10.19457/j.1001-2095.dqcd23165

Partial Discharge Recognition of GIL Based on Teager Energy Spectrum ELM

DAI Feng¹, CHEN Xuan¹, WANG Lixian², MA Hongzhong²

(1.State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Maintenance Branch Company, Nanjing 211102, Jiangsu, China; 2.College of Energy and Electrical Engineering, HoHai University, Nanjing 211100, Jiangsu, China)

Abstract: Partial discharge fault diagnosis and location of gas insulated metal enclosed transmission line (GIL) is of great significance for its internal insulation protection. Because GIL is fully enclosed structure, the existing external detection method is not sensitive to the internal defect detection, so it is unable to realize the quantitative description and location of partial discharge. Therefore, a partial discharge fault diagnosis and location method based on Teager energy spectrum extreme learning machine was proposed. Firstly, Teager energy operator was used to extract the energy fluctuation characteristics of different discharge fault locations. Secondly, wavelet packet transform was used to calculate the proportion of characteristic frequency band of discharge fault energy at different positions. Finally, combined with extreme learning machine (ELM), the partial discharge fault of GIL equipment was located and diagnosed. The results show that the energy fluctuation of partial discharge defects at different positions is obviously different, the energy proportion of special frequency band analyzed by wavelet packet transform (WPT) can be used as the basis of fault classification. Compared with other on-line monitoring methods, ELM can effectively diagnose and locate partial discharge fault of GIL equipment.

Key words: gas insulated metal enclosed transmission line (GIL); partial discharge (PD); pulse current; Teager energy spectrum; wavelet packet transform(WPT); fault location and diagnosis

气体绝缘金属封闭输电线路(GIL)是我国跨 区域、长距离电能输送的重要输电设备,已先后 应用在天生桥水电站、溪洛渡水电站和苏通 GIL 综合管廊等重要输变电建设之中^[1-3]。局部放电

基金项目:国网江苏省电力公司重点科技项目(J2020040)

作者简介:戴锋(1973一),男,硕士研究生,高级工程师,Email:zjdf0992@sohu.com 通讯作者:王立宪(1997一),男,硕士研究生,Email:837213579@qq.com (PD)是造成GIL内部绝缘裂化、影响GIL设备绝缘性能的主要原因^[4]。

目前,国内外对于GIL及其他高压设备的局部 放电监测主要包括振动法、暂态对地电压(transient earth voltage, TEV)定位法、超声波法、特高 频法以及脉冲电流法。文献[5-7]利用振动法,以 GIL设备异常振动信号为研究对象,利用振动信 号特征对GIL内部局部放电故障进行诊断。但在 实际工程中,GIL振动信号包含GIL的固有振动 信号与噪声信号等干扰,而且由于振动信号的监 测极易受外界环境的影响(例如GIL设备相间涡 流引起的振动^[8]),导致测得的频谱过于复杂,这 些因素都影响着利用振动信号对GIL设备内部局 部放电进行诊断的可靠性。文献[9-10]对TEV和 超声波在高压开关柜局部放电诊断方面的研究 表明,超声波虽不受电磁干扰,但是由于超声波 在固体中的衰减速度较快,导致利用其对高压设 备内部局部放电进行检测灵敏度较低;而当高压 设备内部产生局部放电时,产生的暂态对地电压 信号会首先在设备内部传播,利用TEV 定位法对 局部放电进行定位准确性不高,同时TEV信号较 易受到电磁干扰。文献[11]表明特高频检测法灵 敏度虽高,但在实际工程中易受到电磁干扰。

GIL设备内部的局部放电缺陷大多由设备在 出厂、运输、安装以及运行过程中造成的尖端金 属污染物引发。GIL内部为稍不均匀电场,绝缘 形式主要为气体-固体复合绝缘体,内部的局部 放电首先以区域性轻放电为主,在放电过程中 SF₆的分解会产生对绝缘子有腐蚀性的物质^[12],随 着气体-固体复合绝缘体绝缘性能的不断退化, 最终GIL内部局部放电造成放电击穿。

