

# 基于小波特征的油浸式变压器电弧光故障诊断

李昊宇<sup>1,2</sup>, 李建兴<sup>1,2</sup>, 马莹<sup>1,2</sup>, 罗堪<sup>1,2</sup>

(1. 福建工程学院 信息科学与工程学院, 福州 350118;

2. 福建省工业集成自动化行业技术开发基地, 福州 350118)

**摘要:** 基于小波分解频带能量特征和 BP 神经网络的方法识别油浸式变压器短路故障。利用电弧光信号进行油浸式变压器短路故障诊断, 对不同工况下的光信号进行多分辨率分析的四层小波分解, 选择合适的重构小波系数, 提取特征频带。对提取出的特征频带的小波系数作平方和归一化处理, 求出每个特征频带的能量, 作为特征参数输入到 BP 神经网络模型中进行训练和故障识别。

**关键词:** 电弧光; 小波频带能量; BP 神经网络; 故障识别

**中图分类号:** TM411

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1672-4348(2019)01-0072-05

## Fault diagnosis of arc light of oil-immersed transformer based on wavelet characteristics

LI Haoyu<sup>1,2</sup>, LI Jianxing<sup>1,2</sup>, MA Ying<sup>1,2</sup>, LUO Kan<sup>1,2</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Research and Development Center for Industrial Automation Technology of Fujian Province, Fuzhou 350118, China)

**Abstract:** Short circuit fault detection of oil-immersed transformers was studied based on wavelet decomposition band energy characteristics and BP neural network. The short-circuit fault diagnosis of oil-immersed transformer was carried out by using arc light signals, four-layer wavelet decomposition of multi-resolution analysis of optical signals under different working conditions was performed. Appropriate reconstructed wavelet coefficients were selected to extract characteristic bands. The extracted wavelet coefficients of the characteristic frequency band were normalized by the sum of squares, obtaining the energy of each characteristic frequency band, which was input as a characteristic parameter into the BP neural network model for training and fault detection.

**Keywords:** arc light; wavelet band energy; BP neural network; fault identification

变压器内部的放电性故障一般可分为电弧放电、火花放电和局部放电, 其中以电弧放电对设备危害最大。电弧放电又称高能放电, 因其放电能量密度大, 油中产气急剧而且量大, 常常无先兆, 较难预测, 最终往往以突发性事故暴露出来(如瓦斯继电器动作跳闸)<sup>[1]</sup>。当前的变压器保护针对电弧放电故障采取的监测和诊断方法为油中气象色谱分析法, 是根据变压器油中溶解的特征气

体来推断故障是否发生以及故障类型, 也就是根据产生的气体含量占比以及气体种类等反推油浸式变压器的放电性故障。这种方法不能在电弧放电的前期快速检测到故障, 发生故障与检测到故障之间存在延时。

电弧放电过程中会伴随着电弧光现象, 产生明显的光学现象, 随着故障发展电弧光还会愈发严重, 现象更明显。由于光具有快速传播的特性,

收稿日期: 2019-01-06

基金项目: 福州市科技局产学研项目(2017-G-99)

第一作者简介: 李昊宇(1991-), 男, 内蒙古赤峰人, 硕士研究生, 研究方向: 电气控制。

通信作者: 李建兴(1968-), 男, 福建古田人, 教授, 硕士, 研究方向: 工业自动化。

可以通过光学检测元件以及仪器对故障电弧光信号进行采集与分析,及时检测到电弧放电故障的发生并反馈给继电保护装置。研究选择电弧光信号来分析油浸式变压器的内部工作状态,减少故障延续的时间,降低损失和危害,对变压器的内部保护具有重要意义。

由于电弧放电属于高能放电,电弧光信号本身就具有能量,采用小波频带能量法,利用多分辨率分析的小波分解将信号分解到独立的频带内,再对信号波形进行频带划分并计算各频带的能量。通过分析比较变压器在不同工况下光信号在不同频带的能量差异,将每个频带的能量占比作为测试集和训练集的特征向量,运用 BP 神经网络进行分类识别。

## 1 油浸式变压器的故障电弧光光谱分析

电弧光保护因其快速灵敏的优点,近年来被广泛应用在开关柜中。国内的学者对电弧光的光谱特性进行了研究发现电弧光在空气介质中的光谱成分主要集中在 250~380 nm 之间的紫外光波段<sup>[2]</sup>。但是油浸式变压器的短路电弧光与空气介质中的光谱特性不同,通过 PG-2000 Pro 光谱仪对油浸式变压器的故障电弧光进行采集与分析后发现,电弧光在变压器油介质中的光谱成分主要集中在 700~1000 nm 的红外波段范围内。

