

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2024.07.023

电力电缆局放在线监测神经网络自动识别精度的提升方法

孙廷玺¹, 方义治¹, 郑晓东¹, 雷小月¹, 姜志彬¹, 周智鹏², 陈敏²

(1. 广东电网公司珠海供电局, 广东 珠海 519099; 2. 广州智丰电气科技有限公司, 广州 510663)

摘要: 为了尽可能降低电缆线路局放在线监测系统装置运行中对局放信号识别的误判误报的可能性,对局放的判读机理和识别精度进行了改进和提升。基于现场运行系统回收的数万个疑似电缆内部局放的告警记录数据进行了分析分类,对判别程序中沿用的局放自动逻辑判别程序追加了相间信号相关性过滤程序,对既有的神经网络在构造上作了优选优化,对神经网络学习数据的前置处理进行了改进。对改进提升后的局放判别程序采用了包括现场记录,模拟信号发生器和人工局放模型加电压实验的3种局放数据进行检验。结果表明,改进提升后的局放判别程序不但能够使现场的非局放告警数据的告警率降低到5%的期待水平,同时也提高了识别人工模拟产生的各种类型局放信号的准确性,大大降低了局放在线监测系统误判误报的可能性。

关键词: 电缆; 局部放电; 在线监测; 相间关系; 神经网络; 学习数据; 前置处理; 识别精度

Improvement Method of Automatic Identification Accuracy of On-line Monitoring Neural Network for Partial Discharge of Power Cable

SUN Tingxi¹, FNAG Yizhi¹, ZHENG Xiaodong¹, LEI Xiaoyue¹, JIANG Zhibin¹,
ZHOU Zhipeng², CHEN Min²

(1. Guangdong Power Grid Corporation Zhuhai Power Supply Bureau, Guangdong Zhuhai 519099, China; 2. ZF Technology Ltd., Guangzhou 510663, China)

Abstract: For minimizing the possibility of misjudgment and false alarm of partial discharge (PD) signal identification in the operation of PD online monitoring system of cable as much as possible, PD's interpretation mechanism and identification accuracy of partial discharge are improved and updated. The warning record data of tens of thousands suspected PD in cables collected by the field operation system is analyzed and classified, filtering process of inter-phase signal correlation is added to the automatic logic discrimination program of PD, the existed neural network is optimized in structure and the pre-processing of the learning data of the existing neural network is improved. Three kinds of partial discharge data, including field recording, analog signal generator, and artificial partial discharge model with voltage application experiment, are used to test the improved PD discrimination program. The results show that the enhanced PD discrimination program can not only reduce the warning rate of non-PD warning data to the expected level of 5%, but also, at the same time, improve the accuracy of identifying various types of PD signals generated at artificial simulation, reducing significantly the possibility of misjudgment and false reporting in the PD online monitoring.

Key words: cable; partial discharge; online monitoring; inter-phase signal correlation; neural network; learning data; pre-processing; identification accuracy

收稿日期:2024-02-21; 修回日期:2024-04-26

基金项目:广东电网有限责任公司科技项目资助(GDKJXM20185374)。

Project Supported by Science and Technology Project of Guangdong Power Grid Co.(GDKJXM20185374).

0 引言

随着电力系统的快速发展以及生产用电要求的提高,用户对电网供电的可靠性和稳定性提出了更高要求。局部放电(局放或PD)在线监测作为电缆线路运行中绝缘状态诊断的有效手段已开始被广泛应用^[1-3]。电缆局放在线监测的目的是为了对电缆的绝缘状态进行实时监测,通过局放检测早期发现故障隐患,从而尽量避免突发性故障的发生^[4-5]。因此,对于局放信号的判读与识别精度是局放在线监测系统的关键技术。文中主要通过一则案例介绍如何通过对局放判读机理和识别精度进行改进与提升来解决局放在线监测系统早期告警过多的技术问题。为了进一步降低误判率而减少不必要的告警,对一直沿用的局放逻辑门自动判别程序进行了改进,对既有神经网络构造上的优选优化,同时也对神经网络的学习数据进行了改进。现场记录的告警数据和试验室的人工模拟局放数据的检验结果表明,改进后的局放自动判别程序大大降低了不必要的告警,提高了局放在线监测的可靠性。

1 背景

1.1 巡检发现疑似局放

对某 220 kV 电缆线路采用电容臂加高频脉冲电流局放传感器 HFCT 的高频电流检测方法^[6]进行

巡回局放带电检测时,在该线路的一个中间接头的 A 相发现疑似局放信号,见图 1,信号的相位分辨图谱(phase resolved partial discharge, PRPD)具有相位差 180°双簇群的局放特征,波形也呈现单脉冲的局放波形特征,分析初步认为该信号是疑似局放^[7]。

1.2 投入局放在线监测

为确认上述所发现的疑似信号是否局放,对该电缆中接头特设安装了局放在线监测进行连续跟踪和监视。监测系统采用多重逻辑门自动判别(主要从信号水平,信号频次和持续时间)和神经网络图谱识别(信号相位分布特征)的综合判别程序,即达到逻辑门判别和神经网络识别的门槛就按局放的疑似度发出分级告警。该系统连续监测约 13 个月,记录了 180 万个测试数据,其中有 6 万多个告警数据,占总数据的 3.3%。而告警数据中低级告警占 52.2%,中级告警 47.6%,高级告警 0.2%(告警级别越高表示 PD 的疑似程度越大),见图 2。局放判别的告警与局放发展趋势的告警不同。局放判别是根据检测信号是否具备局放信号特征而判定是否局放。一个信号具有的局放特征越多就说明它越像局放。局放判别告警正是根据局放的相似度而设定,并划分为 3 个等级:低级告警,具有单一局放特征;中级告警,具有复合局放特征;高级告警,具有较完整的局放特征^[8]。文中所谓的“误判误报”是特指针对疑似局放信号的疑似度的识别精度不足而言。