相比于其他检测方法,脉冲电流检测法具有更 丰富的局部放电信息,也常被用作高压设备局部 放电的离线检测方法^[13]。由于脉冲电流包含信息 复杂,目前尚没有有效的分析方法对其内部放电 特征信息进行分析,所以利用局部放电产生的脉 冲电流实现GIL故障定位与诊断的研究相对匮乏。

在信号分析与处理方面,快速傅里叶变换方 法常用于振动信号的分析,其处理非线性与非平 稳信号的过程复杂,准确性也不具有优势;经验 模态分解法(empirical mode decomposition,EMD) 常被用作处理非平稳与非线性信号,但其存在模 态混叠与端点效应^[14-16]。相比之下,Teager能量 算子解调方法不仅能估计复杂信号的能量波动, 又可以实现时间、频率、能量包络的多重分析^[17]。 文献[18]利用Teager能量算子对电缆中的局部放 电信号传播行为进行研究,精准度较高;文献[19] 利用灰色关联度和Teager能量包络联合对轴承 振动行为进行分析进而得出早期故障诊断结果。 小波包变换可以有效对高频序列进行特征提取, 同时在时域与频域的优化方面也比傅里叶变换、 小波变换等方法更具有优势^[20]。

在智能学习算法方面,机器学习算法(support vector machine,SVM)需大量的样本数据进行 训练;BP神经网络需要人工参与设置权值和阈值 等参数,去依赖性不够理想;卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)是深度学习领域 中性能较为优异的方法,但由于其反向传播过程 中的平移不变性,导致该算法在反向传播过程中 需要大量的数据进行训练与试错。极限学习机 (ELM)是基于前馈神经网络(feedforward neuron network,FNN)的改进方法,优化了反向传播过 程,只需人工设置隐藏层的初始节点个数即可, 适用于非监督学习问题,具有一定的自适应性。

针对脉冲电流检测法以及其他方法中存在 的不足,文中提出了基于Teager能量谱极限学习 机的GIL局部放电故障诊断与定位方法,设计了 两种局部放电缺陷。首先,利用Teager算子对脉 冲电流能量波动进行计算,形成Teager能量谱; 其次,利用小波包变换对特殊能量频段占比进行 计算;最后,以特殊频段能量占比为依据,结合 ELM实现GIL设备局部放电故障诊断与定位。

1 试验系统及信号获取

1.1 试验平台及缺陷设置

文中建立了110 kV的GIL试验平台来模拟 尖端放电与绝缘子沿面放电两种放电缺陷。

GIL故障模型包含调压器、滤波器、隔离保护装置、220 kV无局放变压器、分压器以及110 kV GIL试验腔体。GIL设备导电杆直径60 mm,腔体 内直径360 mm,试验腔体含石英观察窗便于拆卸 与观测,试验平台如图1所示。

信号同步采集系统使用HCPD-2622型局部 放电检测仪,最大采样频率20 MHz,放电测量灵 敏度0.1 pC,放电量量程0.1~10 000 pC。

故障设置参数。尖端放电缺陷设置需结合 GIL设备额定电压与结构参数,为防止起始电压 过高,尖刺长度不宜过短,确定为65 mm,材质为 铝,用绝缘胶带固定在导电杆上;绝缘子沿面放 电铝线长度55mm,用绝缘胶带固定于绝缘子凸 面,缺陷设置如图2所示。



图1 试验现场



图 2 缺陷设置 Fig.2 Defect setting diagram

1.2 试验标准及参数

缺陷模拟试验在工频周期电压下开展,试验标准及参数如下:

1)电源系统:试验系统功能来自380V常规 电源。为了调节试验电压,将380V电源接入感应 调压器,调压器实现出口电压的精确控制。将调 压器输出接入升压器,将电压升高至试验电压。

