

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2020.08.018

基于多频超声波技术和GWO-BP算法的变压器油电气性能检测方法研究

王旭¹, 生西奎², 慕锐², 王昕¹

(1. 上海交通大学电工与电子技术中心, 上海 200240; 2. 国网吉林省电力有限公司延边供电公司, 吉林 延边 133000)

摘要: 为了实现对变压器油电气性能快速准确地检测,提出了基于多频超声波(MFU)技术和灰狼优化BP神经网络(GWO-BP)的检测方法,利用不同频率超声波在变压器油中传播速度和衰减系数不同、对不同尺寸颗粒物检测效果不同的特点,综合了超声波在无损检测上的优势以及灰狼算法全局寻优能力强、预测精度高的优点。首先利用超声波在非均匀介质中的传播特性,准确地获取超声波在变压器油中的传播速度、衰减系数等特性参数;再利用灰狼算法对传统BP神经网络进行优化。然后利用灰狼优化的神经网络对样本进行训练,建立超声波传播特性参数和变压器油电气性能参数之间的映射关系,进而建立变压器油电气性能参数的检测模型,实现对多个电气性能参数快速准确的无损检测。通过实验,验证了该方法在检测变压器油电气性能参数上的可行性和有效性。

关键词: 变压器油; 电气性能参数; 多频超声波; 灰狼算法; BP神经网络

Electrical Performance Testing Method of Transformer Oil Based on Multi-frequency Ultrasonic Technology and Grey Wolf-optimized Neural Network

WANG Xu¹, SHENG Xikui², MU Kun², WANG Xin¹

(1. Center of Electrical & Electronic Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Yanbian Power Supply Company, Jilin Electric Power Company, State Grid Corporation of China, Jilin Yanbian 133000, China)

Abstract: To realize rapid and accurate detection of transformer oil's electrical performance, a detection method based on the multi-frequency ultrasonic (MFU) technology and the grey wolf-optimized BP neural network (GWO-BP) is proposed. This method makes use of the characteristics that the ultrasonic wave with different frequency has different propagation speed and attenuation coefficient in transformer oil, hence has different particle size detection effect. An this method combines the advantages of ultrasonic wave in nondestructive testing, the advantages of multi-frequency ultrasonic technology in fast detection speed and comprehensive information acquisition, and the advantages of grey wolf-optimizer in global optimization and high prediction accuracy. Firstly, the propagation velocity and attenuation coefficient of ultrasonic wave in transformer oil are accurately obtained by using the propagation characteristics of ultrasonic wave in inhomogeneous medium. The grey wolf-optimizer is used to optimize the traditional BP neural network. Then, the grey wolf-optimized neural network is used to train the samples to establish the mapping relationship between the ultrasonic propagation characteristic parameters and the transformer oil's electrical performance parameters. Furthermore, the detection model of the electrical performance parameters is established to realize fast and accurate nondestructive testing of multiple electrical performance parameters. The feasibility and effectiveness of the method in detecting the electrical performance parameters of transformer oil are verified by experiments.

收稿日期:2020-03-13; 修回日期:2020-05-09

基金项目:国家自然科学基金(61673268, 61533012); 国网吉林省电力有限公司2019年科技立项(2019-13)。

Project Supported by National Science Foundation of China(61673268, 61533012), State Grid Jilin Electric Power Supply Company Science and Technology Project(2019-13).

Key words: transformer oil; electrical performance parameters; multi-frequency ultrasonic; grey wolf-optimizer; BP neural network

0 引言

变压器是电网输配电的重要设备之一,其运行的安全性、可靠性关系到整个电网的稳定^[1-2]。变压器油作为变压器中的绝缘介质,其性能的好坏对变压器能否可靠运行具有重要意义^[3]。在变压器生产、运输和使用的过程中,油液会不可避免地遭到颗粒物杂质、水分等污染,导致其电气性能下降^[4-5]。因此,及时有效地检测变压器油的电气性能,对变压器甚至整个电网的安全稳定运行具有重要意义。

目前,对变压器油电气性能参数的研究日益增多。文[6-7]通过实验研究了颗粒污染物对变压器油电气性能的影响,但采用的传统检测方法需要分别对变压器油的各项电气性能参数进行测量,设备昂贵、工作量大,而且用于对击穿电压测量的击穿实验属于破坏性实验,不够经济。为此,文[8]提出了利用多参数预测击穿电压的方法,先测量多个非破坏性参量,再基于统计学的基本理论建立击穿电压的预测模型,但该方法需要测量较多的参量才能完成对击穿电压的预测,代价较高,而且对参量的选择要求比较高,参量选择不当会严重降低预测的准确度。为此,文[9-10]提出了基于相对变换主元分析的变压器油击穿电压预测方法,利用相对变换主元分析(relative transformation principal component analysis, RTPCA)提取更具代表性的相对主元,用最小二乘支持向量机(least squares SVM, LSSVM)进行建模,取得了较好的预测效果,但该模型依旧只能实现对单个电气性能参数的预测。为此,文[11]提出了利用多频超声波(multi-frequency ultrasonic, MFU)技术检测变压器油中多个参数的方法,采用主元分析法对超声波数据进行处理,利用复数人工神经网络建立预测模型,预测得到变压器油的多个参数值,但该方法没有利用超声波在非均匀介质中的传播特性,而且采用的复数人工神经网络存在易陷入局部最优、收敛速度慢等缺点,导致检测效率和准确率较低。

为此,文中提出一种基于多频超声波技术和灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)优化神经网络的变压器油电气性能参数检测方法。首先采用多频超声波技术,利用超声波在非均匀介质中的传播特性,让多个频率的超声波同时穿过变压器油样,准确地获取超声波在变压器油中的传播速度、衰减系

数等特性参数。同时利用GWO全局寻优能力强、预测精度高的优点,对传统BP神经网络进行优化,得到灰狼优化的BP神经网络算法(GWO-BP)。然后利用GWO-BP算法对样本进行训练,建立超声波传播特性参数和变压器油电气性能参数之间的映射关系,进而建立变压器油电气性能参数的GWO-BP检测模型,同时实现对多个电气性能参数快速准确的无损检测,降低检测成本和工作量,具有很好的应用前景。

1 多频超声波检测技术

1.1 检测原理

超声波在介质中传播时能量会发生衰减,主要有散射衰减和吸收衰减^[12]。对于纯液体,其中的粒子大小远小于超声波波长,超声波衰减主要是吸收衰减,对于污水、变压器油等含有较大尺寸颗粒物的非均匀介质,吸收衰减和散射衰减都比较明显。超声波衰减示意图见图1。

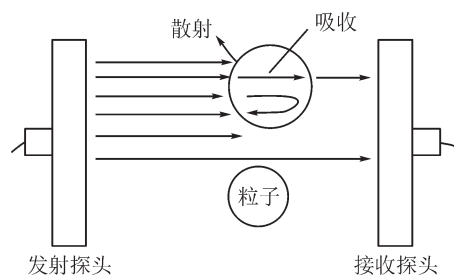


图1 超声波衰减示意图

Fig. 1 Schematic diagram of ultrasonic attenuation

超声波的吸收衰减主要由介质粘滞性等引起的^[13],衰减系数 α_η 为

$$\alpha_\eta = \frac{8\pi^2 f^2 \eta}{3\rho c^3} \quad (1)$$

式(1)中: f 为超声波频率, Hz; c 为超声波传播速度, m/s; ρ 为液体介质密度, kg/m³; η 为粘滞系数。

变压器油中散射粒子的形状、大小各不相同,散射衰减比较复杂。通常将散射粒子近似看作半径为 r 的刚性小球,在这一条件下,如果单位体积内含有 n 个散射粒子,则根据瑞利理论可以得到散射衰减系数为

$$\alpha_s = \frac{8}{9}(\pi r^2) \left(\frac{2\pi r f}{c} \right)^4 n \quad (2)$$

从式(1)、(2)可以得出,当不同频率的超声波通过变压器油时,变压器油中颗粒物和气泡的大小和

数目对超声波在变压器油中的传播特性产生影响。

另外,变压器油中颗粒物和气泡的大小和数目也会影响变压器油的电气性能^[14-16]。所以可以建立多频超声波在变压器油中的传播特性参数与变压器油电气性能参数的关联,从而建立变压器油电气性能参数的检测模型。

1.2 检测系统组成

多频超声波变压器油电气性能参数检测系统包括多频超声波收发电路、多频超声波探头阵列、高速数据采集卡、上位机软件等。其结构见图2。

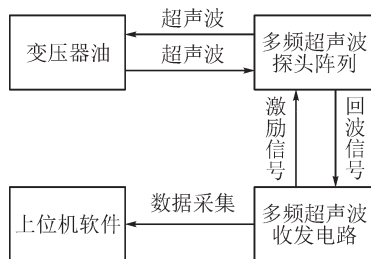


图2 检测系统结构图

Fig. 2 Structure diagram of the detection system

系统工作时,多频超声波发射电路首先工作。多频超声波发射电路包括高频振荡电路、激励电路及驱动电路。高频振荡电路产生不同频率的方波脉冲,激励电路在不同频率的方波脉冲作用下激励发射探头阵列发射多个不同频率的超声波信号。同时电路中的控制芯片控制定时器开始计时。其次,超声波接收探头接收回波信号,定时器停止计时并输出时间信号。然后,高速数据采集卡对回波信号等数据进行采集,并传输到PC。最后,PC上的上位机软件利用优化算法对回波信号等数据进行处理,并给出检测结果。检测装置图见图3。

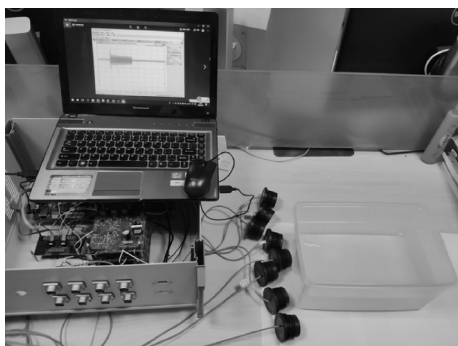


图3 检测装置图

Fig. 3 Diagram of the detection device

检测过程中需要获取超声波的传播速度和衰减系数。假设超声波在变压器油中的传播时间为 t ,传播距离为 L ,则可得到超声波的传播速度

$$c = L/t \quad (3)$$

超声波穿过变压器油时,超声波的声压幅值会

由于变压器油的吸收和散射而衰减,实际测量时很难分别测量吸收衰减和散射衰减,一般是测量总的衰减。总的衰减系数为

$$\alpha = \frac{20 \lg \frac{p_0}{p}}{L} \quad (4)$$

式(4)中: α 的单位为dB/cm; p 为超声波回波的声压幅值; p_0 为超声波声源处的声压幅值。

针对上面检测获得的数据,采用灰狼算法优化BP神经网络的权值和阈值,再训练BP神经网络建立数据与变压器油电气性能参数的关系,从而快速准确获取变压器油电气性能参数。

2 GWO-BP模型原理

2.1 灰狼算法

灰狼是具有出色狩猎能力的群居动物,在灰狼族群内有非常严格的社会等级制度^[17]。灰狼算法通过模拟自然界中灰狼的社会等级制度与狩猎行为,按照适应度排序将整个狼群分为4个级别: α , β , δ , ω 。 α 为头领, β 为副头领, δ 为小头目, ω 为普通狼,在GWO中分别被定义为最优解、优解、次优解和待选解,见图4。

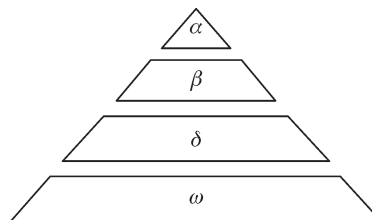


图4 灰狼社会等级体系图

Fig. 4 Social hierarchy system of grey wolf

下面给出灰狼算法中的3个定义:

定义1 灰狼个体与猎物间的距离 D 。灰狼在捕食过程中,首先要对猎物进行包围,与之相对应,在GWO算法中要确定灰狼个体与猎物之间的距离

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (5)$$

$$C = 2r_1 \quad (6)$$

式(5)、(6)中: t 表示当前迭代次数; X_p 表示猎物的位置; X 表示灰狼的位置; C 是摆动因子; r_1 是[0,1]内的随机数。

定义2 灰狼向猎物移动,灰狼位置更新。

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (7)$$

式(7)中, A 为收敛因子, $A = 2a r_2 - a$,其中 a 随着迭代次数增加从2线性递减到0, r_2 为[0,1]内的随机数。

定义3 猎物位置定位。在捕食过程中,灰狼群体通过各种信息对猎物进行追踪,判断出猎物位置后,头领狼 α 带领 β 、 δ 对猎物进行追捕,在狼群中三者位置最靠近猎物,可以根据三者位置判断猎物所在方位。狼群中个体追踪猎物方位的机制见图5。

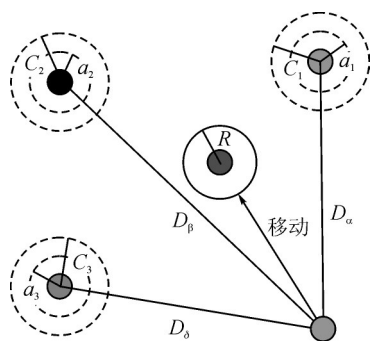


图5 灰狼更新位置

Fig. 5 Update position of the grey wolf

狼群中个体追踪猎物方位的数学表达如下:由式(8)、(9)计算出狼群中个体与 α 、 β 、 δ 的距离,然后由式(10)计算出个体向猎物移动的方向,得到灰狼个体 ω 更新后的位置。

$$\begin{cases} D_{\alpha} = |C_1 \cdot X_{\alpha}(t) - X_{\omega}(t)| \\ D_{\beta} = |C_2 \cdot X_{\beta}(t) - X_{\omega}(t)| \\ D_{\delta} = |C_3 \cdot X_{\delta}(t) - X_{\omega}(t)| \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_{\alpha} - A_1 \cdot D_{\alpha} \\ X_2 = X_{\beta} - A_2 \cdot D_{\beta} \\ X_3 = X_{\delta} - A_3 \cdot D_{\delta} \end{cases} \quad (9)$$

$$X_{\omega}(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3) / 3 \quad (10)$$

GWO算法的整个寻优过程如下:在搜索空间内随机生成一群灰狼个体,由 α 、 β 、 δ 负责判断猎物的位置(全局最优解),其他灰狼个体 ω 根据猎物定位结果计算自身位置与猎物之间的距离,并完成对猎物的靠近、包围、攻击等行为,最终完成对猎物的捕获。

2.2 GWO-BP算法

BP神经网络是一种前馈神经网络,网络结构包括输入层、隐含层和输出层,基本学习规则是在目标函数负梯度方向上迭代更新神经元的权值和阈值^[18-20]。BP神经网络有很多优点,但是会由于网络结构大以及过度训练导致“过训练”的现象,从而陷入局部最优,收敛性能差。

GWO是一种能够寻找全局最优解的智能算法,具有加速模型收敛速度、提高预测精度等优点,将BP神经网络的权值和阈值作为GWO中灰狼的位置信息,利用灰狼对猎物位置的判断,不断更新位置,即可不断更新权值和阈值,从而获取BP神经网络最

优模型结构参数,最终寻得全局最优解,实现GWO对BP神经网络的优化。

灰狼优化的BP神经网络(GWO-BP)算法流程图见图6,具体步骤如下:

1)构建BP神经网络。选取隐含层节点数,确定BP神经网络拓扑结构。

2)GWO参数初始化。确定灰狼种群的规模、最大迭代次数、确定灰狼个体位置信息的维度以及灰狼维度的上下界,随机初始化灰狼位置。

3)选取适应度函数,计算适应度,选取最优狼 α 、次优狼 β 以及第三优狼 δ 。

4)更新剩余灰狼 ω 的位置信息,并更新参数 A 、 C 、 a 。

5)判断是否达到设定的最大迭代次数或者设定的误差,否则重复3)和4)直到满足条件。

6)输出最优狼 α 的位置,映射为权值矩阵,作为BP神经网络隐含层到输出层的权值,实现GWO-BP模型。

7)将数据预处理后输入已经训练好的GWO-BP模型,得到预测结果,与实际值对比,检验模型的可靠性。

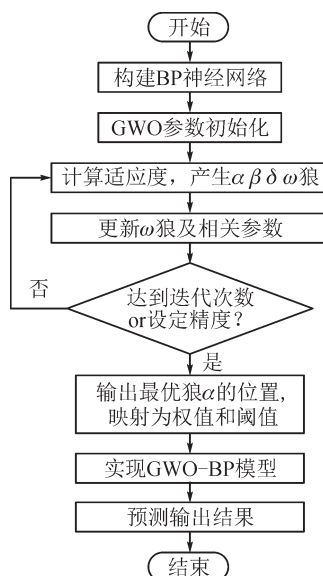


图6 GWO-BP算法流程图

Fig. 6 Algorithm flow chart in GWO-BP

3 变压器油的电气性能参数检测模型

3.1 输入数据分析与预处理

由原理部分的分析可知,超声波在变压器油中传播,要考虑的超声波特性参数主要有频率、衰减系数和传播速度。实验结果表明,超声波的频率不同,通过变压器油的衰减系数有较大变化,传播速度变化很小可以忽略不计。实验中选取8种不同频

