

DOI: 10.7667/PSPC170962

基于统计特征与概率神经网络的变压器局部放电类型识别

李正明, 钱露先, 李加彬

(江苏大学电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 针对变压器局部放电类型识别问题, 提出了基于统计特征参数与概率神经网络的局部放电模式分类方法。所提方法首先在局部放电类型三维谱图中构建二维分布图谱, 然后在二维分布图谱上提取统计特征参数, 接着将统计特征参数以特征向量的形式作为概率神经网络的输入量, 最后利用概率神经网络对放电类型进行识别。在试验中, 利用电晕放电、沿面放电、气隙放电三种放电类型的数据, 将所提分类方法与典型局部放电类型分类方法进行比较。实验结果表明, 所提分类方法的识别准确率较高、识别时间开销较少。

关键词: 变压器; 局部放电; 类型识别; 统计特征参数; 概率神经网络

Type recognition of partial discharge in power transformer based on statistical characteristics and PNN

LI Zhengming, QIAN Luxian, LI Jiabin

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: A partial discharge pattern recognition algorithm based on statistical characteristics parameters and probability neural network is designed for the transformers. Two-dimensional diagrams are constructed from the phase resolved partial discharge. Then, the statistical characteristics parameters are extracted from the two-dimensional diagrams. The statistical characteristics parameters are regarded as the input of probability neural network. The proposed algorithm is compared to the typical algorithms of partial discharge type recognition on corona discharge, surface discharge and air-gap discharge in experiment. It is indicated by the experimental results that the accuracy recognition rate of the proposed algorithm is higher, and the time cost is smaller.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51477070).

Key words: transformer; partial discharge; type recognition; statistical characteristics parameters; probability neural network

0 引言

变压器是电力系统中的关键设备, 其健康状况将直接影响到电力系统的运行状态。在影响变压器健康状况的诸多因素当中, 绝缘老化是造成变压器故障的主要原因^[1-3]。该绝缘老化是一个渐变的过程, 不太容易被察觉, 而且绝缘老化的类型也有多种, 不同类型的绝缘老化形式对变压器的危害程度差别也很大。变压器绝缘老化的外在表现形式是局部放电, 因此, 不同的绝缘老化形式对应不同的局部放电类型。为了检测变压器的健康状况就需要对变压器的局部放电类型进行识别, 以此能够及早排除影响变压器安全运行的危险因素, 保护变压器的

安全稳定运行^[4-6]。

目前, 变压器局部放电模式识别典型方法有支持向量机、人工神经网络、模糊逻辑、聚类分析等^[7-9]。支持向量机与主成分分析相结合, 可得到较好的分类效果, 但分类的适用面较窄^[10]。反向传播神经网络与多传感器相融合, 发挥人工神经网络的任意逼近性, 实现放电类型识别, 但也存在神经网络推理能力不足、学习时间过长、局部极小多等本质缺点^[11]。概率神经网络因其并行计算、学习规则简单、无需迭代等特点, 可用与局部放电类型识别, 但对作为其输入量的特征量要求较高^[12]。离散隐式马尔科夫模型可实现局部放电类型的快速识别, 但对特征编码规则较为敏感^[13]。在局部放电类型识别中, 特征参数的设计也是一个重要研究方面, 主要有小波变换系数^[14]、矩特征^[15]、波形特征参数^[16]等。

本文在局部放电相位谱图上构建简单、清晰的统计特征参数，将该统计特征参数以特征向量的形式作为概率神经网络的输入量，利用概率神经网络进行局部放电类型识别。

1 局部放电信号采集及统计特征参数构建

1.1 局部放电实验模型与信号采集

针对变压器内部的绝缘结构特点，本文设计了三种变压器内部绝缘缺陷模型，以模拟变压器中不同的局部放电类型，分别为电晕放电、沿面放电、气隙放电，三类局部放电模型如图 1 所示。