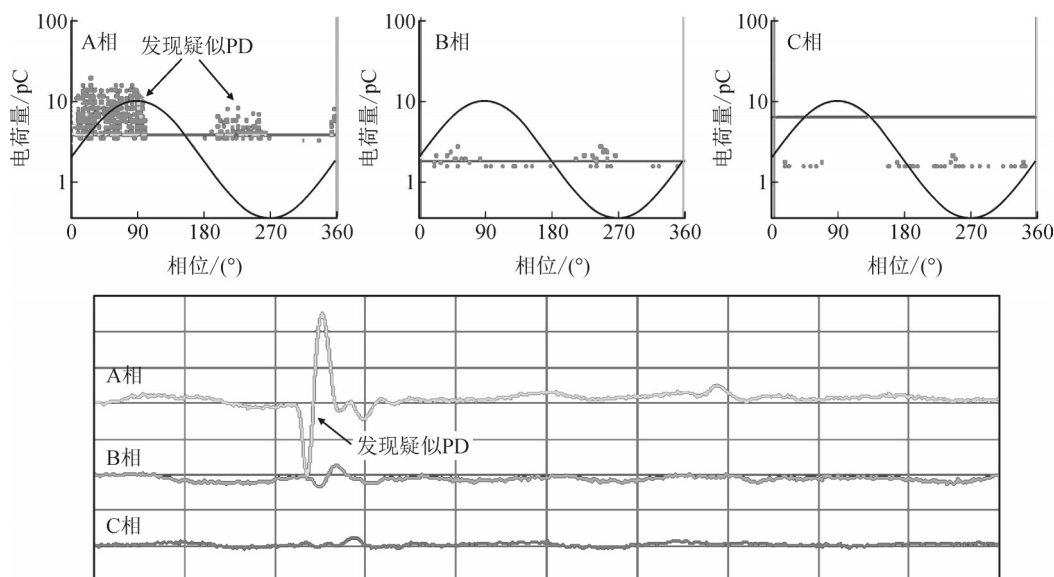


图1 带电检测发现疑似局放信号

Fig. 1 Suspected PD signal found in periodical PD detection

该局放在线装置发生告警当时,通过远程调查告警记录发现,部分告警的信号并非连续持续出现,而是数日或数周地无规则断续出现。而对于其他一些在某个时段连续和持续出现告警的信号,则

通过远程遥测,切换检测频率发现这些异常信号的频率分布狭窄单一,并不具有频率分布相对宽广连续的局放特征。分析最终排除是电缆内部局放信号的可能性,一年以上的连续跟踪监测结果也证明

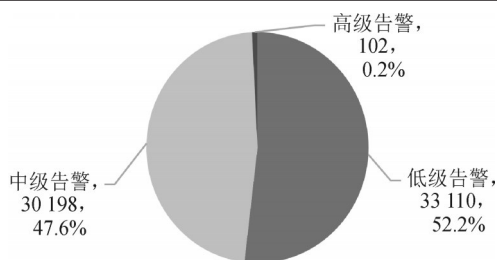


图2 3个告警级别数据的比例

Fig. 2 Ratio of the three alarm level data

了暂时不存在电缆局放。问题正是如此,既然所有记录告警的信号都是噪声或外部放电信号,那么是否可以通过提高识别精度将如此大量的告警减少到一个适合运行需求的合理程度?

基于检测数据的信号波形与图谱分析可知,在线监测系统的告警条件设置属于合理范围,告警过多的原因应该是系统软件的局放识别精度不足,因此,有必要对局放在线监测系统的局放识别能力进行提升和改进,减少误判误报。

2 告警数据分析

首先,对现场回收的6万多个告警数据进行了逐条过滤式分析分类。见图3、4,将告警的信号数据分为3类:A类,局放自动判别程序识别为气隙放电,具有一定局放相位特征,180°相位差双簇群图谱特征和局放单脉冲波形特征,在此定义为疑似局放;B类,程序识别为气体放电,具有较明显的电晕放电相位特征,单簇群或三簇群,具有电晕放电的衰减振荡波形特征,三相检测信号的视在量水平相差不大,在此定义为电晕噪声;C类,程序识别为浮游放电,具有金属颗粒放电不稳定的放电相位图谱特征,放电簇群相位同时随时间移动变化,不具有放电单脉冲波形特征,在此定义为背景噪声^[9]。

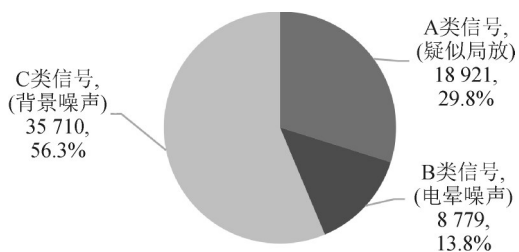


图3 3种类型告警数据的比例

Fig. 3 The ratio of three types of alarm data

3 自动判别程序的改进

为了提升局放在线监测系统的局放识别精度,首先在现有多重逻辑门判别与神经网络识别的综合判别程序之后,增加了相间信号相关性条件过滤

程序,使系统的误判告警率得到相当大程度的减少。而对于信号识别的准确率还有改善空间,故从神经网络的学习数据改进和结构优选优化的两个方面进行尝试,进一步提升了局放在线监测系统的局放识别精度。

3.1 相间信号相关性排除干扰

3.1.1 相间信号相关性

当三相电缆中某一相存在局放时,由于三相金属护套同地点的同时接地或交叉互联结线,通常三相都能检测到该局放信号,只是局放相的信号水平和信号频次一般明显大于非局放相(其他两相)的信号检测值^[10];传感器的安装方法可以使局放相的信号波形极性与其他两相的相反。现场一例典型局放信号图谱见图5,局放信号来自B相。当在中间接头交叉互联箱上分相独立安装电容臂加HFCT而检测到局放信号时,局放相的波形极性与非局放相(两相)的波形极性相反,这就是交叉互联接头三相同时同步检测时的局放相特征,可以简单地实现局放定相^[11]。

而对于外部电晕噪声(B类信号),主要来自架空高压设备所产生的电晕放电,其强大电磁波可以直接辐射到相邻安装的电缆终端或接头,并以相同的波形在三相电缆中同时传播,致使三相同步监测局放的在线装置同步检测到三个相似的信号。现场典型电晕噪声图谱见图6,由于其存在着与局放相似的相位聚集分布图谱特征,会使神经网络难以识别或误判为“局放”。多路架空设备的电晕辐射重叠时,更会产生其中有近似180°相位差双簇群的图谱导致误判。

综上所述可知,三相检测信号非常相近则说明信号不可能是来自某一相电缆内部的局放,只是外部噪声。利用这个外部电晕信号的“三相相近”特点,在现有沿用的多重逻辑门和神经网络的综合判别程序基础上追加相间信号相关性过滤程序,就可以排除类似电晕放电的噪声所引起的误判和告警。

3.1.2 相间信号相关性过滤程序

实现利用相间信号相关性的作为过滤条件而排除类似电晕放电的噪声信号的具体方法见图7。各相的检测信号输入到系统判别程序,即使多重逻辑门和神经网络的综合判别为局放,也要再经过相间信号相关性过滤程序进一步计算和判断。即基于三相信号视在量大小的相间差异,相间信号大小和频次的比对,以及相间图谱特征相似度的比较后,依然判定为局放时才输出判别结果。现场回收数据检验结果显示,相间相关性条件的过滤功能,

