

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.01.020

基于 EFPI 传感器的 GIS 局部放电模式识别研究

韩世杰^{1,2}, 吕泽钦^{1,2,3}, 隋浩冉^{1,2}, 王伟^{1,2}, 屠幼萍^{1,2}, 高超飞⁴

(1. 高电压与电磁兼容北京市重点实验室(华北电力大学),北京 102206;

2. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学),北京 102206;

3. 国网浙江省电力有限公司宁波供电公司,浙江 宁波 315000;

4. 北京信息科技大学自动化学院,北京 100192)

摘要:非本征法布里-帕罗干涉(EFPI)光纤超声传感器可用于气体绝缘全封闭组合电器(GIS)内部的局部放电超声信号检测及模式识别研究,相较于传统的压电式传感器,具有灵敏度高、抗干扰能力强等优点。基于此,文中在充有0.4 MPa SF₆气体的GIS腔体内设置尖端、金属颗粒、悬浮和沿面4种典型的局部放电模型,创新性地利用EFPI传感器对放电超声信号进行检测,提取单次超声脉冲信号波形特征形成特征参数数据库,分别应用概率神经网络(PNN)算法和支持向量机(SVM)算法进行模式识别并比较分析。EFPI传感器检测到的超声信号特征突出,在提取特征参数的基础上,2种模式识别算法均能达到85%以上的平均识别率,且SVM的识别效果要优于PNN。

关键词:气体绝缘全封闭组合电器(GIS);局部放电;模式识别;非本征法布里-帕罗干涉(EFPI)传感器;概率神经网络(PNN);支持向量机(SVM)

中图分类号:TM855

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)01-0149-07

0 引言

在电力系统中,气体绝缘全封闭组合电器(gas-insulated switchgear, GIS)以其稳定性高、易检修、占地面积小等优点而被广泛应用^[1-2]。对GIS局部放电的检测是评估和诊断其绝缘状况的重要手段^[3-6]。为进一步评价GIS内部产生局部放电的缺陷类型性质,须对采集到的放电信号进行模式识别^[7]。以GIS内部局部放电产生的脉冲电流信号和超高频信号为基础的模式识别方法易受现场电磁噪声的干扰,从而导致识别正确率降低。通过检测局部放电产生的超声信号,可降低现场电磁干扰对检测的影响,实现电气设备的在线监测^[8-9]。

基于非本征法布里-帕罗干涉(extrinsic Fabry-Perot interferometer, EFPI)原理的超声传感器采用光纤作为传感器载体,利用光的干涉原理,对局部放电产生的超声波信号进行检测。该传感器相较于传统的压电陶瓷传感器,具有灵敏度高、抗干扰能力强、电绝缘性良好等诸多优点^[10-12]。近些年来,不少专家学者开展了应用EFPI传感器检测高压电气设备局部放电信号的研究。文献[13]利用EFPI传感器对变压器内的局部放电进行了检测,与压电式传感器的检测效果进行对比,发现EFPI传感器的抗电磁干扰能力更为显著。文献[14]基于EFPI

传感器测量超声波信号,对变压器内部的局部放电进行了模式识别,发现该传感器拥有较高的识别正确率。目前,使用EFPI传感器检测变压器局部放电研究已经取得很大的进展,但尚未在GIS中得到应用。这是由于超声波信号在SF₆气体中的衰减较变压器油中更为严重,且EFPI传感器须内置于GIS腔体中,大幅增大了EFPI传感器在GIS中的应用难度。然而利用EFPI传感器对GIS内部局部放电产生的超声波信号进行检测,可解决以往超声波检测法存在的信号衰减大、检测灵敏度不足、外界噪声干扰强等问题,有利于提高GIS在线监测水平。

通过分析GIS内部不同局部放电超声信号的差异,结合机器学习算法,可对产生局部放电的绝缘缺陷类型进行判断,该方式相较于传统的经验判别方法具有更高的可靠性。目前主流的模式识别方法是神经网络算法和支持向量机(support vector machine, SVM)算法。神经网络算法是基于经验风险最小化的原则而设计出的机器学习算法,包括反向传播神经网络(back propagation neural networks, BPNN)、概率神经网络(probabilistic neural networks, PNN)等。SVM建立在统计学理论之上,是继神经网络之后的一种新型机器学习算法。

