

人工智能在局部放电检测中的应用(一): 去噪与故障定位

陆云才¹, 范路², 陶风波¹, 尹毅²

(1. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211102;

2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要:局部放电会加速电力设备绝缘老化,是电力设备状态评估的重要监测指标。局部放电的研究领域主要包含放电信号的去噪、缺陷类型的模式识别、设备状态评估以及放电源的故障定位,其中人工智能算法能够有效解决局部放电检测中的非线性拟合和最优解等问题。本文介绍了局部放电的检测手段,对人工智能算法在局放信号去噪和放电源故障定位两部分中的应用进行了综述,并指出了当前研究中的不足之处和解决策略。

关键词:局部放电;优化;去噪;故障定位;神经网络

中图分类号:TM215;TM855 **文献标志码:**A **文章编号:**1009-9239(2021)05-0010-11

DOI:10.16790/j.cnki.1009-9239.im.2021.05.002

Application of Artificial Intelligence in Partial Discharge Detection Part I: Denoising and Fault Location

LU Yuncai¹, FAN Lu², TAO Fengbo¹, YIN Yi²

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd.,
Nanjing 211102, China; 2. School of Electronic Information and Electrical Engineering,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Partial discharge would accelerate the ageing of power equipment insulation, which is an important monitoring indicator for the condition assessment of power equipment. The research related to partial discharge mainly include denoising of discharge signals, pattern recognition of defect types, equipment status assessment, and fault location of discharge sources. The artificial intelligence can effectively solve the problems of non-linear fitting and optimal solution in partial discharge detection. This paper introduces the detection methods of partial discharge, summarizes the application of artificial intelligence in both denoising of discharge signals and fault location of discharge sources, and points out the shortcomings and solutions in the current research.

Key words: partial discharge; optimization; denoising; fault location; neural network

0 引言

电力设备的安全稳定运行为供电可靠性提供重要保障。在电力设备故障当中,绝缘故障占据主要部分^[1]。具有完美绝缘系统的电力设备并不存在,实际运行中由于加工和安装过程中的缺陷或者绝缘材料的老化,电力设备存在固有缺陷。在外施

电压的作用下,缺陷的存在将引起局部电场畸变。当局部电场强度达到击穿场强时,电力设备将发生局部放电。作为反映绝缘劣化的重要表征参数,局部放电的测量和监控对于评价电力设备的运行状态和设备故障的预防至关重要^[2-4]。

目前,针对局部放电的相关研究主要集中于噪声环境中局部放电信号的提取、放电源的故障定位、缺陷类型的有效识别以及电力设备运行状态的评估。对于噪声环境中局部放电信号的提取,在测量系统的放大器噪声以及外部噪声的干扰下,当放

收稿日期:2020-06-08 修回日期:2020-06-15

作者简介:陆云才(1982-),男(汉族),江苏如皋人,高级工程师,主要从事高电压技术的研究及设备状态评价的工作。

电量较小时,难以区分放电信号和噪声信号。对于脉冲电流法、超声波法以及特高频法等易受环境干扰的测量方法,从采集信号中提取真实局部放电信号是整个局部放电评估的基础,信号的真实性和完整性对于电力设备后续的状态评估和故障定位至关重要。局部放电信号去噪方案主要包括硬件滤波设计^[5]和软件处理^[6]。具有较好屏蔽效果的硬件滤波结构设计复杂,且受测试环境的影响较大,难以推广应用。软件去噪是对测量结果进行后续处理,不受测量装置的限制,但噪声抑制的同时会造成局放信号的变形。软件去噪通常采用信号失真度和噪声抑制比^[7]等参数作为评价去噪性能的指标。当前采用的去噪手段主要为小波去噪,小波去噪的关键在于阈值的选取。阈值常采用 Donoho 提出的硬阈值化函数法和软阈值化函数法^[8-10],但 Donoho 法的自适应性较差,硬阈值法不连续,软阈值法存在固定偏差。

放电源的准确定位有助于及时维修电力设备和减少设备停运造成的损失。实际运行中,放电源的故障定位主要采用超声波法和特高频法的结合,由于放电源与测量仪器间的信号传输通路存在介质阻挡,测量系统采集的局部放电信号存在衰减和变形,需要通过反复多次测量确定用于计算放电源距离的局部放电信号。多传感器的阵列测量能够提高放电源的定位精度,对传感器阵列构成的方程组进行求解是典型的规划问题,传统求解方法易陷入局部最优状态。

缺陷类型的模式识别是电力设备故障诊断中的热点研究方向,以气体绝缘封闭开关(GIS)的缺陷类型为例,GIS 实际运行中主要存在 4 种缺陷类型^[11]:高压导体金属突出物缺陷、悬浮电极、绝缘内部气隙和金属自由微粒。不同缺陷类型的局部放电信号有差异,这种差异难以通过放电波形的统计参量直接辨别,需要对放电信号进行特征提取并与缺陷类型进行关联性分析。国内外有关模式识别的研究很多^[12-17],但不同缺陷类型放电结果的差异性原因仍未得到明确的理论解释。

随着电力设备绝缘逐渐劣化,局部放电信号也随之改变。局部放电信号特征与电力设备劣化状态的对应关系有助于对设备的运行状态进行有效评估。通过研究局部放电信号特征随运行时间的变化规律,能够实现电力设备运行状态的有效预测以及残余寿命的评估。根据电力设备不同运行状态的等级划分能够将这类问题转换为不同运行状

态下的模式识别^[18-21]。

在计算机广泛应用之前,对于局部放电信号的评估多数基于放电脉冲特征分析、统计方法以及专家评估^[22-23],评估结果带有明显的主观因素。在设备现场运行中,由于运行工况复杂、噪声环境干扰以及机械结构的阻挡使得放电信号存在阻挡和衰减。对放电信号较为接近的放电类型或者多源放电同时发生的情况,仍需进一步挖掘局部放电的深层特征。相比于传统的统计分析方法,人工智能算法一方面可以对局部放电信号进行深层次挖掘,提取表征局部放电特征的新指标,有效地区分放电信号和噪声信号;另一方面对于去噪和故障定位这类寻优问题,优化算法的引入能够加速训练过程,训练结果跳出局部最优状态,获取整体最优解,从而提高去噪水平和故障定位的精度。人工智能算法具有一定自学习能力,能够根据数据库的更新进行调整,更适用于大数据时代,且相关研究已在工程领域得到推广应用,保证了电力设备安全稳定运行。