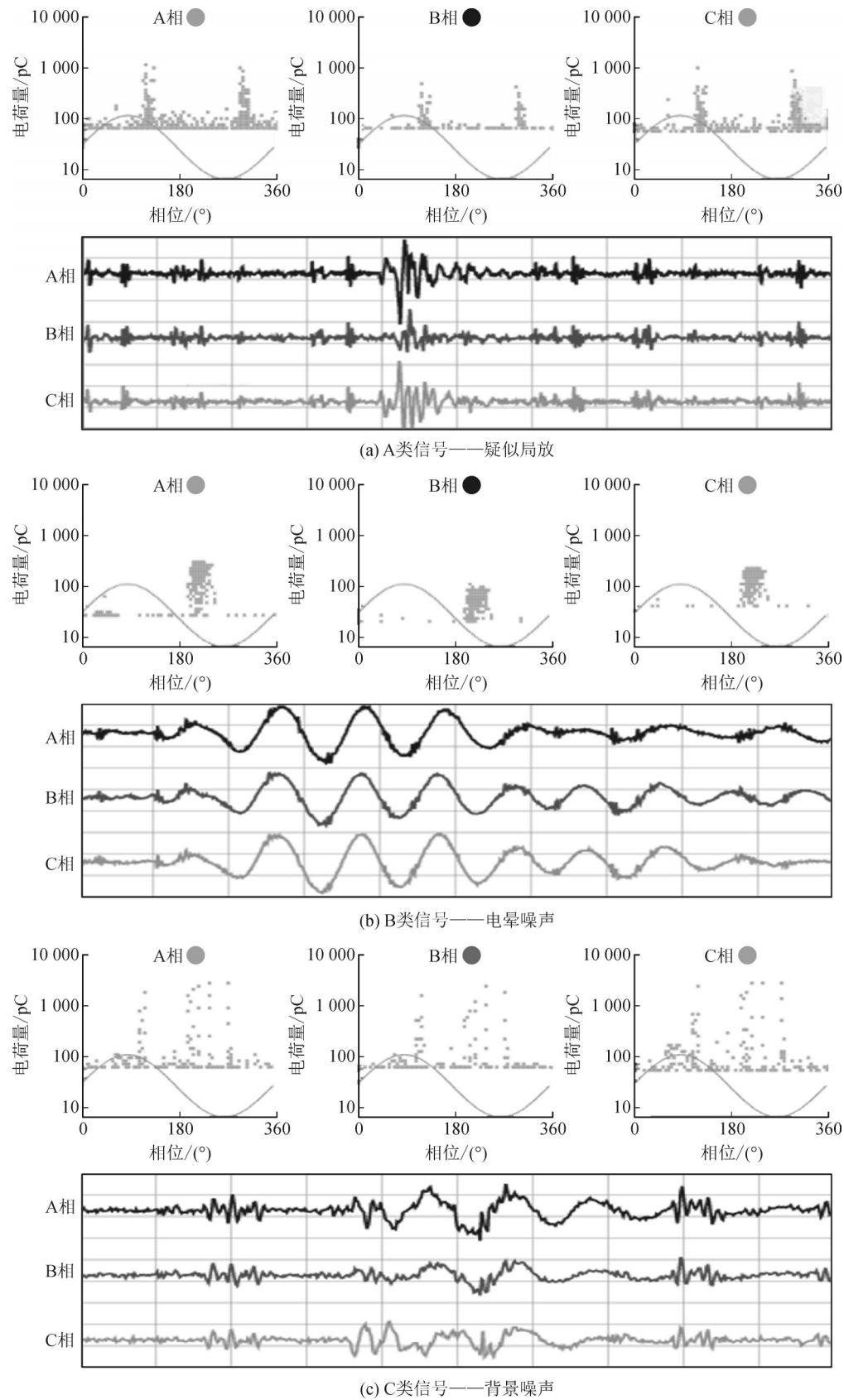


图4 告警信号图谱及波形的分类

Fig. 4 The classification of alarm signal PRPDs and waveforms

可将非局放的告警数据的70%以上转化为非告警数据。可见,电晕放电仍然是最容易干扰局放在线监测装置的一种外部噪声。

3.2 改进神经网络内部算法降低误判率

关于神经网络识别精度的提高,主要是从神经网络结构的优选优化和学习数据的前置处理这

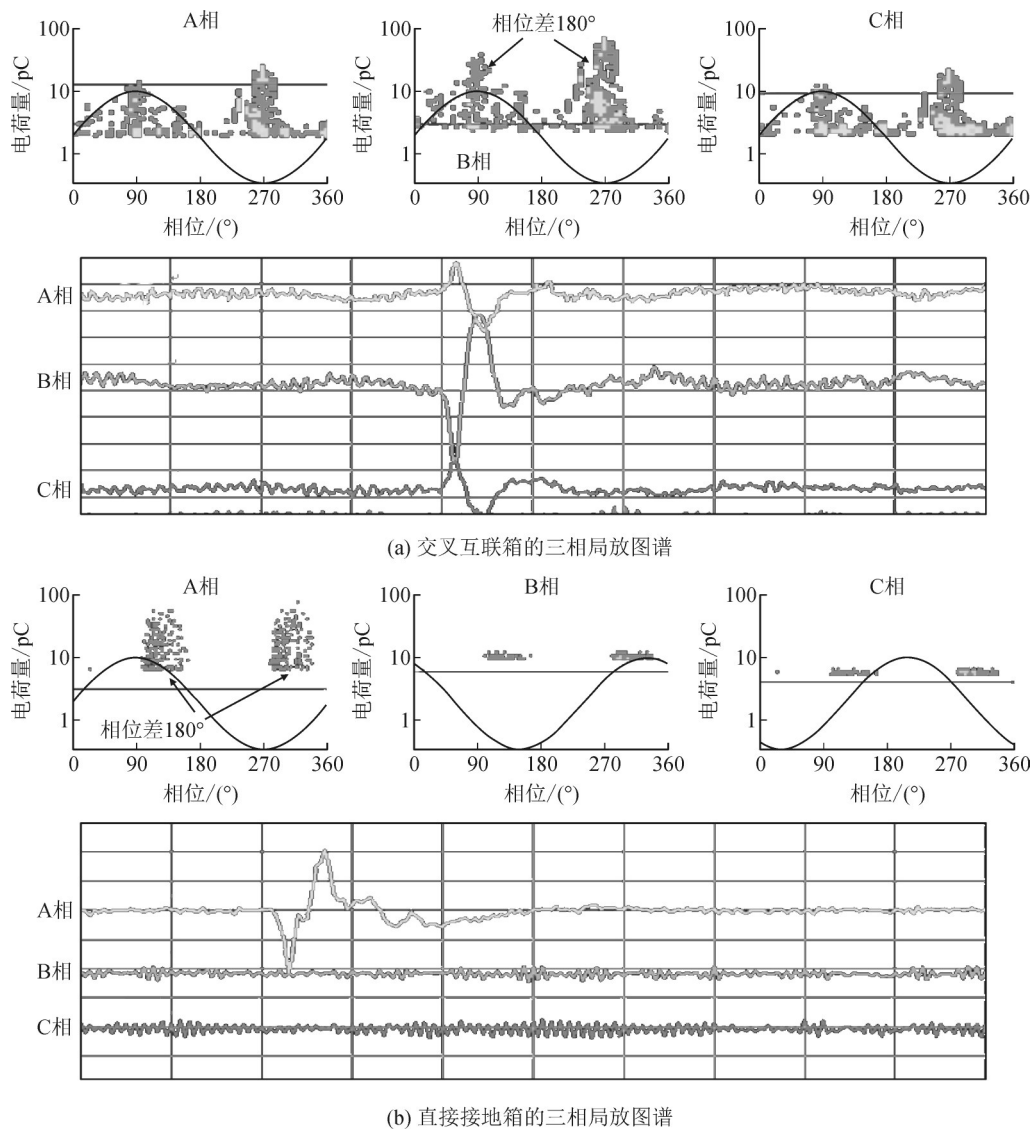


图5 连接箱上的三相局放信号图谱

Fig. 5 PD signals detected from sheath-connection box

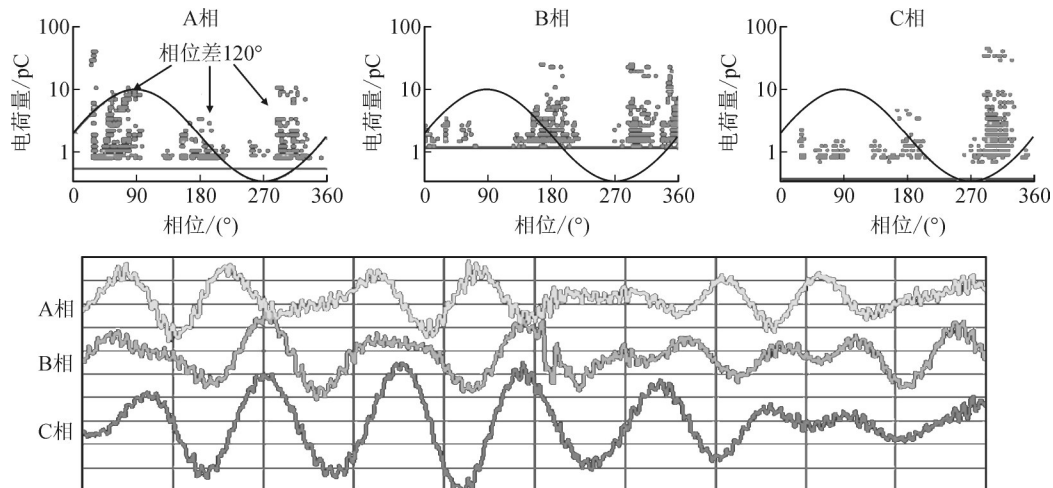


Fig. 6 Corona signal patterns of three-phase detection

两个方面进行。对于学习数据,根据现场回收告警数据的相位分布特征,对信号相角和幅值正规化以

及对信号频次归一化都进行了修正。尤其是对信号发生频次追加PRPD图谱分布上的相位垂直叠加

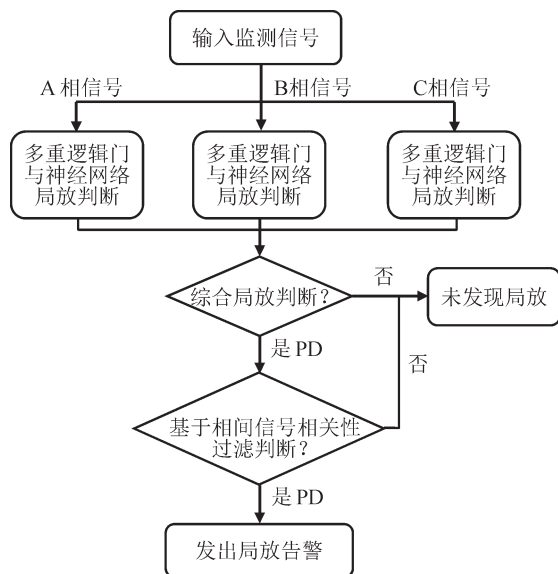


图7 相间信号相关性判断程序流程

Fig. 7 Flow chart of interphase signal correlation judgment

处理,增强了频次分布的特征区别,使学习数据的特征差异性得到进一步的提升。

3.2.1 神经网络算法的优选优化

神经网络内部算法在近二十年来得到快速的发展,其中比较适合用于局放自动判别程序的算法有误差反向传播(BP)算法、支持向量机(SVM)算法、径向基函数(RBF)算法^[12-17]。BP算法凭借出色的自适应能力、泛化能力和容错性,成为当前主要应用算法。前述所提及的局放在线监测系统的神经网络自动识别程序,正是在BP算法的基础上开发而成。然而系统在投入运行后却发现较多的误报信息,因此,需要对神经网络算法进行优选优化。