文中搭建了4种典型的放电模型以模拟GIS中的局部放电,创新性地利用EFPI传感器检测GIS绝缘缺陷模型放电产生的超声信号。为识别不同的局部放电类型,采取了一种结合超声信号的波形特

收稿日期:2021-08-19;修回日期:2021-10-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51877080)

征。针对单次脉冲进行波形特征提取的方法,分别应用 PNN 算法和 SVM 算法对提取的特征参数进行智能模式识别,2 种算法的平均识别正确率均在 85% 以上。

1 EFPI 超声检测系统

1.1 EFPI 传感器工作原理

EFPI 传感器探头的设计结构如图 1 所示,其工作原理^[15-16]为:单波长的光经过单模光纤入射到传感器探头,根据 Fresnel 原理,会有大约 4% 的入射光在光纤端面反射回光纤纤芯,其余约 96% 的入射光会经过 F-P 腔,并在传感器膜片处发生反射。2 束反射光将会在光纤纤芯处发生干涉,由光的干涉理论可知,干涉光的光强为:

$$I = 2I_0R \left(1 + \cos \left(\frac{4n_0\pi}{\lambda} L \right) \right) \quad (1)$$

式中: I_0 为初始入射光强; R 为反射系数; n_0 为腔体折射率; λ 为光源波长; L 为 F-P 腔腔长。

由式(1)可知,在确定了传感器的制作材料之后,能够对干涉光光强产生影响的因素只有 F-P 腔腔长。因此,当 EFPI 传感器探头接收到超声波信号时,传感器膜片会随超声波信号产生振动,从而改变 F-P 腔的腔长,进而改变干涉光的光强,这个过程就实现了超声波信号向光信号的转换。

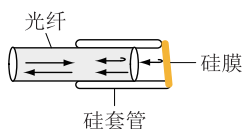


图 1 EFPI 传感器探头的设计结构

Fig.1 Design structure of EFPI sensor probe

由于 SF₆ 气体对超声波的强吸收效应,且超声波的高频分量较低频分量在 SF₆ 气体中的衰减更为严重,EFPI 传感器接收到的超声信号主要集中在低频段,据此开展 EFPI 传感器参数的设计,提高其灵敏度并降低固有频率。有研究表明,通过改变传感器膜片材质、扩大膜片半径、减小膜片厚度,可提高传感器灵敏度,且降低其固有频率^[17]。文中在实验室条件下,选用石英玻璃膜片,并将膜片半径从原 1 mm 增大至 1.3 mm,厚度从原 25 μm 增大至 30 μm,此时传感器的固有频率为 48 kHz,灵敏度为 262 nm/kPa。经测试,对于同一次绝缘缺陷引发的局部放电,在相同检测距离与放大倍数的条件下,EFPI 传感器测量到的超声信号幅值约为压电陶瓷传感器的 2.1 倍。

1.2 超声检测系统

EFPI 超声检测系统如图 2 所示,该系统由

EFPI 传感器、单模光纤、光纤环形器、光源、光电放大器以及示波器连接而成^[18-19]。当 EFPI 传感器检测到超声波时,超声信号在传感器探头处转换成光信号,并由单模光纤将反射光传入光纤环形器处进行干涉,之后再传至光电放大器。光电放大器集成了光电转换与放大的功能,首先将光信号转换为电信号,再将电信号按设置的增益进行放大,最后在示波器上显示经过声-光-电转换、具有放大增益的超声波信号。通过分析该超声波信号可以获得产生局部放电的绝缘缺陷信息。