噪声环境中局部放电信号的有效提取以及放电源的故障定位主要属于优化问题,而缺陷类型的有效识别和电力设备运行状态评估则偏向于分类问题,有关人工智能算法应用的综述多数针对模式识别领域,对于放电信号去噪和放电源故障定位领域尚缺少综述性文章。本文主要介绍人工智能算法用于去噪和故障定位的优化策略,并对未来研究方向提出展望。

1 局部放电检测技术

局部放电的检测涉及光学、电学、声学以及化学检测等多个领域,测量技术主要包含脉冲电流法、超声波检测法、特高频与超高频信号检测法、光信号测量、化学检测法。

1.1 脉冲电流法

脉冲电流法是唯一一种具有国际标准的局部放电检测手段^[24-25]。局部放电引起的电荷量变化将产生脉冲电流,通过 IEC 60270:2000 和 GB/T 7354—2000 标准能够实现脉冲电流向放电量的标定。脉冲电流法具有灵敏度高且能获取真实放电量的优势,但测量结果的信息量少,抗干扰性差,常用于其他测量方法的校准。

1.2 超声波检测法

局部放电的电流脉冲引起的热作用和电动力作用使得周围介质发生膨胀,放电结束介质在自身

弹性力作用下收缩,一涨一缩会引起介质疏密变化,同时以超声波的形式向外传播。超声波属于无损检测法且能够在线检测^[26],常用于局部放电的故障定位^[27]。由于测量频段低,测量装置简单,设备制造成本低,超声波法的应用较为广泛。在实际运行中由于机械结构的复杂性以及介质阻挡作用,超声波信号存在衰减,常与特高频检测法联合使用。

1.3 特高频与超高频信号检测法

局部放电过程中正负电荷的中和会引起电流陡脉冲,进而向外辐射电磁波,脉冲的陡度越大,电磁波频率越高,辐射电磁波的能量越高。特高频检测法(UHF)是目前应用最广的检测方法,测量频段在3 GHz以下。特高频检测包含的信息量大,能够实现不同放电类型的有效区分,但会受到开关过程以及通信设备等的电磁环境干扰^[28]。随着天线的优化设计以及采集速率和存储能力的提升,超高频检测法(SHF)应运而生^[29-30]。超高频检测法针对3~6 GHz的电磁波进行采集,有效地避免了通信设备引起的噪声干扰。

1.4 光信号测量

局部放电产生的能量使分子发生电离,电离将产生正负离子及电子,粒子间的碰撞会发生能量交换。光信号的产生主要来自于两方面:①粒子在碰撞过程中吸收能量从基态跃迁至激发态,由于激发态的粒子寿命较短,一般只有 10^{-8} s,粒子从激发态回到基态时将释放光子;②正负离子复合释放能量,产生光子。光信号的测量不受电磁环境的干扰,但若局部放电发生在绝缘体内部或者设备机械结构复杂导致光信号被遮挡,会造成测量结果的漏判^[31],因此光学测量常与特高频检测法配合使用。

1.5 化学检测法

化学检测法常用于气体或液体作为主绝缘的电力设备中,局部放电产生的能量使得电介质分子发生化学键断裂,产生多种副产物。变压器油或GIS中的 SF_6 气体在局部放电产生的能量下发生分解,放电能量的高低使得分解产物存在差异。以 SF_6 分解为例,放电能量较低时,分解产物以 SO_2F_2 为主,随着能量的进一步升高,将产生 SO_2 ,放电能量较高时S与F之间的化学键完全断裂,将会产生 H_2S 气体^[32-33]。放电过程中气体含量的气相色谱研究能够用于评估局部放电的严重性,但化学检测法仅能定性描述放电能量的高低,无法对放电量进行标定,通常用于辅助电学测量结果。

2 人工智能算法的基本思想

2.1 人工神经网络

人工神经网络(ANN)作为当前应用最广的机器学习算法,计算过程模拟神经元兴奋的机制。典型神经元结构如图1所示。从图1可以看出,神经元的输出为带有权重的输入与偏置的求和通过激活函数的结果。文献[34]研究表明两层隐含层能够完成对任何复杂函数的表征,多个简单神经元相互连接形成一种具有广泛连接的人工网络,能够实现高维数据的拟合。在去噪和故障定位领域中应用的神经网络结构主要有BP神经网络(BPNN)和径向基神经网络(RBFN)。

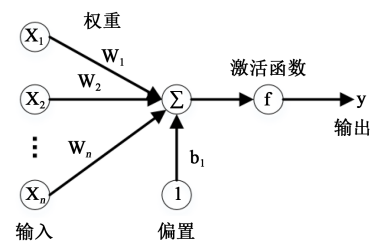


图1 神经元基本结构

Fig.1 Basic neuron structure

BP神经网络的层内神经元间无连接,网络参数的更新采用误差反馈传播,权重系数根据误差梯度的最大方向调整。隐含层以输入量与权向量 w_{ij} 的内积叠加偏置 a_j 的结果作为输入变量,通过激活函数进行输出。输出层的输入量为隐含层的输出与权向量 w_{jk} 的内积和偏置 b_k 的叠加,最终结果通过激活函数输出。训练过程通过输出层的误差函数对输入量求偏导更新权重系数,其主要结构如图2所示。