神经网络学习算法使用sigmoid函数,见图8,其优点是输出范围有限,数据在传递过程中不容易发散;输出范围为(0, 1),可以用作输出层,有利于局放和噪声的分类。神经网络的基本结构与学习方法见图9, x 是输入数据, h 是隐层输入, y 是输出结果, w 是输入层与隐层间的权值, v 是隐层与输出层间的权值。学习数据输入到输入层,再经隐层,计算公式如式(1),再到输出层输出,计算公式如式(2)。如果输出层的实际输出与期望输出相同,则结束学习;如果输出层的实际输出与期望输出不同,则将输出误差进行反向传播计算,误差分摊给各层的各个单元,获得各层各单元的误差信号,并将其作为修正各单元权值的根据,不停地调整各层节点的权值和阈值,使误差信号减小,直至使输出层的输出与期望输出相同。

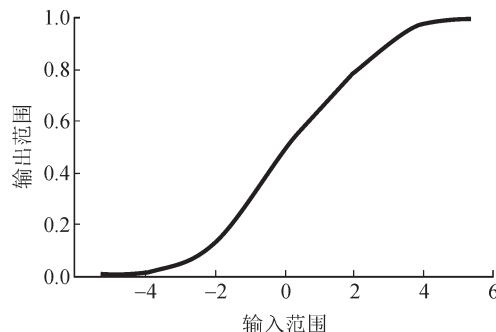


图8 神经网络用的函数——sigmoid函数

Fig. 8 Sigmoid function used in neural networks

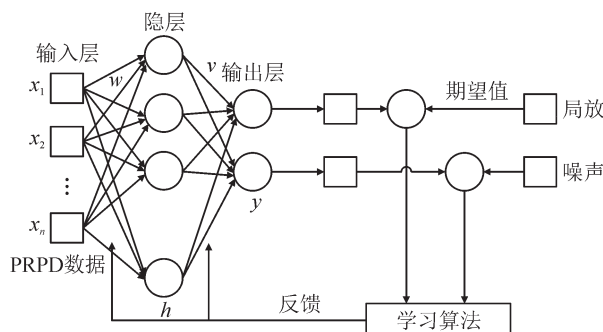


图9 神经网络的结构与学习方法

Fig. 9 Basic structure and learning methods of neural networks

$$h = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (1)$$

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n v_i h_i + b\right) \quad (2)$$