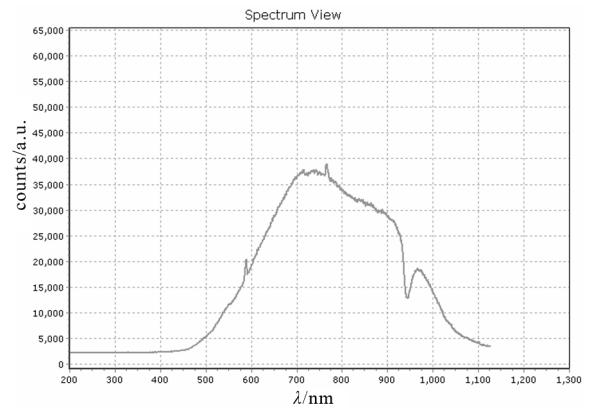


图 1 油浸式变压器的短路电弧光光谱特性

Fig.1 Optical spectrum characteristics of short-circuit arc in oil-immersed transformer

## 2 小波分析理论

小波分析在时域和频域都有表征信号局部信息的能力,通过对事件信号进行小波分析能够充

分突出其某些方面的特征。

小波变换是利用一组函数来表示信号,这一组函数称为小波函数系

设函数  $\Psi \in L^2(R) \cap L^1(R)$ , 并且  $\hat{\Psi}(0) = 0$ , 由  $\Psi$  经伸缩和平移得到一族函数

$$\psi_{a,b}(t) = |a| - \frac{1}{2} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in R, a \neq 0 \quad (1)$$

式中  $\{\Psi_{a,b}\}$  为基本小波或母小波。其中,  $a$  为伸缩因子,  $b$  为平移因子。

对于信号  $f \in L^2(R)$ , (1) 式基本小波的积分小波变换定义为

$$W_f(a,b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle = |a| - 1/2 \int_{-\infty}^{+\infty} \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} f(t) dt \quad (2)$$

式中,  $\overline{\psi(t)}$  表示  $\psi(t)$  的复共轭;  $\langle f, \Psi_{a,b} \rangle$  表示两者的内积。

## 3 特征参数的提取

### 3.1 多分辨率分析的小波分解

对变压器进行故障诊断,实质就是对故障模式的识别过程,包括特征提取和故障识别。对采集的光信号进行小波分解,采用 4 层多分辨率分析的小波分解,结构如图 2。

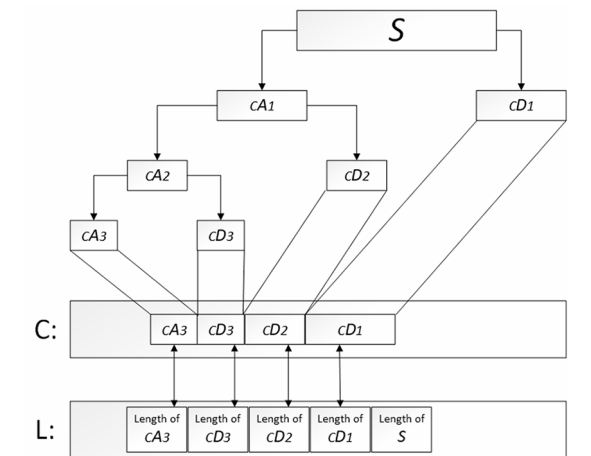


图 2 4 层小波分解结构图

Fig.2 Structure diagram of 4-layer wavelet decomposition

具体分解过程是:信号  $S$  经多分辨率分析的第一层分解后得到高频部分  $cD_1$  和低频部分  $cA_1$ 。作

第二层分解时,只将低频部分  $cA_1$  分解成高频部分  $cD_2$  和低频部分  $cA_2$ ,而高频  $cD_1$  不作分解。.....以此类推,将信号进行层层分解。信号  $S$  经图 2 的 4 层小波分解后,就得到了信号  $cA_4, cD_4, cD_3, cD_2, cD_1$  其对应的频率范围分别为  $[0, f/16], [f/16, f/8], [f/8, f/4], [f/4, f/2], [f/2, f]$ ,即信号:

$$S = cA_4 + cD_4 + cD_3 + cD_2 + cD_1 \quad (3)$$

多分辨率只对低频空间进行进一步的分解,对高频空间不进行处理,虽然时间的分辨率较差,但是频率的分辨率却较高,有利于提取低频段的特征信息。

3.2 小波分解的频带能量和特征向量

根据多分辨率分析的小波分解得到的小波系数,由式(3)知  $cA_4, cD_4, cD_3, cD_2, cD_1$  为原信号的重构系数。首先对小波系数进行归一化

$$S_i = X_i / \text{Max}(X^2) \quad (4)$$

其中  $S_i$  为按最大值平方归一化后的值,  $X_i$  为每个小波系数波形里的每个幅值,  $\text{Max}(X^2)$  为该所有小波系数里幅值平方最大的值。

其次,求解 5 个频带能量值。

$$E_1 = E_{cD_1} / (E_{cA_4} + E_{cD_4} + E_{cD_3} + E_{cD_2} + E_{cD_1})$$

$$E_2 = E_{cD_2} / (E_{cA_4} + E_{cD_4} + E_{cD_3} + E_{cD_2} + E_{cD_1})$$

$$E_3 = E_{cD_3} / (E_{cA_4} + E_{cD_4} + E_{cD_3} + E_{cD_2} + E_{cD_1})$$

$$E_4 = E_{cD_4} / (E_{cA_4} + E_{cD_4} + E_{cD_3} + E_{cD_2} + E_{cD_1})$$

$$E_5 = E_{cA_4} / (E_{cA_4} + E_{cD_4} + E_{cD_3} + E_{cD_2} + E_{cD_1}) \quad (5)$$

$E_{cD_1}, E_{cD_2}, E_{cD_3}, E_{cD_4}, E_{cA_4}$  为小波系数归一化后,每个频带内所有系数幅值的和。而每个频带能量组成特征向量  $E = [E_1, E_2, E_3, E_4, E_5]$ , 输入到神经网络中进行识别。

4 BP 神经网络

BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成,其中,输入层神经元个数等于特征向量的维数,输出层神经元个数等于需要判别的故障类型数<sup>[7]</sup>,隐含层和输入层神经元个数有如下关系:

$$c = 2b + 1 \quad (6)$$

式中,  $c$  为隐含层的神经元个数,  $b$  为输入层的神经元个数。BP 神经网络通过正向计算和反向计算两个过程不断进行训练。首先对误差进行正向计算,当发现输出值与期望值不一致时,立即反向对误差进行计算,对各权值和阈值进行修正,直到

误差平方和在合理的阈值范围内,再进行下一层的学习训练。

5 实验结果分析

信号采集系统结构如图 3,采集装置示意图如图 4。电弧发生装置采用电弧焊机在 220 V 电压下对铜条施加电流,慢慢移向铜板,两者接触后离开的瞬间会发生明亮刺眼的电弧光<sup>[2]</sup>,用光电倍增管接受电弧光信号。油浸式变压器的电弧光谱特性主要集中在 700~1 000 nm 的波段内,所以实验采用 JAMP-TN3000 光电倍增管采集光信号。该光电倍增管是专门针对 400~990 nm 波长范围内的等离子体放电,符合本实验的要求。采用 NI USB-6009 数据采集卡可以实现光信号的动态采集,并可以实现 A/D 转换。整个实验过程均在密闭黑暗条件下进行。