与BP神经网络常用的激活函数不同,RBF神经网络的隐含层采用径向基函数作为激活函数,径向基函数根据输入量到函数中心的距离将输入向

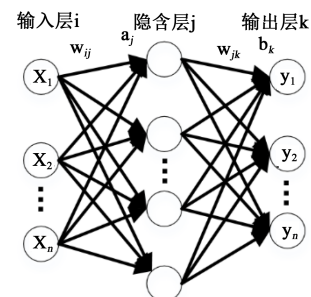


图2 BP神经网络

Fig.2 BP neural network

量映射到高维空间,是一种非线性映射,距离越远,神经元的激活程度就越低,其主要结构如图3所示。常见的径向基函数有高斯函数、多二次函数、多重调和样条函数等。

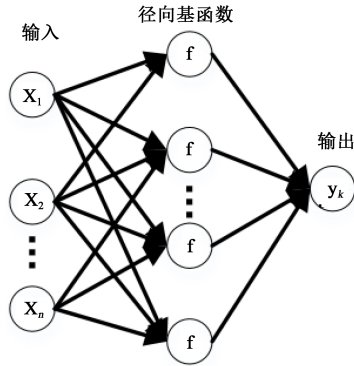


图3 RBF神经网络

Fig.3 RBF neural network

2.2 支持向量机

与RBF神经网络类似,支持向量机(SVM)同样将样本空间映射到高维特征空间,如图4所示。在高维空间中寻找能够区分不同类别样本的超平面,使得超平面与样本间的距离最大。其主旨思想与“不识庐山真面目,只缘身在此山中”类似,训练目标是实现最大化间隔,常用核函数将低维向量映射到高维空间,解决低维空间线性不可分的问题。核函数的选取主要包含线性核函数和高斯核函数等。

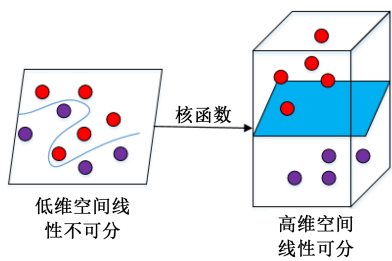


图4 支持向量机

Fig.4 Support vector machine

2.3 优化算法

优化算法用于对已有算法的训练结果进行优化,解决训练过程困在局部最优状态的难题,通常用于系统参数的优化设计和加速训练过程。常用的优化算法包含遗传算法、粒子群优化算法以及模拟退火算法等。

2.3.1 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种进化

算法,其主旨思想为“适者生存,优胜劣汰”。首先对个体进行编码处理,对编码向量进行遗传、交叉和变异等操作实现寻优过程。训练结果较好的样本将以更大的概率遗传下去,训练过程中变异的概率较低,其主要工作流程如图5所示。

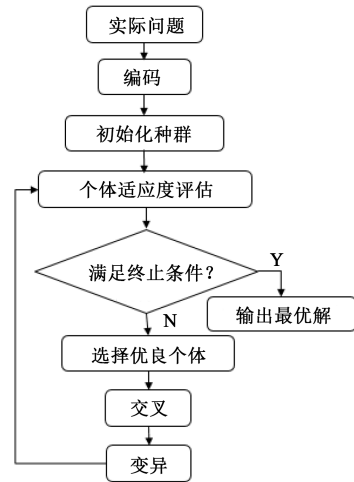


图5 遗传算法

Fig.5 Genetic algorithm

2.3.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是一种群体优化算法,其主要工作流程如图6所示。粒子在更新的过程中考虑个体最优状态和群体最优状态,通过适应度评定和更新公式,逐步实现最优解的求取,其中更新公式采用个体最优和群体最优的组合求取。

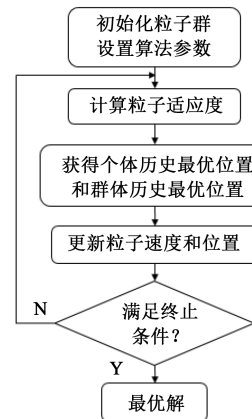


图6 粒子群优化算法

Fig.6 Particle swarm optimization algorithm

2.3.3 蚁群算法

蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)是一种寻

找最优路径的优化算法,在解决旅行商问题得到广泛应用。在遍及所有路径的情况下,通过信息素和转移概率的不断更新,较短路径中的信息素不断增加,网络状态不断更新,最终将信息素最多的路径作为最优路径。其主要工作流程如图7所示。

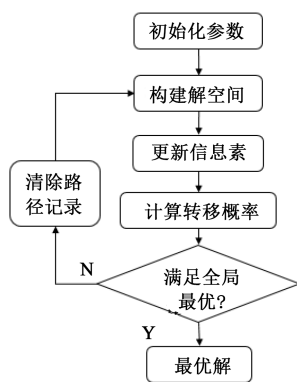


图7 蚁群算法

Fig.7 Ant colony algorithm

2.3.4 模拟退火算法

模拟退火算法(simulated annealing algorithm, SAA)是一种组合优化算法,模拟物理变化中固体物质的退火过程,其主要工作流程如图8所示。主旨思想为“成大事者,不拘小节”。训练过程通过对次优解邻域内的随机扰动产生新解,采用 Metropolis 准则判断是否接受新解,扰动过程有助于跳出局部最优进而寻找全局最优。

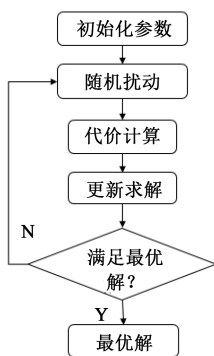


图8 模拟退火算法

Fig.8 Simulated annealing algorithm

2.3.5 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法(tabu search algorithm, TSA)能够有效地避免训练过程陷入先前的局部最优解,禁忌是指禁止重复前面的工作,其主旨思想为“前车之鉴,后车之师”。通过更新禁忌表和候选解实现对已知非最优解的排除。当已知解满足特设规则

时,对其进行重新计算。禁忌搜索算法的关键在于禁忌长度的选取,禁忌长度太短会导致训练仍卡在局部最优状态,禁忌长度增加会使得搜索范围增大,但同样会导致计算的复杂性增加。实际应用中禁忌搜索算法常用于辅助其余优化算法,其主要工作流程如图9所示。

