

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.06.024

基于多维特征提取的紫外局放分级方法及应用^{*}

刘宇宽,马立新^{*},张建宇,黄阳龙
(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院,上海 200093)

摘要:针对局部放电状态无法准确量化分级问题,对采用基于粒子群优化的支持向量机的状态分级方法进行了研究,通过该方法首先完成了多类特征空间在 SVM 核函数中的映射分类,再利用粒子群选取了最优核参数及惩罚参数。并提出了一种搭载该分级方法的便携式紫外传感电力巡检系统,结合其自身的测距功能,可向终端上位机回传紫外光斑面积、脉冲波形,测量距离、测量角度 4 种特征量,并以此作为分级判据,以充分利用紫外信号可靠且灵敏的特点。上位机根据已由试验数据建立起的优化分级模型,对设备的异常放电进行了诊断分级。研究结果表明,精度较传统支持向量机显著提高,避免了人为选取参数的盲目性,能够根据现场回传数据准确、实时地完成设备异常放电状态分级。

关键词:局部放电;紫外检测;高压设备巡检;PSO-SVM

中图分类号:TM764.1;TP835.4

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)06-0765-05

Method and its application of partial discharge rating based on multi-dimension feature extration

LIU Yu-kuan, MA Li-xin, ZHANG Jian-yu, HUANG Yang-long
(Department of Electrical Engineering School of Optical-Electrical and Computer Engineering,
University of Shanghai for Science & Techuology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Aiming at the problems of difficulty to accurately quantify the classification for partial discharge status, the new method of PSO-SVM classification was investigated. By this method, multiple feature spaces were mapped to different SVM kernel functions, each kernel function and penalty parameters were optimized via particle swarm optimization (PSO). A ultraviolet sensing electrical inspection system carried the new method was presented. Combined with range finder and ultraviolet sensor of the system, four kinds of feature data were obtained and returned to the terminal PC. Those data were composed of ultraviolet light spot area, ultraviolet pulse waveform, measured distance and angle. In this way, the model took full advantage of sensitivity of UV signal. According to the classification model set up by the test data, this system can be used to diagnose and rating abnormal discharge of equipment. The results indicate that the new method can complete the abnormal discharge rating accurately according to the data back, and the classification model of PSO-SVM can prevent the blindness of selecting parameters and also has significantly higher accuracy than the traditional SVM.

Key words: partial discharge; UV-detector; high voltage routing inspection; support vector machine for particle swarm optimization (PSO-SVM)

0 引 言

当前局部放电逐渐成为威胁电力系统可靠运行的

障碍,依靠紫外监测手段及相应识别方法为电力系统的状态评估提供了新思路。由于高压电气设备外绝缘表面的局放电压较高,通过试验也验证了紫外信号比

收稿日期:2016-01-07

基金项目:上海张江国家自主创新重点资助项目(201310-PI-B2-008)

作者简介:刘宇宽(1990-),男,河南商丘人,工学硕士,助理工程师,主要从事电力系统优化运行、电气系统故障诊断与模式识别等方面的研究。

E-mail:yukuanliu@126.com

通信联系人:马立新,男,工学博士,教授,E-mail:malx_ail@sina.com

可见光和红外能够加敏感可靠地监测到放电点^[1]。

为了满足高压电气设备监测的各种条件监测条件,并结合紫外脉冲传感器及紫外成像仪工作距离较短的不足,实验室将紫外传感器及成像仪整合成便携式电力巡检系统,能够实现巡检过程中将紫外图像与紫外脉冲两种信号同时回传终端。系统提供了监控手机、上位机两种交互式操作界面,可满足各种监测环境及通讯需求。

该系统搭载了紫外脉冲及紫外成像两种监测手段,配合系统装配的测距及定位模块,在巡检过程中可得到 4 种放电特征量:紫外光斑面积、脉冲占空比,测量距离、测量角度,这 4 种参量作为量化局放强度的表征参数,使用 PSO 优化的 SVM 模型可对放电的强弱进行实时分级。实验室测量数据及建立模型的过程是在温湿度及气压基本接近标准大气条件并保持恒定的情况下完成的。

