

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

弓艳朋, 刘有为, 吴立远

(中国电力科学研究院, 北京市 海淀区 100192)

Identification of Partial Discharge in Gas Insulated Switchgears With Fractal Theory and Support Vector Machine

GONG Yanpeng, LIU Youwei, WU Liyuan

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: The internal insulation defects in gas-insulated switchgear (GIS) can be reflected by partial discharge, so it is significant to recognize the type of partial discharge (PD) in GIS correctly. The extraction of discharge signal features and the design of the identifier greatly influence the final judgment result, thus it is necessary to apply fractal theory and support vector machine (SVM) in PD type identification to improve identification effect. The discharge data caused by four insulation defects is collected and by use of fractal theory the discharge characteristics are extracted from φ - q - n grayscale, and six binary SVM identifiers are constructed, then the PD type is identified by voting method. Experimental results show that using the proposed method the PD type within GIS can be correctly recognized and the proposed method is stable and possesses higher recognition rate than back propagation network method.

KEY WORDS: gas insulated switchgear(GIS); partial discharge (PD); fault identification; fractal feature; support vector machine(SVM)

摘要: 局部放电可以反映气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)内部的绝缘缺陷, 正确识别 GIS 的放电类型具有重要意义。放电信号特征量的提取和模式识别器的设计对最终判别结果影响较大, 因此有必要将分形理论和支持向量机应用到局部放电类型识别中以提高识别效果。在简单介绍了分形理论和支持向量机后, 采集了 4 种绝缘缺陷的放电数据, 应用分形理论从 φ - q - n 灰度图中提取放电特征, 并构造 6 个二分类支持向量机识别器, 采取投票法识别放电类型。实验结果表明, 该方法与反向传播网络方法相比具有识别率高、稳定性好的优点, 能有效识别 GIS 放电类型。

关键词: 气体绝缘组合电器; 局部放电; 故障识别; 分形特征; 支持向量机

0 引言

气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)在电力系统中得到了广泛应用, 其内部故障多以绝缘性故障为主, 这些缺陷畸变电场产生局部放电(partial discharge, PD)。因此, 通过局部放电检测判断 GIS 的潜伏性故障一直是研究的热点^[1]。

在局部放电类型识别中, 放电信号的特征提取非常关键。由于测得的图形或波形数据量大, 直接识别困难, 因此需要对原始数据进行变换提取本质特征。目前, 国内外主要提取放电信号的统计特征参数^[2]、脉冲特征参数^[3]、矩特征^[4]、分形特征^[5-6]。其中分形特征由于其模式描述和区分能力强、特征参数少且能反映非常复杂的局部放电信号, 得到了重点研究。

反向传播(back propagation, BP)网络是应用较广泛的模式识别器。但由于存在网络结构的确定、局部极小值、过学习或欠学习等问题, 影响了其识别效果。支持向量机(support vector machine, SVM)是近十几年发展起来的一种新模式识别方法, 以最优分类超平面和核函数为核心, 性能优良。SVM 可以像神经网络一样解决小样本学习问题, 并且很好地解决了局部极小值、过学习或欠学习问题, 因此在电力系统中得到了广泛应用^[7-10]。

1 分形原理

自然界中的大多数对象十分复杂且不规则, 当对象的局部与整体存在某种自相似性时, 就可以视其为分形。分形维数作为分形的定量表征和基本参数, 是分形理论的重要原则。根据不同的定义和计

算方法，在分形中经常用到的维数有盒维数、信息维数等^[11]。

对于点集 $\Omega \subset \mathbf{R}^n$ ，如果可由 $N(r)$ 个边长为 r 的 n 维超立方体覆盖，则点集 Ω 的盒维数为

$$D_B = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln N(r)}{\ln(1/r)} \tag{1}$$