2)调压器:额定容量56kV·A;额定输入电压 380V;额定输出电压0~420V。

3)升压器:额定电压 0.4/250 kV;额定电流 125/0.2 A;测量绕组电压比 1/1 000。

4)GIL脉冲电流测量时,需要考虑放电的相位,因此采用电容器串联的方式设计了分压器, 分压变比1/1000。

5)为了增强试验击穿的保护,试验系统接入 了110 kΩ保护电阻和430 pF耦合电容;HCPD-1-2型测量阻抗输出脉冲电压波形,阻值为75Ω。

6)利用信号采集仪可以实时测量放电量、放

电次数、工频周期内的放电波形与统计相位。脉冲电流试验电路如图3所示。



图 3 脉冲电流法检测电路图 Fig.3 Circuit diagram of pulse current method

1.3 试验步骤

试验过程采用逐步升压法,从初始电压0kV 逐渐升高电压,当观察到第一次出现脉冲电流信 号时确定为该位置的局部放电起始电压V₀,并保 持恒压3s,重复此试验5次。在确定起始电压 之后按步长5kV逐步升高电压,同时通过局部 放电检测仪记录不同阶段的脉冲电流信号,当出 现密集放电信号时保持恒压3s,具体的试验流程 如图4所示。



1.4 信号获取

图5为利用试验平台测取的高压导电杆发生 尖端放电与绝缘子发生沿面放电后的脉冲电流 的时域信号,图6为两种不同位置PD缺陷单次放 电脉冲电流时域图。



2 信号分析与特征提取

2.1 Teager-Kaiser能量谱

由于Teager-Kaiser能量算子在待分析信号的 每一时刻,都利用三个相关样本值来进行能量计 算,所以其对时间变化率较为敏感,可以精准捕 捉信号能量的波动特征,适合于分析脉冲电流这 种瞬时变化较快的物理量。

定义 Teager-Kaiser 算子(TKEO)为 $f(\cdot)$,若待 分析信号x(t)为连续信号,其可以表示为

$$f[x(t)] = [x'(t)]^{2} - x(t)x''(t)$$
(1)

式中:x'(t), x''(t)分别为信号x(t)的一阶求导和二 阶求导。

若待分析信号y(t)为离散信号,求导可以利用时间差代替,表示为

$$f[x(n)] = x^{2}(n) - x(n+1)x(n-1)$$
 (2)

2.2 DESAs算法

为对信号的包络v(t)、频率y(t)与能量联合 进行分析,Maragos等人基于TKEO算子提出了离散 能量分离算法(discrete energy separation algorithms, DESA-s),包含DESA-1a,DESA-1,DESA-2三种 类型,经过对比,其运算能力最好的为DESA-1



2.3 基于Teager能量谱的放电脉冲信号分析

对两种放电情况进行Teager-Kaiser能量变化特征分析,绘制Teager能量谱如图7与图8所示。







通过两种放电情况 Teager 能量谱的对比可 点绘制成扔 以发现:两种放电情况的能量密度都发生在 20 处理,如图 9 kHz以上的频段,随着电压等级的增加,两种放电 可以发

kHz以上的频段,随着电压等级的增加,两种放电 情况的能量密度也有所增加,但能量密度发展整 体趋势不受影响,故放电脉冲能量波动特征不会 因为电压等级的变化而产生本质变化。

针对放电故障的不同位置,从Teager能量谱 角度出发,尖端放电脉冲能量密度呈"尖刺"状, 且其能量密度分布多集中在40~50 kHz,80~95 kHz,120~130 kHz以及160~170 kHz频段;绝缘子 沿面放电脉冲能量密度呈"波浪"状,其能量密度 分布多集中在20~95 kHz频段。

产生这一现象的原因在于二者的故障位置 不同,尖端放电位置发生在导电杆上,在发生局 部放电时电压等级高、脉冲电流大,能量占比较 大,又因导电杆导电性能好,脉冲电流衰减速度 快,因此在其故障特征频段范围内能量密度普遍 偏高且呈"尖刺"状上升下降;而发生绝缘子沿面 放电时脉冲电流较小,能量占比较小,且由于绝 缘子优异的绝缘特性导致脉冲电流衰减较慢,所 以能量密度波动难以达到尖端放电的效果,而呈 "波浪"状。因此,在GIL设备发生局部放电时,工 作人员可以依据 Teager 能量谱的波动特征对放 电类型与放电位置进行粗略判断。

