

变压器绝缘纸老化状态与油中水分含量预测方法研究

王晓剑^{1,2}, 胡磊², 王健³, 王锐³, 何天磊², 蒋佟佟³

(1. 中电华创(苏州)电力技术研究有限公司, 江苏 苏州 2115123; 2. 中电华创电力技术研究有限公司, 上海 200086, 3. 安徽淮南平圩发电有限责任公司, 安徽 淮南 232000)

摘要: 详细介绍了应用 BP 神经网络算法建立油纸绝缘状态评估系统的实现方法, 主要用于预测绝缘纸聚合度和油中水分含量, 并对现场多台不同运行年限的变压器进行分析。实验结果表明, 基于 BP 神经网络方法开发的评估系统可有效评估变压器绝缘系统的老化状态。

关键词: 油纸绝缘状态; BP 神经网络; 回复电压法; 绝缘纸聚合度; 油中水分含量

Study on prediction method of the aging status of transformer insulation paper and moisture content in oil

WANG Xiaojian^{1,2}, HU Lei², WANG Jian³, WANG Rui³, HE Tianlei², JIANG Tongtong³

(1. China Power Hua Chuang (Suzhou)Electricity Technology Research Co., Ltd., Suzhou 215123, China;
2. China Power Hua Chuang Electricity Technology Research Co., Ltd., Shanghai 200086, China;
3. Anhui Huainan Pingwei Power Generation Co., Ltd., Huainan 232000, China)

Abstract: Focusing on the realization of the assessment system established by the application of BP neural network and using it to predict the degree of polymerization of the insulating paper and the moisture content of the insulating oil. Utilizing the developed system to test the transformers different operating year in site. The result shows that assessment system can be developed based on BP neural network method more accurate prediction of the moisture content of the oil and the degree of polymerization of the insulating paper.

Key words: oil-paper insulation state; BP neural network; return voltage measurement; polymerization degree of insulation paper; moisture content in oil

0 引言

油浸式变压器是电力系统中最昂贵和最关键的设备之一, 其中油纸绝缘是其主要的绝缘系统, 在高温和水分等外界条件的长期作用下, 其绝缘性能显著降低^[1]。因此, 准确评估变压器的绝缘状态具有重要意义。传统的变压器绝缘状态检测方法, 如局部放电(PD)试验法、绝缘纸聚合度(DP)测试法等具有破坏性: 取样困难

及携带信息量单一等不足, 从而无法准确建立起测试结果与绝缘状态的对应关系^[2]。近年来, 以回复电压法(Return Voltage Measurement, RVM)为代表的电介质响应法, 由于诊断准确性高, 受到业内的广泛研究^[3-5]。

RVM法用于设备评估绝缘状态, 由于施加电压低, 因此属于一种无损检测方法。其基本思想是: 介电材料具有固有的介电响应函数, 可用

作评估介电状态的基础^[6]。在实际测试中,常用可测量的电压或电流等效表征。目前,国内外学者主要研究温度、微水等单一老化因素对RVM特征参数的影响。瑞士联邦工学院W. S. Zaengl教授研究了不同运行年限(老化状态)变压器的RVM特征参数变化规律,通过数值分析方法建立了两者之间的函数关系^[7];澳大利亚昆士兰大学T.K Saha教授研究了水分对RVM特征参数的影响,并开发了一套专家评估系统(Expert System, ES),用于绝缘纸和变压器油中水分含量的预测^[8]。因此,如何将RVM技术应用于变压器绝缘状态的现场评估是近年来的一个重要研究课题。

本文针对影响测试结果的因素多、测试获取的参数多,难以准确评估变压器绝缘状态的技术难点,应用BP神经网络算法建立数学模型,并利用实验样本数据对模型进行训练,以获取绝缘纸聚合度和油中水分含量预测的数学模型。

1 回复电压法测试原理

回复电压法目前有三个公认的特征参数:回复电压最大值(用 U_{rmax} 表示)、初始斜率(用 S_i 表示)和中心时间常数(用 t_{cdom} 表示),这些参数携带的信息可以反映变压器绝缘状态。一般来说, U_{rmax} 和 S_i 越大, t_{cdom} 越小,油纸绝缘状态越差,反之亦然。RVM法的测试原理如图1所示。一个测量周期可分为以下四个阶段:

1) 极化阶段。开关 S_1 闭合,开关 S_2 和 S_3 断开,此时为绝缘系统充电 t_c 时间。

2) 去极化阶段。开关 S_2 闭合,开关 S_1 和 S_3 断开,此时套管两侧短路,绝缘系统放电 t_d 时间($t_d=1/2t_c$)。

3) 测量阶段。在放电 t_d 时间后,开关 S_1 和 S_2 断开,开关 S_3 闭合,数据采集仪测量变压器高低压套管两端的电压,直到回复电压达到峰值 U_{rmax} 后再衰减一段时间,由此得到 $U_r=f(t)$ 关系曲线,典型曲线如图2所示。

4) 松弛阶段。开关 S_2 接通,开关 S_1 和 S_3 打开,短接套管两侧进行放电一段时间,开始下一

个试验周期。

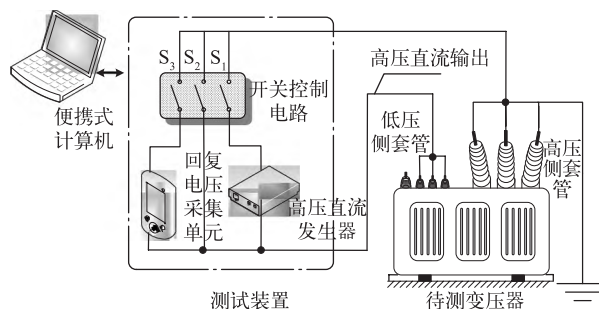


图1 RVM法测试原理图

Fig. 1 Test schematic diagram of RVM method

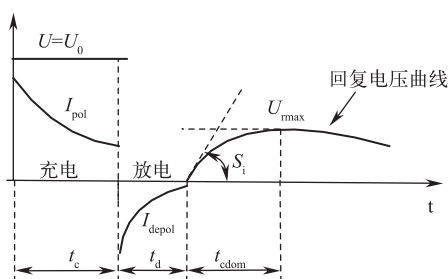


图2 RVM曲线示意图

Fig. 2 RVM curve diagram

2 油纸绝缘状态评估系统

2.1 诊断依据

回复电压曲线中有三个特征参数,再加上温度、湿度和测试电压等因素的影响,参数众多,影响不一,难以准确建立各个参数与油纸绝缘状态的函数关系。因此,评估系统采用BP神经网络算法建立预测数学模型,利用实验获取的样本数据开展模型训练,建立影响因素与绝缘纸聚合度(Degree of Polymerization, DP)和油中水分含量的映射关系,用于预测变压器的绝缘纸聚合度和油中水分含量。

油浸式变压器绝缘状态的诊断依据为: DP>500时,认为绝缘纸处于轻度老化,性能良好; 250<DP<500时,绝缘纸处于中度老化,可以继续运行; 150<DP<250时,绝缘纸处于深度老化,需要引起注意,根据实际情况调整维修策略; DP<150时,绝缘纸基本丧失了机械性能,最好退出运行。电压等级为220 kV的变压器,运

行中油中微水含量不得高于 25×10^{-6} ，电压等级为110 kV及以下等级的变压器，运行中油中微水含量不得高于 35×10^{-6} [9]。

2.2 数学模型构建

评估系统的核心模块是基于BP神经网络模型建立的，共有三层，学习过程由正向传播和反向传播组成。①正向传播阶段：输入变量通过输入层，再经过隐含层进行数据处理后，得到每个单元的输出值；②反向传播阶段：如果输出层的输出结果不符合期望，那么将输出值与期望值之间的误差信号返回，通过优化各层神经元的权重和阈值，使误差信号逐渐减小，直到达到所要求的准确度 [10-11]。为了简化模型，选取特征参数和对测试结果影响较大的变量作为BP网络的输入变量， $X=\{\text{温度}(X_1)、\text{测试电压}(X_2)、U_{r\max}(X_3)、S_i(X_4)、t_{\text{cdom}}(X_5)\}$ ，网络的输出变量 $Y=\{\text{绝缘纸聚合度}(y_1)、\text{油中水分含量}(y_2)\}$ 。神经网络的预测模型如图3所示。

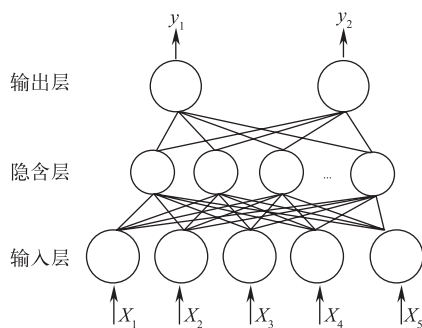


图3 神经网络预测模型

Fig. 3 Neural network prediction model

(1) 正向传播阶段

R 表示每层的输入变量， S 表示每层的输出变量， c 表示阈值， w 表示权重。输入层的第 i 个变量用 i 表示，隐含层的第 j 个神经元个数用 j 表示，输出层的第 k 个预测值用 k 表示，隐含层的神经单元数用 m 表示，各层次用上标数字表示。

将输入变量引入网络输入层，得

$$S_i^{(1)} = R_i^{(1)} = X_i \quad i=1,2,\dots,5 \quad (1)$$

隐含层

$$R_j^{(2)} = \sum_{i=1}^5 w_{ij}^{(1)} S_i^{(1)} + c_{ij}^{(1)} \quad j=1,2,\dots,m \quad (2)$$

$$S_j^{(2)} = f(R_j^{(2)}) \quad (3)$$

输出层

$$R_k^{(3)} = \sum_{j=1}^m w_{jk}^{(2)} S_j^{(2)} + c_{jk}^{(2)} \quad k=1,2 \quad (4)$$

$$S_k^{(3)} = g(R_k^{(3)}) \quad (5)$$

式(2)和式(4)中权重的初始值由系统随机赋值， f 和 g 分别代表隐含层和输出层所对应的激活函数。

定义网络的误差函数为

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 (y_k - S_k^{(3)})^2 \quad (6)$$

将式(1)~式(5)代入式(6)，可得

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 (y_k - S_k^{(3)})^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 [y_k - g(\sum_{j=1}^m w_{jk}^{(2)} f(\sum_{i=1}^5 w_{ij}^{(1)} S_i^{(1)} + c_{ij}^{(1)}) + c_{jk}^{(2)})]^2 \quad (7)$$

从式(7)可以看出，改变各层权重 $w_{ij}^{(1)}$ 、 $w_{jk}^{(2)}$ 和阈值 $c_{ij}^{(1)}$ 、 $c_{jk}^{(2)}$ ，可以不断减小误差。

(2) 反向传播阶段

反向传播阶段的目的是优化各层神经元的权重和阈值，使误差逐渐减小。采用梯度下降法进行权重和阈值的调节。

输出层权值、阈值调节公式为

$$\begin{cases} \Delta w_{jk}^{(2)} = -\eta (\partial E / \partial w_{jk}^{(2)}) \\ \Delta c_{jk}^{(2)} = -\eta (\partial E / \partial c_{jk}^{(2)}) \end{cases} \quad (8)$$

隐含层权值、阈值调节公式为

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}^{(1)} = -\eta (\partial E / \partial w_{ij}^{(1)}) \\ \Delta c_{ij}^{(1)} = -\eta (\partial E / \partial c_{ij}^{(1)}) \end{cases} \quad (9)$$

式中，负号表示梯度下降；常数 η 为学习速率。

2.3 数据样本获取及预处理

为了获取数据样本，在实验室搭建了变压器油纸绝缘物理模型，制作4份相同的油纸试样，分别在110℃和130℃下进行加速老化实验。1#试样和2#试样分别用于110℃和130℃下的回复电压测试。3#试样和4#试样分别用于在110℃和130℃条件下，测试绝缘纸聚合度和油中水分含量。

在110℃的老化条件下，每隔200 h测试一

次绝缘纸聚合度和油中水分含量,同时在充电电压分别为500 V、1 000 V、1 500 V和2 000 V,试品温度分别为20 ℃和60 ℃,共8种不同条件下进行回复电压测试。在2 400 h以后,绝缘纸聚合度小于150,实验结束,共获得96组样本数据,用于网络模型训练。在130 ℃的老化条件下,每隔50 h测试一次绝缘纸聚合度和油中水分含量,同时在600 V和50 ℃、1 200 V和20 ℃两种条件下进行回复电压测试。在600 h之后,绝缘纸聚合度降到150以下,实验结束,共获得24组样本数据,用于网络模型验证。

模型的训练及验证在MATLAB环境下进行。由于输入层的5个变量 X_i 、输出层的2个变量 y_i ,这些参数的量纲不同,数值差别也非常大。如果直接用于神经网络的训练,会对网络模型的收敛特性和预测准确度等带来较为严重的影响。因此,首先要采用MATLAB中的mapminmax函数进行归一化,经过处理后,训练样本的数据均位于 $[-1,1]$ 的范围内。

2.4 网络训练

用BP神经网络算法训练网络模型。如设定初始学习速率为0.01,循环次数的上限设置为10 000,目标误差为 1×10^{-3} 。采用试凑法确定网络模型中隐含层中的节点个数^[12]。先根据经验公式:隐含层节点数 $n=2m+1$ (m 为输入层节点数),计算确定隐含层的节点数为11。然后将预处理后的96个样本数据输入网络进行训练,训练结束后,训练误差为0.003 168 1,未能达到准确度要求;将 n 设为20,进行训练,在经过7 286次训练后,训练误差为0.000 962 9,达到预测准确度要求,训练结束。

2.5 预测结果分析

将130 ℃条件下测得的24组实验结果作为样本数据,对训练好的网络模型进行有效性验证。将测试样本数据输入网络模型,软件自动完成数据处理与分析,得到绝缘纸聚合度和油中水分含量的预测值。预测结果和误差如图4、图5所示。

图4是绝缘纸聚合度的实测值、预测值和相对误差。比较分析可得:尽管测试条件不同,训练的网络模型依然可以较好地预测不同测试条件下的绝缘纸聚合度,说明训练的网络模型具有较好的自适应性。从图4b看出,绝缘纸聚合度的预测相对误差随机区间 $[0,10\%]$ 的置信水平约为0.95,相对误差较低。

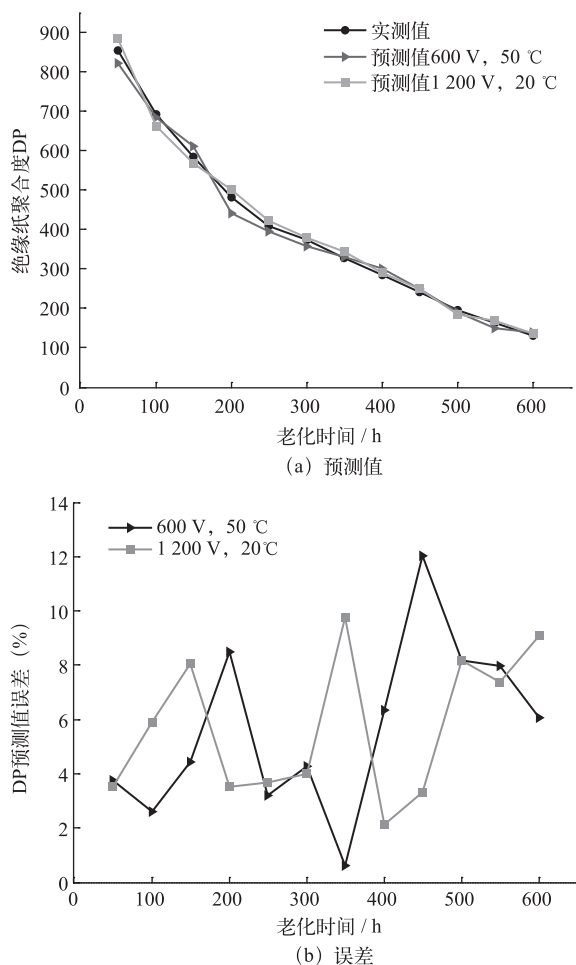


图4 绝缘纸聚合度预测值及误差

Fig. 4 Prediction value and error of polymerization degree of insulating paper

图5是油中含水量的实测值、预测值与相对误差。比较分析可得:训练的网络模型可以较好地预测不同测试条件下的油中水分含量。油中水分含量较少时,预测误差较大,约为10%~20%,但绝对误差很小,约为百万分之几,几乎对绝缘状态的评估没有影响;油中水分含量较多时,预测误差较小,约为5%。

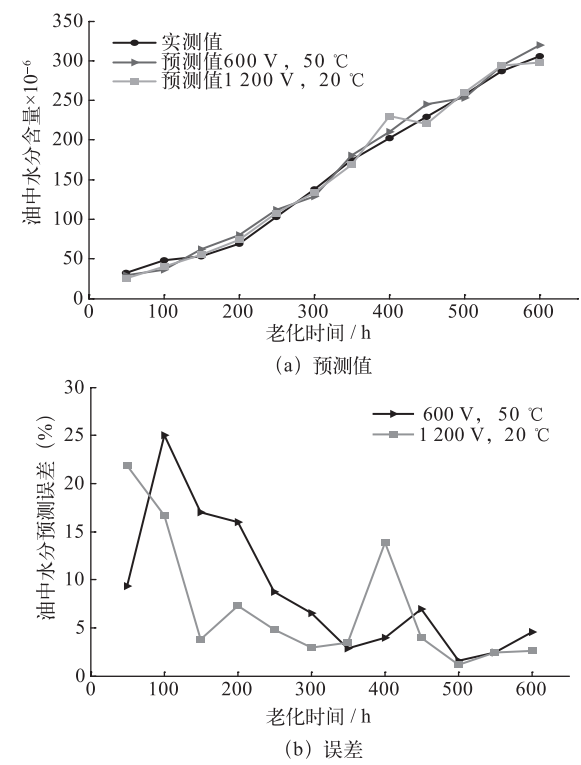


图5 油中水分含量预测值及误差
Fig. 5 Prediction value and error of water content in oil

综上所述，采用BP神经网络算法建立的油纸绝缘状态评估系统，输出为绝缘纸聚合度和油中水分含量，作为老化的评估依据，预测结果的准确性较高，尤其在油纸绝缘处于中度、深度老化时期，参数的预测相对误差更低。

表2 现场变压器测试结果与预测结果
Tab. 2 Field transformer test results and prediction results

编号	测试电压 /V	温度 /℃	U_{tmax}/V	$S_f/(V/s)$	t_{cdom}/s	绝缘纸聚合度			油中水分含量 $\times 10^{-6}$		
						实测值	预测值	误差 (%)	实测值	预测值	误差 (%)
A	400	29.8	4.8	13.5	51.3	302	322	6.6	53	59	11.3
	800	30.6	6.2	22.7	43.2		354	17.2		40	24.5
	1 200	29.4	10.5	27.3	48.7		318	5.3		42	20.7
	1 800	29.7	27.4	31.8	42.6		275	8.9		68	28.3
B	400	25.3	2.4	9.6	79.8	574	489	14.8	35	30	14.3
	800	26.2	3.8	14.9	108.3		662	15.3		41	17.1
	1 200	25.8	6.2	11.7	143.6		500	12.9		45	28.6
	1 800	26.0	14.8	22.4	137.5		542	5.6		31	11.4
C	400	28.7	68.4	93.0	48.7	423	371	12.3	37	43	16.2
	800	28.5	103.8	132.8	43.6		465	9.9		46	24.3
	1 200	29.2	127.3	129.5	39.4		472	11.6		42	13.5
	1 800	28.0	169.2	148.9	42.9		351	17.0		31	16.2
D	400	21.8	29.5	34.2	125.8	1 128*	1 239	9.8	8	10	25.0
	800	21.5	36.0	38.8	168.4		1 194	5.8		9	12.5
	1 200	21.9	48.2	64.6	204.7		1 042	7.6		9	12.5
	1 800	21.3	72.4	58.4	186.9		1 186	5.1		10	25.0

注：变压器D为某变压器厂生产的一台还未投运的变压器，由于无法直接取得其纸样，故采用与其加工材料相同纸样的测试值。

3 现场测试

项目组利用回复电压法测试装置对不同容量、不同运行年限的变压器进行绝缘测试。选取其中4台典型变压器进行分析，设备的详细信息见表1。在测试软件的界面输入充电时间200 s、充放电时间比、测试电压和实验温度，然后启动测试，系统自动完成测试，并给出绝缘纸聚合度和油中水分含量的预测与结果，见表2。由表2可以看出，变压器A和C由于运行年限较长（已超过20年），绝缘纸聚合度较低，已经处于中度老化时期，油中水分含量已经超过预警值，需要引起注意。变压器B尽管运行将近20年，但油纸绝缘状态仍然良好。变压器D还未投运，绝缘纸聚合度很高，预测也比较准确；而油中含水量的相对误差较大。现场测试结果表明，本文基于BP神经网络开发的油纸绝缘状态评估系统能够比较准确地评估绝缘纸的老化状态和油中水分含量。

表1 变压器详细信息
Tab. 1 Transformer details

编号	容量	投运年限
A	630 kV·A	1985
B	630 kV·A	1998
C	31.5 MV·A	1990
D	150 MV·A	未投运

4 结束语

应用BP神经网络算法建立评估系统,利用加速老化样本数据进行模型训练和测试,结果表明此网络可以有效地评估油纸绝缘的老化状态。

现场实验结果表明,评估系统对绝缘纸聚合度的预测误差为15%~20%,油中水分含量的预测误差为20%~30%,基本可以满足现场测试的要求。

参考文献

- [1] LUNDGAARD L E, HANSEN W, LINHJELL D, et al. Aging of oil-impregnated paper in power transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(1): 230-238.
- [2] ARAKELIAN V G, FOFAN I. Water in oil-filled high-voltage equipment, Part II: water content as physicochemical tools for insulation condition diagnostic[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2007, 23(5): 15-24.
- [3] 刘益军, 欧晓妹, 李恒真, 等. 变压器油纸绝缘的回复电压法测试结果对比分析[J]. 绝缘材料, 2017, 50(11): 59-62.
- [4] 许梦素, 莫付江, 陈惠, 等. 基于回复电压法的变压器油纸绝缘状况的等效仿真分析[J]. 绝缘材料, 2018, 51(1): 70-74.
- [5] 孙长海, 张强, 吴彦, 等. 基于回复电压法的高压套管绝缘状态评估[J]. 变压器, 2016, 53(5): 52-55.
- [6] SAHA T K, YAO Z T. Experience with return voltage measurements for assessing insulation conditions in service-aged transformers[J]. IEEE Transaction on Power Delivery, 2003, 18(1): 128-135.
- [7] ZAENG W S. Dielectric spectroscopy in time and frequency domain for HV power equipment I. theoretical considerations[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(5): 5-19.
- [8] ZAENGL W S. Applications of dielectric spectroscopy in time and frequency domain for HV power equipment[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(6): 9-22.
- [9] SAHA T K, PURKAIT P. Investigation of an expert system for the condition assessment of transformer insulation based on dielectric response measurement[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(3): 1127-1134.
- [10] 油浸式变压器绝缘老化判断导则: DL/T 984—2018[S]. 北京: 中国标准出版社, 2018.
- [11] 丁坤, 丁汉祥, 王越, 等. 基于提升小波-BP神经网络的光伏阵列短期功率预测[J]. 可再生能源, 2017, 35(4): 566-571.
- [12] 马路林, 姚刚. 基于BP神经网络及其改进算法的汽轮发电机组故障诊断[J]. 上海电力学院学报, 2017, 33(4): 362-366.
- [13] 周天春, 杨丽君, 廖瑞金, 等. 基于局部放电因子向量和BP神经网络的油纸绝缘老化状况诊断[J]. 电工技术学报, 2010, 25(10): 18-23.

作者简介

王晓剑(1987—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事电气设备故障诊断与状态评估工作。

(收稿日期: 2020-07-22)