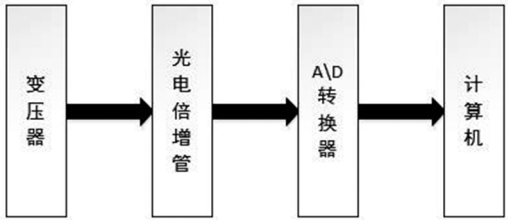


图 3 信号采集系统

Fig.3 Signal acquisition system

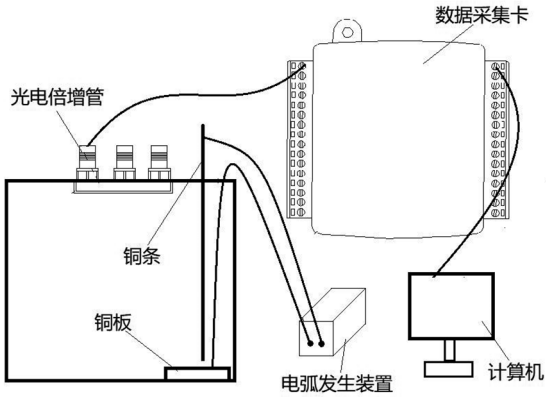


图 4 信号采集装置

Fig.4 Signal acquisition device

根据光电倍增管截取的光信号,对信号进行多分辨分析的小波分解,分解得到的低频系数和低频系数见图 5 和图 6。

根据分解出来的高频系数和低频系数,由式(3)知  $cA_4, cD_4, cD_3, cD_2, cD_1$  为原信号重构后的

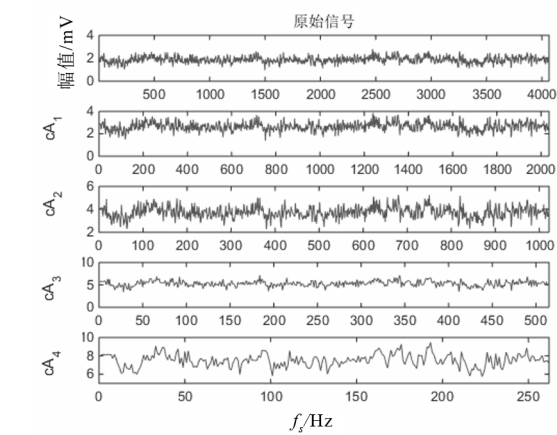


图 5 信号及 4 层低频系数

Fig.5 Signals and 4 layers of low frequency coefficients

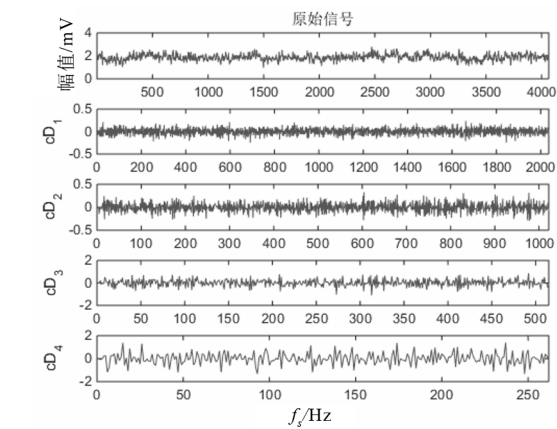


图 6 信号及 4 层高频系数

Fig.6 Signals and 4 layers of high frequency coefficients

小波系数。根据式(3)对小波系数  $cA_4, cD_4, cD_3, cD_2, cD_1$  进行平方值归一化,再根据式(5)求每个特征频带的能量,组成特征向量  $E=[E_1, E_2, E_3, E_4, E_5]$ 。根据实验设计方案,分别采取变压器正常工况和电弧光故障的光信号波形的数据作为研究对象,每种工况均采集 160 组信号,共提取出 320 组特征向量,每种工况取 130 组共 260 组信号作为 BP 神经网的训练数据,表 1 为部分训练数据样本。每种工况取 30 组共 60 组信号作为测试样本,表 2 为部分数据样本。

将信号在频谱范围内划分为 5 个频带能量区域,提取了 5 个特征参数。因此 BP 神经网络的输入层神经元的个数为 5。由式(6)算得隐含层的神经元个数为 11。因为 BP 神经网络需要识别变

压器运行的两种工况,因此输出层的神经元个数为 2,设定目标误差为  $10^{-4}$ 。实验中用代码 1 代表短路故障,用代码 2 代表正常工况。

表 1 训练样本部分数据  
Tab.1 Training sample data

工况	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$
正常 工况	98.918 3	0.067 38	0.087 95	0.351 13	0.575 14
	99.088 2	0.062 26	0.069 38	0.297 54	0.482 52
	99.004 0	0.074 21	0.075 64	0.360 52	0.485 58
	98.893 8	0.066 51	0.082 09	0.399 04	0.558 54
	98.991 8	0.066 51	0.078 59	0.343 41	0.519 57
电弧 故障	99.244 4	0.037 49	0.071 05	0.177 12	0.469 91
	98.754 0	0.073 61	0.088 49	0.221 50	0.862 34
	99.930 4	0.006 00	0.009 54	0.015 47	0.038 50
	97.130 4	0.140 12	0.175 14	0.899 00	1.655 26
	99.339 6	0.020 09	0.035 79	0.142 63	0.461 82