式(1)、(2)中: x_i 是输入层第 i 个节点的输入值; w_i 是输入层的第 i 个节点到隐层之间的连接权重值; b 是隐层的偏置项; h 是隐层的输出值; h_i 是隐层第 i 个节点的输入值; v_i 是隐层的第 i 个节点到输出层之间的连接权重值; y 是输出层的输出结果。

为了提升神经网络的识别准确率和加快训练速度,在原BP算法的基础上使用了深度神经网络^[18-22]作为新的局放判别程序,并对其进行了评价,深度神经网络的结构见图10。当深度神经网络的隐层层数从1层增加至5层时,神经网络识别准确率提高,但是增至6层之后识别的准确率反而下降,见图11。说明隐层层数与神经网络识别准确率成非正比关系,隐层层数过多会导致对训练数据过拟合,泛化能力反而降低。深度神经网络的结构中,所有的隐层上下连接,隐层节点的数量会影响计算参数的数量,较多的隐层节点会造成计算量增多,不仅容易造成计算过拟合,而且极易陷入局部最优,无法得到准确率较高的神经网络模型,见图12,采用同样的训练数据在不同隐层节点数进行神经网络训练对比,隐层节点数为28时,得到的神经网络

络模型识别准确率最高。为了保证神经网络具有较高的识别准确率,文中选用5层作为网络的隐层层数,节点数为28。

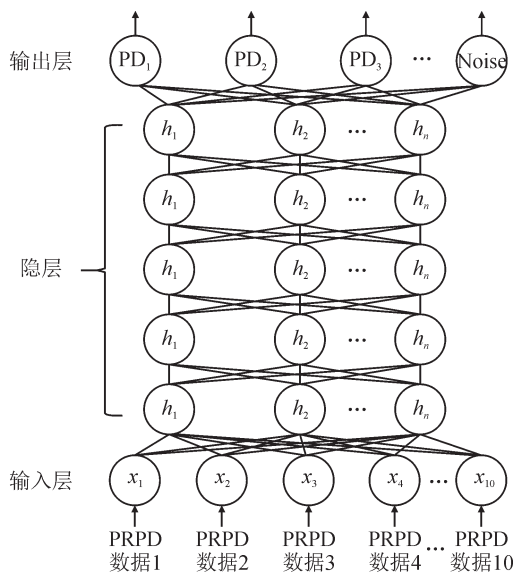


图10 深度神经网络

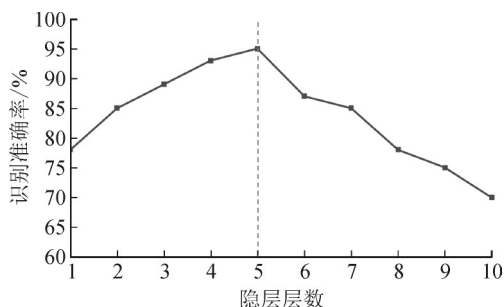


图11 神经网络的识别准确率与隐层层数的关系

Fig. 11 Recognition accuracy of neural network related to the number of hidden layers

3.2.2 学习数据的前置处理

对神经网络算法优选优化的同时,也对输入层数据的初始相角和幅值的正规化以及信号频次的归一化等3个参数进行了前置处理的改进。

1)初始相角的正规化。为了对每个输入数据的初始相角都进行有效的比较,应使其统一起始出现在特定的相角上。首先,分辨信号簇群及其边界;其次,例如将图谱横坐标的相位角 $0^{\circ}\sim 360^{\circ}$ 分成6等份;最后,找出簇群信号重心或中心点位置并将图谱从最左侧簇群信号初始相角移至 0° 相位处。经过初始相角正规化后将不同起始相角的信号,统一移动至指定的 0° 相角上进行比较判断,见图13。

2)信号幅值的正规化。对一个局放信号,检测信号幅值会因检测频段的高低而不同,为了提高局放识别精度,将所有检测信号幅值进行正规化处理,使之不受检测频率的影响。处理方法见图14,

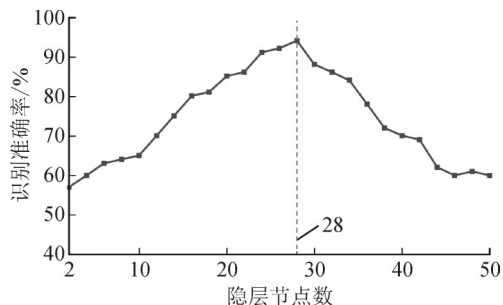


图12 神经网络的识别准确率与隐层节点数的关系

Fig. 12 Recognition accuracy of neural network related to the number of nodes in hidden layers

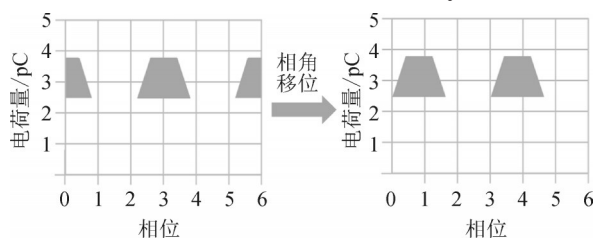


图13 信号初始相角的正规化

Fig. 13 Normalization of initial phase angle for signal data
将不同幅值的簇群信号放置到同一个幅值起点进行比较判断。

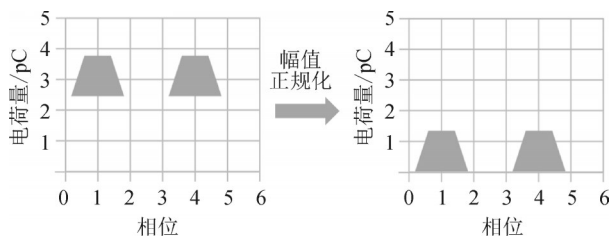


图14 信号幅值的正规化

Fig. 14 Normalization of signal amplitude

3)信号频次的归一化。在PRPD图谱的二维坐标系上,每个格子内的颜色代表在相应相角和幅值所定位置上的信号频次(密度)。为了对信号频次进行归一化处理,需对每个格子内的信号频次进行计算,并对格内的当前频次值 N 累加,找出最大值 $N_{\max}$,归一化为 $n=\text{累加}N\text{值}/N_{\max}$ 。在对代表频次的数据进行归一化处理后,可得到用于神经网络自动识别的频次数据及频次随相位角的变化曲线图,见图15。

