

基于 K 近邻算法的换流变压器局部放电模式识别

刘 凡¹, 张 昀¹, 姚 晓¹, 彭 倩¹, 聂鸿宇¹, 李 剑², 周 凇²

(1. 四川电力科学研究院, 四川 成都 610072;

2. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要:提出了一种基于 K 近邻 KNN(K-Nearest Neighbour)算法的换流变压器故障诊断方法。设计了 4 种人工油纸绝缘缺陷,采用超高频天线采集局部放电信号。通过对局部放电超高频信号进行小波包多尺度变换,计算其多尺度小波系数的能量系数。采用 KNN 算法对局部放电超高频信号能量特征参数进行识别。将反向传播神经网络和所提方法对局部放电超高频信号模式的识别结果进行了对比,结果表明所提出的方法更适用于换流变压器故障诊断。

关键词:换流变压器;局部放电;超高频;故障诊断;故障分析;小波分解

中图分类号:TM 855

文献标识码:A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-6047.2013.05.016

0 引言

随着特高压直流输电技术的迅速发展,换流变压器绝缘状态的好坏直接影响直流输电的可靠程度^[1-3]。换流变压器阀侧绕组承受着交、直流和脉冲电压的共同作用^[4],随着直流输电电压等级的不断提高,换流变压器内部油纸绝缘结构的某些薄弱环节就会产生甚至加剧局部放电,这会导致换流变压器的运行出现故障^[5-6]。传统局部放电检测方法易受脉冲电压的干扰,而超高频局部放电检测能够有效避开这些干扰的影响。因此,基于超高频局部放电信号的换流变压器故障诊断系统的建立,对建立换流变压器多参数故障诊断与安全评估体系及标准具有重要的学术意义和应用价值。

局部放电模式识别可分为统计图谱及灰度图像的识别^[7-8]与脉冲信号的识别^[9],局部放电模式识别的 2 个基本问题是提取放电特征量与设计分类器。文献[10-12]提出了人工神经网络用于局部放电信号的模式识别,但人工神经网络在学习训练过程中易陷入于局部极小点,导致无法收敛;文献[13-15]提出了使用支持向量机对局部放电信号进行模式识别,但支持向量机在计算时需要进行核变换,当数据量很大时计算速度会非常慢。

本文提出了一种基于 K 近邻 KNN(K-Nearest Neighbour)算法的换流变压器故障诊断方法。在实验室设计了 4 种人工油纸绝缘缺陷,采用超高频天线采集局部放电信号;通过对局部放电超高频信号进行小波包多尺度变换,计算其多尺度小波系数的能量系数;采用 KNN 算法对局部放电超高频信号能量特征参数进行识别。为了验证本文提出的方法的可行性,本文还引入反向传播神经网络 BPNN(Back Propagation Neural Network)对局部放电超高频信号进行模式识

别,实验结果表明本文提出的方法更适用于换流变压器局部放电超高频信号的故障诊断。

1 局部放电超高频信号识别分类器

本文将 KNN 算法用于局部放电超高频信号特征量的模式识别。KNN 算法由 Cover 和 Hart 于 1968 年提出,是一种基于统计的懒惰学习算法。KNN 算法在很多领域都有应用^[16],在文本自动分类领域,其被证明是效果最好的方法之一,测试样本根据最近邻(NN)中的多数类进行分类。

KNN 算法为最近邻决策规则的推广。假定有 c 个类 $w_1, w_2, \dots, w_c$ 的模式识别问题,每类有标明类别的样本 $N_i(i=1, 2, \dots, c)$ 个。可以规定 w_i 的判别函数为:

$$g_i(\mathbf{x}) = \min \| \mathbf{x} - \mathbf{x}_i^k \| \quad k=1, 2, \dots, N_i \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_i^k$ 为 w_i 的第 k 个样本。按照式(1),决策规则可以写为:若 $g_i(\mathbf{x}) = \min_i g_i(\mathbf{x}) (i=1, 2, \dots, c)$, 则决策 $\mathbf{x} \in w_i$ 。