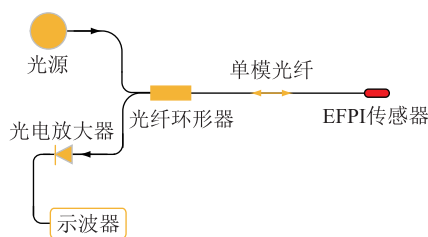


图 2 EFPI 检测系统原理

Fig.2 Principle of EFPI detection system

2 局部放电超声信号检测及特征参数提取

2.1 GIS 局部放电检测试验平台

文中搭建的 GIS 局部放电检测试验平台由高压电源、4 种典型的放电模型、GIS 实验腔体以及 EFPI 超声检测系统 4 部分组成,如图 3 所示。

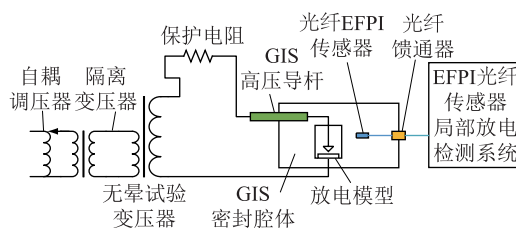


图 3 GIS 局部放电检测试验平台

Fig.3 GIS partial discharge detection test platform

GIS 的缺陷类型主要包括尖刺放电、自由金属颗粒放电、悬浮电位金属体放电、绝缘子沿面放电^[20]。文中建立了 4 种放电模型,模拟以上 4 种缺陷类型产生的局部放电信号,即:尖端放电、金属颗粒放电、悬浮放电与沿面放电。放电模型的导电材质采用黄铜,其结构如图 4 所示。在图 4(a)尖端放电模型中,对上电极表面进行抛光处理,周围进行倒圆角加工,保持放电稳定性。在图 4(b)金属颗粒放电模型中,电极间放置大小形状不一的金属铝球来模拟金属颗粒,并设置了一个环氧树脂罩以防自由金属球在电场中高速运动或碰撞时脱离放电模型。在图 4(c)悬浮放电模型中,电极间的环氧树脂套用来支持悬浮金属体,并可调整悬浮金属体与电

极之间的距离。在图 4(d)中,沿面放电电极间的绝缘材质采用环氧树脂。

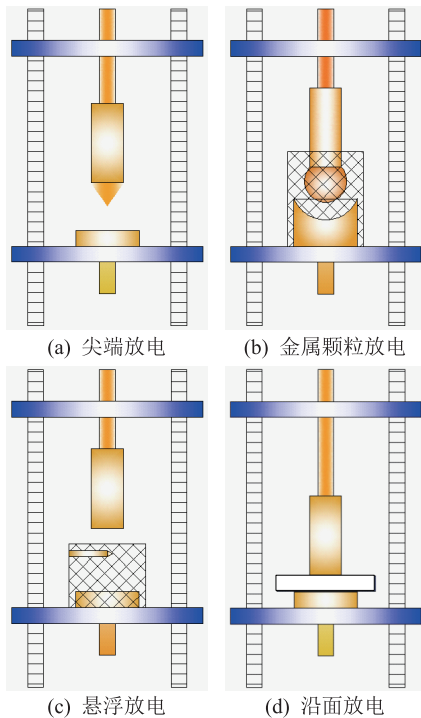


图 4 GIS 绝缘缺陷局部放电模型

Fig.4 Partial discharge model of insulation defect in GIS

经测试,在充有 0.4 MPa SF₆气体的 GIS 实验腔体内,上述放电模型均能在有效值 18 kV 左右的交流电压下产生稳定的放电,且 EFPI 超声检测系统能够检测到相应的放电超声信号。

GIS 实验腔体为平高集团生产的 220 kV GIS 上的一段,中间充有 0.4 MPa 的 SF₆气体,腔体内的 EFPI 传感器通过光纤馈通器与外部的检测系统连接。光纤馈通器可以根据需要组装到不同尺寸的法兰上,其两端均为 FC/APC 接口,用于连接内部的传感器和外部的检测系统,用装好光纤馈通器的法兰替换掉腔体上的观察窗,可实现 EFPI 传感器的置入,光纤馈通器及其安装方式如图 5 所示。

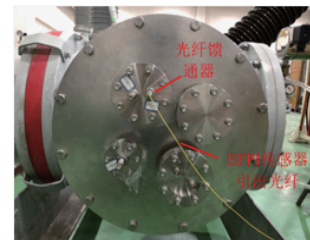
2.2 不同局部放电类型的时域波形

在有效值 18 kV 左右的交流电压下,4 种典型的绝缘缺陷放电模型均能在充有 0.4 MPa SF₆气体的 GIS 实验腔体内产生稳定的放电,光电放大器的增益选为 40 dB,记录不同局放模型产生的放电超声信号,如图 6 所示。其中 0 时刻为放电起始时刻,超声信号较电磁信号在介质中传播较慢,故传感器接收到超声信号的时刻与放电起始时刻存在一定时间间隔,该时间间隔由传感器与放电源之间的距离决定。