由于盒维数没有反映几何对象的不均匀性，含有一个或多个点的盒子在式(1)中具有同样的权重，信息维数对此有所改进。记点集 Ω 落入边长为 r 的第 k 个超立方体的概率为 $P_k(r)$ ，文献[12]将描述系统状态精确至 r 量级所需要的信息量定义为熵，有

$$I(r) = - \sum_{k=1}^{N(r)} P_k(r) \ln P_k(r) \tag{2}$$

则点集 Ω 的信息维数为

$$D_I = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{I(r)}{\ln(1/r)} \tag{3}$$

2 支持向量机

SVM 通过在原空间或经投影后在高维空间中构造最优分类面，将特定的属于 2 个类别的训练样本分开，构造超平面的依据是 2 类样本离超平面的距离最大化^[13]。线性可分情况下 SVM 原理如下：

设线性可分样本集为 $(\mathbf{x}_i, y_i), i=1, \dots, l, \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \{-1, 1\}$ 为类别标号。 d 维空间中线性判别函数的一般形式为 $g(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\mathbf{x} + b$ ，其中： \mathbf{w} 为法向量； b 为偏置。

分类面方程为

$$\mathbf{w}\mathbf{x} + b = 0 \tag{4}$$

将判别函数进行归一化，使 2 类所有样本都满足 $|g(\mathbf{x})| \geq 1$ ，离分类面最近的样本 $|g(\mathbf{x})| = 1$ ，这样分类间隔为 $2/\|\mathbf{w}\|$ ，因此间隔最大即等价于 $\|\mathbf{w}\|$ 最小。目标函数为

$$\min L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}\mathbf{w} \tag{5}$$

$$\text{s.t. } y_i(\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, l \tag{6}$$

采用拉格朗日乘法，引进拉格朗日乘子 $a_i \geq 0, i=1, \dots, l$ ，可以将以上问题转化成二次规划问题，求得最优分类面 $\mathbf{w}' = \sum_{\mathbf{x}_i^* \in S_{V_S}} a'_i y_i \mathbf{x}_i^*$ ，其中 \mathbf{x}_i^* 为支持向量； S_{V_S} 为支持向量集合。

测试样本 z 的判决函数为

$$f(z) = \text{sgn}[\sum_{\mathbf{x}_i^* \in S_{V_S}} a'_i y_i (\mathbf{z}\mathbf{x}_i^*) - b'] \tag{7}$$

对于线形不可分情况，SVM 一方面引入松弛变量和惩罚因子，起到调节样本误分率的作用。另

一方面，SVM 通过非线性变换将输入空间变到高维空间，然后在新空间中求解最优分类面，线性可分情况下的点积运算变为 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i)\phi(\mathbf{x}_j)$ ，其中 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数，这样最终得到的分类函数为

$$f(z) = \text{sgn}[\sum_{\mathbf{x}_i^* \in S_{V_S}} a'_i y_i K(\mathbf{x}_i^*, z) - b'] \tag{8}$$

支持向量机如图 1 所示。

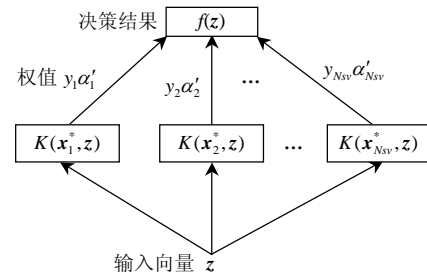


图 1 支持向量机
Fig. 1 Graphic of SVM

3 局部放电试验

试验所用的 GIS 故障仿真装置根据实际单相 110kV GIS 定做，试验接线如图 2 所示。

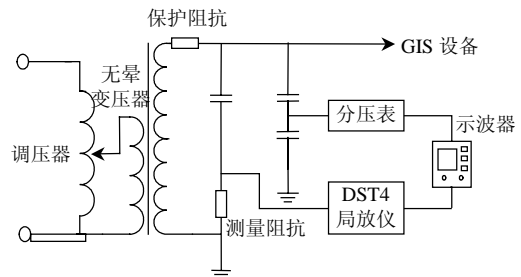


图 2 试验接线
Fig. 2 Sketch map of testing circuit

试验中，由于测量阻抗的频带为 45~250 kHz，因此示波器设置为 500 kS/s、1 MB 的存储深度、阈值触发，示波器一次采样可以存储连续 100 个工频周期内的放电波形。