2.4 基于小波包变换的脉冲能量特征提取

在 GIL 实际运行过程中,脉冲电流信号不够 稳定,虽得出尖端放电与绝缘子沿面放电两种放 电脉冲的能量波动特征,但在 20~95 kHz 范围内 两种放电现象均存在能量波动,工作人员仍需具 体工况数据才能对放电故障类型与位置进行准 确诊断。

为进一步提高GIL局部放电故障定位与诊断 的准确性,文中采用小波包变换(WPT)对Teager 能量谱进行分解,提取能量特征。对三种电压等 级下两种放电情况的Teager能量谱进行13层小 波包变换,对于尖端放电取0~200 kHz全部频段, 对于绝缘子沿面放电取0~118 kHz频段,单个频 带宽度为112 Hz,由于试验与Teager能量谱频率 单位均为kHz级别,在进行小波包变换时单个图 像频段的始末频率量相差不大,最大为112 Hz, 故图像中将一个频段内的峰值用该频段内整数 值的平均值表示。其次,由于研究的目的是寻找 不同放电情况能量占比的主要区别,故图中尽可 能忽略能量占比小于5%的频段,将其余待分析 点绘制成折线图便于观测,峰值坐标已进行近似处理,如图9和图10所示。

电气传动 2022年 第52卷 第22期

可以发现,尖端放电情况在三种电压等级下的能量占比峰值均在46 kHz,91 kHz,125 kHz出现,绝缘子沿面放电情况在三种电压等级下的能量占比峰值均在23 kHz,52 kHz,90 kHz出现,且





Fig. 9 Energy characteristic spectrum of tip discharge pulse current



随着电压等级的提高,两种放电情况峰值的能量 占比整体有所提高。除此之外,两种故障位置的 能量峰值出现的3个特殊频段相差较大。因此, 将两种试验所得三个电压等级各50组数据中的 3个频段能量占比求和,经对比发现,尖端放电与 绝缘子沿面放电的能量最小值占比分别为25%~ 35%,23%~34%,相差不大;而能量最大值占比分 别为50%~60%,30%~40%。这也印证了Teager-Kaiser能量谱中的能量波动特征,由于尖端放电 的能量波动呈"尖刺"状,能量最大值与最小值相 差较大,占比区分明显;而绝缘子沿面放电的能 量波动呈"波浪"状,能量最大值与最小值相差较 小,占比区分近似。造成这一现象的物理试验原 因是:当尖刺位置在绝缘子表面时,第二频段的 能量占比增加,峰值区间变大。结合Teager能量 谱的能量波动特征与小波包变换后的能量特征 占比可以对局部放电故障位置进行大致判别。

3 基于ELM的GIL局部放电定位与 诊断

3.1 极限学习机

极限学习机(ELM)作为一种人工智能算法, 其优势在于设定的只有隐藏层节点个数,在运行 过程中网络的输入权值以及隐元的偏置无需人 为调整,并且产生的最优解有且仅有一个。其结 构图如图11所示,ELM最终表示如下:

$$f_{\text{ELM}}(\boldsymbol{x}) = \sum_{j=1}^{L} \boldsymbol{\beta}_{j} g_{j}(\boldsymbol{x}) = \sum_{j=1}^{L} \boldsymbol{\beta}_{j} g_{j}(\boldsymbol{\omega}_{j} \times x_{j} + b_{j}) \quad (4)$$

式中:x为输入向量;L为隐藏层单元数量; β ,为权重向量,位于隐藏层和输出层之间; ω ,为位于输入和隐藏层输出之间的权重;g,为激活函数,文中使用对于特征值感知更为明显的Sigmoid函数作为激活函数;b,为偏置。



$$H = \begin{bmatrix} g(\omega_1 \times x_1 + b_1) & \cdots & g(\omega_L \times x_1 + b_L) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ g(\omega_1 \times x_D + b_1) & \cdots & g(\omega_L \times x_D + b_L) \end{bmatrix}_{D \times L}$$
$$T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{t}_1^{\mathrm{T}} \\ \vdots \\ \boldsymbol{t}_D^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}_{D \times m} \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1^{\mathrm{T}} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_L^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}_{L \times m}$$