由图 6 可知,由 EFPI 传感器检测到的不同绝缘



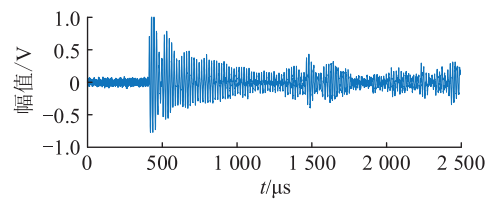
(a) 光纤馈通器



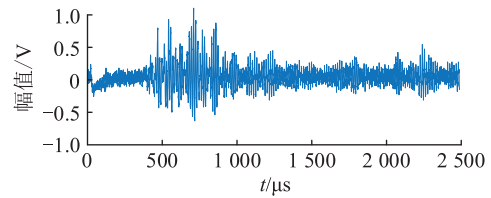
(b) 光纤馈通器安装方式

图 5 光纤馈通器及其安装方式

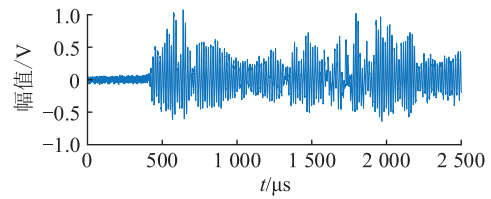
Fig.5 Optical fiber feedthrough and its installation



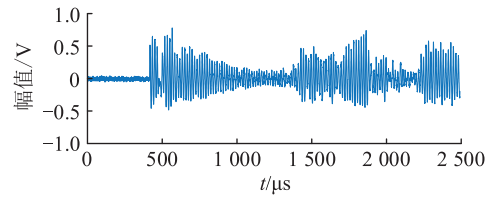
(a) 尖端放电



(b) 金属颗粒放电



(c) 悬浮放电



(d) 沿面放电

图 6 不同绝缘缺陷局部放电模型的超声信号波形

Fig.6 Ultrasonic signal waveforms of partial discharge models of different insulation defects

缺陷模型的放电超声信号差异较大,特征较为突出,有利于特征参数提取与模式识别研究的开展。

2.3 超声信号特征参数提取

局部放电产生的超声信号具有时延、宽脉宽和

多次放电等特点,因此难以采用传统的构造二维统计谱图法对其进行模式识别^[21]。文中选择了一种更接近局部放电机理的方法,即结合超声信号的波形特征,针对单次脉冲进行波形特征参数提取。

超声波信号包括了许多的特征参数^[22],文中选取了如下5个参数:上升时间 T_r ,持续时间 T_d ,幅值 V_{max} ,能量 E ,振铃计数 C ,如图7所示。不同局部放电故障类型的原始超声信号经 LabVIEW 程序提取特征参数后,可形成特征参数数据库,用于后续的故障类型模式识别。

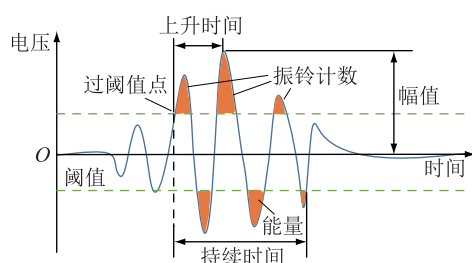


图7 单次超声脉冲信号的不同特征参数

Fig.7 Different characteristic parameters of single ultrasonic pulse signal

(1) 上升时间。超声脉冲信号第一次超过阈值与到达信号峰值之间的时间差,该数值可以体现信号的偏斜程度。

(2) 持续时间。超声脉冲信号第一次超过阈值与最后一次到达阈值的时间差,该数值可用于过滤无效的短脉冲信号,提高特征参数的有效性。

(3) 幅值。超声脉冲信号峰值的大小,即信号振幅,该数值可以体现信号的高度特征。幅值大小与光电放大器的增益相关,文中选定为 40 dB。

(4) 能量。超声脉冲信号超过阈值的面积和。该数值与信号宽度特征(持续时间)、高度特征(幅值)均相关,可体现信号的相对强度。

(5) 振铃计数。该特征参数可以统计超声脉冲信号超过阈值的次数,与阈值大小的选取相关。根据实验现场噪声,文中的阈值选定为 0.5 V。

3 基于不同模式识别算法的 GIS 局放模式识别

PNN 是一种基于统计原理的人工神经网络,综合了径向基函数神经网络与经典概率密度估计原理的优点。与传统的 BPNN 相比,径向基神经元还可以和竞争神经元一起共同组建 PNN,在模式识别领域具有显著优势^[23]。SVM 是基于统计学理论和结构最小化理论的机器学习算法,相比于神经网络,其结构更简单、泛化能力更强。SVM 可在有限的样本下,找到问题的最优解,尤其适合小样本数