针对 GIS 内常见的高压金属尖刺、地电位悬浮、绝缘子固定金属丝、筒体自由金属颗粒 4 种绝缘缺陷进行了局部放电模拟试验。

每种绝缘缺陷都进行了 3 种不同电压的局部放电试验，每种试验电压下采集 35 组数据。每组数据包含 100 个工频周期内的放电信号。

4 采用分形和 SVM 的 GIS 局部放电模式识别流程

4.1 分形特征的提取和归一化

对 100 个工频周期上的局部放电信号按文献[14-15]的最少盒计数方法进行处理，得到 $q-q$ 灰度图像的 4 个分形特征。分形特征为灰度图正半

周的盒维数 D_B^+ 、负半周的盒维数 D_B^- 、正半周的信息维数 D_I^+ 、负半周的信息维数 D_I^- ，处理结果如图 3 所示。

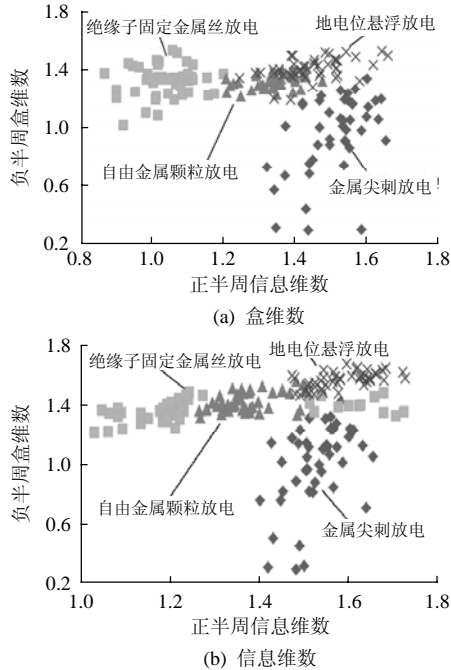


图 3 放电故障的分形特征

Fig. 3 Fractal features of discharge fault

又图 3 可以看出，各类放电模型的盒维数和信息维数分别聚集在图中的某一区域，具有一定的相似性，分形特征具有较强的模式区分能力。

将样本数据归一化到 $[-1, 1]$ ，即

$$x'(i) = 2 \frac{x(i) - \min x(i)}{\max x(i) - \min x(i)} - 1 \quad (9)$$

式中： $i=1,2,3,4$ ； $\min x(i)$ 为训练集中第 i 个特征量的最小值； $\max x(i)$ 为训练集中第 i 个特征量的最大值。测试样本集在输入到识别器前也要按照相同的公式进行归一化。

4.2 SVM 识别器及其参数的确定

基于 RBF 型函数所具有的优点^[16]，在 SVM 的构造中选用其作为核函数。公式为 $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$ ， $\gamma > 0$ 。参数选为 $\gamma=1.3$ 。

SVM 在解决局部放电模式识别这种典型的多分类问题时会遇到一定的困难，因此需要将算法延伸到多类分类问题。构造基于 SVM 多类模式识别器的基本思想是通过组合多个 2 类模式识别器，这类方法目前主要有 2 种分支算法^[17-18]：一对多算法和一对一算法。

相比较而言，一对一算法中每个 SVM 识别器只考虑 2 类样本，容易训练且其决策边界较一对多简单；一对一的分类精度也较一对多高。因此本文采

用一对一算法实现 GIS 局部放电的故障类型识别。

为识别出 4 种放电故障，设计了 6 个二分类 SVM 识别器，分别定义为 SVM₁₂、SVM₁₃、SVM₁₄、SVM₂₃、SVM₂₄、SVM₃₄。样本的放电故障类型，需根据 6 个 SVM 识别器采取投票法输出进行判断，见表 1。

