

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.05.016

固体绝缘开关柜局部放电模式识别优化算法

徐卫东, 聂一雄, 周文文, 彭 丹

(广东工业大学自动化学院, 广州 510006)

摘要: 电力设备内部绝缘缺陷引起的局部放电, 含有可用于绝缘状态评估的特征信息。可以有效识别不同局部放电的类型。现有基于传统BP神经网络或SVDD模式识别方法在函数参数选择自主性很强, 但由于不同放电类型的特征量在分布上是重叠、非线性的, BP神经网络容易陷入局部最优, 识别率不高, SVDD算法在自由金属微粒缺陷识别效果不好。文中对SVDD算法提出了改进, 在AP聚类与GPAM-PSO优化算法基础上提出一种用于固体绝缘开关柜局部放电模式识别的SA-SVDD算法。以解决传统模式识别算法在参数选择、训练方法上的不足, 通过训练不同放电类型下的分类器, 以达到准确识别不同放电类型。仿真结果显示该方法能自主识别不同PD类型, 识别率、收敛速度较传统方法有较大提高, 以便电力人员准确判断局部放电类型并制定相对应的抢修方案。

关键词: 固体绝缘开关柜; 支持向量数据描述; 局部放电; 模式识别

Optimization Algorithm for Partial Discharge Pattern Recognition of Solid Insulated Switchgear

XU Weidong, NIE Yixiong, ZHOU Wenwen, PENG Dan

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The partial discharge caused by insulation defects inside the electric power equipment contains the characteristic information which can be used for the evaluation of insulation state. The characteristic information can effectively identify the types of different partial discharges. The existing BP neural network or SVDD pattern recognition method is very independent in the parameter selection. However, the characteristic quantities of different discharge types are overlapped and non-linear in the distribution, the BP neural network is easy to fall into the local optimum and the recognition rate is not high, SVDD in free metal particles defect recognition effect is not good. Based on the algorithm of AP clustering and GPAM-PSO, a SA-SVDD algorithm for local discharge pattern recognition of solid insulated switchgear is proposed. To solve the shortcomings of the traditional pattern recognition algorithm in the parameter selection and training methods, by training the classifier under different discharge types to achieve accurate identification of different discharge types. The simulation results show that the method can identify different PD types, and the recognition rate and convergence rate are greatly improved compared with the traditional methods so that the electric power personnel can judge the partial discharge type accurately and form the corresponding repair scheme.

Key words: solid insulated switchgear; support vector data description; partial discharge; pattern recognition

0 引言

固体绝缘开关柜(以下简称开关柜)在长期运行

过程中, 由于绝缘老化或制造工艺缺陷容易引发局部放电(partial discharge, PD), 如果PD继续发展可能造成重大安全隐患^[1]。PD发生时含有足够多的特征

收稿日期: 2018-12-06; 修回日期: 2019-02-17

基金项目: 东莞市科技局产学研合作项目(2015509132215)。

Project Supported by Cooperation Projects of Dongguan Science and Technology Bureau of the Production Research (2015509132215).

参数,通过对PD特征参数进行分析,可对不同PD模式进行识别^[2-3],以提示工作人员判断发生何种故障。对局部放电模式识别国内外也进行了相关的研究,但在识别准确率以及算法上仍存在改进空间^[4-5]。PD特征参数的提取和类型识别是PD研究中的主要方向^[6]。研究表明,不同放电模式其特征参数具有一定的差异性。

为此,在前人研究基础上文中对开关柜内部常见的典型缺陷PD的图谱特征进行了系统研究,从不同PD模式下信号特征参数不同为出发点,提取7项特征参数作为PD模式识别的数据来源。

在众多的PD模式识别方法中,基于概率统计的聚类分析,虽可以很好地处理不完备信息,但是在关键信息偏差大时容易导致评估的准确率降低;而模糊评判理论计算过程复杂,对指标权重向量的确定主观性较强,BP神经网络在参数选择上过于依赖样本,容易使算法陷入局部最优^[7],识别效果不佳。采用支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)的方法虽然能较好地识别出N金属突出物、表面金属污秽、气隙放电^[8],但在自由金属微粒放电识别上由于统计参数没有一定的规律可循,识别率不高,支持向量数据描述的方法在局部放电类型判断上所开展的相关研究不多,仍有许多改进的空间。

基于此,文中通过搭建4种缺陷类型放电实验模型以获取三维图谱信息,继而得到不同放电类型下的特征数据集,经SA-SVDD算法训练,构建不同PD模式下的分类器,对实验样本经过AP聚类以及SVDD算法优化后得到的结果进行分析,该方法取得了较好的识别效果。

1 算法原理

1.1 AP聚类

近邻传播聚类算法(affinity propagation, AP)是由F.B.J等人于21世纪提出的一种聚类算法^[9]。该算法相较于传统聚类算法不易陷入局部最优且不用指定聚类中心,而是将现有数据作为潜在数据中心,算法实现简单,在故障模式识别以及医学诊断上都取得了不错的结果^[10]。

AP聚类算法的核心思想是将每个数据点所携带的信息作为聚类指标。其次引入相似度 $s(i, j)$ 、参考度 $p(i)$ 、吸引度 $r(i, k)$ 、归属度 $a(i, k)$ 等中间处理过程,相似度 $s(i, j)$ 是指数据点 j 作为点 i 聚类中心的适合程度。常计算两数据坐标之间的距离大小,见(1)

$$s(i, k) = \left\| (x_i - x_k)^2 - (y_i - y_k)^2 \right\| \quad (1)$$

式(1)中, x, y 分别代表两个数据点的横纵坐标。

参考度 $p(i)$ 是指点 i 能否成为聚类中心的评判标准, p 值越大,成为聚类中心的合适程度也增大;吸引度 $r(i, k)$ 是指数据样本之间传递的一种消息,表示数据点 i 发送给潜在聚类中心 k 的数值关系,以确定 k 点作为 i 点聚类中心的合适程度大小,见式(2)

$$r(i, k) = s(i, k) - \max_{k' \neq k} \{ \alpha(i, k') + s(i, k') \} \quad (2)$$

归属度 $a(i, k)$ 是指样本数据之间传递的另一种消息,表示从候选聚类中心 k 发送到 i 的数值消息,反映 i 点是否选择 k 点为聚类中心,见式(3)

$$\alpha(i, k) = \min \left\{ 0, r(k, k) + \sum_{i' \neq i, k} \max \{ 0, r(i', k) \} \right\} \quad (3)$$

与其他聚类算法相比,AP算法的聚类中心都是数据集中实际存在的数据点,在算法刚开始的时候默认为所有的数据点都是候选中心点,避免了许多不好的解决方案,并且不论AP聚类算法执行多少次,分类结果都是相同的。但AP算法中参考度 p 参数的选择对于聚类效果具有重要意义,需要进一步对参数进行优化计算。

1.2 SVDD算法介绍

支持向量数据描述的基本思想是通过在多维特征空间中寻找一个体积最小的超球体^[11-12]。让能完整表述某一组类别的数据样本尽可能地留在超球体中,而将不属于该分类的数据样本尽可能多的让其远离该超球体。

给定一个包含多种类别数据集,并在其中任意原始数据样本集中选择一种放电模型来表示目标样本,其余放电模型为非目标样本^[13]。假设目标样本的超球体半径为 R ,球心位置为 a ,通过优化 R 的值来构建超球体。为便于描述与分析,将支持向量数据描述思想中的模型转化为数学模型见式(4)、(5)。

$$\text{最小值: } F(R, a) = R^2 + C \sum_i \xi_i \quad (4)$$

$$\text{约束条件: } \|x_i - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i \quad \xi_i \geq 0 \quad (5)$$

式(4)、(5)中: ξ_i 为松弛变量,是半径 R 的误差估计; C 是惩罚因子,用来训练超球体参数过程中保证训练的收敛性; F 为最小分类超球体,为保证约束方程的可解,需要对原始方程进行降维处理,利用拉格朗日函数运用到模型中得到式(6)、(7)。

$$L = R^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_i \alpha_i \left\{ R^2 + \xi_i - \|x_i - a\|^2 \right\} - \sum_i \gamma_i \xi_i \quad (6)$$

式(6)中: $\alpha_i > 0$; $\gamma_i > 0$,以便最小化拉格朗日。

然后计算相对于 R, a 偏导数,并使它们为0,得到

$$\begin{cases} \sum_i \alpha_i = 1 \\ \alpha = \sum_i \alpha_i x_i \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (7)$$

为提高PD模式识别的准确性,引入核函数就显得尤为重要。原始数据通过核函数投影到更高维度的特征空间,将原本是非线性问题转化为线性问题。所以,按照式(8)、(9),双重优化问题可以定义为

$$L = \sum_i \alpha_i \phi(x_i, x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \phi(x_i, x_j) \quad (8)$$

$$\text{约束条件: } \sum_i \alpha_i = 1 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (9)$$

式(8)、(9)中: $\phi(x_i, x_i)$ 是内核函数;条件 $0 < \alpha_i < C$ 表示为支持向量。对于 $\alpha_i = 0$, 样本数据位于超球面,而对于 $\alpha_i = C$, 样本数据位于超球体外部。因此,可以通过式(10)、(11)来估计测试样本 z

$$f(z) = \phi(z, z) - 2 \sum_i \alpha_i \phi(z, x_i) + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \phi(x_i, x_j) \quad (10)$$

改写为高斯函数形式为

$$g(z) = \text{sign}[R^2 - f(z)] = \text{sign}(R^2 - \|z - a\|^2) \quad (11)$$

分类器的准确性将取决于所选择的核函数和参数 C 。

1.3 GPAM-PSO 全局自适应粒子群优化算法

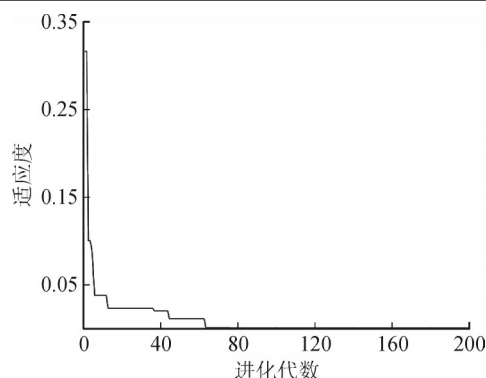
在粒子群优化过程中,通过单个样本数据在全局中寻找最优位置^[14-15],则能够在不同程度上反应出全局最优解的位置信息。针对前文叙述参考度 P 值、核函数 σ 值以及参数 C 的选取将很大程度上决定分类器训练的结果。GPAM-PSO 方法是基于模拟原始退火算法和粒子群优化算法自适应调整各自参数^[16-17]。运用在分类问题上体现了较好的效果。文中采用改进 PSO 算法根据每代当前所有个体的位置信息建立预测模型,通过样本数据获取 pbest、gbest 值将该值的演化趋势来预测全局最优解,继而引导其他粒子的演化,实现信息交互学习。随着迭代次数不断增加,预测解愈加接近真实的全局最优解。

GPAM-PSO 算法处理结果见图 1, 图 1(a) 为个体最优寻迹曲线,反映出随着迭代次数的增加,全局最优解的位置;图 1(b) 为最优参数求解,表示参数的最大适应度,从图 1(b) 中可知对参数自适应优化能达到 96% 左右,优化参数能够满足试验参数的精度。

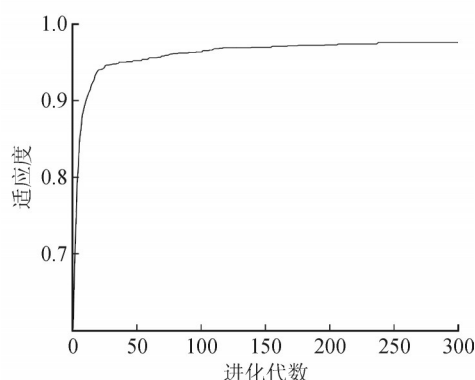
1.4 SA-SVDD 算法

1.4.1 算法描述

当目标数据分布不均匀,且密度变化剧烈时,SVDD 算法得出的结果将受到很大的影响,为了处理这样的情况,提出一种改进的 SVDD 算法,称为自适应支持向量数据描述(self adaptive support vector



(a) 个体最优寻迹曲线



(b) 最优参数求解

图1 GPAM-PSO 算法处理结果

Fig. 1 GPAM-PSO algorithm processing results

data description, SA-SVDD)。该方法是结合近邻传播聚类算法与 SVDD 算法,首先采用 AP 聚类应用于输入数据集,以获得多组样本的子数据集,然后用 SVDD 算法计算每个子数据集的边界,AP 聚类算法应用超立方采样(LHS)抽样方法以及粒子群优化 SVDD 算法中核函数以及 C 参数,该算法在常规标准下进行评估,结果显示,相对于其他分类算法在 PD 识别准确性上有着显著的提高。

首先将样本数据通过 AP 聚类算法分为多个子数据集,然后经过 GPAM-PSO 优化 AP 聚类与 SVDD 算法中的核心参数,训练好的各项参数作为识别 PD 类型的主要参数以获取最小超球体,完成各种分类器的训练。SA-SVDD 训练过程的主要步骤见图 2,训练数据集包含 500 组 PD 实验数据见图 3(a),AP 聚类将原始样本分成多个子数据集,最后,图 3(b)显示了子数据集的边界通过 SVDD 改进算法求解出的最优边界。

1.4.2 参数优化

综合上文分析,PD 模式识别性能好坏取决于如 AP 的参考度 P ,惩罚因子 C 和核函数参数 Q 。为了实现 SA-SVDD 的自适应对 PD 的模式识别,将上述参数作了如下处理。

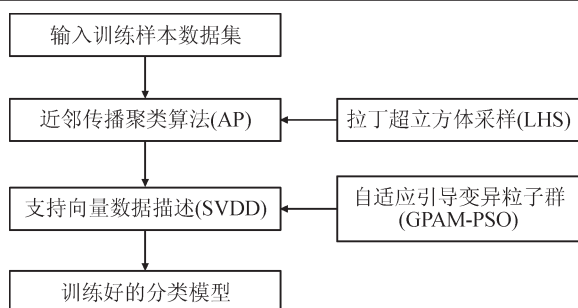


图2 SA-SVDD算法实现

Fig. 2 SA-SVDD algorithm implementation

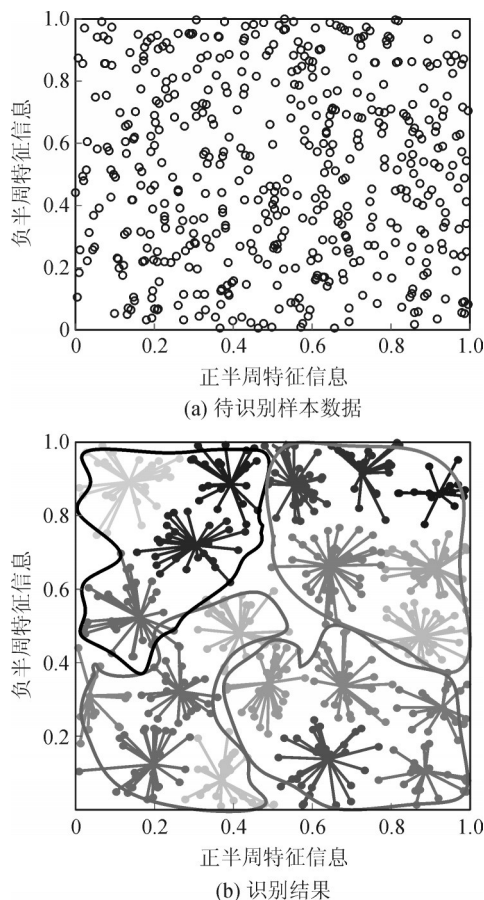


图3 SA-SVDD算法识别结果

Fig. 3 SA-SVDD algorithm recognition results

1) p 值优化。使用超立方抽样(LHS)算法和阴影指数(SIL)^[18]来找到最优的 P 值, 主要步骤为采用 LHS 方法将第一次试验数据中的中间值作为 P 值的初始值, 将 p 值带入 AP 聚类算法中进行分类, 并利用 SIL 指数计算聚类结果, 通过反复迭代 P 值最后产生一个最佳 P 值, 并求出最佳聚类结果, 将所产生的参数采用 GPAM-PSO 算法进行优化处理, 得出 PD 对应的 G、M、N、P 4 类中对应的最佳 P 值分别为 32.73、26.78、9.85、17.33。

2) C 和 Q 的优化。在 SVDD 模型中, 惩罚因子 C 和核函数 Q 决定了超球面的边界^[19]。 C 表示在超球体中可能分配多少异常值。如果 C 增加, 超球扩大,

识别的准确性将下降, Q 为高斯核函数^[20]见式(12)

$$k(x_1 + x_2) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

式(12)中, σ 是内核宽度参数, 它影响支持向量的数量, 对分类器的精度至关重要。在 SA-SVDD 中, 当获得多个子数据集时, 为了得到每个子数据集的精确边界, 需要针对不同类型数据优化出最佳参数, 由于 PD 是随机现象获取数据的波动性较大, C 和 σ 参数经 GPAM-PSO 算法求解得出的范围分别为 $10^{-3} \sim 1$ 、 $10^{-3} \sim 10^2$ 。

2 实验模型及特征提取

2.1 实验设计

文中设计了 4 种放电模型, 对应开关柜内 4 类常见的典型绝缘缺陷, 即金属突出物(N 类)、自由金属微粒(P 类)、表面金属污秽(M 类)和气隙放电(G 类)^[8]。实验电路图见图 4。

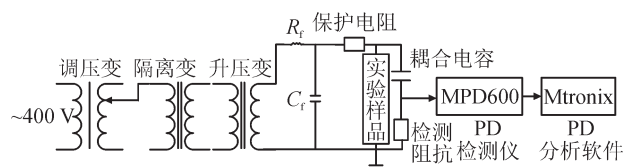


图4 试验接线电路图

Fig. 4 Test wiring diagram

用于 PD 测量的设备是由 OMICRON 公司制造 mtronix MPD 600 系统。mtronix MPD 600 系统是一个全数字系统适用于高电压下 PD 特性研究的现场测量设备。模拟不同放电模式的实验装置见图 5。实验包括调压变、隔离变、升压变, 高压滤波器 R_t , 低通滤波器 C_t 、保护电阻、耦合电容、实验样品、耦合电容以及 PD 检测装置和 PD 数据分析软件组成。试验电路通过信号发生器使其工作频率范围为 50 ~ 500 Hz。系统背景噪声小于 15 pC。PD 采样时间分辨率小于 2 ns, 这使得检测到的 PD 脉冲非常精确。其中, 隔离变主要是为了能将电源中的干扰信号进行隔离, 由于受电能质量的影响, 测试实验只能清晨或深夜使用变频器件较小时进行, 当大量的变频器件工作时会对测量背景噪声造成很大的影响。升压变能将电压升到实验电压范围内, 最高能升到 50 kV, 高压滤波器 R_t 用于降低输入信号放大的高频噪声, 低通滤波器 C_t 为并联电容构成, 大小为 150 pF, 额定电压为 30 kV, 由于开关柜额定载流为 1 250 A, 所以使用的保护电阻阻值为 10 Ω , 耦合电容的值为 1 nF, 阻断电压为 50 kV。它与耦合装置串联连接。耦合装置通过测量阻抗测量短时间电压脉冲, 当发

生PD时会产生一个瞬时电压脉冲。PD检测仪通过PD脉冲输入检测放电脉冲电压幅值。该装置能采集频率范围为50 Hz~10 MHz和最大PD脉冲输入电压为60 V/ns。局部放电检测仪将检测到的信号传输到mtronix软件用于对信号的分析以及处理,能将采集到的数据自动转换成 $n-\varphi-q$ 三维图,同时自动将数据保存在后台,以便进行二次分析。

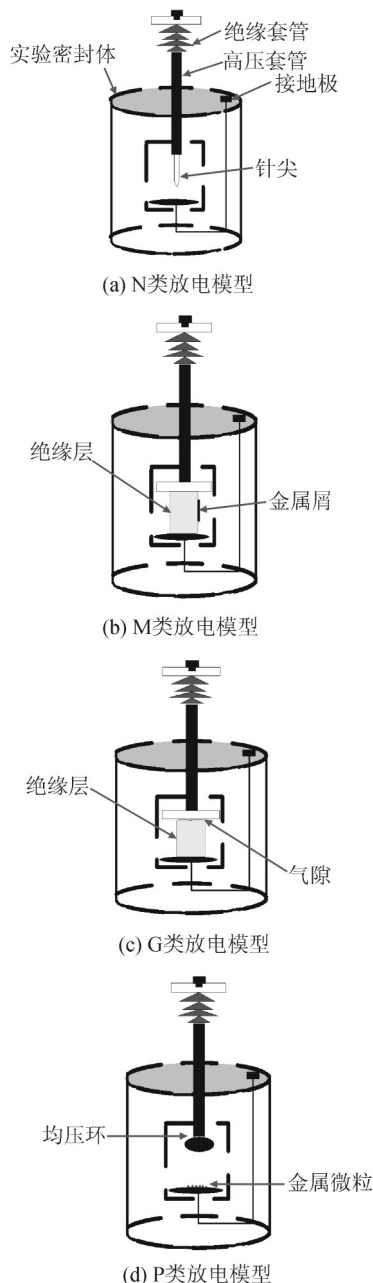


图5 4种典型缺陷模型

Fig. 5 Four typical defect models

2.2 局部放电特征提取

根据所设计的实验电路准确获取不同放电下的图谱信息是对PD模式识别的前提,分形特征方法^[5]因其识别能力强,且能反映复杂的PD信号,得到了广泛应用。首先根据实验数据建立开关柜局

部放电三维图谱信息,由于篇幅限制,文中特列出气隙放电的 $n-\varphi-q$ 三维图谱,见图6,进而得到图7所示到的放电散点图。再采用文[5]所提方法,提取开关柜局部放电灰度图像的分形特征,分别为放电电荷量 ΔQ 、相邻局部放电脉冲幅值差异 Δu 信息、最大放电脉冲幅值比值 A_u 、偏斜度 S_k 、陡峭度 K_u 、修正相关系数 m_{cc} 、相对幅值离散度 $I^{[17]}$ 7项特征参数。基于PD特征信息构造的灰度图像分析的处理结果见图8。

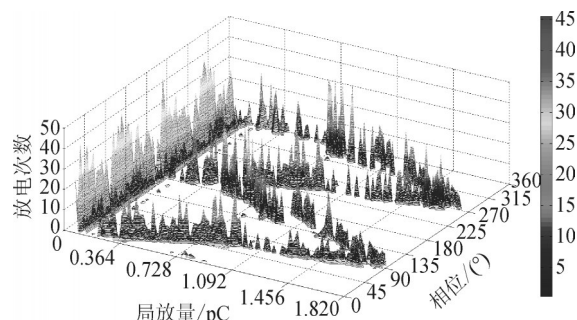


图6 气隙放电 $n-\varphi-q$ 图谱

Fig. 6 $n-\varphi-q$ pattern of air gap discharge

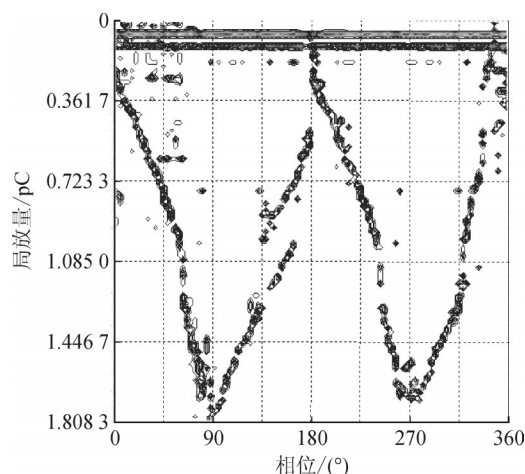


图7 气隙放电散点分布图

Fig. 7 Distribution chart of air gap discharge

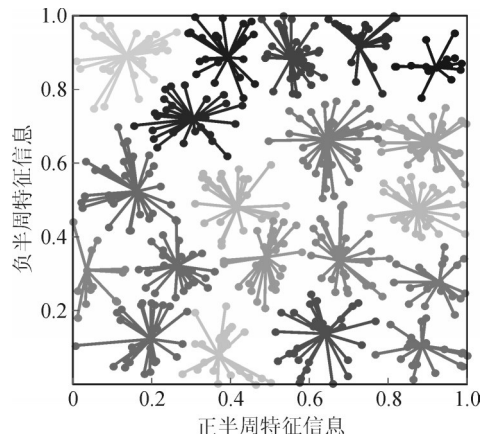


图8 PD分形特征集

Fig. 8 PD fractal feature set

3 案例分析

3.1 分类器训练流程

根据 10 kV 固体绝缘开关柜放电特征首先训练 SA-SVDD_N 分类器(任取一种分类器), 下标为放电类型, 按照特征参数 $F_{N、M、G、P} = \{Q, \Delta U, A_u, K_u, m_{cc}, S_k, \Gamma\}$ 获取多组训练样本的放电特征, 通过利用局放仪收集 N 类放电模型所产生的原始数据绘制成三维图谱信息并送入 SA-SVDD 算法中学习, 根据 N 类数据样本的特征参数首先利用 AP 聚类算法分成多组子数据集, 再结合 GPAM-PSO 算法计算出各个参数的最优值, 构成能将 N 类放电模型和其他 3 类放电模型分离开的最小超球体, 记为分类器 SVDD_N, 其他 3 种分类器按照相同方法进行训练, 从而实现不同 PD 分类器的训练。

3.2 结果分析

采用 SA-SVDD 算法的局部放电模式识别出 4 种结果分别为 N 类金属突出物放电、M 类绝缘子表面金属放电、G 类气隙放电、P 类自由金属微粒放电。对应的分类器参数表达式为 $F_{N、M、G、P} = \{Q, \Delta U, A_u, K_u, m_{cc}, S_k, \Gamma\}$, 每种放电模式下对应一组特征参数值。图 3(a) 为待识别原始样本数据集, 每 7 个 PD 特征量作为一组原始数据, 共选取 500 组实验数据。图 3(b) 为 SA-SVDD 算法识别结果, 图中左上方圈中区域为 PD 中污秽 M 类放电; 左下方圈中区域为 PD 中金属微粒 P 类放电; 右上方圈中区域为 PD 中 G 类放电, 右下方圈中区域为 PD 中 N 类放电。经过 SA-SVDD 算法处理过后基本上能对所有样本数据进行分类, 仅有个别数据由于干扰因素存在错分或漏分现象, 但通过与分形特征结果对比分析可知, 验证了 SA-SVDD 算法处理结果的分类准确性。

SA-SVDD 算法是在支持向量描述(SVDD)的基础上作出的改进, 为进一步比较算法的优点, 将样本数据利用 BP 神经网络与 SVDD 算法同时验证, 其中 SA-SVDD 算法与 SVDD 和 BP 算法收敛性性能比较见图 9。

文中分别采取 3 种方法对待识别样本数据进行训练, 在保证其他条件相同的情况下训练迭代次数都为 300 次。BP 神经网络算法采用传统初始参数随机设置的方法直接训练^[14], 收敛曲线在迭代 120 次之后就陷入局部最优, 样本误差率达到 33%, 采用 SVDD 方法虽然误差率降到了 18% 左右, 但是仍会陷入局部最优情况。然而采用 SA-SVDD 算法样本误差率小到 1%, 从结果来看, 该算法不会陷入局部

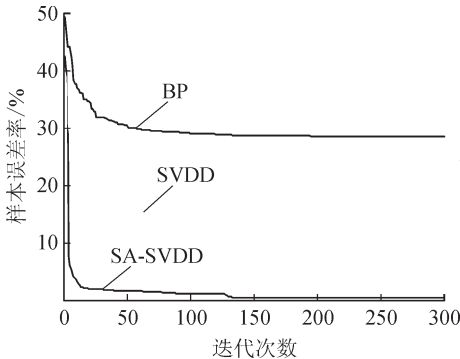


图 9 几种算法收敛曲线

Fig. 9 Several algorithm convergence curve

最优情况, 在迭代次数达到 130 次以后仍会继续训练, 相比前两种算法 SA-SVDD 通过自适应自主选择合适的参数进行训练克服了传统方法容易陷入局部最优的缺点。

将数据样本用支持向量描述 SVDD、BP 神经网络、与 SA-SVDD 算法进行模式识别结果对比, 识别结果见表 1。

表 1 识别结果对比

Table 1 Comparison of recognition results

识别方法	识别率/%				时间/s
	N 类	M 类	G 类	P 类	
SVDD	0.930	0.863	0.870	0.857	72.0
BP	0.903	0.841	0.864	0.813	114.3
SA-SVDD	0.933	0.950	0.932	0.953	89.4

由于 N 类缺陷 PD 信号图谱特征差异明显, 识别起来比较容易, 而 P 类缺陷分散性大, 集中度不高, 识别难度相对较高。SA-SVDD 算法能自动从数据中学习 PD 特征信息, 在参数选择上最大程度上避免了人为主观性, 并能良好捕捉 PRPD 图谱中的特征信息, 对 P 类缺陷的识别准确率达到了 95.3%, 相对 BP 和 SVDD 识别方法, 识别准确率上分别提高了 10.4% 和 14%, 是对传统局部放电模式识别方法的一项重要补充, 完善了尤其是针对 P 类放电的模式识别。在整个仿真计算过程, SVDD 方法耗时最小为 72 s; SA-SVDD 用时居中, 耗时 89.4 s; 需要选取最优值故花的时间比 SVDD 稍长, BP 用时最长, 耗时 114.3 s。SA-SVDD 算法采用的 GPAM-PSO 算法, 最大程度接近最优解, 收敛速度要明显快于其他两种算法, 从图 9 可知, SA-SVDD 算法不会陷入局部最优最快达到收敛, 提高了数据处理能力。

4 结论

1) 针对支持向量数据描述在 P 类缺陷放电模式

下识别率不高,识别结果显示SA-SVDD识别P类缺陷的能力较SVDD算法识别率提高了9.6%。

2)通过搭建局部放电实验电路,建立PRPD三维图谱,定量分析出不同放电模式下各项参数之间的差异,为自适应支持向量数据描述算法提供了数据基础。

3)SA-SVDD根据数据样本能自主的选择最优参数,避免了传统基于统计特征的模式识别方法,在特征量选取上主观性较强等问题,同时也解决了在数据样本分类过程中存在漏分、误分的情况,相比于基于统计特征的SVDD与BP神经网络对于缺陷的识别率都有了较大幅度的提高。

参考文献:

- [1] 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 discharge measurement technology of electrical equipment [J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(8): 2583-2601.
- [2] 任先文,薛雷,宋阳,等. 基于分形特征的最小二乘支持向量机局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(14):143-147.
REN Xianwen, XUE Lei, SONG Yang, et al. The pattern recognition of partial discharge based on fractal characteristics using LS-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(14): 143-147.
- [3] 程昊翔,王坚. 基于快速聚类分析的支持向量数据描述算法[J]. 控制与决策,2016,31(3):551-554.
CHENG Haoxiang, WANG Jian. Support vector data description based on fast clustering analysis[J]. Control and Decision, 2016, 31(3): 551-554.
- [4] 孙文柱,曲建岭,袁涛,等. 基于改进SVDD的飞参数据新异检测方法[J]. 仪器仪表学报,2014,35(4):932-939.
SUN Wenzhu, QU Jianling, YUAN Tao, et al. Flight data novelty detection method based on improved SVDD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(4): 932-939.
- [5] 孙才新,许高峰,唐炬,等. 以盒维数和信息维数为识别特征量的GIS局部放电模式识别方法[J]. 中国电机工程学报,2005,25(3):100-104.
SUN Caixin, XU Gaofeng, TANG Ju, et al. PD pattern recognition method using box dimension and information dimension as discriminating features in GIS[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(3): 100-104.
- [6] 胡文堂,高胜友,余绍峰,等. 统计参数在变压器局部放电模式识别中的应用[J]. 高电压技术,2009,35(2):277-281.
HU Wentang, GAO Shengyou, YU Shaofeng, et al. Application of statistic parameters in recognition of partial discharge in transformers[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(2): 277-281.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 李辉,丁世飞. 基于AP二次聚类的神经网络集成算法研究[J]. 计算机科学,2015,42(2):224-227.
LI Hui, DING Shifei. AP twice clustering based neural network ensemble algorithm[J]. Computer Science, 2015, 42(2): 224-227.
- [10] 朱红,丁世飞,许新征. 基于改进属性约简的细粒度并行AP聚类算法[J]. 计算机研究与发展,2012,49(12):2638-2644.
ZHU Hong, DING Shifei, XU Xinzheng. An AP clustering algorithm of fine - rain parallelism based on improved attribute reduction[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(12): 2638-2644.
- [11] 刘艳红,薛安荣,史习云. K-means聚类与SVDD结合的新的分类算法[J]. 计算机应用研究,2010,27(3):883-886.
LIU Yanhong, XUE Anrong, SHI Xiyun. New classification algorithm K-means clustering combined with SVDD[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(3): 883-886.
- [12] 胡文军,王士同. SVDD的快速实时决策方法[J]. 自动化学报,2011,37(9):1085-1094.
HU Wenjun, WANG Shitong. Fast real - time decision decision approach of support vector data description[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(9): 1085-1094.
- [13] ARAKI S, YAMAGUCHI Y, SHIMADA H, et al. Unknown attack detection by multistage one-class SVM focusing on com, unication interval[C]//21st International Conference on Neural Information Processing(ICNIP).[S.l.]:[s.n.], 2014:325-332.
- [14] 杨志超,范立新,杨成顺,等. 基于GK模糊聚类和LS-SVC的GIS局部放电类型识别[J]. 电力系统保护与控制,2014,42(20):38-45.
YANG Zhichao, FAN Lixin, YANG Chengshun, et al. Identification of partial discharge in gas insulated switchgears based on GK fuzzy clustering & LS-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(20): 38-45.

- [15] 李善寿, 张 兴, 张鸿恺, 等. 基于功率闭环控制与 PSO 算法的全局 MPPT 方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(28): 4809-4816.
LI Shanshou, ZHANG Xing, ZHANG Hongkai, et al. Global MPPT method based on power closed-loop control and PSO algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(28): 4809-4816.
- [16] 张栋梁, 谢业华, 刘 娟, 等. 基于遗传算法的有源电力滤波器滑模控制[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 69-74.
ZHANG Dongliang, XIE Yehua, LIU Juan, et al. Sliding mode control of active power filters based on genetic algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 69-74.
- [17] 叶 林, 陈 政, 赵永宁, 等. 基于遗传算法—模糊径向基神经网络的光伏发电功率预测模型[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(16): 16-22.
YE Lin, CHEN Zheng, ZHAO Yongning, et al. Photovoltaic power forecasting model based on genetic algorithm and fuzzy radial basis function neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(16): 16-22.
- [18] 赵 莉, 候兴哲, 胡 君, 等. 基于改进 K-means 算法的海量智能用电数据分析[J]. 电网技术, 2014, 38(10): 2715-2720.
ZHAO Li, HOU Xingzhe, HU Jun, et al. Improved K-means algorithm based analysis on massive data of intelligent power utilization[J]. Power System Technology, 2014, 38(10): 2715-2720.
- [19] 颜晓娟, 龚仁喜, 张千锋. 优化遗传算法寻优的 SVM 在短期风速预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 38-42.
YAN Xiaojuan, GONG Renxi, ZHANG Qianfeng. Application of optimization SVM based on improved genetic algorithm in short-term wind speed prediction[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9): 38-42.
- [20] 陶新民, 张冬雪, 郝思媛, 等. 基于谱聚类欠取样的不平衡数据 SVM 分类算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(12): 1761-1768.
TAO Xinmin, ZHANG Dongxue, HAO Siyuan, et al. SVM classifier for unbalanced data based on spectrum cluster-based under-sampling approaches[J]. Control and Decision, 2012, 27(12): 1761-1768.

徐卫东(1992—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统在线检测技术。

聂一雄(1964—), 男, 博士, 副教授, 硕导, 主要研究方向为电工理论新技术、电仪表的应用研究。

周文文(1992—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为高压电器设备检测技术。

(上接第 99 页)

- (3): 53-60.
- [15] 李思简, 万 晖. 层合圆柱壳体表层矩形分层屈曲分析[J]. 上海交通大学学报, 1990, 24(5, 6): 164.
LI Sijian, WAN Hui. Layered buckling analysis of laminated circular cylindrical shells[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 1990, 24(5, 6): 164.
- [16] 王勖成, 邵 敏. 有限单元法基本原理和数值方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
WANG Xucheng, SHAO Min. Basic theory and numerical method of finite element method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
- [17] 朱立波. 基于 Ansys 的钢衬钢筋混凝土压力管道优化设计研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2010.
ZHU Libo. Study on the optimization design of earth pressure pipeline steel liner reinforced based on Ansys[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2010.
- [18] 林立轩. SF₆ 环网柜与电缆连接的工艺改进[J]. 农村电气化, 2007(5): 57-59.
LIN Lixuan. Process improvement of SF₆ ring network cabinet and cable connection[J]. Rural Electrification, 2007(5): 57-59.
- [19] 罗建民. 关于环网柜与 10kV 电缆连接问题的探讨及其解决措施[J]. 广东科技, 2009(10): 174-175.
LUO Jianmin. Discussion on the connection between the ring network cabinet and 10 kV cable and its solution measures[J]. Guangdong science and technology, 2009(10): 174-175.

潘明龙(1990—), 男, 硕士, 主要从事高电压绝缘与在线监测技术方面的研究工作。

方春华(1980—), 男, 博士, 副教授, 主要从事高电压绝缘与在线监测技术方面的研究工作。