据,在模式识别领域的应用前景广阔^[24]。因此,文中将两者应用于 GIS 局部放电的故障类型判别中,并对其进行比较分析。

在对单次超声脉冲波形提取了 5 个特征参数的基础上,在识别流程开始之前对特征参数进行归一化处理,归一化映射如式(2)所示。

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: x_{\min} 为参数最小值; x_{\max} 为参数最大值。将原始数据规整至 $[0,1]$ 范围内。

3.1 PNN 识别方法

利用 Matlab 平台实现 PNN 模式识别,识别步骤如图 8 所示。

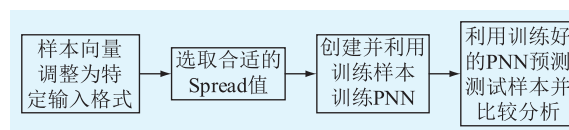


图8 PNN 模式识别流程

Fig.8 Flow chart of PNN pattern recognition

(1) 特征向量格式调整。为将特征样本向量输入至 PNN 训练函数及测试函数中,须将其调整为特定输入格式。

(2) PNN 参数设置。在 PNN 创建过程中,将扩展系数 Spread 设置为 2,使得在可控的运行时间内,神经元能够对输入向量所覆盖的区间都产生响应。

(3) PNN 创建及训练。在 PNN 创建及训练的过程中,将特定格式的测试样本特征向量进行输入,在训练完成后将训练样本进行回代测试,确保 PNN 的识别有效性。

(4) PNN 测试。利用训练好的 PNN 对测试样本特征向量进行测试,并将识别结果与测试样本对应真实缺陷类型进行对比,可得知 PNN 的识别正确率。

3.2 SVM 识别方法

文中利用基于 Matlab 平台的 LIBSVM 工具箱实现 SVM 的模式识别,识别步骤如图 9 所示。

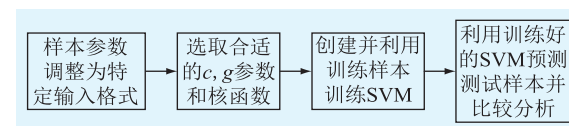


图9 SVM 模式识别流程

Fig.9 Flow chart of SVM pattern recognition

(1) 特征向量格式调整。基于 SVM 训练函数及测试函数的特定输入格式,对特征样本向量的格式进行调整。

(2) 核函数选取及参数设置。选取径向基核函

数作为 SVM 程序的核函数,其可通过内积的方式解决低维空间特征向量线性不可分的问题。将 g 参数设置为 1, c 参数设置为 2, 确保了 SVM 模型的拟合能力以及相应的泛化能力。

(3) SVM 模型创建及训练。在 SVM 模型创建及训练的过程中,输入特定格式的测试样本特征向量,并对核函数、 g 参数、 c 参数进行设置。在训练完成后对训练样本进行回代测试,确保训练样本对 SVM 模型的训练效果。

(4) SVM 模型测试。利用训练好的 SVM 模型对测试样本特征向量进行测试,基于 LIBSVM 的预测函数可直接给出 SVM 模型的识别正确率。

3.3 识别结果比较分析

文中针对 4 种绝缘缺陷类型,一共检测并记录了 300 即 75×4 组局部放电超声信号,并在此基础上提取了 300 组特征向量,组建形成了特征参数数据库,选取 200 即 50×4 组特征向量样本分别对 PNN 和 SVM 进行训练,再将其分别应用于 100 即 25×4 组测试样本的模式识别。应用 PNN 的测试样本识别效果和分类误差如图 10 所示,应用 SVM 的测试样本识别效果和分类误差如图 11 所示。

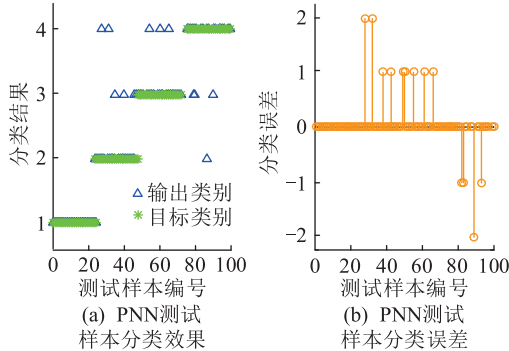


图 10 PNN 模式识别效果与分类误差

Fig.10 Pattern recognition effect diagram and classification error diagram of PNN