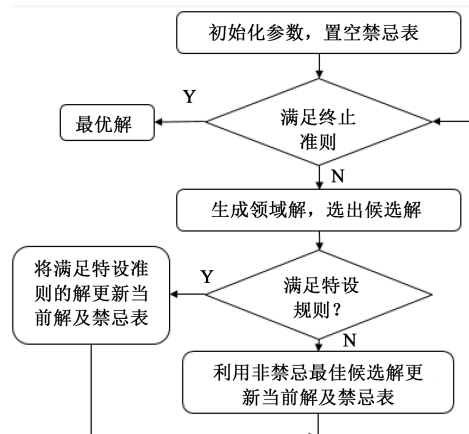


图9 禁忌搜索算法

Fig.9 Tabu search algorithm

2.4 聚类算法

聚类算法属于无监督学习方法,其主旨思想为“近朱者赤,近墨者黑”,将具有较高相似度的数据划分至同一类簇,将具有较高差异性的数据对象划分至不同类簇。常用算法有 K-means 聚类算法、Mean-Shift 聚类以及基于密度的带噪声空间聚类算法等。其中 K-means 聚类算法的实现流程如图 10 所示。从图 10 可以看出, K-means 聚类算法的流程为:随机选取 K 个初始聚类中心,通过计算样本点与聚类中心的距离寻找最近的聚类中心,并根据初步分类结果确定新的聚类中心,不断更新聚类状态,直至训练满足收敛条件。

2.5 集成学习

集成学习通过对已有的算法进行组合和优化,从而构建并结合多个学习器完成学习任务,组合后的学习器具有高准确性和多样性,因而具有较好的泛化性能。常用的集成学习算法有 Boosting 和 Bagging。Boosting 以 Adaboost 的应用最广泛, Adaboost 是一种将弱学习器提升为强学习器的过程,其主旨思想为“亡羊补牢,为时不晚”,每一轮学习器后对训练样本的权重进行调整,对做错的样本在后续过程中提高训练权重,将最终训练得出的 M 个弱学习器加权组合。Bagging 的主旨思想为“海纳百川,有

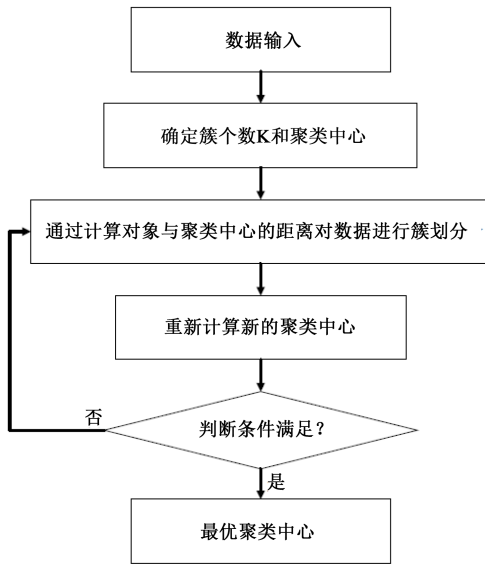


图10 K-means 聚类算法

Fig.10 K-means clustering algorithm

容乃大”，采用有放回采样法，分别训练生成不同学习器，最终决策采用投票选择，优中选优，常用的算法有随机森林和集成神经网络等。

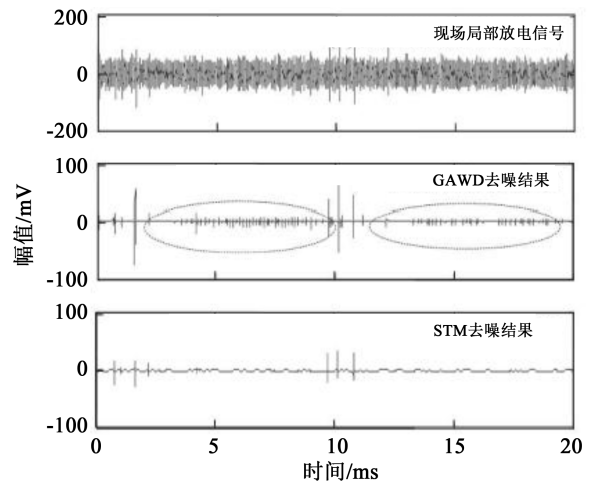
3 人工智能算法的应用

3.1 局放信号的去噪

局部放电的测量过程不可避免地引入环境噪声，有效地区分噪声信号和放电脉冲，并从测量结果中提取原始放电信号至关重要。去噪方法分为硬件滤波和数字信号处理(DSP)，数字信号处理中以小波去噪的应用最广。小波去噪常采用去噪前后信号的均方误差、噪声抑制比以及信号失真度等指标进行评价。人工智能算法在局放信号去噪的应用中主要用于进一步优化小波去噪结果以及采用新的策略区分时频域上相近的干扰信号与放电信号。

局部放电信号实现小波去噪的关键在于精确阈值的选取，阈值的选取直接影响小波系数的计算。传统阈值的选取采用 Donoho 提出的硬阈值化函数和软阈值化函数，但 Donoho 法的自适应性较差，一旦小波阈值的选取失当将导致变换后的放电信号失真严重。具有自适应性的最优阈值常采用遗传算法获取，为了提高小波去噪中阈值选取的自适应性，降低去噪信号的畸变率，文献[35]采用遗传算法实现全局自适应搜索最优阈值，对比基于 Donoho 法的去噪结果，遗传算法提取的阈值对原始放电信号畸变较小且能提取微弱的局部放电脉冲，

如图 11 所示。文献[36]同样采用遗传算法获得自适应的全局最优阈值，局部放电中超高频信号的去噪结果表明当信噪比超过 2 dB 时，该方案能够提取均方根误差小于 0.01 的局部放电信号，且训练算法具有较好的鲁棒性。部分文献通过改进遗传算法实现去噪效果的进一步优化，其中文献[37]采用二进制遗传算法实现小波去噪的最优阈值选取，对比基于 Donoho 的阈值选取结果，二进制遗传算法能更好地去除局部放电信号中的白噪声，且信号的失真度小。



注：GAWD为采用遗传算法计算阈值，STM为Donoho的标准软阈值法。

图11 去噪结果对比

Fig.11 Comparison of denoising results

与遗传算法相似，粒子群优化算法同样被用于获取最优阈值。文献[38]采用粒子群优化算法获取小波去噪的最优阈值，在白噪声干扰时的去噪效果优于遗传算法和标准软阈值法。文献[39]则结合粒子群优化算法和遗传算法跳出训练的局部最优位置，去噪结果表明两种算法的结合在不同的信噪比下得到的均方根误差和幅值误差均达到最小值，且训练速度较快。