神经网络学习数据前置处理的效果比较见图16,将学习数据输入到神经网络模型中进行训练比较可知,输入层的数据未进行任何前置处理所得到的训练效果最差(曲线①);对数据进行“单一”的初始相角正规化或信号幅值正规化或信号频次归一化,误差得到一定程度减小,但是效果不佳,对信号识别准确率不高(曲线②-④);而对数据的初始相角正规化、幅值正规化和频次归一化的3个参数进行“同时”前置处理改进所得到的训练效果最优,信号识别准确率高(曲线⑤)。

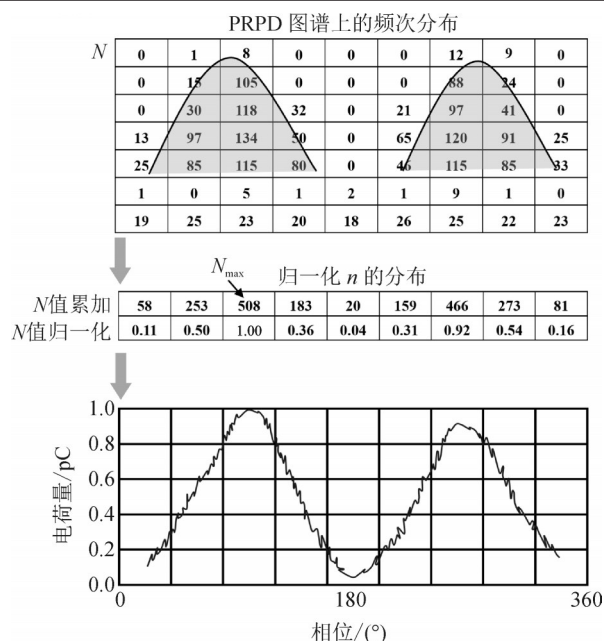


图 15 信号频次的归一化

Fig. 15 Normalization of signal repetition rate

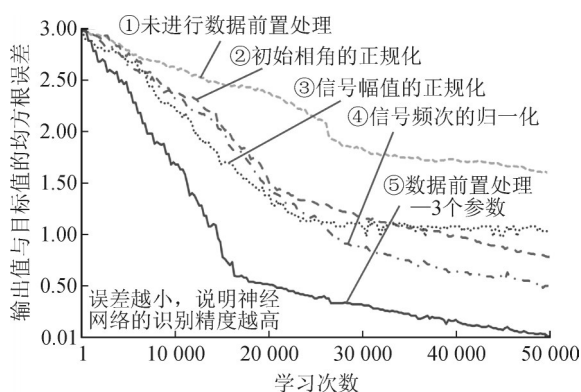


图 16 神经网络学习数据前置处理的效果比较

Fig. 16 Comparison of the effect of different preprocessing of neural network learning data

4 改进后自动判别程序的检验

对非局放的疑似局放信号达到能准确识别的同时,更需要保证对真实局放信号的正确识别和告警。为了检验和验证上述局放判别程序和神经网络的改进提升效果,采用了3种验证方法:①基于全部现场运行系统回收数据的过滤式检验;②在电缆线路模型上利用局放模拟发生器的注入模拟局放信号的检验;③通过对人工绝缘缺陷加压产生真实局放信号的检验。

4.1 现场回收告警数据检测

将从现场系统回收的告警数据分别导入改进前后的两个判别程序,对原数据进行重新判别比较。结果见图 17、18,对于改进前的“原告警数”,单一投入相间信号相关性过滤程序判别的“改进 1”,

单一投入改进后神经网络识别程序的“改进 2”,同时投入“相间信号相关性”和“改进后神经网络”的“改进 3”都分别有明显的精度提升。尤其是“改进 3”,使低级告警数降低到 3%,中级告警数降低到 7%,高级告警数降低到 58%。A 类告警数降低到 15%,B 类告警数降低到 2%,C 类告警数降低到 0.5%。基于相间信号相关性过滤程序和基于神经网络构造优选优化及学习数据的改进,确实能极大地降低了误判误报率。

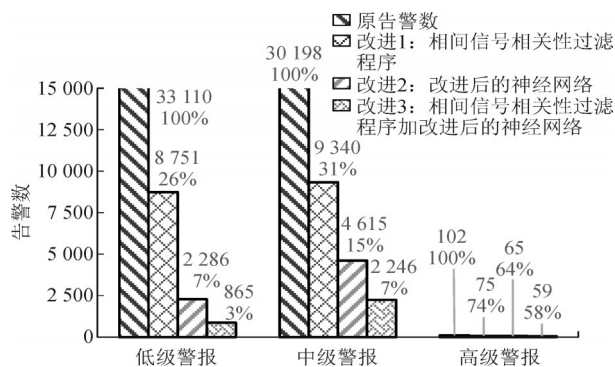


图 17 改进前后局放判别程序分级告警数据的变化

Fig. 17 Changes of PD graded-alarms after improvement

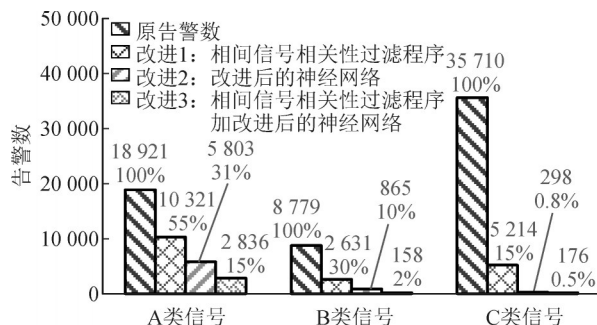


图 18 改进前后局放判别程序分类告警数据的变化

Fig. 18 Changes of classified-PD alarms after improvement

4.2 使用人工模拟局放信号发生器检测

使用一种新型的智能模拟局放脉冲电流信号发生器(intelligent pulse generator, iPG)^[23]对电缆线路模型注入模拟局放信号或噪声信号,检验改进后的局放判别程序的实际效果。iPG 是能够模拟各种类型的局放信号和包括电晕放电的不同类型噪声信号的高功能信号发生器。对于模拟信号的判别结果见表 1、2,从表 1、2 可见,对于不同类型的模拟局放的判别准确率并不相同,分布在 81%~97%之间。对于不同类型的模拟噪声的判别平均准确率高达 90%以上。模拟局放和噪声信号的试验结果表明新的自动判别程序能更有效地判别局放和噪声信号。

4.3 试验室人工局放试验检测

升压产生人工沿面放电的局放试验见图 19,通过高压试验室的对人工模拟绝缘缺陷模型装置加压产生各种不同类型局放信号,用以检验改进后的

表1 对于iPG模拟局放信号的告警率

Table 1 Alarm rate for simulated PD signals from iPG

序号	告警率*/%			
	内部气隙	沿面放电	悬浮电极	尖端放电
1	94	90	83	85
2	95	93	81	83
3	92	96	84	92
4	97	93	86	82
5	95	92	88	84
6	96	96	86	87