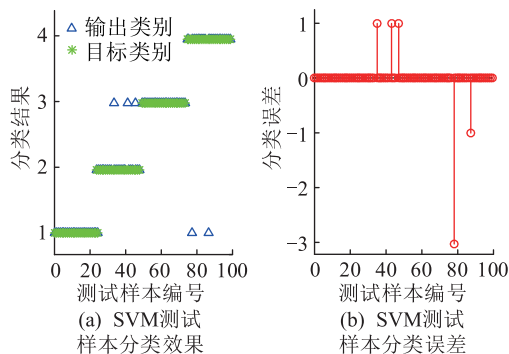


图 11 SVM 模式识别效果与分类误差

Fig.11 Pattern recognition effect diagram and classification error diagram of SVM

从图 10 和图 11 可知,在由 EFPI 超声检测系统提取的超声信号特征参数数据库基础上,SVM 算法的整体识别效果要优于 PNN 算法。表 1 分别列出了 2 种模式识别算法对不同绝缘缺陷放电模型的局放超声信号的识别正确率。

表 1 PNN 与 SVM 识别正确率

Table 1 Recognition accuracy of PNN and SVM %

放电类型	PNN 识别正确率	SVM 识别正确率
尖端放电	100	100
金属颗粒放电	76	88
悬浮放电	88	100
沿面放电	84	92

从表 1 的数据可以得出:

(1) 2 种模式识别算法的平均识别率正确均在 85% 以上,SVM 算法的平均识别正确率达到 95%,要优于 PNN 算法。

(2) 尖端放电的识别正确率在 2 种算法下均能达到 100%,由此可见其特征参数与其他 3 种放电模式差距较大。

(3) 悬浮放电与沿面放电之间存在相对数量较多的误诊断,由此可见这 2 类局部放电超声信号所提取的特征参数是相似的。

(4) 金属颗粒放电的识别正确率相对较低。由于金属铝球在电场中的运动与碰撞没有规律且放电形式多样,造成特征参数较为混乱,从而导致识别正确率降低。

4 结论

文中搭建了一套模拟 GIS 内部不同局部放电的实验装置,在该实验腔体内设置了 4 种典型的局部放电模型,利用 EFPI 超声传感器测量不同类型局部放电产生的超声信号,结合波形特征对超声信号单次脉冲进行了特征参数提取,并分别利用 PNN 算法和 SVM 算法对不同故障类型进行了模式识别,结论如下:

(1) 设计制作的 EFPI 传感器可对 GIS 中的尖端、金属颗粒、悬浮和沿面 4 种典型的绝缘缺陷模型产生的放电超声信号进行检测,检测到的超声信号波形特征突出,有利于后续特征参数提取及模式识别研究的开展。

(2) 在放电超声信号基础上,可以提取得到上升时间 T_r ,持续时间 T_d ,幅值 V_{max} ,能量 E ,振铃计数 C 这 5 个超声脉冲波形特征参数,特征参数可以很好地突出不同绝缘缺陷放电超声信号的特点,有利

于对缺陷类型进行判别。

(3) 训练后的模式识别算法表现良好,均能达到 85% 以上的平均识别正确率,且 SVM 的识别效果要优于 PNN。对于不同类型的局部放电,算法具有不同的识别正确率:尖端放电识别正确率最高,金属颗粒放电识别正确率最低,悬浮放电与沿面放电之间存在数量较多的相互误诊断。

参考文献:

[1] 宋辉,代杰杰,李喆,等. 运行条件下 GIS 局部放电严重程度评估方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(4):1231-1241.
SONG Hui,DAI Jiejie,LI Zhe, et al. An assessment method of partial discharge severity for GIS in service[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(4):1231-1241.

[2] 周波,胡与非,杨新春,等. 特高频及超声波法在 GIS 设备带电检测中的应用[J]. 高压电器,2019,55(1):54-58.
ZHOU Bo,HU Yufei,YANG Xinchun, et al. Application of ultrahigh frequency and ultrasonic method in the live detection of GIS equipment [J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55 (1): 54-58.

[3] 何宁辉,朱洪波,周秀,等. GIS 内部缺陷检测及诊断分析技术研究[J]. 电测与仪表,2019,56(24):86-91.
HE Ninghui,ZHU Hongbo,ZHOU Xiu, et al. Research on GIS internal defect detection and diagnosis analysis technology [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56 (24): 86-91.

[4] LI X,WANG Z X,WANG X H, et al. Chromatic processing for feature extraction of PD-induced UHF signals in GIS[J]. Global Energy Interconnection,2020,3(5):494-503.

[5] 王辉,宋思蒙,钱勇,等. 基于 CLAHE 增强的 GIS 局放脉冲序列识别算法[J]. 高电压技术,2021,47(11):3836-3844.
WANG Hui,SONG Simeng,QIAN Yong, et al. Recognition algorithm of GIS partial discharge phase resolved pulse sequence based on CLAHE enhancement[J]. High Voltage Engineering, 2021,47(11):3836-3844.

[6] 陈继明,许辰航,李鹏,等. 基于时频分析与分形理论的 GIS 局部放电模式识别特征提取方法[J]. 高电压技术,2021,47(1):287-295.
CHEN Jiming,XU Chenhang,LI Peng, et al. Feature extraction method for partial discharge pattern in GIS based on time-frequency analysis and fractal theory[J]. High Voltage Engineering,2021,47(1):287-295.

[7] 律方成,金虎,王子建,等. 基于组合核多特征融合的 GIS 局部放电检测与识别[J]. 电工技术学报,2014,29(10):334-340.
LYU Fangcheng,JIN Hu,WANG Zijian, et al. GIS partial discharge detection and recognition based on the kernel combination and multiple feature fusion method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2014,29(10):334-340.

[8] 李军浩,韩旭涛,刘泽辉,等. 电气设备局部放电检测技术述评[J]. 高电压技术,2015,41(8):2583-2601.
LI Junhao,HAN Xutao,LIU Zehui, et al. Review on partial dis-

charge measurement technology of electrical equipment [J]. High Voltage Engineering,2015,41(8):2583-2601.

[9] 律方成,张波. 基于超声波法的 GIS 绝缘缺陷类型识别[J]. 电测与仪表,2014,51(14):22-26.
LYU Fangcheng,ZHANG Bo. A ultrasonic detection based GIS insulating defect types recognition [J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2014,51(14):22-26.

[10] 宋树. 基于光纤 FP 传感器的变压器局放定位方法研究 [D]. 北京:华北电力大学,2018.
SONG Shu. Research on partial discharge location method of transformer based on optical fiber FP sensor [D]. Beijing: North China Electric Power University,2018.

[11] GAO C F,YU L,XU Y, et al. Partial discharge localization inside transformer windings via fiber-optic acoustic sensor array [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34 (4): 1251-1260.

[12] 王伟,王赞,吴延坤,等. 用于油中局部放电检测的 Fabry-Perot 光纤超声传感技术[J]. 高电压技术,2014,40(3):814-821.
WANG Wei,WANG Zan,WU Yankun, et al. Fabry-Perot optical fiber ultrasonic sensing technology for detection of partial discharge in the oil [J]. High Voltage Engineering, 2014,40(3):814-821.

[13] YU B,KIM D W,DENG J, et al. Fiber Fabry-Perot sensors for detection of partial discharges in power transformers [J]. Applied Optics,2003,42(16):3241-3250.

[14] 王杨超,杜家振,高超飞,等. 基于 F-P 光纤超声传感器和概率神经网络的油中局部放电模式识别研究[J]. 高压电器,2018,54(4):152-158.
WANG Yangchao,DU Jiazhen,GAO Chaofei, et al. Study on partial discharge pattern recognition in oil based on F-P fiber optic ultrasonic sensor and probabilistic neural network [J]. High Voltage Apparatus,2018,54(4):152-158.

[15] KOCH H,MINISANDRAM V,FICHEUX A, et al. Gas insulated substations [M]. Chichester, United Kingdom: John Wiley & Sons Ltd,2014:400-457.

[16] WANG W,WU Y K,HE D X, et al. Method of EFPI fiber sensor in partial discharge detection [C]//2012 International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring. Zhangjiajie, China. IEEE, 2012: 407-410.

[17] WANG X D,LI B Q,ROMAN H T, et al. Acousto-optical PD detection for transformers [J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2006,21(3):1068-1073.

[18] 姚维强,司文荣,吕佳明,等. EFPI 光纤超声传感器及其潜在局放检测应用综述 [J]. 高电压技术,2020,46(6):1855-1866.
YAO Weiqiang,SI Wenrong,LYU Jiaming, et al. Review on EFPI fiber-based ultrasonic sensors and its potentially partial discharge detection application [J]. High Voltage Engineering, 2020,46(6):1855-1866.

[19] 王鹏,王伟,于雷,等. 基于 EFPI 传感器的立体形阵列传感

- 器对局放测向的仿真分析[J]. 电测与仪表, 2019, 56(20): 24-30, 96.
- WANG Peng, WANG Wei, YU Lei, et al. Simulation analysis of PD direction finding based on stereo ultrasonic array sensor of EFPI[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(20): 24-30, 96.
- [20] 唐志国, 唐铭泽, 李金忠, 等. GIS 设备局部放电类型表观相似性及模式识别准确性的探讨[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2479-2485.
- TANG Zhiguo, TANG Mingze, LI Jinzhong, et al. Discussion on the resemblance of different partial discharges and accuracy of PD pattern recognition of GIS equipment [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2479-2485.
- [21] 崔乐. 变压器局放超声信号特征参数提取与处理方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2013.
- CUI Le. Methods for AE feature extraction algorithm of partial discharge in oil-immersed power transformer [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2013.
- [22] TANG J, JIN M, ZENG F P, et al. Assessment of PD severity in gas-insulated switchgear with an SSAE[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2017, 11(4): 423-430.
- [23] 杨淑莹, 郑青春. 模式识别与智能计算——MATLAB 技术实现[M]. 4 版. 北京: 电子工业出版社, 2019.
- YANG Shuying, ZHENG Qingchun. Pattern recognition and intelligent computing-MATLAB technology implementation [M]. 4th ed. Beijing: Electronic Industry Press, 2019.
- [24] 周润景. 模式识别与人工智能(基于 MATLAB)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2018.
- ZHOU Runjing. Pattern recognition and artificial intelligence (based on MATLAB) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2018.

作者简介:



韩世杰

韩世杰(1996), 男, 硕士在读, 研究方向为电气设备绝缘在线监测与故障诊断(E-mail: 1213446733@qq.com);

吕泽钦(1996), 男, 硕士, 助理工程师, 从事电气设备绝缘在线监测与故障诊断工作;

隋浩冉(1997), 男, 硕士在读, 研究方向为电气设备绝缘在线监测与故障诊断。

Partial discharge pattern recognition in GIS based on EFPI sensor

HAN Shijie^{1,2}, LYU Zeqin^{1,2,3}, SUI Haoran^{1,2}, WANG Wei^{1,2}, TU Youping^{1,2}, GAO Chao^{1,2}

(1. Beijing Key Laboratory of High Voltage & EMC (North China Electric Power University), Beijing 102206, China;

2. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Beijing 102206, China; 3. State Grid Ningbo Power

Supply Company of Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Ningbo 315000, China;

4. School of Automation, Beijing Information & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: The extrinsic Fabry-Perot interferometer (EFPI) optical fiber ultrasonic sensor can be used for the detection and pattern recognition of the partial discharge ultrasonic signal inside the gas-insulated switchgear (GIS). Compared with the traditional piezoelectric sensor, it has many advantages such as high sensitivity and strong anti-interference ability. Based on this, four typical partial discharge models of tip, metal particles, suspension and quay are set in the GIS cavity filled with 0.4 MPa SF₆ gas. The EFPI sensor is used to detect the discharge ultrasonic signal. The waveform characteristics of a single ultrasonic pulse signal are extracted to form a characteristic parameter database, and the probabilistic neural network (PNN) algorithm and the support vector machine (SVM) algorithm are respectively used for pattern recognition. The recognition results of the two algorithms are compared and analyzed. The ultrasonic signals detected by the EFPI sensor have outstanding features. Based on the extraction of feature parameters, the two pattern recognition algorithms can achieve an average recognition rate of over 85%, and the recognition rate of SVM is higher than that of PNN.

Keywords: gas-insulated switchgear (GIS); partial discharge; pattern recognition; extrinsic Fabry-Perot interferometer (EFPI) sensor; probabilistic neural network (PNN); support vector machine (SVM)

(编辑 李栋)