式中:H为隐藏层输出矩阵;T,β分别为训练集目 标矩阵与权重向量矩阵;m为输出数量;D为样本 数量。

3.2 诊断流程

由于本文研究的目的不仅是对局部放电类 型进行诊断,而且还要对其故障位置进行判别, 故将三种电压等级下尖端放电与绝缘子沿面放 电实验数据各50组进行合并,按4:1的比例进行 模型训练与测试,每种电压等级下,1~40组用来 训练,41~50组用来测试,高压导电杆故障位置设 为"0",绝缘子故障位置设为"1",诊断流程如图 12所示。最后,将诊断输出与实际结果进行对 比,得出综合故障诊断准确率96.8%,具有较高的 准确性。



Fig.12 Diagnosis flow chart

3.3 实例分析与对比

(5)

选取尖端放电和绝缘子沿面放电三种电压 等级各2组数据,共12组数据输入ELM模型进行 分类,诊断结果如表1所示。3个频段能量占比 分别用Class₁~Class₃表示。 主: 长陪带州沙艇体田

水1 以陧侯拟诊断结木							
Tab.1 Diagnosis results of fault simulation							
故障 位置	施加电压 <i>U</i> / kV	$Class_1/$ %	$Class_2/$ %	Class ₃ / %	判别 结果		
导电杆	45.3	12.7 9.8	15.4 16.2	13.3 13.1	0 0		
	52.1	15.9 13.7	18.7 17.7	16.0 12.0	0 0		
	61.2	16.4 17.2	19.9 18.7	14.5 17.6	0 1		
绝缘子	47.0	12.3 14.7	15.6 14.5	15.1 12.9	1 1		
	55.4	16.3 18.9	14.5 18.0	12.8 14.3	1 1		
	62.7	19.6 20.1	17.7 22.3	16.4 19.8	1 1		

由表1可知,在61.2 kV导电杆处的尖端放电 (由字体加粗标出)出现了误判现象,其余诊断均 正确,精确度较高。为对比文中方法与其他在线 监测方法的诊断速度与准确性,文中与MEEMD^[7]、 卷积神经网络^[21]以及 Kohonen 方法^[22]进行了对 比,检验标准为响应时间*T*,存储花销,判别准确 度δ,结果如表2所示。

Tab.2 Model evaluation index							
故障位置	诊断方法	响 <u>应</u> 时间 <i>T</i> /s	存储花销/ mb	判别准确度 <i>δ/%</i>			
导电杆	MEEMD	62.3	124.6	32.2			
	卷积神经网络	10.7	26.4	88.3			
	Kohonen	33.1	45.3	56.1			
	文中方法	6.7	12.4	95.4			
	MEEMD	75.3	184.6	27.7			
编编之	卷积神经网络	9.9	24.0	87.6			
把缘丁	Kohonen	26.7	39.6	61.8			
	文中方法	5.2	11.9	97.3			

表2 模型评价指标 Tab 2 Madal avaluation index

结合表2可以发现,在四种方法中效果最不 理想的是MEEMD方法,由于此方法需对放电信 号进行多次分解与处理,导致其响应时间较长, 所需存储花销也更大,同时此方法只适用于对是 否产生局部放电故障进行诊断,而不能对于故障 位置进行判别;Kohonen方法诊断效果较MEEMD 方法有所提升,但该方法需要逐个计算竞争层节 点个数以及多次人工设置参数,导致该方法也需 要一定的响应时间与存储花销,同时算法的去依 赖性也很低。对比发现,卷积神经网络与文中方 法表现较好,相比卷积神经网络,文中方法省去 了卷积和池化等操作,也无需大量训练数据,对 于局部放电的脉冲能量特征与频段提取,具有一定的针对性。结合表中检验标准,验证了文中方法对于GIL局部放电的故障定位与诊断具有一定的有效性。

4 结论

针对基于脉冲电流的GIL局部放电故障定位 与诊断方法研究的不足,文中设计了两种不同类 型与位置的局部放电缺陷,并提出基于Teager能 量谱极限学习机的GIL局部放电故障定位与诊断 方法,得出结论如下:

