

基于超声技术的变压器油酸值检测研究

提出了一种用于变压器油酸值多频超声波检测的人工蜂群算法(ABC)优化反向传播神经网络(BPNN)的方法。通过多频超声波检测变压器油后得到的242维超声波数据作为BPNN的输入,基于指示剂法测定的变压器油酸值作为BPNN输出,并通过ABC算法寻求BPNN模型的最优参数,最终建立ABC-BPNN变压器油酸值预测模型。相比于BPNN标准模型,使用ABC-BPNN预测模型得到的酸值预测准确度更高,测量误差更小。

余鹏程 刘 喆 吴国卿/贵州电网有限责任公司电力科学研究院
彭培富/苏州华天国科电力有限公司 周 渠/西南大学工程技术学院

0 引言

变压器油作为设备的绝缘和冷却介质,是变压器安全运行的重要保证^[1]。油中酸值是评判运行中油浸式变压器油老化程度的首要指标^[2]。在氧气、水分、温度和振动冲击的条件下,运行中的变压器油会和变压器内部的金属导线以及金属组件产生不可逆的化学反应,产生酸性物质^[3-4]。随着变压器油使用时间的加长,变压器油酸性增强,绝缘水平降低,设备构件腐蚀愈发严重,缩短了变压器油的服役时间^[5]。因此,变压器油酸值检测势在必行。

酸值标准检测方法大致分为两类:指示剂法和电位滴定法。两者有较多的缺点,比如操作复杂,费时费事,存在安全隐患等。因此研究一种在线智能的变压器油酸值检测技术具有重要的意义。

本文提出一种基于ABC-BPNN的变

压器油酸值多频超声波检测方法。采用多频超声波检测技术,对不同运行状态的变压器油样进行检测得到的242维超声波数据。利用BPNN建立变压器油中酸值预测模型,引入人工蜂群算法(ABC)对BPNN进行参数寻优。建立了用于多频超声波检测变压器油酸值的ABC-BPNN模型,同时进行全面实验,来验证模型的实用效果。本文研究得到的基于ABC-BPNN的变压器油酸值多频超声波检测技术对确保变压器油的安全运行具有十分重要的意义。

1 变压器油中酸值测试

1.1 多频超声波检测变压器油酸值

超声波在液体中通过速度随其频率而变化。多频超声波检测变压器油技术的特点在于产生多种不同特定频率的超声波,将其汇聚在一个测量扫描频率,在极短的时间内检测所需测量的变压器油,超声波传感器接收到的超声波信号,传送至多频超声波控制单元。这些不同频率的超声波数据不仅“加载”有变压器油自身材质、结构及其物理化学性质等特征信息,还带有油中的其他物质的具体特征信息^[6-8]。