表 2 测试样本部分数据  
Tab.2 Test sample data

工况	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$
正常 工况	99.107 9	0.051 53	0.069 55	0.343 46	0.427 54
	99.046 7	0.055 18	0.069 56	0.333 52	0.495 00
	99.153 8	0.050 57	0.069 83	0.345 00	0.380 71
	99.068 0	0.066 08	0.078 81	0.357 70	0.429 30
	98.923 4	0.068 58	0.096 16	0.398 04	0.513 71
电弧 故障	99.581 1	0.028 74	0.033 47	0.129 57	0.227 09
	99.979 4	0.004 81	0.003 16	0.005 80	0.006 80
	99.225 3	0.038 86	0.062 05	0.200 09	0.473 67
	98.620 3	0.062 91	0.066 72	0.244 19	1.005 81
	99.662 2	0.018 63	0.032 54	0.086 99	0.199 56

表 3 BP 神经网络预测结果  
Tab.3 BP neural network prediction results

工况	训练样本数	测试样本数	正确识别样本数
正常工况	130	30	30
短路故障	130	30	29
合计	260	60	59



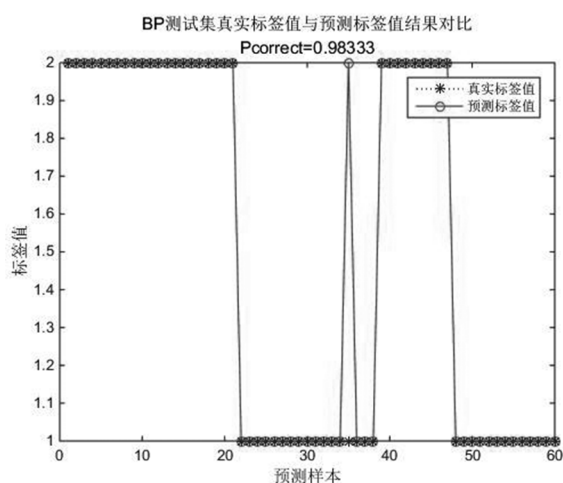


图 7 实验仿真结果

Fig.7 Experimental simulation results

## 6 结语

在变压器发生短路电弧故障时,用光电倍增管采集光信号,对信号进行 4 层多分辨率分析的小波分解,得到重构后的小波系数,同时将信号分解成 5 个特征频带。对重构后的小波系数进行平方和归一化后计算每个特征频带的能量,组成特征向量并形成训练集和测试集,运用 BP 神经网络进行故障分类和识别。实验结果表明,结合小波频带能量和 BP 神经网络,故障识别正确率达到了 98.83%,可以准确实现变压器正常工况和短路电弧光故障的正确识别。这对今后电弧光保护应用在变压器内部保护中具有重要意义。

## 参考文献:

- [1] 徐康健, 应高亮. 一起变压器内部发生电弧放电故障的案例分析[J]. 华中电力, 2008, 21(4): 72-73.
- [2] 苏莉娟. 电弧光保护在箱式变电站中的应用分析[J]. 工程技术(引文版), 2017(2): 00224.
- [3] 周林, 曹天怡. 电弧光保护作为母线主保护在中低压开关柜的应用和讨论[J]. 供用电, 2016(12): 47-53.
- [4] 汪金刚, 林伟, 王志, 等. 基于紫外检测的开关柜电弧在线检测装置[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 38(5): 128-133.
- [5] 赵锋, 肖立. 中低压母线电弧光保护的应用[J]. 冶金设备管理与维修, 2016, 34(6): 18-22.
- [6] ZHANG P F, ZHANG G G, DONG J L, et al. Non-intrusive magneto-optic detecting system for investigations of air switching arcs[J]. Plasma Science and Technology, 2014, 16(7): 661-668.
- [7] WANG P, PAN F, LIU J. Analysis of diesel engine cylinder head vibration signal and fault feature extraction method[J]. Heavy Vehicle, 2016(1): 8-9.
- [8] 张大勇. 电弧光保护的应用及其整定[J]. 贵州电力技术, 2015(11): 44-46.
- [9] 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, 22(5): 955-957.
- [10] 林丽兰. 变压器油色谱分析与故障诊断[J]. 无线互联科技, 2017(17): 118-119.
- [11] 张翠玲. 电力变压器综合评判和状态维修策略决策方法的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
- [12] 丁心志, 刘柱揆, 严跃, 等. 电弧光光谱成分特性及其应用分析[J]. 电气工程学报, 2015, 10(5): 75-81.

(责任编辑: 方素华)