1)根据三种电压等级下尖端放电与绝缘子 沿面放电的Teager能量谱,发现当故障位于导电 杆上时,局部放电的脉冲能量波动呈"尖刺"状, 当故障位于绝缘子上时,局部放电的脉冲能量波 动呈"波浪"状。同种故障类型与位置下,达到相 近能量密度峰值趋势与电压等级呈正相关;

2)在不同故障位置,3个特殊频段的能量占 比之和的最大值的波动范围有显著区别,尖刺放 电占比 50%~60%,绝缘子沿面放电占比 30%~ 40%,根据能量占比联合 Teager 能量谱基本可以 确定故障发生位置;

3)对Teager能量谱进行小波包变换,提取特殊频段特征,对特殊频段能量占比进行分析并作为特征代入极限学习机进行分类与诊断,综合准确率达到96.8%,可以实现对于GIL局部放电故障的有效定位与诊断。

参考文献

[1] 黄志高. 气体绝缘金属封闭输电线路(GIL)[M]. 北京:中国 电力出版社,2018.

Huang Zhigao. Qi ti jue yuan jin shu feng bi shu dian xian lu (GIL)[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2018.

- [2] 李鹏,颜湘莲,王浩,等.特高压交流GIL输电技术研究及应用[J].电网技术,2017,41(10):3161-3167.
 Li Peng, Yan Xianglian, Wang Hao, *et al.* Research and application of UHVAC gas-insulated transmission line[J]. Power System Technology, 2017,41(10):3161-3167.
- [3] 刘泽洪,王承玉,路书军,等.苏通综合管廊工程特高压GIL 关键技术要求[J]. 电网技术,2020,44(6):2377-2385.
 Liu Zehong, Wang Chengyu, Lu Shujun, *et al.* Key technical parameters of UHV GIL in Sutong utility tunnel project[J]. Power System Technology,2020,44(6):2377-2385.
- [4] Fletcher P L, Degen W. A summary of the final results and conclusions of the second international enquiry on the reliability of high voltage circuit-breakers[C]//Reliability of Trans-

mission and Distribution Equipment, 1995, IET, 2002.

- [5] Liu B W, Ma H Z, Ju P, et al. Partial discharge diagnosis by simultaneous observation of discharge pulses and vibration signal
 [J]. IEEE Trans. on Dielect. and Electric. Insula., 2017, 24(1): 288–295.
- [6] He L, Li S T, Zhou D B, et al. Analysis method of abnormal condition in GIS based on ultrasonic detection[C]//International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis, IEEE, 2016:570-573.
- [7] 減旭,马宏忠,吴金利,等.基于改进集总经验模态近似熵的GIS放电故障诊断[J].高压电器,2020,56(6):129-137.
 Zang Xu, Ma Hongzhong, Wu Jinli, *et al.* Diagnosis of GIS discharge fault based on MEEMD approximate entropy[J]. High Voltage Apparatus,2020,56(6):129-137.
- [8] 张利,屈斌,王永宁,等.GIS壳体振动机理和局部放电优化 诊断与应用[J].中国电力,2022,55(3):80-86.
 Zhang Li, Qu Bin, Wang Yongning, *et al* GIS shell vibration mechanism and partial discharge optimization diagnosis[J].
 Electric Power,2022,55(3):80-86.
- [9] 王鹏,刘玉婷,邹阳,等. TEV 和超声波检测法在开关柜局部放电检测中的应用评述[J]. 高压电器,2020,56(10):75-83.
 Wang Peng, Liu Yuting, Zou Yang, et al. Application of TEV and ultrasonic detection methods in partial discharge detection of switchgear[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(10):75-83.
- [10] 罗思敏,田妍,郑服利,等.开关柜局部放电检测技术应用
 [J]. 高压电器,2020,56(4):204-208.
 Luo Simin, Tian Yan, Zheng Fuli, et al. Application of partial discharge detection technology in switchgear[J]. High Voltage
- [11] 邹阳,周求宽,刘明军,等.局部放电特高频检测装置抗电磁
 干扰性能的量化评估方法研究 [J].电工技术学报,2020,35
 (10):2275-2282.