注:*对于局放信号的告警率越高表示程序的识别精度越高

表2 基于iPG模拟噪声信号的告警率

Table 2 Alarm rate for simulated noise signals from iPG

序号	告警率*/%				
	电晕1 单簇群	电晕2 三簇群	电力系 统噪声	电子设 备噪声	背景 白噪
1	8	0	4	12	6
2	9	0	1	14	3
3	5	0	5	10	7
4	6	0	2	16	9
5	5	0	7	15	4
6	8	0	2	11	10

注:*对于噪声信号的告警率越低表示程序的识别精度越高

判别程序的有效性。试验主要产生内部气隙放电、沿面放电、悬浮电极和尖端放电等4种典型局部放电^[24-26],每种类型进行试验十次以上,并通过局放测试系统软件程序检验对各类局放判别的准确率,具有一定离散性的检验结果见表3。改进程序对于局放信号的判断准确率达80%~95%。试验结果验证了新的局放自动判别程序对试验室的人工模拟局放具有较高的准确性和可靠性。同时,显示了局放自动识别精度仍有继续提高的空间。

5 结论

1)局放在线监测系统频繁或过多告警会给运维人员造成困扰,降低对疑似局放的所谓误判误报对局放在线监测系统装置很有实用意义。

2)对现场在线装置回收的6万多个告警数据进行了逐条过滤式的分析分类,发现了误判误报数据过多的主要原因是之前忽视了信号的相间相关性特征,同时也发现了神经网络学习数据的前置处理不够规范。

3)对多重逻辑门和神经网络的综合局放自动判别程序输出结果追加了相间信号相关性过滤程序判别;对即有BP神经网络进行了构造上的优选优化

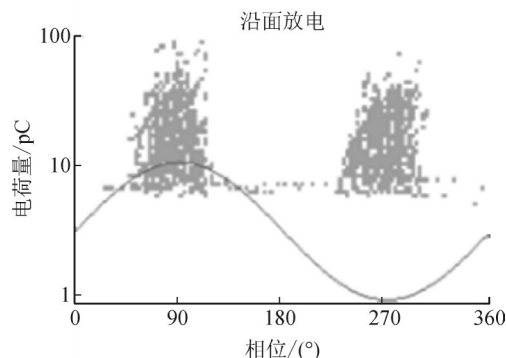
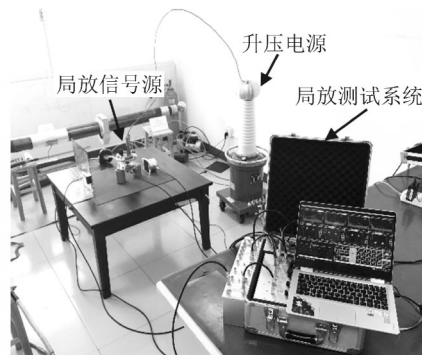


图19 升压产生人工沿面放电的局放试验

Fig. 19 Experiment of artificial PD along the surface

表3 对于升压试验产生局放的告警率

Table 3 PD alarm rate for PD signals from HV experiments

序号	告警率*/%			
	内部气隙	沿面放电	悬浮电极	尖端放电
1	92	89	84	80
2	94	92	80	84
3	93	90	83	83
4	92	94	81	90
5	95	92	83	91
6	92	88	82	85

学习,采用了深度学习的网络与算法,并改进学习数据的前置处理,采用了信号初始相角和幅值的正规化和信号频次的归一化处理。

4)对改进后的局放判别程序采用了3种数据进行检验评价:对现场回收数据的过滤式检验、模拟信号发生器模拟多种信号的检验、试验室升压产生人工模拟缺陷局放信号的检验,多重检验结果显示了本次局放识别精度得以有效提升。

5)已将改进后的局放判别程序更新植入到现场运行中的局放在线监测装置。近一年的运行结果表明,1年间告警件数已从之前约6万件的误报降低到仅有的数百件,大部分为断续性的低级告警。

参考文献:

- [1] 蔡 鋈,袁文泽,张轩瑞,等. 基于特高频自感知的变压

- 器局部放电检测方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(6): 2041-2050.
- CAI Yun, YUAN Wenzhe, ZHANG Xuanrui, et al. Ultra-high frequency self-sensing detection method for transformer partial discharge[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(6): 2041-2050.
- [2] 孙永辉, 王馥珏, 邓 鹏. 高压电缆局部放电带电检测技术的应用研究[J]. 南京理工大学学报, 2019, 43(4): 505-510.
- SUN Yonghui, WANG Fujue, DENG Peng. Application of discharged detection technology for partial discharge of high voltage cable[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2019, 43(4): 505-510.
- [3] 徐明忠, 夏 荣, 欧阳本红, 等. 基于内置差分电容的电缆接头局放检测技术研究[J]. 智慧电力, 2022, 50(7): 37-44.
- XU Mingzhong, XIA Rong, OUYANG Benhong, et al. Cable joint partial discharge detection based on built-in differential capacitance[J]. Smart Power, 2022, 50(7): 37-44.
- [4] 郭智刚, 高 健, 闫 峰, 等. 长距离 330 kV 电缆依频模型局放传输特性分析及信号定位试验验证[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(11): 17-26.
- GUO Zhigang, GAO Jian, YAN Feng, et al. Partial discharge transmission characteristic analysis of the frequency-dependent model of the long distance 330 kV cable and experimental verification of signal positioning[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(11): 17-26.
- [5] 王祖林, 吴宏亮. 220 kV 大截面 XLPE 电缆绝缘局部放在线监测研究[J]. 大电机技术, 2022(6): 62-67.
- WANG Zulin, WU Hongliang. On-line partial discharge monitoring of 220 kV high voltage large cross-section XLPE insulated cable[J]. Large Electric Machine and Hydraulic Turbine, 2022(6): 62-67.
- [6] 张智超, 李 盛, 邢耀敏, 等. 基于高频电流法的电缆局部放电带电检测的分析[J]. 机电信息, 2020, (24): 33-37.
- ZHANG Zhichao, LI Sheng, XING Yaoming, et al. Analysis of cable partial discharge charged detection based on high frequency current method[J]. Mechanical and Electrical Information, 2020, (24): 33-37.
- [7] 6 kV~35 kV 电缆震荡波局部放电测量方法: DL/T 1576—2016[S]. 2016.
- The method for partial discharge testing of 6 kV~35 kV power cables based on oscillating wave voltage: DL/T 1576—2016[S]. 2016.
- [8] 王流火, 谭令其, 王增彬, 等. 局部放电信号 PRPD 谱图输出系统[J]. 高电压技术, 2021, 47(6): 2132-2140.
- WANG Liuhuo, TAN Lingqi, WANG Zengbin, et al. PRPD spectral output system of partial discharge signal[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(6): 2132-2140.
- [9] 蒋晓娟, 何 伟, 覃延佳, 等. 110 kV 及以上 XLPE 电缆局放信号的识别方法[J]. 华东电力, 2013, 41(6): 1287-1291.
- JIANG Xiaojuan, HE Wei, QIN Yanjia, et al. PD signal recognition methods for 110 kV and above XLPE cables[J]. East China Electric Power, 2013, 41(6): 1287-1291.
- [10] 刘孟佳, 余岩竹, 于义亮, 等. 基于三相幅值相位关系分析的交叉互联电缆局部放电宽频检测和分析[J]. 高压电器, 2019, 55(1): 226-230.
- LIU Mengjia, YU Yanzhu, YU Yiliang, et al. Broadband detection and analysis of partial discharge in cross-connected cables based on three-phase amplitude-phase relation analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(1): 226-230.
- [11] 鲁晶晶, 黄嘉盛, 唐敏玲, 等. 电缆线路局放在线监测的关键技术[J]. 电缆技术, 2021(3): 12-18.
- LU Jingjing, HUANG Jiasheng, TANG Minling, et al. Key technology of online PD monitoring in power cable line[J]. Cable Technology, 2021(3): 12-18.
- [12] 朱煜峰, 许永鹏, 陈孝信, 等. 基于卷积神经网络的直流 XLPE 电缆局部放电模式识别技术[J]. 电工技术学报, 2020, 35(3): 659-668.
- ZHU Yufeng, XU Yongpeng, CHEN Xiaoxin, et al. Pattern recognition of partial discharges in DC XLPE cables based on convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(3): 659-668.
- [13] 陈 刚, 徐敏锐, 穆小星, 等. 基于改进神经网络算法的互感器在线监测系统关键技术研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(11): 49-54.
- CHEN Gang, XU Minrui, MU Xiaoxing, et al. Transformer on-line monitoring and fault diagnosis technology based on improved neural network algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(11): 49-54.
- [14] 杨 帆, 王干军, 彭小圣, 等. 基于卷积神经网络的高压电缆局部放电模式识别[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 123-128.
- YANG Fan, WANG Ganjun, PENG Xiaosheng, et al. Partial discharge pattern recognition of high-voltage cables based on convolutional neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 123-128.
- [15] 何若冰, 陈 佳, 朱劲松, 等. 交流 XLPE 电缆典型绝缘缺陷的 PD 特性与类型识别[J]. 电工电气, 2020(6): 5-13.
- HE Ruobing, CHEN Jia, ZHU Jinsong, et al. Partial discharge characteristics and type identification of typical insulation defects of AC XLPE cables[J]. Electrotechnics Electric, 2020(6): 5-13.
- [16] 高佳程, 朱永利, 郑艳艳, 等. 基于 VMD-WVD 分布与堆栈稀疏自编码网络的局放类型识别[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4118-4128.
- GAO Jiacheng, ZHU Yongli, ZHENG Yanyan, et al.