本研究针对局部放电状态无法准确量化分级问题,对采用基于粒子群优化的支持向量机的状态分级方法进行研究。

1 特征量选取

1.1 特征量与局放能量的关系

在高压电气设备局部放电的过程中,会发射出紫外线和声波,并释放出臭氧、硝酸等。根据局放能量的不同,辐射能量也不同。局放的过程中根据辐射出的紫外信号的能量,检测绝缘破坏部位的放电能量。

紫外辐射信号的空间分布规律符合琅伯余弦定律^[2],假设 L 为点源到被照面元 dA 的距离,设观测方向与 dA 面法线夹角为 θ , dA 对点源 J 所张立体角为 $d\Omega$,定义点源向测量处表面法线夹角为 θ 的方向发出的紫外辐射强度为 I 。 I_0 为 $\theta=0$ 处另一光源的辐射强度。 dA 上接收到的辐射功率为:

$$dP = Id\Omega = IdA \cos\theta / L^2 \quad (1)$$

即局放源对测量点处的辐照功率与距离平方成反比,并与面对辐射方向的倾角成正比。琅伯余弦定律如图 1 所示。

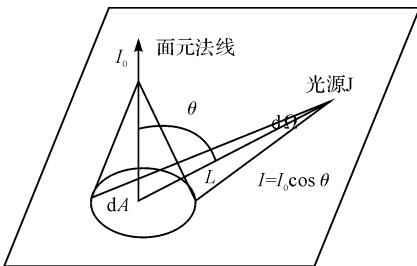


图 1 琅伯余弦定律示意图

根据等离子学原理中的 Boltzman 公式、德拜屏蔽计算式进行计算,有光源发出的辐射功率:

$$P = \int 1.57 \times 10^{-40} n^2 \cdot z_{\text{有效}} \sqrt{T_e} \exp\left[-\int_0^L k_s \rho dl\right] \rho dV \quad (2)$$

式中: n —放电点处的电子密度, V —电晕放电点的体积分, k_s —空气质量吸收系数, ρ —空气密度^[3]。

由上可知局放点的辐射功率与测量间距、测量角度及光斑面积有关,测量点与放电点间距,测量方向与放电点的角度均可由的定位系统回传,单位时间内平均紫外成像仪光斑面积由回传紫外图像上位机后通过 delphi 软件处理后得到。

电气设备的局放能量可由电压信号的局放脉冲幅值,以及局放脉冲速率,即单位时间内放电次数来描述。紫外成像的光斑面积近似反映了局放脉冲幅值,由于电脉冲与紫外光脉冲的良好对应关系^[4],本研究用紫外脉冲监测系统测得的单位时间内脉冲占空比数据来描述局放脉冲频率这个特征量。

巡检系统搭载型号为 UV-R2868 的紫外传感器,工作在日盲区的 185 nm ~ 260 nm 波段^[5],灵敏度可以达到 5 000 pulse/min,并有效滤除环境噪声。此种传感器工作原理基于金属光电发射效应和电子繁流理论^[6],工作原理如图 2 所示。

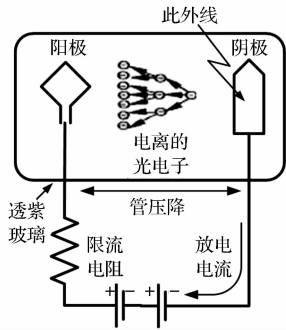


图 2 紫外脉冲传感器工作原理

1.2 光斑面积的归一化处理

局放点可视为点光源,起晕后放电过程,遵从 Al-lard 定律^[7]:那么在标准大气压下,紫外成像仪对电气设备局放进行检测,设观测点距故障点为 L ,设备放电点向外的辐射强度为 I ,通过紫外成像仪测量之后经软件 delphi 得到放电紫外成像面积比为 y_2 ,紫外线在传播传播的过程中衰减系数为 B 。有下式成立:

$$y_2 = \frac{Ie^{-B_2x_2}}{L^2} \quad (3)$$

试验换算至国标 DLT 345-2010 要求的标准观测距离 5.5 m 观测距离,设 $L=5.5$ m 处的电晕放电紫外

成像面积比为 y_1 , 同时由 Allard 定律得到 y_1 表达式与公式(3)联立, 由于设备放电处的紫外辐射强度 I 相等, 且紫外光衰减系数 B 均为 -0.075 , 联立后可得光斑面积换算公式:

$$y_1 = 0.033x_2^2y_2e^{0.4125 - 0.075x_2} \quad (4)$$

可将任何距离测得的放电点紫外成像面积比换算至标准距离下测量的的面积比数值, 换算后的面积百分比值作为向量机输入值。

1.3 其他条件选择

紫外脉冲管需要合适的驱动电压确保正常工作。UV-R2868 型光电传感器的工作驱动电压在 $260\text{ V} \sim 320\text{ V}$ 之间, 其次选取不同的驱动电压时紫外脉冲管输出幅值也不同, 虽然在固定的驱动电压下局放信号强弱变化时, 输出幅值的大小基本不变, 但是肖脱基 (Schottky) 效应, 驱动电压的可能导致最低响应电压不同。

例如选取驱动电压为 310 V 时, 紫外脉冲管可以响应到 11.6 kV 的局放, 但当驱动电压降低到 270 V 时, 脉冲管对至少 12.4 kV 的局放信号才能够响应到, 而超过 320 的驱动电压容易出现自持现象, 光电管持续导通。为了保证占空比测量的准确性, 本研究使用 310 V 的驱动电压^[8]。

2 模型建立

2.1 支持向量机模型

支持向量 (Support Vector Machine, SVM) 是在统计学习理论上构造的一种通用学习机器, 它保持经验风险固定而最小化置信范围。给定 n 个观测样本 (x_i, y_i) , 分为两类, 即:

$$y_i = \begin{cases} 1 & (x_i \in \varphi_1) \\ -1 & (x_i \in \varphi_2) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, n$ 。SVM 通过超平面将测得数据划分, 模型可由下式表示:

$$\begin{cases} \min_{w, b, \varepsilon} w^T w / 2 + C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \\ \text{s. t. } y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i \\ \varepsilon_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

式中: w —权重系数; ε_i —松弛变量, 目的是衡量实际值 y_i 和支持向量机输出之间的距离; C —罚因子, 用于限定对样本分类错误的惩罚程度; b —阈值。求解式(1)可得到最优分类面。

如果测量数据不能通过线性方法划分, 支持向量机需要先建立非线性映射 Φ , 把测量集中的数据映射到高维空间中, 高维空间使原来线性不可分的情况变得线性

可分, 并运用线性方法构建最优化分类超曲面。求解该模型的对偶模型, 可得最优化非线性分类面^[9]:

$$f(x) = w \cdot \Phi(x) - b = \sum_i \alpha_i y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) - b \quad (7)$$

式中: α_i —拉格朗日乘子。通常支持向量在训练样本中占比较低, 由 Mercer 条件可以得出高维空间中总能找到一个核函数满足 $K(x_i, x) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x)$, 因此非线性映射 $\Phi(x)$ 由核函数决定。

SVM 中常用的核函数有: 线性核函数为: $K(x_i \cdot x_j) = x_i \cdot x_j$, 多项式核函数为: $K(x_i \cdot x_j) = (x_i \cdot x_j + b)^d$, 其中 $b \geq 0, d \in \mathbb{N}$; RBF 核函数 $K(x_i \cdot x_j) = \exp(-|x_i - x_j|^2 / 2g^2)$, 其中: g —核参数, S 形核函数 $K(x_i \cdot x_j) = \tanh(k \cdot x_i \cdot x_j + v)$, 其中: $k > 0, v < 0$ 。由以上核函数公式确定, RBF 核函数只需确定 g 的数值, 比较利于参数优化^[10-11], 而 S 形核函数需要确定 k, v , 使 SVM 优化变得较为复杂, 因此本研究采用 RBF 核函数。