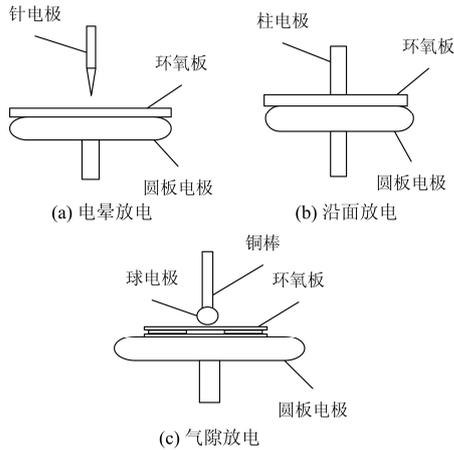


图 1 局部放电模型

Fig. 1 Partial discharge models

在外界干扰比较小的实验室条件下，采用脉冲电流法来测量检测阻抗上电压信号，并将其输入到局部放电分析仪 TWPD-2E 中采样保存。采样频率为 15 MHz，测量带宽为 10 kHz~1 MHz。三种放电模型每个样本采集 50 个工频周期数据。表 1 表示实验起始放电电压、击穿电压、实验电压及样本数。

表 1 局部放电模型实验条件与参数

Table 1 Test condition and parameter of partial discharge models

放电类型	起始放电电压/kV	击穿电压/kV	实验电压/kV	样本数
电晕放电	16	25	18/22	60/60
沿面放电	1.8	10	5/8	60/60
气隙放电	3.2	8	5/6	60/60

通过对三种局部放电类型的脉冲信号波形的采集，以生成局部放电相位分布(the Phase Resolved Partial Discharge, PRPD)图谱; PRPD 图谱描述局部放电的工频相位 $\varphi(0^\circ \sim 360^\circ)$ 、放电次数 n 与放电幅值 q 之间关系的三维关系 $H_n(q, \varphi)$ ，图 2、图 3 和图 4 分别是电晕放电、沿面放电和气隙放电的三维谱图。

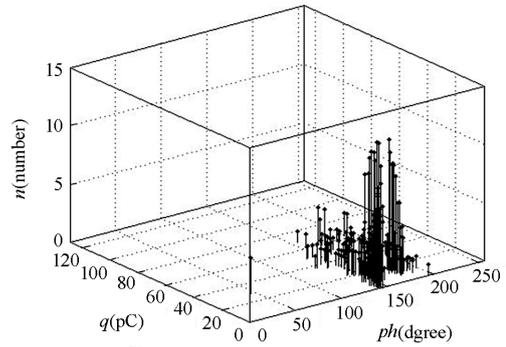


图 2 电晕放电相位分布谱图

Fig. 2 PRPD of corona discharge

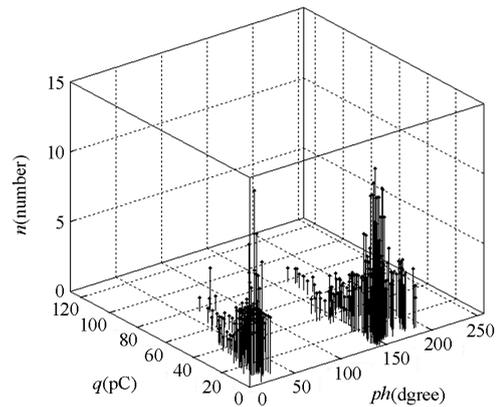


图 3 沿面放电相位分布谱图

Fig. 3 PRPD of surface discharge

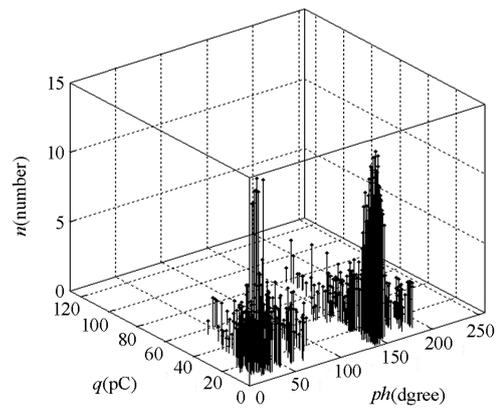


图 4 气隙放电相位分布谱图

Fig. 4 PRPD of air-gap discharge

1.2 统计特征参数构建

在 PRPD 三维谱图上构建四个二维谱图，它们分别为放电相位 φ 和放电幅值 q 的谱图 $H(q, \varphi)$ 、最大放电量 q_{max} 与相位 φ 的谱图 $H(q_{max}, \varphi)$ 、平均放电量 q_n 与相位 φ 的谱图 $H(q_n, \varphi)$ 及放电次数 n 和放电量 q 的谱图 $H(n, q)$ 。然后，在四个二维谱图上提取

入网络，隐层的每个神经元对应一个训练样本，求和层将隐层的各个输出按类相加，根据累加后的概率大小进行类别的判断。

2.2 基本算法

(1) 假设训练样本分为 ω_i 类，每类共有 N_i 个训练样本。由于放电模式以及不同特征值表征不同性质的物理量，各特征值间的数值差异比较大，因此，需要对样本特征值进行归一化，其归一化方法为

$$c_{ij}[k] = \frac{1}{\sqrt{\sum_{k=1}^d x_{ij}[k]^2}} \cdot x_{ij}[k] \quad (10)$$

式中： d 为每个样本的特征向量维数； $x_{ij}[k]$ 为 ω_i 类的第 j 个训练样本的第 k 个特征值。

(2) 将归一化后的训练样本送入神经网络的隐层。本文采用径向基函数作为激活函数，隐层的每一个神经元对应着一个训练样本。计算归一化的待识别样本与训练样本之间的欧式距离

$$e_{\omega_i}(h_t, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d [h_t[k] - c_{ij}[k]]^2} \quad (11)$$

式中： $h_t[k]$ 为归一化后的第 t 个待识别样本的第 k 个特征值； $c_{ij}[k]$ 为步骤 1 中归一化后的第 ω_i 类的第 j 个训练样本的第 k 个特征值。

(3) 然后将归一化后的训练样本输入隐层，以式(13)作为隐层的激活函数，求出初始概率矩阵。其中 σ 为平滑因子，对分类结果起着重要作用。

$$p_{\omega_i}(h_t, j) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma^d} \exp[-e_{\omega_i}(h_t, j)/(2\sigma^2)] \quad (12)$$

(4) 把隐层输出的值属于同一类的初始概率进行相加，并做平均。

$$f_{\omega_i}(h_t) = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} p(t, j) \quad (9)$$

(5) 计算出第 t 个待识别样本属于第 ω_i 类的概率，并找出最大值。

$$\text{prob}_{ti} = f_{\omega_i}(h_t) \quad (14)$$

2.3 PNN 分类器设计

PNN分类器的输入即为 1.2 节提取的 23 种表征局部放电的统计特征参数，对变压器的电晕放电、沿面放电、气隙放电三种局部放电模式进行分类识别。

对于每种类型局部放电数据各采集 120 组，其中 80 组作为训练样本，40 组作为待识别样本。隐层的每一个神经元对应着一个训练样本，则隐层共有 240 个节点。因此 PNN 采用 $23 \times 240 \times 3 \times 1$ 的网络结构模式。 σ 为平滑因子，一般都是对 σ 赋予常量。本文中 $\sigma = 0.1$ 。

2.4 分类识别结果分析

本文对三种局部放电模式进行识别分类实验，评估的标准为 15 次 PNN 分类识别运行时间和识别的准确率。分类结果及运行时间如表 3、表 4 所示。电晕放电的识别率为 97.5%，沿面放电的识别率为 100%，气隙放电的识别率为 90%。三种模式识别运行平均时间分别为 0.42 s、0.36 s、0.45 s。

表 3 基于统计特征参数的 PNN 识别效果

Table 3 PNN recognition results by statistical characteristics

放电类型	电晕放电	沿面放电	气隙放电
电晕放电	39	1	0
沿面放电	0	40	0
气隙放电	2	2	36

表 4 PNN 识别运行时间

Table 4 Running time of PNN recognition

放电类型	电晕放电	沿面放电	气隙放电
运行时间/s	0.42	0.36	0.45

3 局部放电类型识别对比

本文选择 BP 神经网络和离散隐式马尔科夫模型两类分类器，采用相同的实验数据与概率神经网络分类器进行分类结果对比。BP 神经网络输入层为 23 维特征向量；隐层 1 层，根据经验采用 10 个隐层节点，传递函数为 $\tan sig$ 型；输出层为 3 个节点，对应三种待识别的局部放电模式，传递函数为 $\log sig$ 型^[18-20]。分类的结果如表 5，运行时间如表 6。电晕放电的识别率为 60%，沿面放电的识别率为 85%，气隙放电的识别率为 87.5%。三种模式识别运行平均时间分别为 1.65 s、1.72 s、1.83 s。

表 5 基于统计特征参数的 BP 神经网络识别效果

Table 5 BPANN recognition by statistical characteristics

放电类型	电晕放电	沿面放电	气隙放电
电晕放电	24	7	9
沿面放电	2	34	4
气隙放电	3	2	35

表 6 BP 神经网络识别运行时间

Table 6 Running time of BPANN recognition

放电类型	电晕放电	沿面放电	气隙放电
运行时间/s	1.65	1.72	1.83

离散隐式马尔科夫模型作为局部放电模式分类器，输入先验第 j 类 ($k=1, \dots, n$) 训练样本序列 $O_{tr} = \{O_{tr1}, O_{tr2}, \dots, O_{trT}\}$ ，利用 Baum-Welch 模型，进行不断迭代训练，直到输出概率 $P(O_{ic} | \lambda_n)$ 满足预先给定的收敛条件或达到给定的迭代次数^[21]。于是，便得到了第 n 类样本的最优模型参数 $\lambda_n(N, M, \pi, A, B)$ 。

识别阶段则采用离散隐马尔科夫模型计算被测试数据属于某种放电类型的概率, 对每一个测试样本, 属于模型库中各种放电类型的相似概率不同, 因此便可以用相似概率值判断测试数据的所属类别。以统计特征为特征量, 对测试的样本, 进行分类, 分类结果如表 7, 运行时间如表 8。电晕放电的识别率为 90%, 沿面放电的识别率为 97.5%, 气隙放电的识别率为 85%。三种模式识别运行平均时间分别为 1.05 s、1.15 s、1.25 s。

表 7 基于统计特征参数的HMM识别效果

Table 7 HMM recognition by statistical characteristics

放电类型	电晕放电	沿面放电	气隙放电
电晕放电	35	3	2
沿面放电	0	39	1
气隙放电	4	2	34

表 8 HMM识别运行时间

Table 8 Running time of HMM recognition

放电类型	电晕放电	沿面放电	气隙放电
运行时间/s	1.05	1.15	1.25

BP神经网络算法是应用最广泛的人工神经网络, 但其网络训练参数多、分类时间长、网络结构难以确定。离散隐式马尔科夫模型算法, 分类准确率较高但编码过程较复杂。相比之下PNN所需参数设定较少, 仅有平滑因子 σ 对类型识别影响较大, 而且由其实现原理可知增加训练样本时无需重新训练, 所以速度较快, 以上对比可知, PNN分类效果较好。

4 结论

提出了基于统计特征参数与概率神经网络的局部放电类型识别方法, 对变压器三种常见放电类型进行分类识别。实验结果表明, 与典型的变压器局部放电类型识别方法相比, 所提方法的正确识别率较高且识别速率较快。

参考文献

- [1] CHO S I. On-line PD (partial discharge) monitoring of power system components[D]. Finland: Aalto University, 2011.
- [2] 李舟, 程璐, 李原, 等. 电力电容器主绝缘局部放电特性的研究[J]. 陕西电力, 2016, 44(10): 77-81.
LI Zhou, CHENG Lu, LI Yuan, et al. Study on major insulation partial discharge performance of power capacitor[J]. Shaanxi Electric Power, 2016, 44(10): 77-81.
- [3] BO Zhiqian, LIN Xiangning, WANG Qingping, et al. Developments of power system protection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 1-8. DOI: 10.1186/s41601-016-0012-2.
- [4] 王梦云. 110 kV 及以上变压器事故与缺陷统计分析[J]. 供用电, 2007, 24(1): 1-5.
WANG Mengyun. Statistical analysis of transformer's faults and defects at voltage 110 kV and above[J]. Distribution & Utilization, 2007, 24(1): 1-5.
- [5] 魏云冰, 王东晖, 韩立峰, 等. 一种基于 MIA 的油浸式变压器放电性故障定位新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(21): 41-47.
WEI Yunbing, WANG Donghui, HAN Lifeng, et al. A novel method for discharging fault diagnosis and location of oil-immersed power transformers based on MIA[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(21): 41-47.
- [6] 刘超, 牛艳召, 李天佼, 等. ± 800 kV 特高压换流变压器局部放电超标的诊断及处理[J]. 陕西电力, 2016, 44(3): 81-84.
LIU Chao, NIU Yanzhao, LI Tianjiao, et al. Diagnosis and treatment of excessive partial discharge in ± 800 kV UHV converter transformer[J]. Shaanxi Electric Power, 2016, 44(3): 81-84.
- [7] 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.
- [8] 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, 43(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, 43(20): 38-45.
- [9] 汪可, 廖瑞金, 王季宇, 等. 局部放电 UHF 脉冲的时频特征提取与聚类分析[J]. 电工技术学报, 2015, 30(2): 211-219.
WANG Ke, LIAO Ruijin, WANG Jiyu, et al. Time-frequency features extraction and clustering analysis of partial discharge UHF pulses[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(2): 211-219.
- [10] ROSTAMINIA R, SANIEI M, VAKILIAN M, et al. Accurate power transformer PD pattern recognition via its model[J]. IET Science Measurement & Technology, 2016, 10(7): 745-753.
- [11] 汤会增, 韩湘, 毛建坤, 等. 基于 BP 网络的 GIS 局部

- 放电声电联合检测故障定位方法[J]. 工业仪表与自动化装置, 2016(4): 57-60.
- TANG Huizeng, HAN Xiang, MAO Jiankun, et al. The fault location method of acoustic electric joint partial discharge detection based on BP network in GIS[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2016(4): 57-60.
- [12] 苑津莎, 尚海昆. 基于主成分分析和概率神经网络的变压器局部放电模式识别[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(6): 27-31.
- YUAN Jinsha, SHANG Haikun. Pattern recognition based on principal component analysis and probabilistic neural networks for partial discharge of power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(6): 27-31.
- [13] 汪可, 杨丽君, 廖瑞金, 等. 基于离散隐式马尔科夫模型的局部放电模式识别[J]. 电工技术学报, 2011, 26(8): 205-212.
- WANG Ke, YANG Lijun, LIAO Ruijin, et al. Partial discharge pattern recognition based on discrete hidden Markov models[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(8): 205-212.
- [14] SEOJ, MA H, SAHA T. Probabilistic wavelet transform for partial discharge measurement of transformer[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2015, 22(2): 1105-1117.
- [15] 赵磊, 朱永利, 贾亚飞, 等. 基于 GLCM 和 LBP 的局部放电灰度图像特征提取[J]. 电测与仪表, 2017, 54(1): 77-82.
- ZHAO Lei, ZHU Yongli, JIA Yafei, et al. Feature extraction for partial discharge gray scale image based on gray level co-occurrence matrix and local binary pattern[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(1): 77-82.
- [16] 鲍永胜. 局部放电脉冲波形特征提取及分类技术[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(28): 168-175.
- BAO Yongsheng. Partial discharge pulse waveform feature extraction and classification techniques[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(28): 168-175.
- [17] 杨凌霄, 朱亚丽. 基于概率神经网络的高压断路器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(10): 62-67.
- YANG Lingxiao, ZHU Yali. High voltage circuit breaker fault diagnosis of probabilistic neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(10): 62-67.
- [18] 黄丽, 唐万梅. BP 神经网络的 LAPSOBPNN 组合训练算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2008, 22(9): 120-126.
- HUANG Li, TANG Wanmei. LAPSOBPNN combined training algorithms for BP neural network[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology (Natural Science), 2008, 22(9): 120-126.
- [19] 公茂法, 张言攀, 柳岩妮, 等. 基于 BP 网络算法优化模糊 Petri 网的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 113-117.
- GONG Maofa, ZHANG Yanpan, LIU Yanni, et al. Fault diagnosis of power transformers based on back propagation algorithm evolving fuzzy Petri nets[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 113-117.
- [20] 刘宇俊, 彭显刚, 林利祥, 等. 基于纵横交叉优化 BP 神经网络的变压器故障诊断研究[J]. 陕西电力, 2016, 44(9): 8-13.
- LIU Yujun, PENG Xiangang, LIN Lixiang, et al. Study on power transformer fault diagnosis based on back-propagation neural network optimized by crisscross optimization algorithm[J]. Shaanxi Electric Power, 2016, 44(9): 8-13.
- [21] 葛夕武, 朱超, 马骏毅, 等. 基于耦合隐马尔可夫模型的输电线路状态评估[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(4): 164-169.
- GE Xiwu, ZHU Chao, MA Junyi, et al. State evaluation of transmission line based on coupled hidden Markov model[J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(4): 164-169.

收稿日期: 2017-06-27; 修回日期: 2017-09-20

作者简介:

李正明(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为微电网电能质量分析与控制、智能电网与电力系统监测与控制; E-mail: lzming@ujs.edu.cn

钱露先(1991—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力设备局部放电信号的检测、处理及其模式识别; E-mail: 2211507054@stmail.ujs.edu.cn

李加彬(1991—), 男, 硕士研究生, 研究方向为光伏发电并网控制。

(编辑 张爱琴)