多频超声波变压器检测系统设计结构包括多频超声波传感器、超声波发射接收控制单元和数据分析软件。其原理结构图如图1所示。

基于多频超声波的变压器油酸值检测装置实物图如图2所示。

多频超声检测得到的信号为242维超



余鹏程/高级工程师

关键词/Keywords

超声技术·
人工神经网络·
变压器油·
酸值·
检测·

基于多频超声波和人工神经网络技术对变压器状态检测的高级应用项目(GZ2014-004)。

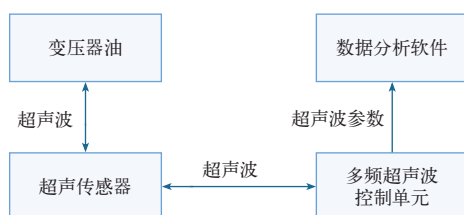


图1 多频超声波检测变压器油原理结构图

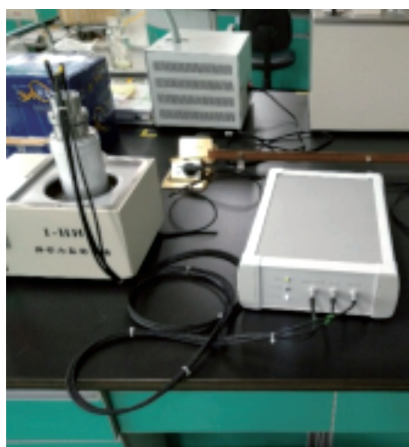


图2 多频超声波检测变压器油酸值装置实物图

声波信号，其中包括飞行时间、飞行速度以及 L_1 相、 L_2 相和 L_3 相超声波信号各80维。多频超声波可以产生20个不同主频以及20个不同偏移频率。其中 L_1 相多频超声波信号主频率分别为595.5 kHz、617.6 kHz、628.9 kHz、651.5 kHz、674.0 kHz、696.6 kHz、707.9 kHz、719.2 kHz、741.8 kHz、764.3 kHz、798.2 kHz、809.5 kHz、820.8 kHz、832.1 kHz、843.4 kHz、854.7 kHz、877.2 kHz、899.8 kHz、922.4 kHz和943.7 kHz， L_1 相多频超声波信号偏移频率分别为594.5 kHz、616.6 kHz、627.9 kHz、650.5 kHz、673.0 kHz、695.6 kHz、706.9 kHz、718.2 kHz、740.8 kHz、763.3 kHz、797.2 kHz、808.5 kHz、819.8 kHz、831.1 kHz、842.4 kHz、853.7 kHz、876.2 kHz、898.8 kHz、921.4 kHz和942.7 kHz。 L_2 相、 L_3 相超声波信号的主频率和偏移频率分布和 L_1 相相同。

1.2 指示剂法检测变压器油酸值

依照GB 264—1983国家标准规定的碱性蓝6B酸值滴定法对变压器油样酸值进行测量。滴定原理主要是以酸碱质子学说为基础，根据中和滴定

的原理在非水介质中进行。测定酸值时主要反应如下，即



首先，用一只清洁无水的锥形瓶取变压器油样品9 g（准至0.2 g），在另一只干燥洁净的锥形瓶中加入50 mL 95%的乙醇，装上冷凝管，煮沸5 min，除去溶解其中的 CO_2 。然后在煮沸过的乙醇中加入0.5 mL碱性蓝6B溶液，趁热用0.05 N氢氧化钾中和乙醇溶液，直至溶液浅红色为止。将中和过的乙醇注入装有变压器油样品的锥形烧杯中，并装上回流冷凝管。将溶液煮沸5 min并不断摇动锥形瓶。最后在煮沸过的混合溶液中，加入0.5 mL碱性蓝6B溶液，趁热用0.05 N氢氧化钾中和乙醇溶液，直到乙醇层变成浅红色为止。

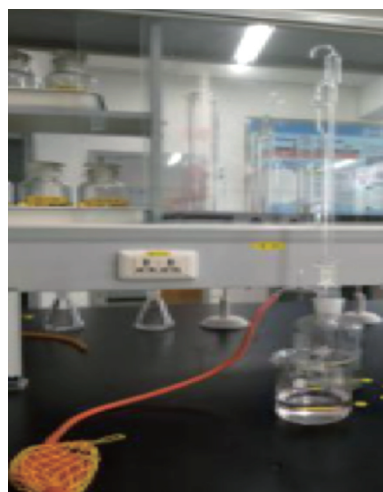


图3 指示剂法检测变压器油酸值

变压器油酸值 X 按式（3）、式（4）式计算，即

$$X = \frac{VT}{G} \quad (3)$$

$$T = 56.1N \quad (4)$$

式中， V 为检测过程消耗的氢氧化钾溶液体积，mL； G 为变压器油的重量，g； T 为氢氧化钾乙醇溶液的滴定度，mg/mL；56.1为氢氧化钾的克当量； N 为氢氧化钾乙醇溶液的当量浓度，N。

取重复测定的两个结果的算术平均值，作为变压器油的酸值。

2 基于ABC-BPNN的变压器油密度预测

2.1 反向传播神经网络BPNN

随着人类对新技术的不断探索,人工智能学习的方法日渐成熟。反向传播神经网络BPNN是一种按误差逆向传播多层前馈型神经网络,是一种有效的分类和识别工具^[9]。BPNN神经网络由输入层、隐层和输出层组成。BPNN的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和不断减小。由输入层接收样本,通过隐含层和输出层整理计算后,由输出层神经元输出计算后的预测值,若预测值与期望值之间的误差过大,未达到准确度要求,则将该误差由输出层进行反向传播,调整网络的权值和阈值,逐步减小输出层输出值和期望值之间的误差,直到满足所要求准确度。BPNN算法有如下步骤。

1) 计算网络的实际输出 O_p 和设置好的相应目标输出向量 Y_p 的差值。

2) 根据计算得出的误差值来调整权值大小。在计算过程中有精度控制的要求,准确度按(5)式计算,取

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_{pj} - O_{pj})^2 \quad (5)$$

3) 设置 E 为BPNN的第 p 个样本的误差准确度,整个训练样本集的误差准确度定义为

$$E = \sum E_p \quad (6)$$

BPNN适合解决非线性、模糊的信号问题,容易构建模型,具有很强的适应性。根据多频超声波242维数据序列的非线性的特点,使用BPNN可以很好地处理这个问题。但BPNN在进行预测时存在泛化能力弱的缺点,易陷入局部最优解^[10]。因此,选用合适的优化方案对BPNN神经网络进行优化,找到网络权值、阈值最优组合,对本文的研究有举足轻重的意义。

2.2 人工蜂群(ABC)算法

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABCA)是Karaboga提出的一种群集

仿生智能随机优化算法^[11]。蜂群里引领蜂、侦查蜂和跟随蜂负责采蜜。它们用其所长,各司其事,又彼此协作,通过对蜜源的搜寻、分享和采集完成整个采蜜过程。ABC算法根据蜂群采蜜过程找到最优解^[12]。引领蜂搜索新蜜源(新解),跟随蜂标记新蜜源,并对新蜜源的花蜜量(适应度)进行计算,在设定的进化代数之内,如当前的适应度大于之前的适应度,保存新蜜源放弃原始蜜源;反之,继续寻找直到找到花蜜量最多的新蜜源。侦查蜂根据保存的信息,找到蜜源(解)的位置,确认蜜源的花蜜量。如果候选蜜源适应度比之前保存的旧蜜源适应度高,那么停止搜索蜜源,用新解覆盖之前保存的旧解,此解为最优解^[13]。ABC算法与GA、FOA等人工智能学习算法相比,其优势在于参数设置少,能避免过度依赖样品参数数据的问题,每次迭代都进行全局和局部搜索,避免陷入局部最优解。

D 维解空间随机产生 S 个初始解(蜜源) $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, S 为蜜源数目,求解蜜源的适应度值(花蜜量),跟随蜂按式(7)计算适应度值, D 为需优化参数数目。

$$\text{fit}_i = \frac{1}{f_i} + 1 \quad (7)$$

式中, f_i 为预测值与真实值的均方根误差。

跟随蜂按式(8)计算选择蜜源概率 p_i ,并选轮盘赌方式标记蜜源(解)。

$$p_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{n=1}^N \text{fit}_n} \quad (8)$$

式中, fit_i 为第 i 个解的适应度。

按式(9)搜索新蜜源(新解),标记蜜源,比较两者的适应度(蜜源量),适应度大者优,选取最优的蜜源覆盖当前循环的初始标记蜜源,即

$$y_{ij} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (9)$$

式中, y_{ij} 为新解位置; x_{ij} 为第 i 个解的位置; x_{kj} 为随机选择第 k 个解的位置($k \neq i$); r_{ij} 为[1,1]之间的随机数。

2.3 基于ABC-BPNN的变压器油酸值预测模型

将242维超声波数据输入BPNN，同时利用ABC算法对BPNN迭代最优的权值、阈值，从而提高BPNN的识别性能，并将指示剂法测定的变压器油酸值作为模型输出，训练后的BPNN根据输入的特征量得出预测酸值。ABC-BPNN算法具体步骤如下。

- 1) 训练集中的样本进行归一化。
- 2) 将BPNN的预测率设置为ABC的适应度值（蜂蜜量）。
- 3) 将BPNN中的需优化参数（权值、阈值）设置于为ABC的蜜源（解）位置。
- 4) 初始化ABC中的主要参数（蜂群规模、采蜂数量、最大搜索次数和最大进化代数），限定蜜源（解）的搜索空间，并确定ABC算法的终止条件。
- 5) 运行ABC算法，按式（10）更新蜜源，直到满足终止条件。
- 6) 如果不符合终止条件，就返回步骤4）。
- 7) 输出ABC全局最优值作为BPNN的权值、阈值。

利用ABC算法优化BPNN具体过程如图4所示。

3 实例验证

以中国南方电网有限责任公司电力试验研究所提供的410组变压器油样为数据样本，其中400组作为训练集，10组作为预测集。采用BPNN标准模型和ABC-BPNN模型对油样同时进行酸值预测分析，以242维多频超声波数据为样本输入为BPNN标准模型和ABC-BPNN预测模型，以指示法检测变压器油样酸值作为BPNN标准模型和ABC-BPNN的目标输出，训练并验证该模型的有效性。变压器油中酸值预测值如下表所示。

表 变压器油中酸值回归预测值

编号	实际测试值	BPNN预测值	ABC-BPNN预测值
1	0.024	0.028	0.027
2	0.035	0.030	0.034
3	0.027	0.023	0.024

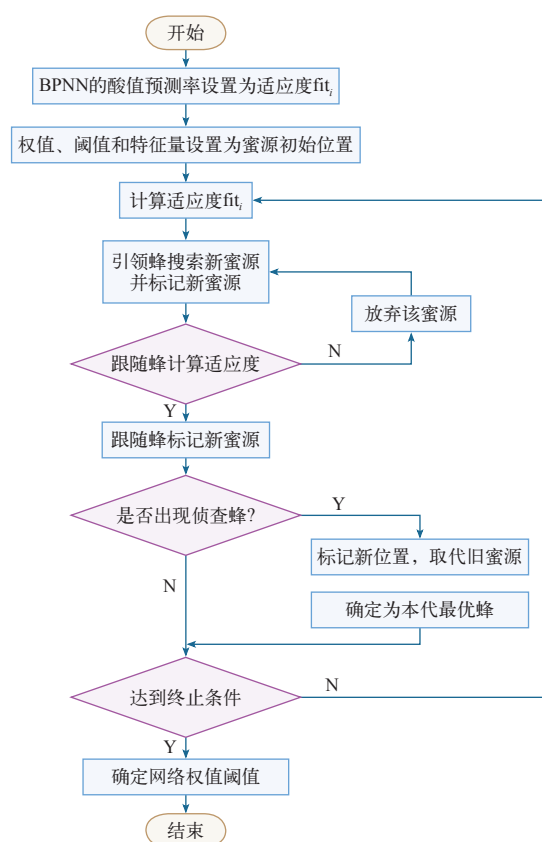


图4 ABC算法优化BPNN流程图

(续)

编号	实际测试值	BPNN预测值	ABC-BPNN预测值
4	0.048	0.044	0.045
5	0.035	0.040	0.030
6	0.014	0.012	0.017
7	0.025	0.022	0.023
8	0.032	0.031	0.034
9	0.010	0.013	0.012
10	0.028	0.026	0.027

由上表可知，采用ABC-BPNN模型预测的变压器油中酸值比BPNN预测结果更接近于基于指示剂法测得的变压器油样酸值，识别误差更小。

4 结束语

研究了一种基于ABC-BPNN的变压器油多频超声波酸值检测方法。以242维多频超声波测试数据为输入，经指示剂法测定的油中酸值为输出，利用BPNN建立变压器油中酸值预测模型，同时引入ABC算法优化BPNN模型。研究表明，利用ABC算法优化BPNN模型后的变压器油酸值识别结果与