对未知样本 $\mathbf{x}_u$, 只需比较 $\mathbf{x}_u$ 与 N 个已知类别的样本 S 之间的马氏距离:

$$d = \sqrt{(\mathbf{x}_u - \mathbf{m})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x}_u - \mathbf{m})} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{m}$ 和 $\mathbf{C}$ 分别为 S 的平均值和协方差矩阵。判定 $\mathbf{x}_u$ 与离它最近的样本同类。因未知样本 $\mathbf{x}_u$ 的决策完全取决于最近邻样本,对于不同的样本集,最近邻样本具有偶然性,因而导致最近邻决策可靠性不高。

KNN 算法为最近邻法的推广。该算法就是取未知样本 $\mathbf{x}_u$ 的 K 个近邻,这 K 个近邻中的多数属于哪一类,就把 $\mathbf{x}_u$ 归为哪一类。假定有 3 个样本集 w_1, w_2, w_3 和 1 个未知样本 $\mathbf{x}_u$, 设定 $K=5$, 从图 1 中可以看出在距离 $\mathbf{x}_u$ 最近的 5 个训练样本中, 4 个属于 w_1 , 1 个属于 w_3 , 根据 KNN 决策规则, 将其归为类别 w_1 。

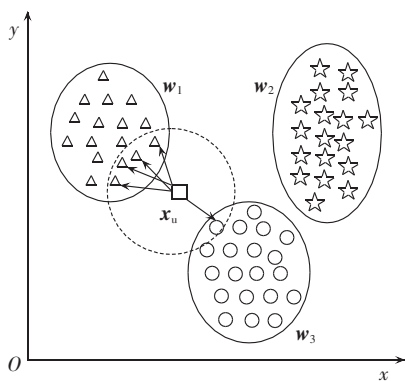


图 1 KNN 算法识别未知样本示意图

Fig.1 Schematic diagram of KNN algorithm recognition for unknown sample

2 局部放电超高频信号采集

在实验室中,设计了 4 种典型的绝缘缺陷模型模拟变压器内部局部放电,如图 2 所示,图中所有尺寸单位为 mm,所有圆板电极的直径均为 80 mm、厚度均为 8 mm。图 2(a)为油中电晕模型(P1 类),针电极尖端与绝缘纸板的距离为 3 mm,针电极尖端半径为 200 μm ;图 2(b)为油中沿面放电模型(P2 类);图 2(c)为气隙放电模型(P3 类),气隙由 3 层直径为 60 mm、厚度为 0.5 mm 的绝缘纸板组成;图 2(d)为油中悬浮电极放电模型(P4 类),绝缘纸板边缘放置一直径为 0.3 mm 的金属颗粒。

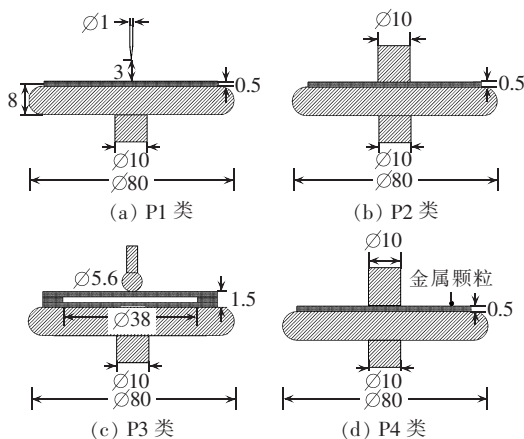


图 2 4 种人工油纸绝缘缺陷

Fig.2 Four types of artificial oilpaper insulation defect

图 3 所示为人工绝缘缺陷模型的局部放电超高频测量实验接线示意图。实验中,人工绝缘缺陷模型试品放置在油箱内,通过低压套管接地,试品局部放电产生的超高频电磁波被安装在油箱内壁的超高频天线接收,信号通过等长度的信号电缆输入到 LeCory7200 数字示波器显示和采样存储。实验采用的超高频天线在 300 MHz~1 GHz 内有较宽的检测频带,示波器采样频率设置为 5 GHz。在达到试品起始放电电压 u_0 之前,记录背景噪声,然后缓慢升压