上述去噪的基本思想是基于小波去噪的改进，去噪的另一种解决策略是匹配原子库，该方法认为局部放电产生的脉冲信号具有独特的时频特征，通过对信号进行稀疏分解，形成仅与局放信号时频特征相匹配的局放信号完备原子库，将测量结果与原子库的时频特征进行匹配实现去噪过程。这种策略的关键在于原子库的完备性以及匹配的精确性。优化算法常用于最佳匹配原子搜索的加速训练和

全局最优的求取。文献[40]采用粒子群优化算法加速染噪局放信号的最佳匹配原子搜索过程,图12的结果表明该算法的去噪结果优于小波去噪(Db2和Db8)的结果,噪声抑制比(NRR)为21.07。文献[41]则采用遗传算法加速了最佳匹配原子的搜索过程,实现了离散频谱干扰(DSI)和随机噪声的抑制,且提取的PD信号基本无失真,相比于小波去噪(Db2和Db8)具有较小的均方根误差(RMSE)和较高的信噪比(SNR)。

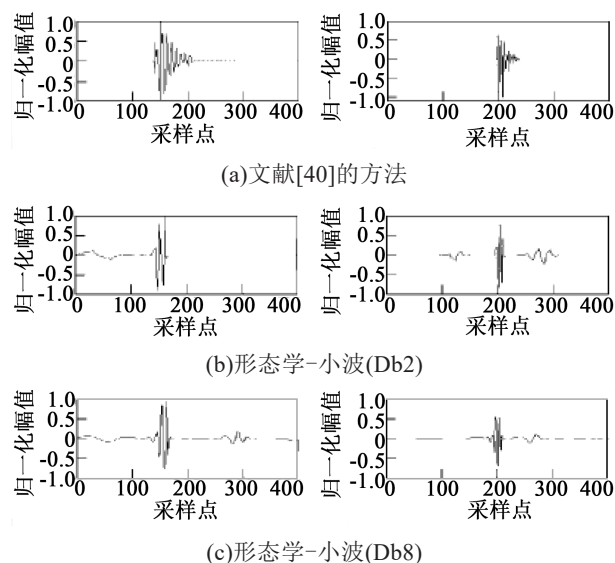


图12 实验室测量局放信号的去噪结果

Fig.12 Laboratory measured PD signals denoising results

由于噪声信号相对于局部放电信号而言是一种扰动,在测量结果数据充足的情况下,噪声干扰下的局部放电具有一定的分布特征,在特征空间上呈现为原始放电信号周围的概率分布。去噪的第3种策略为对多次重复测量的结果提取放电特征后进行聚类分析。该方案首先提取放电信号的特征,在特征平面上通过聚类分析实现去噪过程。文献[42]采用K-means聚类算法对放电信号进行去抖,选取聚类中心点作为真实测量结果,有效地去除噪声干扰,且聚类中心作为原始放电信号能够明显地提高定位精度。如图13所示,文献[43]采用奇异值分解分离UHF信号中的高斯白噪声,其中奇异值的选取采用模糊C均值聚类的方法,相对于无限冲激响应滤波器(IIR)以及小波去噪(Db2和Db8)的结果,该方法具有噪声抑制比高和信号幅值衰减比小的优势。文献[44]结合SVM和小波去噪,通过SVM实现PD相关向量的有效分离,提取PD主特征,消

除噪声干扰。相对于带通有限滤波器(FIR)、无限冲激响应滤波器(IIR)以及传统小波去噪的结果,该方法具有较小的脉冲幅值衰减和较高的噪声抑制比。通过特征提取和聚类分析实现去噪过程受训练样本的含量影响较大,在实际运行中多用于局放信号特征明显且历史样本量充足的情况。

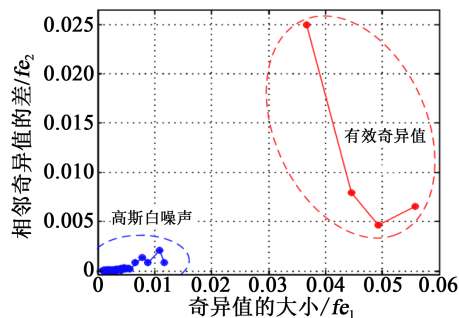


图13 模糊C均值聚类方法的分类结果

Fig.13 Classification results based on the fuzzy C-means clustering method

3.2 放电源的故障定位

局部放电的准确定位有助于节约检修所需的时间和费用。在实际运行中局放信号往往含有一定的噪声干扰,噪声干扰使得局部放电的故障定位产生较大偏差,因而在故障定位计算前,需要先对测量信号进行去噪处理。最常采用的策略为通过多次重复测量进行聚类分析,选取聚类中心用于故障定位^[42]。文献[45]采用基于分布密度的聚类算法和基于欧式距离的K-means聚类算法去除局部放电信号的波动性,通过多次测量求取最优测量值,实现在噪声干扰环境下的准确定位。文献[46]同样采取K-means算法对多次测量结果进行去抖,取聚类中心作为预测值,将聚类中心与真实结果的误差通过BP神经网络实现基于UHF信号的局部放电定位修正,校准后的距离误差和相位误差大幅减小。

时间测量的准确性对于放电故障源定位至关重要,测量时间的误差严重影响定位的准确性。文献[47]采用粒子群优化算法逐步逼近寻优,有效解决了因时间差测量不准导致定位结果差的难题。通过模拟退火算法对基于特高频传感器采集信号放电时延的估计结果进行放电源定位,文献[48]中的定位精度在30 cm以内。对于特高频信号的变压器局部放电故障定位,文献[49]采用获取平均时间窗口阈值的方式计算信号到达传感器的时间,将时间差应用在基于PSO算法的故障定位,最大定位误