表 1 投票法判断放电故障
Tab. 1 Voting method for discharge fault

识别器	金属尖刺	固定金属丝	地电位悬浮	自由金属颗粒
SVM ₁₂	1	-1	—	—
SVM ₁₃	1	—	-1	—
SVM ₁₄	1	—	—	-1
SVM ₂₃	—	1	-1	—
SVM ₂₄	—	1	—	-1
SVM ₃₄	—	—	1	-1

4.3 SVM 识别器训练与测试

在 SVM 识别器训练阶段，通过训练样本集，求解二次规划式，可获得支持向量及相应的拉格朗日乘子。测试阶段首先需要将测试样本归一化，然后输入到已训练的 6 个 SVM 识别器进行投票来判断放电所属的故障类别。GIS 放电类型识别流程如图 4 所示。

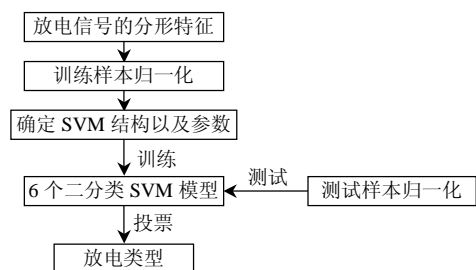


图 4 采用分形特征和 SVM 的 GIS 局部放电模式识别的流程

Fig. 4 Diagram of GIS PD pattern recognition with fractal feature and SVM

5 研究结果分析

5.1 训练结果分析

每种故障选用 15 组试验数据作为训练样本。训练阶段完成后，各二分类支持向量机识别器对应的支持向量个数见表 2。

表 2 支持向量个数
Tab. 2 Number of support vector

SVM ₁₂	SVM ₁₃	SVM ₁₄	SVM ₂₃	SVM ₂₄	SVM ₃₄
9	8	13	8	16	10

以 SVM₁₂ 为例进行分析，如图 5 所示。图中标注的点为 SVM₁₂ 的 9 个支持向量。图中数据经过归一化处理，因此数值在 $[-1, 1]$ 之间。图中 30 个训练样本只有 9 个样本对 SVM₁₂ 模型的构造起到了作

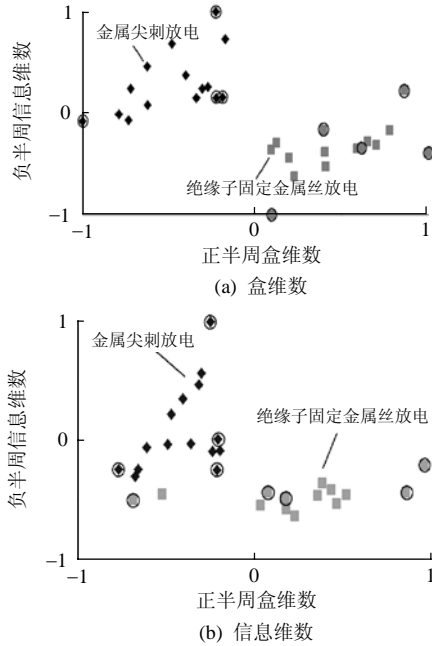


图5 SVM₁₂的支持向量
Fig.5 Support vector of SVM₁₂

用。SVM₁₂的结构如图6所示。图中 $x_1^*, x_2^*, \dots, x_9^*$ 对应图5中的9个支持向量，权值 $y_1\alpha'_1, y_2\alpha'_2, \dots, y_9\alpha'_9$ 的数值见表3。