率的超声波,通过变压器油测得8个衰减系数和1个速度值作为输入数据的9个参数。变压器油温发生变化时,超声波的传播速度和衰减系数都有一定变化,而且油温会影响变压器油的电气性能参数,所以将变压器油温作为输入数据的一个参数。

由于各个参数具有不同的量纲,为减小对模型的不利影响,需要对数据标准化处理。文中选用min-max对实验数据标准化,转换函数为

$$x_{jk}^* = \frac{x_{jk} - \min(X_k)}{\max(X_k) - \min(X_k)} \quad (11)$$

式(11)中: $\min(X_k)$ 和 $\max(X_k)$ 分别为样本第 k 维的最小值和最大值; x_{jk} 为第 j 个样本在第 k 维的实际值; x_{jk}^* 为第 j 个样本在第 k 维标准化后的值。

3.2 建立检测模型

1)构建BP神经网络。每组输入数据包括8个衰减系数、1个速度值和1个油温,所以输入层节点数为10。输出数据为变压器油的两个电气性能参数:击穿电压和介质损耗因数,所以输出层节点数为2。经过多次实验,确定隐含层节点数为9时效果最好,所以BP神经网络拓扑结构为10-9-2。隐含层和输出层的激励函数均选择Sigmoid型函数。

2)GWO参数初始化。根据BP神经网络拓扑结构10-9-2,灰狼个体编码长度为 $6 \times 10 + 10 + 10 + 2 = 82$,搜索空间为 $[-1, 1]$ 。种群规模设为30,最大迭代次数设为300。适应度评价函数为

$$f = \sum_{i=1}^k (y_i - \tilde{y}_i)^2 \quad (12)$$

式(12)中: $\tilde{y}_i$ 为神经网络期望输出; y_i 为神经网络实际输出; k 为输出层训练维数。

3.3 模型性能分析

选取国网吉林省电力有限公司延边供电公司提供的40组不同变压器类型、不同绝缘状态的变压器油作为样本进行训练和实例验证。选取的变压器油来自某110 kV电压等级变压器,具体包括:投入变压器的运行时间分别有1、3、5、10年这4种,对应4种不同的绝缘老化状态,各10份。一般的变压器油可以使用10年左右,因此这样的数据采样可以覆盖油的整个使用老化周期。

分别在20、25、30、35、40℃温度条件下进行测试,先用多频超声波检测设备测得超声波在每组变压器油中的传播速度和衰减系数,再用常规方法测得击穿电压和介质损耗因数。共采集到 $5 \times 40 = 200$ 组样本数据,对数据标准化处理后,选择180组数据作为训练样本,剩余20组作为测试样本。抽样方法为同一年份、温度下的10份油样,任意抽取9份,用于

训练样本,剩余的1份用于测试样本,这样共计180份训练样本、20份测试样本,测试样本完全覆盖每个温度、每个年份的油样,因此具有一定的典型性。

为了验证基于GWO-BP的变压器油电气性能参数检测模型的有效性,使用PSO-BP模型和BP模型进行对比。PSO-BP模型的网络结构为10-9-2,惯性权重 $\omega = 0.9$,加速常量 $c_1 = c_2 = 2$,粒子的边界范围 $[-1, 1]$,粒子的个数设为30,最大迭代次数设为300。BP模型的结构和参数与GWO-BP模型保持一致。分别用训练样本对3个模型训练,然后用测试样本进行测试,击穿电压和介质损耗因数的预测结果见图7、8。

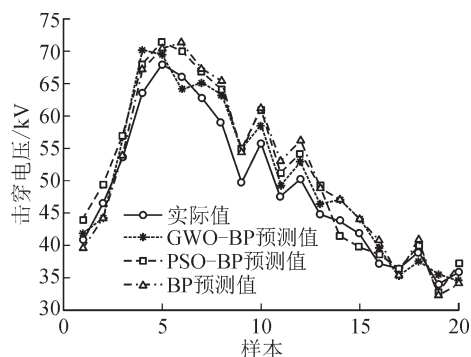


图7 击穿电压预测值与实际值比较

Fig. 7 Comparison of the breakdown voltage predicted value with the actual value

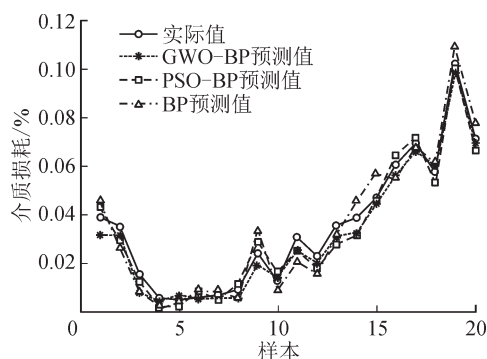


图8 介质损耗因数预测值与实际值比较

Fig. 8 Comparison of dielectric loss factor predicted value with actual value

利用平均绝对误差(MAD)、平均相对误差(MAPE)和均方根误差(RMSE)对3个模型的预测结果进行评价,评价结果见表1。

从表1可以看出:GWO-BP模型在击穿电压和介质损耗因数的预测上都要优于PSO-BP模型和BP模型,而且误差都控制在10%以内,说明模型具有较好的预测能力和适用性,所建立的基于GWO-BP的变压器油电气性能参数预测模型适合对击穿电压和介质损耗因数的预测。不同温度下油参数有不同的合格标准,在标准温度20℃下,根据相关规定,上述检测到的数据可以判定被测油样是

表1 不同模型的预测误差比较

Table 1 Predicted results and errors of different models

模型	击穿电压			介质损耗因数		
	MAD/kV	MAPE/%	RMSE/kV	MAD/%	MAPE/%	RMSE/%
GWO-BP	2.536	5.15	2.874	0.003 4	9.6	0.003 9
PSO-BP	3.120	6.17	3.454	0.004 7	13.3	0.005 1
BP	3.383	6.82	3.800	0.005 5	15.5	0.006 1

合格的。

4 结论

文中基于多频超声波技术和GWO-BP算法建立变压器油电气性能参数的检测模型,从而快速准确地获取变压器油的电气性能参数,实现对变压器油电气性能的无损检测。

1)文中采用多频超声波技术,利用超声波在非均匀介质中的传播特性,让多个频率的超声波同时穿过变压器油,准确地获取超声波在变压器油中的传播速度、衰减系数等特性参数,很好地发挥了多频超声波的特点和超声波无损检测的优势。

2)在变压器油电气性能参数检测模型建立的过程中,GWO-BP体现出很好的全局寻优能力,预测精度高,取得了较好的预测效果。

3)实验结果表明,变压器油电气性能参数的GWO-BP检测模型,可实现对击穿电压和介质损耗因数的快速准确地检测,降低了工作量和检测成本。

参考文献:

[1] YAO Chenguo, ZHAO Zhongyong, CHEN Yu, et al. Transformer winding deformation diagnostic system using online high frequency signal injection by capacitive coupling[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2014, 21(4): 1486-1492.

[2] 孙 翔, 何文林, 詹江杨, 等. 电力变压器绕组变形检测与诊断技术的现状与发展[J]. 高电压技术, 2016, 42(4): 1207-1220.

SUN Xiang, HE Wenlin, ZHAN Jiangyang, et al. Current status and development of test and diagnostic technique of transformer winding deformation[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4): 1207-1220.

[3] XIONG Y, HE D L, FENG Y, et al. A rapid method for determination of acid value in transformer oil by PPy modified electrode[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(6): 2202-2207.

[4] 陈 彬, 韩 超, 刘 阁. 颗粒污染物对变压器油氧化安定性的影响[J]. 高电压技术, 2017, 43(8): 2566-2573.

CHEN Bin, HAN Chao, LIU Ge. Influence of particle pollu-

tion on oxidation stability of transformer oil[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(8): 2566-2573.

[5] ALINEZHAD K, HOSSEINI M, MOVAGARNEJAD K, et al. Experimental and modeling approach to study separation of water in crude oil emulsion under non-uniform electrical field[J]. Korean Journal of Chemical Engineering, 2010, 27(1): 198-205.

[6] 韩 超, 陈 彬, 刘 阁. 颗粒污染物对变压器油理化性能的影响[J]. 石油学报(石油加工), 2016, 32(6): 1156-1163.

HAN Chao, CHEN Bin, LIU Ge. Effect of Particulate contamination on physical and chemical properties of transformer oil[J]. Acta Petrolei Sinica(Petroleum Processing Section), 2016, 32(6): 1156-1163.

[7] SCATIGGIO F, TUMIATTI V, MAINA R, et al. Corrosive sulfur induced failures in oil - filled electrical power transformers and shunt reactors[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(3): 1240-1248.

[8] 申 巍, 范廷东, 曹 雯, 等. 油纸绝缘简单模型的剩余击穿电压预测[J]. 高电压技术, 2011, 37(4): 910-915.

SHEN Wei, FAN Tingdong, CAO Wen, et al. Residual breakdown voltage prediction of simple oil-paper insulation model[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(4): 910-915.

[9] 唐勇波, 彭 涛, 熊印国, 等. 相对变换主元分析的变压器油击穿电压预测[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7): 1640-1645.

TANG Yongbo, PENG Tao, XIONG Yinguo, et al. Breakdown voltage prediction method for transformer oil based on relative transformation principal component analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(7): 1640-1645.

[10] SHI H T, LIU J C, XUE P, et al. Improved relative-transformation principal component analysis based on mahalanobis distance and its application for fault detection[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(9): 1533-1542.

[11] 饶 锐, 程乐峰, 宋浩永, 等. 基于多频超声波技术的变压器油参数检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(22): 174-181.

RAO Rui, CHENG Lefeng, SONG Haoyong, et al. Research on detection method of transformer oil parameters based on multi-frequency ultrasound technique[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(22): 174-181.

- [12] YADAWA P K. Effect of temperature dependence ultrasonic velocities and attenuation of gap nanowires[J]. Journal of Theoretical & Applied Physics, 2016, 10(3): 1-7.
- [13] 张永发, 马凯, 胡长华. 超声波在原油中的吸收衰减[J]. 北京理工大学学报, 2005, 25(6): 517-521.
ZHANG Yongfa, MA Kai, HU Changhua. Ultrasonic absorption and attenuation in crude oil[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2005, 25(6): 517-521.
- [14] 赵涛. 气泡和纤维素颗粒对变压器油冲击击穿特性影响研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
ZHAO Tao. Research of the effect of bubbles and cellulose particles on impulse breakdown in transformer oil[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [15] WANG X, WANG Z D. Study of dielectric behavior of ester transformer liquids under ac voltage[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2013, 19(6): 1916-1925.
- [16] 赵涛, 律方成, 刘云鹏, 等. 纤维素颗粒物对变压器油冲击击穿特性影响的试验研究[J]. 电工技术学报, 2018, 33(7): 1626-1633.
ZHAO Tao, LYU Fangcheng, LIU Yunpeng, et al. Experimental study of cellulose particles effect on impulse breakdown in transformer oil[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(7): 1626-1633.
- [17] 陈涵. 基于灰狼算法的水轮机调速器参数优化[D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
CHEN Han. Optimization of hydro turbine governor based on grey wolf[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2016.
- [18] SHI H, YANG J, DING M, et al. A short-term wind power prediction method based on wavelet decomposition and BP neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(16): 44-48.
- [19] 汪先兵, 费树岷, 徐清扬, 等. BP神经网络PID控制的永磁真空开关储能电容恒流充电特性分析[J]. 电工技术学报, 2015, 30(10): 212-218.
WANG Xianbing, FEI Shumin, XU Qingyang, et al. Constant current charging characteristic analysis of storage capacitor based on BP neural network PID control for permanent magnet vacuum Switch[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(10): 212-218.
- [20] 李江浩. 基于改进神经网络的变压器故障诊断方法的研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
LI Jianghao. Research of transformer fault diagnosis based on improved neural network[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- 王旭(1993—), 男, 硕士研究生, 主要从事变压器油状态检测方面的研究工作(E-mail: wangxu9806@163.com)。
- 王昕(1972—), 男, 博士, 副教授, 主要从事变压器、干式电抗器、高压断路器、电力设备在线检测和监测等方面的研究(E-mail: wangxin26@sjtu.edu.cn)。