差为 17.2 cm。

对于复杂结构的电力设备,放电源的故障定位常采用多传感器组合测量实现局部放电的准确定位,求解传感器组构成的方程组是典型的规划问题,求解过程易陷入局部最优状态。遗传算法以及粒子群算法等优化算法有助于跳出局部最优状态,获取全局最优解。文献[50]采用遗传算法对二次规划求解进行优化,使得训练过程跳出局部最优状态,进而实现局部放电超声波的准确定位。PSO算法同样被应用于电力变压器局部放电源的超声波定位,文献[51]指出 PSO 算法具有更高的计算效率和更快的收敛速度,避免了传统算法因其简单的搜索原理而产生的滞后和发散问题,其定位误差明显优于最小二乘算法,定位精度在 13~32 mm。为进一步提高优化算法的性能,文献[52]基于超声波信号采用序列二次规划遗传算法(SQP-GA)进行电力变压器放电源定位,结果表明该算法优于传统的遗传算法以及非智能算法,训练能够达到全局最优状态。通过改进遗传算法,文献[53]采用量子遗传算法实现基于声发射技术的电力变压器局部放电定位,定位坐标分量的综合误差和最大偏差分别约为 168 mm 和 124 mm,优于遗传算法和 PSO 算法。结合电磁仿真,文献[54]采用二进制粒子群优化算法实现基于 UHF 信号的 PD 源特征定位。在仿真算例的 6 种缺陷中,定位精度均小于 15 cm。

当单一优化算法无法获取全局最优状态时,多种优化算法的融合能够加速训练过程和获取全局最优解。文献[55]在粒子群优化算法的基础上加入模拟退火的思想,用于提升全局寻优能力,在变压器局部放电超声波定位结果中优于只采用粒子群优化的结果。针对特高频传感器阵列采集的 PD 信号,文献[56]采用基于能量积累法捕捉信号起始脉冲和基于达到时间差进行故障定位,并采用禁忌搜索-粒子群优化算法求取局部放电位置的最优解,结果最优解的定位误差远小于最小二乘法的结果。

由于传播过程中的信号会发生衰减和变形,不同测量距离的局放信号存在差异,局部放电的另一种定位策略是利用不同测量距离的局部放电信号反推故障距离,其主要思想与模式识别类似,提取局放信号中与定位相关的特征向量,通过建立不同距离下局部放电信号的模式识别,实现测量结果匹配放电距离。文献[57]将模糊特征匹配算法用于电力变压器 PD 定位,该算法从在变压器绕组上的试

验测试获得的测量矢量与从对变压器模型仿真得出的一组特征模板矢量进行比较,在模拟实际运行的 110 kV 绕组获得优于绕组长度 5% 的定位精度。对于不同 PD 圆周位置的局部放电,文献[58]通过 SVM 实现传感器与 PD 源间相对圆周角的确定,定位精度达到 100%。通过提取超声波信号中峰值因数、分形维数以及李雅普诺夫指数等特征参量,文献[59]采用 BP 神经网络实现 PD 源定位,试验条件下识别成功率为 95%。电力设备实际运行中可能存在多个放电源共存的情况,文献[60]通过使用 K-means 聚类方法对时域达到时间差(TDOA)进行聚类分析实现多源混合 UHF 信号的分离,试验结果表明该算法求取的定位精度优于牛顿-拉夫森、粒子群优化和平面相交法等其他典型方法。通过提取 PD 信号的频域特征,文献[61]采用随机森林实现基于无线电信号的 PD 定位,并与自举聚合方法(bootstrap aggregating method)和回归树的方法进行对比,结果如图 14 所示。从图 14 可以看出,随机森林能够将 3 m 内错误的整体置信概率提高到 91%,明显高于概率为 70% 的回归树。95% 置信椭圆表明,随机森林以较小的置信椭圆显示更精确的距离估计。

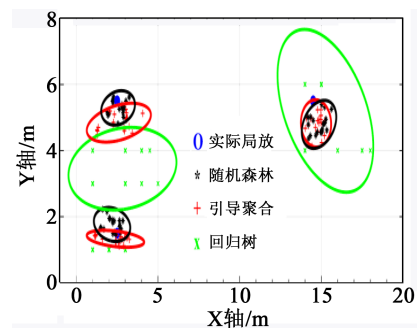


图 14 故障定位结果对比

Fig.14 Comparison of fault location results

当算法求取的故障源位置与实际放电源存在偏差时,神经网络常被用于故障定位的误差修正^[46]。文献[62]采用 RBF 实现基于 UHF 局部放电时延的放电定位误差修正,试验结果表明,定位误差可控制在 0.5 m 以内,方向角误差控制在 6° 以内。文献[63]结合粒子群算法和 BPNN 实现基于 UHF 信号的局部放电故障定位,在现场试验中,平均定位误差为 0.484 m。与先前研究只采用神经网络校准距离测量不同,文献[64]采用多层 RBF 神经网络分步实现故障定位,如图 15 所示。从图 15 可以看出,RBF

用于时延误差修正, RBF_p 用于 PD 位置误差修正。现场试验证明 RBF_r 和 RBF_p 具有拟合误差分布的能力, 经过误差校正和补偿后, PD 距离定位误差从 3 m 减小到 0.5 m 以下, 方向角误差从 12° 减小到 5° 以下, 且对不同类型的 PD 模型均有良好的适应性, 具有较好的鲁棒性。

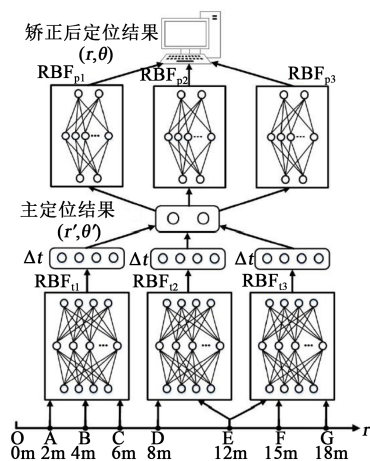


图 15 径向基神经网络用于故障定位

Fig.15 Fault location based on radial basis function neural network

4 存在问题及解决策略

人工智能算法提高了局部放电信号的去噪水平和放电源的定位精度, 但受限于训练数据库和工程应用复杂性, 当前研究仍存在不足。在综述相关的国内外文献基础上, 针对当前研究的不足之处提出可行的解决策略。

(1) 过完备局部放电原子库的建立, 原子库的完备性对于去噪效果至关重要, 在实际运行中由于放电源位置的不同和测量设备的差异等无法做到原子库的完备性, 实验室相关的研究成果难以直接用于工程。后续可通过建立原子库的国家或行业标准, 构建不同电力设备的过完备局部放电原子库。

(2) 人工智能算法的应用存在多种解决策略, 不同策略间缺乏对照比较, 如采用优化算法提升小波去噪和采用过完备原子库匹配间的对比。后续研究可通过不同策略间的集成学习, 进一步提高算法的泛化性能。

(3) 实际工程中电力设备可能存在多处放电源, 甚至多种类型的放电源, 然而多个放电源故障定位的相关研究较少。对于多源故障定位, 先通过

统计参量和降维算法提取单放电源的特征参量(包含距离相关和放电类型相关的特征), 进而分离多源信号, 再将不同放电源的信号通过传感器阵列形成的方程组分别去求解放电源的位置。

(4) 对于 GIS 或 GIL 中的局部放电, SF_6 在放电能量较高的情况下将发生分解。对于同一故障源的局部放电, 分解产物将会依据扩散方程均匀扩散到空间各处, 进而被气敏传感器检测到, 通过多个气敏传感器的检测气体含量以及检测时间差, 可构造距离求解的方程组, 采用优化算法进而求取方程组的最优解。光学检测可利用光强峰值出现的时间差构造距离求解的方程组, 进而采用优化算法求取局放最优位置。

参考文献:

- [1] 王吕长, 李福祺, 高胜友. 电力设备的在线监测与故障诊断[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [2] 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.
- [3] 唐志国, 唐铭泽, 李金忠, 等. 电气设备局部放电模式识别研究综述[J]. 高电压技术, 2017, 43(7): 2263-2277.
- [4] 李清泉, 王良凯, 王培锦, 等. 换流变压器油纸绝缘局部放电及电荷分布特性研究综述[J]. 高电压技术, 2020, 46(8): 209-223.
- [5] 罗勇芬, 孟凡凤, 李彦明. 局部放电超声波信号的检测及预处理[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(8): 964-968.
- [6] 杨霖, 李剑, 王有元, 等. 变压器局部放电监测中的小波去噪方法[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2004, 27(10): 67-70.
- [7] 刘云鹏, 律方成, 李成榕, 等. 形态学一小波综合滤波器抑制局放现场干扰[J]. 高电压技术, 2004, 30(2): 29-31.
- [8] DONOHO D L. Ideal spatial via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [9] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 432(90): 1200-1224.
- [10] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [11] 卓然. 气体绝缘电器局部放电联合检测的特征优化与故障诊断技术[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- [12] 弓艳朋, 刘有为, 吴立远. 采用分形和支持向量机的气体绝缘组合电器局部放电类型识别[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 135-139.
- [13] 廖瑞金, 袁磊, 汪可, 等. 基于 S 变换和双向二维主成分分析的局部放电模式识别[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(5): 56-63.
- [14] 律方成, 金虎, 王子建, 等. 基于主成分分析和多分类相关向量的 GIS 局部放电模式识别[J]. 电工技术学报, 2015, 30(6): 225-231.
- [15] HAO L, LEWIN P L. Partial discharge source discrimination using a support vector machine[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2010, 17(1): 189-197.
- [16] SALAMA M M A, BARTNIKAS R. Fuzzy logic applied to PD