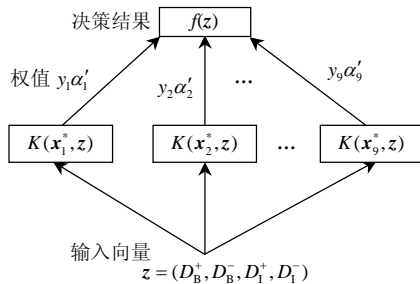


图6 SVM₁₂结构
Fig.6 Sketch of SVM₁₂

表3 SVM₁₂的权值
Tab.3 Weight of SVM₁₂

$y_1\alpha'_1$	$y_2\alpha'_2$	$y_3\alpha'_3$	$y_4\alpha'_4$	$y_5\alpha'_5$	$y_6\alpha'_6$	$y_7\alpha'_7$	$y_8\alpha'_8$	$y_9\alpha'_9$
1.600	0.149	0.904	0.668	1.513	0.272	0.826	0.371	0.674

5.2 测试结果分析

为了进行对比，也设计了基于BP网络的GIS局部放电故障识别器^[19]，每种训练测试都进行了2次。测试结果见表4。可以看出，采用SVM的GIS局部放电故障识别器对4种放电故障均具有较高的

表4 2种识别方法效果对比
Tab.4 Contrast of two identification methods

识别方法	金属尖刺/%	固定金属丝/%	地电位悬浮/%	自由金属颗粒/%
BP网络	84.4	86.7	93.3	82.2
BP网络	81.1	87.8	95.6	83.3
SVM识别器	91.1	88.9	97.8	91.1
SVM识别器	91.1	88.9	97.8	91.1

识别率(88%以上)，尤其对金属尖刺和自由金属颗粒具有比BP网络更好的识别效果。BP网络2次训练测试的结果不同，具有不稳定性；SVM2次的识别结果完全相同，这是由于其本质是求解凸二次规划问题，解具有唯一性。

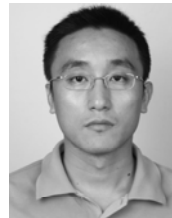
6 结论

局部放电信号灰度图的分形特征具有较强的模式描述能力，可以较好地地区分GIS中4种人工缺陷并且特征维数少。针对BP网络在局部放电识别中存在的局限性，引入了SVM到多种放电缺陷的判断中。在一对一算法的基础上构造了基于SVM的放电多类识别方法，应用实验室内GIS4种放电缺陷的数据进行了训练测试。处理结果表明，该方法具有比BP网络更高的识别效果，并且稳定性好，是一种较佳的故障识别方法。

参考文献

- 侍海军, 孔闻宇. 气体绝缘组合电器绝缘现场试验[J]. 江苏电机工程, 2005, 24(2): 82-84.
Shi Haijun, Kong Wenyu. Analysis of gas-insulated switchgear field test methods[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2005, 24(2): 82-84(in Chinese).
- 唐炬, 王静, 李剑, 等. 统计参数用于局部放电模式识别的研究[J]. 高电压技术, 2002, 28(8): 4-6.
Tang Ju, Wang Jing, Li Jian, et al. Statistical parameter method for PD pattern recognition[J]. High Voltage Engineering, 2002, 28(8): 4-6(in Chinese).
- 王猛, 谈克雄, 高文胜. 局部放电脉冲波形的自回归模型参数识别法[J]. 高电压技术, 2001, 27(3): 1-3.
Wang Meng, Tan Kexiong, Gao Wensheng. AR model parameters method for PD pattern recognition based on pulse waveforms[J]. High Voltage Engineering, 2001, 27(3): 1-3(in Chinese).
- 张晓虹, 张亮, 乐波, 等. 基于局部放电的矩特征分析大电机主绝缘的老化[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 94-98.
Zhang Xiaohong, Zhang Liang, Le Bo, et al. Analysis on aging condition of stator winding insulation of generator based on the moment characteristics of partial discharge[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5): 94-98(in Chinese).
- 杜伯学, 魏国忠. 基于小波与分形理论的电力设备局部放电类型识别[J]. 电网技术, 2006, 30(13): 76-80.
Du Boxue, Wei Guozhong. Partial discharge classification based on wavelet and fractal theory[J]. Power System Technology, 2006, 30(13): 76-80(in Chinese).
- 成永红, 谢小军, 陈玉, 等. 气体绝缘系统中典型缺陷的超宽频带放电信号的分形分析[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(8): 99-102.
Cheng Yonghong, Xie Xiaojun, Chen Yu, et al. Study on the fractal characteristics of ultra-wideband partial discharge in gas-insulated system (GIS) with typical defects[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(8): 99-102 (in Chinese).
- 杨健雄, 罗国敏, 何正友. 基于小波熵和支持向量机的高压输电线路故障分类方法[J]. 电网技术, 2007, 31(33): 22-26.