真实值拟合程度更高、误差更小, 研究结果为基于多频超声波检测技术的变压器绝缘油酸值定量识别奠定了基础。

参考文献

- [1] 王晓剑, 吴广宁, 李先浪, 等. 酸值对变压器油纸绝缘系统回复电压参数影响规律研究 [J]. 电力自动化设备, 2013 (12): 138-144.
- [2] 张恩奎. 油品酸值升高的原因及预防措施 [C]. 全国电网变压器油技术研讨会, 2004.
- [3] 窦鹏, 杨道武, 李景禄, 等. 变压器油的酸值与介质损耗因数相关性研究 [J]. 变压器, 2008, 45 (7): 47-50.
- [4] 王文昌. 变压器油界面张力与酸值的关系 [J]. 变压器, 1996, 33 (5): 8-11
- [5] 廖瑞金, 桑福敏, 刘刚, 等. 变压器不同油纸绝缘组合加速老化时油中水分和酸值含量研究 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30 (4): 125-131.
- [6] 尹玲. 棒材的超声波检测方案 [J]. 重庆职业技术学院学报, 2006 (6): 140-141.
- [7] 饶锐, 程乐峰, 宋浩永, 等. 基于多频超声波原

理的变压器故障检测方法探究 [J]. 新型工业化, 2015 (7): 57-63.

- [8] 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.
- [9] 朱志洁, 张宏伟, 韩军, 等. 基于PCA-BP神经网络的煤与瓦斯突出预测研究 [J]. 中国安全科学学报, 2013, 23 (4): 45.
- [10] 丁明, 王磊, 毕锐. 基于改进BP神经网络的光伏发电系统输出功率短期预测模型 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40 (11): 93-99.
- [11] 米肖肖, 李宜萱, 程军蕊, 等. 基于ABC算法改进AEA算法的研究及其应用 [J]. 控制工程, 2014, 21 (6): 858-862.
- [12] 杨景明, 王春鹏, 车海军, 等. 基于改进ABC算法的铝热连轧规程优化设计 [J]. 塑性工程学报, 2013, 20 (5): 91-96.
- [13] 赵越茹, 婷婷, 袁越. 人工蜂群算法及应用新探 [J]. 吉林建筑工程学院学报, 2014, 31 (1): 85-87.

(收稿日期: 2017-07-15) **EA**

(上接第45页)

- [4] Martin K E. Synchrophasor standards and guides for the smart grid [C]. Power and Energy Society General Meeting, IEEE, 2013: 1-5.
- [5] Martin K E, Brunello G, Adamiak M G, et al. An overview of the IEEE standard C37.118.2—synchrophasor data transfer for power systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5 (4): 1980-1984.
- [6] Martin K E. Synchrophasor measurements under the IEEE standard C37.118.1—2011 with amendment C37.118.1a [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30 (3): 1514-1522.
- [7] Khan R, McLaughlin K, Lavery D, et al. Analysis of IEEE C37.118 and IEC 61850—90—5 synchrophasor communication frameworks [C]. IEEE Power and Energy Society General Meeting,

IEEE, 2016: 1-5.

- [8] IEEE Standard 1344—1995 (R2001) IEEE standard for synchrophasors for power systems [S].
- [9] IEEE Standard C37.118—2005 IEEE standard for synchrophasors for power systems [S].
- [10] IEEE Standard C37.118—2011.1 IEEE standard or synchrophasors measurements for power systems [S].
- [11] IEEE Standard C37.118—2011.2 IEEE standard for synchrophasors data transfer for power system [S].
- [12] IEEE Guide C37.242—2013 IEEE guide for synchronization, calibration, testing, and installation of phasor measurement units (PMU) for power system protection and control [S].
- [13] IEEE Guide C37.244—2013 IEEE guide for phasor data concentrator requirements for power system protection, control and monitoring [S].

(收稿日期: 2017-07-20) **EA**