- Pattern recognition of partial discharge based on VMD-WVD and SSAE[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14):4118-4128.
- [17] 毛振宇,李方利,叶玉明,等. 基于BP神经网络算法的电缆局部放电类型模式识别[J]. 机电信息, 2019(27): 20-22.
- MAO Zhenyu, LI Fangli, YE Yuming, et al. Pattern recognition of cable partial discharge based on BP neural network algorithm[J]. Mechanical and Electrical Information, 2019(27):20-22.
- [18] 黄光磊,李 喆,许永鹏,等. 基于改进深度信念网络的直流XLPE电缆局部放电模式识别[J]. 高电压技术, 2020,46(1):327-334.
- HUANG Guanglei, LI Zhe, XU Yongpeng, et al. Partial discharge pattern recognition of XLPE DC cable based on improved deep belief networks[J]. High Voltage Engineering, 2020,46(1):327-334.
- [19] 李玉鑑. 深度学习导论及案例分析[M]. 北京:机械工业出版社,2017.
- LI Yujian. Introduction to deep learning and case analysis [M]. Beijing: China Machine Press, 2017.
- [20] 林大贵. 深度学习人工智能实践应用[M]. 北京:清华大学出版社,2018.
- LIN Dagui. Deep learning and practical application of artificial intelligence[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2018.
- [21] 任双赞,徐尧宇,李 元,等. 应用于油中溶解气体分析的深度信念网络与典型神经网络对比研究[J]. 高压电器, 2020,56(9):39-45.
- REN Shuangzan, XU Yaoyu, LI Yuan, et al. Comparison studies of deep belief network and typical neural network applied to analysis of dissolved gas in oil[J]. High Voltage Apparatus, 2020,56(9):39-45.
- [22] 苏 磊,陈 璐,徐 鹏,等. 基于深度信念网络的变压器运行状态分析[J]. 高压电器, 2021,57(2):56-62.
- SU Lei, CHEN Lu, XU Peng, et al. Operation condition analysis of transformer based on deep belief network[J]. High Voltage Apparatus, 2021,57(2):56-62.
- [23] 周智鹏,蓝德添,谢艳婷,等. 一种新型智能模拟局部放电信号发生器的研制与应用[J]. 电缆技术, 2018(3):18-23.
- ZHOU Zhipeng, LAN Detian, XIE Yanting, et al. Development and application of an intelligent PD simulated pulse current generator for partial discharge detection for cable circuits[J]. Cable Technology, 2018(3):18-23.
- [24] 洪浚轩,何 文,何浩辉,等. 电缆线路中间接头绝缘缺陷电场仿真与放电小室局放检测研究[J]. 电网与清洁能源, 2019,35(8):56-61.
- HONG Junxuan, HE Wen, HE Haohui, et al. Research on electric field simulation of insulation defects of cable intermediate joints and detection of partial discharge in discharge chamber[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2019,35(8):56-61.
- [25] 何宁辉,李秀广,周 秀,等. GIS固体绝缘不同类型气隙缺陷的放电特征[J]. 高电压技术, 2021, 47(6): 2073-2083.
- HE Ninghui, LI Xiuguang, ZHOU Xiu, et al. Discharge characteristics of different types of void defects of solid insulation of GIS[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(6):2073-2083.
- [26] 张永武,张 涛,高金伟,等. 不同比例复合电压下油纸绝缘针板电极模型的局部放电特性研究[J]. 高压电器, 2021,57(7):84-91.
- ZHANG Yongwu, ZHANG Tao, GAO Jinwei, et al. Study on partial discharge characteristics of oil-pressboard insulated needle-plate electrode model under AC-DC combined voltage with different proportion[J]. High Voltage Apparatus, 2021,57(7):84-91.
- 孙廷玺(1962—),男,硕士,高级工程师,从事电缆运维及输变电设备检测试验工作。
- 方义治(1970—),男,硕士,高级工程师,从事电缆运维及输变电设备检测试验工作。
- 周智鹏(1990—),男,硕士,工程师,从事高压电缆线路、GIS和电力变压器的局放带电检测和在线监测技术工作(E-mail:zhouzp@zf-tek.com)。