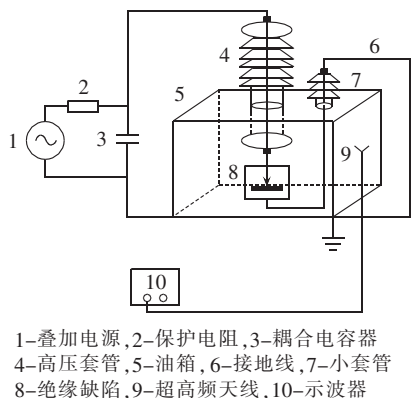


图 3 试验接线示意图

Fig.3 Schematic diagram of experimental wiring

并记录起始放电电压和击穿电压。试品局部放电测量实验电压分别为 1.2 u_0 、1.3 u_0 和 1.4 u_0 ,每种模型有 50 个试品,每个试品分别在 3 种电压下测量采集局部放电超高频信号样本,则每类放电模型局部放电超高频信号样本数据共 150 个,4 类放电模型局部放电超高频信号样本数据共 600 个。

图 4 和图 5 分别为 4 种放电模型产生的超高频信号及其归一化功率谱图(各图中的波形由上至下分别对应 P1 类、P2 类、P3 类、P4 类)。结果表明,4

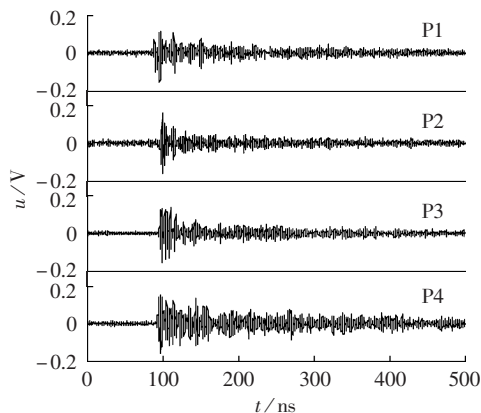


图 4 4 种局部放电超高频信号

Fig.4 Four kinds of PD UHF signals

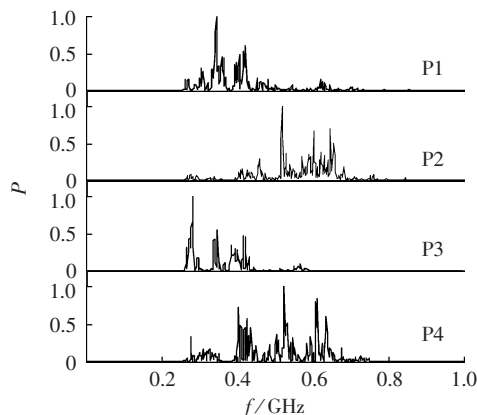


图 5 局部放电超高频信号归一化功率谱图

Fig.5 Normalized power spectrums of PD UHF signals

种局部放电类型产生的超高频信号在时域和频域上的差异性较大,可以从波形的角度提取其多尺度能量特征参数进行超高频信号的识别。

3 局部放电超高频信号多尺度能量特征参数的提取

3.1 多尺度小波包分解

信号多尺度分解可以采用小波包变换得以实现。如图 6 所示,信号 s 经 3 层小波分解,得到尺度系数 a_3 以及小波系数 d_1, d_2, d_3 。第 3 层每个节点对应一组小波包分解系数,各自对应的小波系数重构的信号频带宽度为原始信号频带的 $1/8$ 。通过信号小波分解或小波包分解,可得到对应多尺度系数的信号分量,进一步计算出各信号分量参数,即得到信号的多尺度特征参数。可知,小波包分解比相同分解深度的小波分解,得到的信号分量数更多,信号的时频窗划分更精细,有利于考察局部放电超高频信号的细节特征,且按同样的特征参数计算方法获得的特征参数数量也更多。

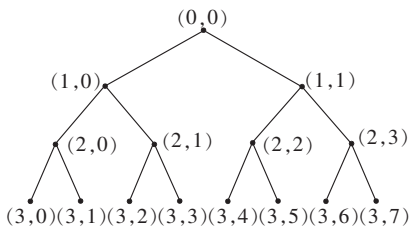


图 6 3 层分解的小波包数示意图

Fig.6 Schematic diagram of three-layer wavelet packet decomposition

3.2 局部放电超高频信号多尺度能量特征参数的提取

多尺度能量系数的计算方法如下所述。

假设被测信号 $s=\{s_1, s_2, \cdots, s_n\}$ 经小波或小波包分解后得到的全部系数为 $c=\{c_1, c_2, \cdots, c_n\}$, 全部系数的总能量为:

$$e_1=\sum_{i=1}^n c_i^2 \tag{3}$$

任意分解空间的系数 $a_k=\{a_{k,j}\} (j=1, 2, \cdots, n_1)$ 具有的能量为:

$$e_k=\sum_{j=1}^{n_1} a_{k,j}^2 \tag{4}$$

其中, j 为小波分解尺度, n_1 为小波分解最大尺度。

则该分解空间的多尺度能量参数定义为:

$$E_k=\frac{e_k}{e_1} \times 100 \% \tag{5}$$

对于局部放电超高频信号 M 层小波包分解(本文选择的基小波为 db8 小波),由于 $(1,1)$ 包继续分解的小波包系数主要包含的是噪声信号,不参与多

尺度参数提取,参与多尺度参数提取的小波包为 $(M,0), (M,1), (M,2), \cdots, (M,2^{M-1})$, 相应的局部放电超高频信号小波包分解多尺度能量参数向量为 $E=\{E_k\} (k=1, 2, \cdots, 2^{M-1})$ 。本文采用 5 层小波包对局部放电超高频信号进行分解,图 7 为 600 组样本数据的小波包分解信号的多尺度能量特征参数计算结果。

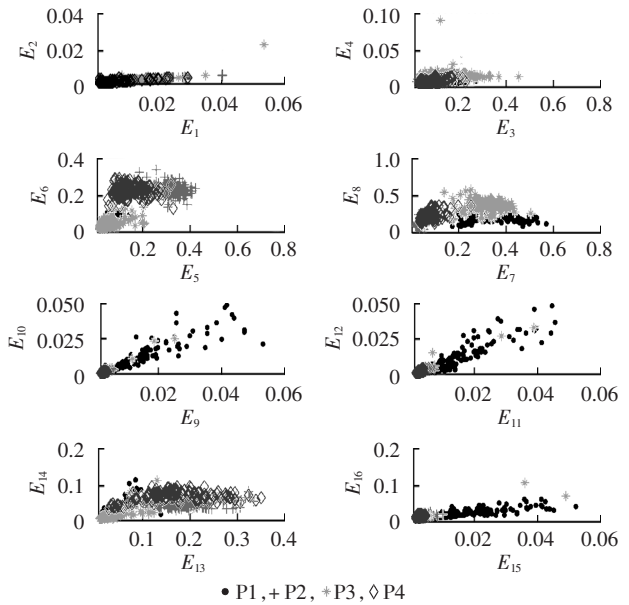


图 7 局部放电超高频信号样本小波包分解的多尺度能量参数计算结果

Fig.7 Multi-scale energy parameters calculated by wavelet packet decomposition for sampled PD UHF signals

4 实验及识别结果

为了验证本文提出的 KNN 识别分类器的模式识别效果,本文还引入反向传播神经网络对局部放电超高频信号进行模式识别。将局部放电超高频信号的多尺度分形特征参数和能量特征参数输入到线性分类器中,对 4 种局部放电类型进行了识别。选用 75 组局部放电差高频信号特征量作为训练样本训练分类器,剩下的局部放电差高频信号特征量作为测试样本。

定义分类器识别可靠率为:

$$P_m=y_m/y_1 \tag{6}$$

其中, y_m 为第 m 类局部放电超高频信号识别正确数目, y_1 为总的局部放电超高频信号数目。

计算识别正确的各类放电样本总数(不包括每类正确识别的训练样本数,即 75 个样本)与各类待识别样本总数的比值,即得到识别正确率。表 1 为局部放电超高频信号的模式识别结果。

由表 1 可知,本文提出的 KNN 算法识别局部放电超高频信号的计算速度比 BPNN 的识别过程快得多,仅为 1.22 s;而且,其平均模式识别正确率比 BPNN 的识别正确率高 1.95%,达到了 88.29%,基本满足

表 1 BPNN 与 KNN 的识别正确率和计算时间

Tab.1 Correctness rate and calculated time of BPNN and KNN recognitions

放电类型	识别正确率/%	
	BPNN	KNN
P1	92.67	94.17
P2	85.00	84.17
P3	77.50	82.50
P4	90.20	92.33
平均识别率/%	86.34	88.29
计算时间/s	56.83	1.22

了实际工程的应用需求。

5 结论

本文提出了基于 KNN 算法的电力变压器局部放电超高频信号的模式识别方法。在实验室设计了 4 种典型人工绝缘缺陷,采用超高频天线采集局部放电信号。使用小波包分解局部放电超高频信号,提取其多尺度能量特征参数,并使用本文提出的 KNN 算法和反向传播神经网络对其进行模式识别,得到的结论如下:

a. 提出的多尺度能量特征参数能够很好地表征局部放电超高频信号,适合局部放电超高频信号的模式识别;

b. 局部放电超高频信号的识别结果表明该算法比反向传播计算速度快,且其识别正确率较高,平均识别正确率达到了 88.29%。因此本文提出的多尺度能量特征参数和 KNN 算法非常适用于局部放电模式识别。

参考文献:

[1] 刘振亚. 特高压直流输电理论[M]. 北京:中国电力出版社,2009: 11-13.

[2] LUO Longfu,LI Yong,XU Jiazh,et al. A new converter transformer and a corresponding inductive filtering method for HVDC transmission system[J]. IEEE Trans on Power Delivery,2009, 23(3):1426-1431.

[3] 翁汉琨,林湘宁. 换流变压器差动保护异常动作行为分析及对策[J]. 中国电机工程学报,2009,29(31):87-94.

WENG Hanli,LIN Xiangning. Analysis and countermeasure of abnormal operation behaviors of the differential protection of converter transformer[J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(31): 87-94.

[4] 高敏华,冷勇. 换流变压器中的两个直流分量[J]. 变压器,2002,39 (6):15-18.

GAO Minhua,LENG Yong. Two direct components in converter transformer[J]. Transformer,2002,39(6):15-18.

[5] BHUVANESWAR G I,MAHANTA B C. Analysis of converter transformer failure in HVDC systems and possible solutions[J]. IEEE Trans on Power Delivery,2009,24(2):814-821.

[6] 中国南方电网超高压输电公司. 高压直流输电系统设备典型故

障分析[M]. 北京:中国电力出版社,2009:15-16.

[7] 李剑,孙才新,杜林,等. 局部放电灰度图象分维数的研究[J]. 中国电机工程学报,2002,22(8):123-127.

LI Jian,SUN Caixin,DU Lin,et al. Study on fractal dimension of PD gray intensity image[J]. Proceedings of the CSEE,2002,22 (8):123-127.

[8] LI Jian,SUN Caixin,GRZYBOWSKI S. Partial discharge image recognition using a new group of features[J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation,2006,13(6):1245-1253.

[9] 杨霁,李剑,孙才新,等. 基于小波多尺度变换的局部放电图像识别方法[J]. 电力系统自动化,2005,29(22):64-67.

YANG Ji,LI Jian,SUN Caixin,et al. New method for recognition of partial discharge based on wavelet multi-resolution analysis [J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(22):64-67.

[10] 王萍,傅立华,胡广振. 一种基于 Morlet 小波分析与神经网络技术的局部放电识别方法[J]. 高压电器,2005,41(5):366-369.

WANG Ping,FU Lihua,HU Guangzhen. Recognition of partial discharge distribution patterns based on Morlet wavelet transform and neural network[J]. High Voltage Apparatus,2005,41 (5):366-369.

[11] EVAGOROU D,KYPRIANOU A,LEWIN P L,et al. Feature extraction of partial discharge signals using the wavelet packet transform and classification with a probabilistic neural network [J]. IEE Proceedings-Science Measurement and Technology, 2010,4(3):177-192.

[12] WANG M. Partial discharge pattern recognition of current transformers using an ENN[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2005,20(3):1984-1990.

[13] 付立华,张晓玫. 基于支持向量机的局部放电模式识别[J]. 河南工程学院学报:自然科学版,2008,20(4):5-8.

FU Lihua,ZHANG Xiaomei. The pattern recognition of partial discharge based on support vector machine[J]. Journal of Henan Institute of Engineering:Natural Science Edition,2008,20 (4):5-8.

[14] HAO L,LEWIN P L. Partial discharge source discrimination using a support vector machine[J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation,2010,17(1):189-197.

[15] SHARKAWY R M,MANGOUBI R S,ABDEL-GALIL T K. SVM classification of contaminating particles in liquid dielectrics using higher order statistics of electrical and acoustic PD measurements[J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation,2007,14(3):669-678.

[16] HE Q P,WANG J. Fault detection using the k-nearest neighbor rule for semiconductor manufacturing processes[J]. IEEE Trans on Semiconductor Manufacturing,2007,20(4):345-354.

[17] SHA Yanchao,ZHOU Yuanxiang. Measurement and simulation of partial discharge in oil-paper insulation under the combined AC-DC voltage[J]. Journal of Electrostatics,2013,71(3): 540-546.

[18] CHAA Hanju,CHOI Jungwan,ENJETI P. A three-phase current-fed DC/DC converter with a three-leg high frequency transformer for fuel cells[J]. Journal of Power Sources,2008,182 (1):270-277.

[19] SARATHI R, REID A J, JUDD M D. Partial discharge study in transformer oil due to particle movement under DC voltage using the UHF technique[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78: 1819-1825.

作者简介:
刘 凡(1978-),男,四川攀枝花人,高级工程师,博士,从事高电压与绝缘技术方面的研究(E-mail:liufan2003@163.com)。

Recognition of PD mode based on KNN algorithm for converter transformer

LIU Fan¹, ZHANG Yun¹, YAO Xiao¹, PENG Qian¹, NIE Hongyu¹, LI Jian², ZHOU Quan²

(1. Sichuan Electrical Power Research Institute, Chengdu 610072, China;

2. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: A kind of fault diagnosis method based on KNN(K-Nearest Neighbour) is proposed for converter transformer. Four types of artificial oilpaper insulation defect are designed and the UHF(Ultra High Frequency) antenna is used to collect PD(Partial Discharge) UHF signals. Multi-scale wavelet packet transform is carried out for calculating the energy coefficients of collected PD UHF signals and the KNN algorithm is applied to recognize their characteristic parameters. The PD mode recognized by the BPNN(Back Propagation Neural Network) is compared with that by the proposed algorithm, which shows that the latter is more suitable for the fault diagnosis of converter transformer.

Key words: converter transformer; partial discharges; ultra high frequency; fault diagnosis; failure analysis; wavelet decomposition

广 告 索 引

南京南瑞继保电气有限公司	(封面)	威图电子机械技术(上海)有限公司	(前插 16、17)
科大智能科技股份有限公司	(封二,前插 1)	国电南京自动化股份有限公司	(前插 18、19)
济南无线电十厂有限责任公司	(前插 2)	艾默生网络能源有限公司	(前插 20)
南京南瑞集团公司	(前插 3)	武汉百年基业通信科技有限公司	(文前页)
广州虹科电子科技有限公司	(前插 4)	珠海优特电力科技股份有限公司	(封三)
日东工业(中国)有限公司	(前插 5)	北京博电新力电气股份有限公司	(封底)
绵阳市维博电子有限责任公司	(前插 6)	航天长峰朝阳电源有限公司	(后插 1)
上海安科瑞电气股份有限公司	(前插 7)	重庆新世纪电气有限公司	(后插 2)
广州致远电子股份有限公司	(前插 8、9)	武汉市豪迈电力自动化技术有限责任公司	(后插 3)
南京南自低压设备有限公司	(前插 10、11)	浙江中凯科技股份有限公司	(后插 4)
研华科技股份有限公司	(前插 12)		
南京科明自动化设备有限公司	(前插 13)		
国电南京自动化股份有限公司	(前插 14、15)		