Apparatus, 2020, 56(4): 204-208.

Zou Yang, Zhou Qiukuan, Liu Mingjun, *et al.* Research on quantitative evaluation on anti-electromagnetic interference capability of ultra high frequency partial discharge detection instrument[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020,35(10):2275–2282.

- [12] 侯志强,郭若琛,李军浩.直流电压下 SF6/N2 混合气体沿面局部放电特性[J].电工技术学报,2020,35(14):3087-3096.
 Hou Zhiqiang, Guo Ruochen, Li Junhao, *et al.* Partial discharge characteristics of the surface discharge in SF6/N2 of the mixed gas under DC voltage[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2020,35(14):3087-3096.
- [13] 陶诗洋,冯义,张天辰,等.基于脉冲电流法的高压开关柜局 部放电在线监测装置[J].电力系统保护与控制,2019,47 (9):145-149.

Tao Shiyang, Feng Yi, Zhang Tianchen, *et al.* High-voltage switch cabinet partial discharge on-line monitoring device based on pulse current method[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9):145–149.

[14] Leob L B, Meek J M. The mechanism of the electric spark[M].

California: Stanford University Press, 1941.

- [15] 彭华,朱永利,袁胜辉.风电场集电线路单相接地故障组合 测距[J]. 仪器仪表学报,2020,41(9):88-97.
 Peng Hua, Zhu Yongli, Yuan Shenghui. Combined fault location for single-phase grounding of wind farm collection line[J].
 Chinese Journal of Scientific Instrument,2020,41(9):88-97.
- [16] 张若兵,金森,杜钢. 基于EMD与DTW算法的振荡波下电缆 局部放电定位方法[J]. 高电压技术,2020,46(1):273-281.
 Zhang Ruobing, Jin Sen, Du Gang. Method of partial discharge localization for cable under oscillatory wave voltage conditions based on EMD and DTW algorithm[J]. High Voltage Engineering,2020,46(1):273-281.
- [17] 王望望,邓林峰,赵荣珍,等.基于二次聚类分割与Teager能量谱的滚动轴承微弱故障特征提取[J].振动与冲击,2020, 39(13):246-253.

Wang Wangwang, Deng Linfeng, Zhan Rongzhen, *et al.* Weak fault feature extraction of rolling bearing based on secondary clustering segmentation and teager energy spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(13):246–253.

- [18] 刘波,孟祥震,迟鹏,等.基于EMD和Teager能量算子的电缆局部放电辨识[J].电力工程技术,2020,39(5):36-42.
 Liu Bo, Meng Xiangzhen, Chi Peng, *et al.* Cable partial discharge identification based on EMD and Teager energy operator
 [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5):36-42.
- [19] 杨超,杨晓霞.基于灰色关联度和Teager能量算子的轴承早期故障诊断[J].振动与冲击,2020,39(13):224-229.
 Yang Chao, Yang Xiaoxia. Early fault diagnosis of rolling bearing based on GRD and TEO[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020,39(13):224-229.
- [20] 高云鹏,李峰,陈婧,等.基于Teager-Kaiser能量算子Rife-Vincent窗频谱校正的电压闪变测量[J].电工技术学报, 2014,29(6):248-256.

Gao Yunpeng, Li Feng, Chen Jing, *et al.* Voltage flicker measurement ssing the Teager-Kaiser energy operator based on Rife–Vincent window spectral correction[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(6):248–256.

- [21] 张聪聪,王刚,高栋,等.基于卷积网络的GIS局部放电缺陷 诊断方法与应用[J].电工电能新技术,2021,40(3):72-80.
 Zhang Congcong, Wang Gang, Gao Dong, *et al.* Partial discharge pattern recognition based on convolutional neural network[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy,2021,40(3):72-80.
- [22] 江杰波,陈珂,施永贵,等. 基于 Kohonen 网络的典型绝缘缺陷局部放电模式识别[J]. 电力工程技术,2020,39(5):43-48.
 Jiang Jiebo, Chen Ke, Shi Yonggui, *et al.* Partial discharge recognition of typical insulation defect based on Kohonen network
 [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5):43-48.