- pattern classification[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2000,7(1):118-123.
- [17] 鲍永胜,郝峰杰,徐建忠,等. GIS局部放电脉冲分类特征提取算法[J]. 电工技术学报,2016,31(9):181-188.
- [18] 廖瑞金,杨丽君,孙才新,等. 基于局部放电主成分因子向量的油纸绝缘老化状态统计分析[J]. 中国电机工程学报,2006,26(14):114-119.
- [19] 陈伟根,蔚超,凌云,等. 油纸绝缘气隙放电特征信息提取及其过程划分[J]. 电工技术学报,2011,26(4):7-12.
- [20] MORETTE N, DITCHI T, OUSSAR Y. Partial discharges measurements and analysis as an evaluation tool for the reliability of polymeric-insulated cables used under HVDC conditions[C]// 2018 IEEE 2nd International Conference on Dielectrics. Budapest: IEEE,2018:1-4.
- [21] TANG J, JIN M, ZENG F P, et al. Assessment of PD severity in gas-insulated switchgear with an SSAE[J]. Institution of Engineering and Technology,2017,11(4):423-430.
- [22] BARTNIKAS R. Partial discharges. Their mechanism, detection and measurement[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2002,9(5):763-808.
- [23] SAHOO N C, SALAMA M M A, BARTNIKAS R. Trends in partial discharge pattern classification: A survey[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2005,12(2):248-264.
- [24] International Electrotechnical Commission. Partial discharge measurements: IEC 60270: 2000[S]. Geneva, Switzerland: IEC, 2000.
- [25] 全国高电压试验技术和绝缘配合标准化技术委员会. 局部放电测量:GB/T 7354—2003[S]. 北京:中国标准出版社,2003.
- [26] 魏彬. GIS局部放电的声电联合检测方法及应用研究[D]. 天津:天津大学,2018.
- [27] 吴征彦. GIS局部放电声电检测系统设计及定位技术研究[D]. 北京:华北电力大学,2014.
- [28] 许渊,刘卫东,陈维江,等. GIS绝缘子局部放电高灵敏测量方法及应用[J]. 中国电机工程学报,2020,40(5):1703-1713.
- [29] 李国伟,章涛,王俊波,等. 基于超高频法的GIS局部放电类型判断方法[J]. 高压电器,2013,49(1):63-68.
- [30] 李化,杨新春,李剑,等. 基于小波分解尺度系数能量最大原则的GIS局部放电超高频信号自适应小波去噪[J]. 电工技术学报,2012, 27(5):84-91.
- [31] 周洁睿,任明,李金忠. 冲击电压下GIS局部放电检测方法的对比研究[J]. 绝缘材料,2017,50(12):64-71.
- [32] 汲胜昌,钟理鹏,刘凯,等. SF₆放电分解组分分析及其应用的研究现状与发展[J]. 中国电机工程学报,2015,35(9):2318-2332.
- [33] 张晓星,姚尧,唐炬,等. SF₆放电分解气体组分分析的现状和发展[J]. 高电压技术,2008,34(4):664-669.
- [34] ABDULLAHI M, RICARDO A, JORGE A R, et al. Artificial neural network application for partial discharge recognition: Survey and future directions[J]. Energies,2016,9(8):574.
- [35] 李剑,程昌奎,江天炎,等. 遗传算法用于局部放电小波自适应阈值去噪[J]. 高电压技术,2009,35(9):2114-2119.
- [36] LI J, CHENG C K, JIANG T Y, et al. Wavelet de-noising of partial discharge signals based on genetic adaptive threshold estimation[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2012,19(2):543-549.
- [37] 李剑,程昌奎,江天炎,等. 遗传算法用于局部放电小波自适应阈值去噪[J]. 高电压技术,2009,35(9):2114-2119.
- [38] 江天炎,李剑,杜林,等. 粒子群优化小波自适应阈值法用于局部放电去噪[J]. 电工技术学报,2012,27(5):77-83.
- [39] 李清泉,秦冰阳,司雯,等. 混合粒子群优化小波自适应阈值估计算法及用于局部放电去噪[J]. 高电压技术,2017,43(5):1485-1492.
- [40] 王永强,谢军,律方成. 基于改进量子粒子群优化稀疏分解的局放信号去噪方法[J]. 电工技术学报,2015,30(12):320-329.
- [41] XIE J, WANG Y Q, LV F C, et al. Denoising of partial discharge signal using rapid sparse decomposition[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems,2016,26(11):2494-2512.
- [42] 张琛,李孟东,车瑶,等. 基于K-Means的特高频局部放电定位误差校正[J]. 电气自动化,2017,39(5):106-108.
- [43] LIU Y S, ZHOU W J, LI P F, et al. An ultrahigh frequency partial discharge signal de-noising method based on a generalized s-transform and module time-frequency matrix[J]. Sensors,2016, 16(6):941.
- [44] MOTA H, ROCHA L, SALLES T, et al. Partial discharge signal denoising with spatially adaptive wavelet thresholding and support vector machines[J]. Electric Power Systems Research,2011, 81(2):644-659.
- [45] 王勇,田妍,杨森. 基于聚类分析的特高频局部放电定位误差校正[C]//2017智能电网发展研讨会. 北京,2017.
- [46] 陈敬德,高兆丽,罗林根,等. 基于BP神经网络的特高频局部放电定位误差校正[J]. 高电压技术,2018,44(6):2040-2047.
- [47] 唐炬,黄亮,曾福平,等. 一种多样本信息的局部放电源逐次逼近定位方法[J]. 电工技术学报,2016,31(10):119-126.
- [48] 黎大健,李军浩,李彦明. 基于多传感器的变压器特高频局部放电定位方法研究[J]. 绝缘材料,2013,46(2):53-56.
- [49] MIRZAEI H R, AKBARI A, GOCKENBACH E, et al. A novel method for ultra-high-frequency partial discharge localization in power transformers using the particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine,2013,29(2):26-39.
- [50] 刘化龙,胡钊. 序列二次规划-遗传算法及其在变压器局部放电超声定位中的应用[J]. 电网技术,2015,39(1):130-137.
- [51] TANG L J, LUO R C, DENG M, et al. Study of partial discharge localization using ultrasonics in power transformer based on particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2008,15(2):492-495.
- [52] LIU H L, LIU H D. Partial discharge localization in power transformers based on the sequential quadratic programming-genetic algorithm adopting acoustic emission techniques[J]. The European Physical,2014,68(1):10801.
- [53] LIU H L. Acoustic partial discharge localization methodology in power transformers employing the quantum genetic algorithm [J]. Applied Acoustics,2016,102:71-78.
- [54] NOBREGA L A M M, COSTA E G, SERRES A, et al. UHF par-

- tial discharge location in power transformers via solution of the maxwell equations in a computational environment[J]. *Sensors*, 2019,19(15):3435.
- [55] 徐艳春,王泉,李振兴,等. SA-APSO 算法及其在变压器油中局部放电超声定位中的应用[J]. *高压电器*,2018,54(12):155-161.
- [56] 李沐,冯新岩,蔺晓琨. 基于 TDOA 和 TS-PSO 的变压器特高频局部放电空间定位方法[J]. *中国电机工程学报*,2019,39(6):1834-1842.
- [57] WANG Z D, CROSSLEY P A, CORNICK K J, et al. Partial discharge location in power transformers[J]. *IEE Proceedings-Science Measurement and Technology*,2000,147(5):249-255.
- [58] LI X, WANG X H, YANG A J, et al. Partial discharge source localization in GIS based on image edge detection and support vector machine[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*,2019,34(4):1795-1802.
- [59] 谢庆,程述一,李燕青,等. 基于多特征量的油中局放超声直达波识别研究[J]. *中国电机工程学报*,2014,34(3):478-485.
- [60] ZHU M X, DENG J B, HE W L, et al. Localization of multiple partial discharge sources in air-insulated substation using probability-based algorithm[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*,2017,24(1):157-166.
- [61] IORKYASE E T, TACHTATZIS C, LAZARIDIS, et al. Improving RF-based partial discharge localization via machine learning ensemble method[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2019,34(4):1478-1489.
- [62] 周南,罗林根,高兆丽,等. 基于神经网络的局部放电特高频时延定位误差修正算法[J]. *高电压技术*,2018,44(11):3641-3648.
- [63] 李臻,罗林根,陈敬德,等. 基于 RSSI 指纹的特高频局部放电定位法[J]. *高电压技术*,2018,44(6):2033-2039.
- [64] ZHOU N, LUO L G, CHEN J D, et al. Error correction method based on multiple neural networks for UHF partial discharge localization[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*,2017,24(6):3730-3738.