2.2 粒子群算法

粒子群优化算法 (PSO) 是一种根据鸟群觅食行为^[12], Kennedy 和 Eberhart 提出的一种智能优化算法, 参数较少, 很容易实现。PSO 算法中每个微粒的速度和位置根据个体的历史最好位置和群体最好位置进行更新。公式如下:

$$v_{id}^{(k+1)} = \omega v_{id}^{(k)} + c_1 r_1 (p_{id}^{(k)} - x_{id}^{(k)}) + c_2 r_2 (g_d^{(k)} - x_{id}^{(k)}) \quad (8)$$

$$x_{id}^{(k+1)} = x_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)} \quad (9)$$

$$v_{id}^{(k+1)} = \begin{cases} v_{\max}, & v_{id}^{(k+1)} > v_{\max} \\ v_{\min}, & v_{id}^{(k+1)} < v_{\min} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $d = 1, 2, \dots, n$; $i = 1, 2, \dots, m$; n —粒子的维数; m —粒子群体的规模; ω —惯性权重; c_1, c_2 —粒子的加速因子; r_1, r_2 —分布在 $[0, 1]$ 的随机数; $v_{id}(k), x_{id}(k)$ —粒子 i 速度和位置向量在第 k 次迭代中的第 d 维分量; $p_{id}(k)$ —粒子 i 在个体历史最佳位置时的第 d 维分量; $g_d(k)$ —粒子群体全局最佳位置的第 d 维分量。

通过调整加速因子和惯性权重, 使加速因子能够异步时变, 如下式所示:

$$\begin{cases} c_1 = (c_{1f} - c_{1i}) \cdot t / t_{\max} + c_{1i} \\ c_2 = (c_{2f} - c_{2i}) \cdot t / t_{\max} + c_{2i} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $c_{1f}, c_{1i}, c_{2f}, c_{2i}$ —常数, 本研究取 $c_{1f} = 0.5, c_{1i} = 2.5, c_{2f} = 2.5, c_{2i} = 0.5$; t —当前迭代次数; $t_{\max}$ —最大迭代次数。

采用下式进行惯性权重 ω 的调节:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot t / t_{\max} \quad (12)$$

式中: $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ —粒子速度更新公式中惯性权重的最大值和最小值。

- PSO 算法步骤:
- Step1. 导入算法的基本参数,包括算法的种群规模,迭代次数,加速因子,惯性权重;
- Step2. 对 PSO 算法进行初始化,包括粒子的个体初始位置、速度,个体以及全局最优极值;
- Step3. 计算各个粒子的适应度值,并与各粒子的当代个体最优极值和全局最优极值比较,对粒子个体和全局极值更新;
- Step4. 根据式(9)、(10)分别对粒子的速度和位置进行更新;根据式(11)、(12)对加速因子和惯性权重更新;
- Step5. 判断是否满足算法终止条件,若满足则输出结果,否则返回 Step3 继续执行。

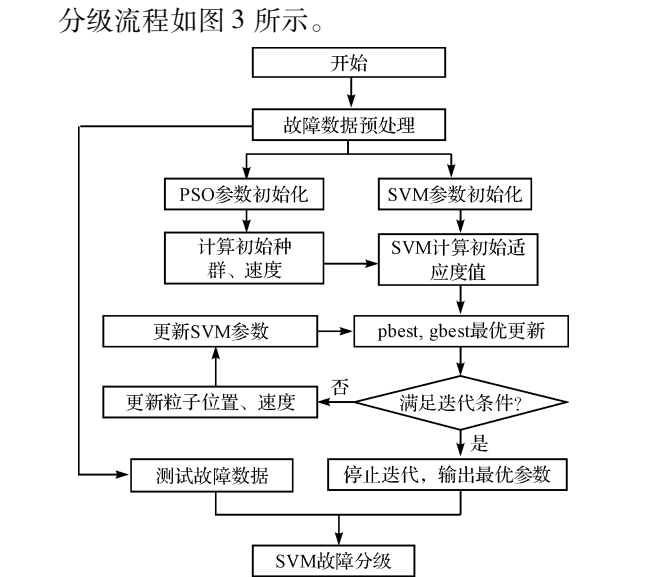


图 3 PSO-SVM 故障分级流程图

2.3 基于 PSO-SVM 的局放分级模型

笔者选取紫外光斑面积、脉冲占空比,测量距离、测量角度 4 个量作为特征参量,分别用 $v_1、v_2、v_3、v_4$ 表示。将测量数据归一化处理,转化成 $[0,1]$ 区间内的数值,从而得到粒子群优化的支持向量机模型的输入数据。归一化公式为:

$$x_i = v_i / \sum_{i=1}^4 v_i \tag{13}$$

试验中选取 5 种局放故障类型:轻微放电 T_1 (12 kV)、低能放电 T_2 (14 kV)、中度放电 T_3 (16 kV)、高能放电 T_4 (18 kV)、严重放电 T_5 (20 kV)。固定试验电压时,本研究在每个测量角度下进行 20 组不同距离的测量,将 700 组放电故障样本分成两组,其中的 400 组作为训练数据,300 组作为模型检验集合,样本数据

如表 1 所示。

表 1 异常放电分级样本数据

故障类型	训练/测试	光斑面积比	占空比/(%)	测量距离	测量角度
轻微放电	80/60	15.75	3.83	1 m ~ 20 m	45° ~ 135°
低能放电	80/60	49.7	4.89	范围。	范围。
中度放电	80/60	85.06	7.75	以 1 m 为步长	以 15 为步长
高能放电	80/60	117.78	10.25	测量	长测量
严重放电	80/60	152	15.33		

由于数据较多,表 1 中列出的光斑面积与占空比为该放电等级平均值。

3 仿真结果

在群体进化的过程中,粒子在空间分布均匀,群体多样性得以保持,寻优范围较大,群体粒子并没有陷入局部最优区域,在迭代的过程中就可以保证找到个体粒子历史最优适应度值,而非局部最优值。

优化过程中组群中每个粒子适应度值的平均值随进化代数的变化如图 4 所示(此处适应度指分类精确度)。

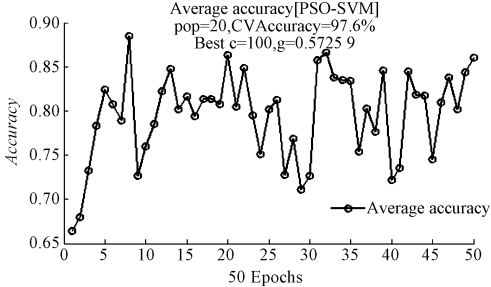


图 4 群体适应度平均值迭代图

由上述分析可知,在 50 次进化过程中,因此解得的最优个体粒子并非局部最优解,它的适应度随进化代数的关系如图 5 所示,初始 SVM 模型的适应度较低,说明初始值与故障样本的匹配度很差,分级效果不好,随着粒子不断寻找和更新参数,SVM 模型参数得以优化,适应度逐渐增大,最终在第 9 代时达到最优值^[13]。适应度值的迭代过程如图 5 所示,能够看出采用 SVM 进行异常放电分级时,惩罚参数 C 与核参数 g 的取值对诊断结果影响较大。

最优个体适应迭代图如图 5 所示。

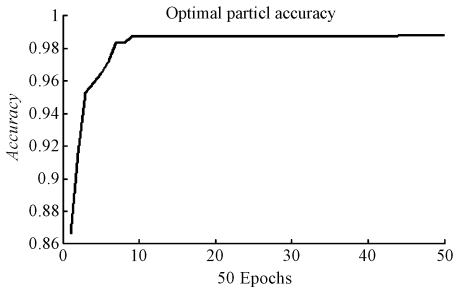


图 5 最优个体适应度迭代图

寻优过程完成后,解得的最优个体对应的向量机参数为 $C = 100, g = 0.572\ 59$ 。本研究采用最优参数的 SVM 模型对 300 个数据集进行测试。

分级结果及参数如表 2 所示。

表 2 异常放电分级样本数据

方法	C	G	识别数	正确率
PSO-SVM	100	0.572 5	294	0.97
	90	0.1	279	0.86
SVM	80	1.5	288	0.80
	30	10	242	0.80