- Yang Jianwei, Luo Guomin, He Zhengyou. High voltage transmission line fault classification based on entropy weight of wavelet and support vector machines[J]. Power System Technology, 2007, 31(33): 22-26(in Chinese).
- [8] 胡清, 王荣杰, 詹宜巨. 基于支持向量机的电力电子电路故障诊断技术[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(12): 107-111.
- Hu Qing, Wang Rongjie, Zhan Yiju. Fault diagnosis technology based on SVM in power electronics circuit[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(12): 107-111(in Chinese).
- [9] 占勇, 程浩忠, 丁屹峰, 等. 基于 S 变换的电能质量扰动支持向量机分类识别[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(4): 51-56.
- Zhan Yong, Cheng Haozhong, Ding Yifeng, et al. S-transform-based classification of power quality disturbance signals by support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 51-56(in Chinese).
- [10] 蔡国伟, 杜毅, 李春山, 等. 基于支持向量机的中长期日负荷曲线预测[J]. 电网技术, 2006, 30(23): 56-60.
- Cai Guowei, Du Yi, Li Chunshan, et al. Middle and long-term daily load curve forecasting based on support vector machines[J]. Power System Technology, 2006, 30(23): 55-60(in Chinese).
- [11] 徐玉秀, 张剑, 候荣涛. 机械系统动力学分形特征及故障诊断方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006: 22-24.
- [12] 刘立柱. 概率与模糊信息论及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004: 10-15.
- [13] 温熙森. 模式识别与状态监控[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 323-330.
- [14] 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 (in Chinese).
- [15] 许高峰. 全封闭组合电器局部放电信号内置传感检测和分形特征提取的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2003.
- [16] Hsu Chihwei, Chang Chihchung, Lin Chihjen. A practical guide to support vector classification[R]. Taipei: National Taiwan University, 2003.
- [17] 周建萍, 郑应平, 王志萍. 基于 Morlet 小波核多类支持向量机的故障诊断[J]. 华东电力, 2008, 36(8): 76-79.
- Zhou Jianping, Zheng Yingping, Wang Zhiping. Fault diagnosis based on Morlet wavelet kernel multi-class support vector machine[J]. East China Electric Power, 2008, 36(8): 76-79(in Chinese).
- [18] 胡国胜. 支持向量机及在电力系统中的应用[J]. 高电压技术, 2007, 33(4): 101-105.
- Hu Guosheng. Study on support vector machines algorithms and its application to power systems[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(4): 101-105(in Chinese).
- [19] 葛哲学, 孙志强. 神经网络与 Matlab R2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 108-115.



弓艳朋

收稿日期: 2010-10-15。

作者简介:

弓艳朋(1983), 男, 硕士, 助理工程师, 研究方向为 SF₆ 绝缘设备故障检测技术, E-mail: ypgong@epri.sgcc.com.cn;

刘有为(1962), 男, 教授级高级工程师, 主要从事高电压绝缘、高压电气设备状态检测与诊断技术、检修优化策略等方面的研究;

吴立远(1981), 男, 硕士, 工程师, 从事 SF₆ 绝缘设备故障检测技术及高压电气设备检修优化策略等方面的研究。

(编辑 张磊)