表 2 中同时列出了传统支持向量机(SVM)经验法选取 3 种不同参数的诊断结果,另外使用 BP 神经网络建立的模型参数设置为:学习速率 0.01,中间神经元个数 50,目标误差 0.01,分类精度为 0.910。PSO 优化后的 SVM 模型的有较高的测试诊断精度同时模型有一定的泛化性^[14],分类精度高于神经网络算法^[15]和传统 SVM。

4 结束语

(1)本研究提出的一种搭载紫外传感及成像功能的电力设备巡检系统,巡检时系统向上位机回传紫外光斑面积、脉冲占空比,测量距离、测量角度 4 种特征量。实验室使用 PSO-SVM 的分级方法中对这 4 种数据建立分级模型,并将已验证的模型放入终端上位机,作为实时判断被巡高压设备放电是否异常的依据,紫外脉冲及紫外成像两种方法配合其他测量手段为局放的准确检测提供了新的思路。

(2)SVM 模型参数的选取对模型的分类结果影响较大,需要对其进行优化选取。分级模型采用基于粒子群优化的支持向量机的状态分级方法,通过粒子群选取最优核参数及惩罚参数,避免了人为选取参数的盲目性,试验结果显示,优化后的分级方法准确度较 SVM 及神经网络较大提高,能够有效地对放电的严重等级进行评判,为维修人员提供尽可能准确的操作依据,对线路及高压设备巡检工作有较高的实用价值。

参考文献 (References):

[1] 赵文华,张旭东,姜建国,等.尖板电晕放电光谱分析[J].

光谱学与光谱分析,2003,23(5):955-957.

[2] 赵远,张宇.光电信号检测原理与技术[M].北京:机械工业出版社,2005.

[3] 张占龙,王科,唐炬,等.变压器电晕放电紫外脉冲检测法[J].电力系统自动化,2010,34(2):84-88.

[4] 戴日俊.基于紫外光信号的发电厂高压电气设备放电检测方法研究[D].保定:华北电力大学电气与电子工程学院,2012.

[5] 马立新,浦荣杰,张骏.局部放电紫外检测模糊推理量化分析系统[J].机电工程,2015,32(1):137-140.

[6] 马立新,浦荣杰,陶鹏举,等.局部放电紫外检测量化分析系统的设计及应用[J].电力科学与工程,2014,30(3):35-38.

[7] 马斌,周文俊,汪涛,等.棒—板模型交流电晕放电紫外数字图像处理及其应用判据[J].电力系统自动化,2008,32(24):74-79.

[8] 崔婷.紫外光传感器用于电气设备局部放电检测的试验研究[D].重庆:重庆大学电气工程学院,2008.

[9] GUO Jia, ZHANG Wei-li. Using Particle Swarm Optimization Scheme to Settlement Prediction[C]. 2011 Seventh International Conference on Natural Computation (ICNC). Shanghai: IEEE,2011:2373-2376.

[10] 尹金良,朱永利,俞国勤.基于多分类相关向量机的变压器故障诊断新方法[J].电力系统保护与控制,2013,41(5):77-82.

[11] 陈春玲,许童羽,郑伟,等.多类分类 SVM 在电能质量扰动识别中的应用[J].电力系统保护与控制,2010,38(13):74-78.

[12] 刘本德,胡昌华,蔡艳宁.基于聚类和 SVM 多分类的容差模拟电路故障诊断[J].系统仿真学报,2009,21(20):6479-6482.

[13] 丁华,王秀坤,孙煮.基于 PSO 改进决策树算法的研究[J].小型微型计算机系统,2005,26(7):1021-1026.

[14] 李长云,潘伟强,胡盛龙.基于均匀设计的支持向量机参数优化方法[J].计算机工程与科学,2014,36(4):702-706.

[15] 贾嵘,洪刚,薛建辉,等.粒子群优化-最小二乘支持向量机算法在高压断路器机械故障诊断中的应用[J].电网技术,2010,34(3):197-200.

[编辑:周昱晨]

本文引用格式: