

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.05.006

基于 GA-BPNN 的多频超声波变压器油密度检测研究

赵耀洪¹, 杨壮², 钱艺华¹, 李丽¹, 彭磊¹, 周渠²

(1. 广东电网有限责任公司电力科学研究院, 广东 广州 510080;

2. 西南大学工程技术学院, 重庆 400715)

摘要:变压器油是电力变压器中的主要绝缘物质之一,油的密度指标与变压器的安全运行息息相关。文中基于多频超声波、遗传算法-反向传播神经网络(GA-BPNN)的原理,对变压器油密度进行了预测研究。以电网公司110组变压器油为例,其中100组为训练集,10组为预测集。建立了基于BPNN的变压器油密度预测模型,并将242维多频超声数据作为输入,密度作为输出。通过试验法确定了BPNN的隐层神经元个数,由此建立非线性映射关系,并用遗传算法优化BPNN的各层连接权值及阈值。结果表明,与传统的标准BPNN模型相比,GA-BPNN模型的变压器油密度值与实际值拟合度更高,误差更小。研究结果为检测变压器油的其他参数提供了可靠的依据。

关键词:多频超声波;神经网络;变压器油;密度;预测

中图分类号:TM93

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)05-0037-05

0 引言

变压器油是良好的液体绝缘介质^[1-3],广泛应用于电网电力变压器中,其性能指标影响电力设备的安全稳定运行^[4-6]。其中,变压器油的密度在油品验收过程中是一项重要指标,因为变压器油的密度过大会增大产生浮冰的概率。浮冰融化所产生的液态水,将显著地降低绝缘油的击穿电压,并且电极区域存在潜在的放电风险。另外,随着变压器油的长期服役,老化产物的增加或者材料相容性问题,变压器油密度会发生变化。GB 2536—2011规定,变压器所用石油其密度在20℃下不得超过895 kg/m³。因此,变压器油的密度也可以作为一个重要的状态参数来判断和评价运行电力变压器的健康状况。

目前国内外在变压器油密度方面的研究主要集中在密度与变压器油品质的相关性研究^[7-8]。文献[7]研究了变压器油在击穿前的密度与击穿前电流的关系;文献[8]研究了溶解衰变的相对含量与变压器油的DGA、IFT和密度的关系;文献[9-10]分别将图像分析和光谱技术应用于变压器油品质参数检测。但目前国内主要采用GB/T 1884—2000、GB/T 1885—1998和SH/T 0604—2000等中的方法进行变压器油密度检测,操作原理简单,但基本在实验室进行。随着国家智能电网的战略部署,研究一种便捷智能的在线变压器油密度检测技

术对变压器油的状态评估有重要意义。

超声波测量技术作为无损测量技术得到越来越广泛的应用,例如故障定位^[11-12]、人体组织情况检查^[13]、食品质量测量^[14]和液体密度^[15-18]等。在液体密度测量方面,由于超声波在介质中只以纵波的方式进行传播^[13],传播速率的平方和密度的乘积等于液体的绝热压缩系数的倒数。利用该关系进行变压器油的密度测试,还需要知道变压器油的绝热压缩系数。而这通常难以实现,因为变压器油是非常复杂的混合物。

为克服不同变压器油绝热压缩系数难以测量的困难,文中将研究一种基于遗传算法-反向传播神经网络(genetic algorithms-back propagation neural network, GA-BPNN)的变压器油密度多频超声波检测方法,该方法模型检测准确率高,并且便于在应用中持续优化。

1 多频超声波检测技术

超声波在液体中的通过速度会受其频率影响,多频超声光谱(multi-frequency ultrasound, MFUS)通过为流体实时提供一束超声参数,得到声学频谱。多频超声波检测技术利用以上2点,将几百个超声参数聚集在一个测量扫描频率,并且在1s内进行数以百计的扫描。该超声参数带有关于变压器油中不同物质的具体特点的信息^[19-20]。对以上特点信息定量分析,可得到变压器油密度参数值。

如图1所示,在测量时,上位机软件会发出一控制指令促使多频超声波控制单元激励多频超声波传感器发出超声波信号至变压器油中,经油样反射

收稿日期:2019-03-07;修回日期:2019-04-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51507129);中国南方电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20162065)

回的超声波信号经由传感器和控制单元发送回上位机软件,经过人工智能算法的分析最终建立油样与超声波数据的特征关系。

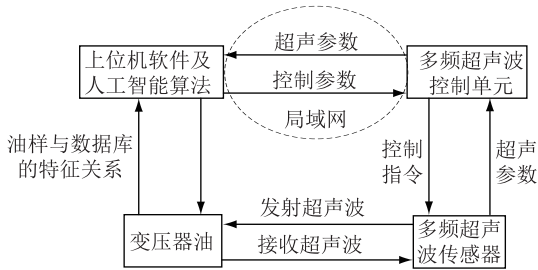


图1 多频超声波检测系统结构

Fig.1 Multi-frequency detection system diagram

多频超声波变压器检测系统设计结构包括:超声波发射接收控制单元、多频超声波传感器和数据分析软件。在多频超声波控制单元内设有发射单元和接收单元,其中主要包括2个超声传感器 T_1 和 T_2 。在检测时, T_1 发出一组超声波信号,该信号通过测量室中的油样会分成两部分,一部分反射回 T_1 ,另一部分继续传输至 T_2 。检测装置对反射回 T_1 的那部分超声波进行对应的振幅和相位的检测,所得参数记为 L_1 。在油样中传输的部分信号达到 T_2 后,装置对其进行对应的振幅和相位测量,将所得参数定义为 L_3 。到达 T_2 的部分超声波信号会再次被反射回来,并通过测量室中的油样再次到达 T_1 ,装置对其进行对应的振幅和相位测量,所得参数定义为 L_2 。最后将检测变压器油后的超声信号由局域网传输至上位机软件。在上位机中,通过分析软件可从超声波信号中得到242维超声波特征参量,特征参量包括飞行时间、飞行速度以及 L_1, L_2, L_3 各自20个主频频率及20个偏移频率所对应的幅度和相位。

一般2种液体混合在一起,混合液体声速的变化与成分已不是简单的线性关系。另一方面,在液体的测量中,声速与温度的变化关系较复杂,所以在测试过程中需要保持恒温或者使用温度补偿。

2 基于GA-BPNN的变压器油密度预测

2.1 BPNN

BPNN是一种典型的前馈型网络,通过网络结构正向传播的方法,使用训练函数反向修正网络权重矩阵和阈值^[21],训练BPNN完成样本预测模型的结构,然后使用建立的模型完成被测样本的预测。式(1)为BPNN的运算公式。

$$f(X) = W^T \cdot X + b \quad (1)$$

式中: X 为输入矩阵; W 为权重矩阵; b 为阈值。

BPNN具有良好的非线性拟合性,当隐层的神经元足够多时,3层的BPNN可以完成任意的 N 维(输入层)到 M 维(输出层)的映射。因此文中选择3层的BPNN,网络结构如图2所示,

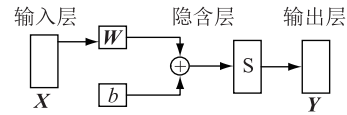


图2 BP网络结构

Fig.2 Structure chart of BP network training

2.2 遗传算法

遗传算法是一种具有较强全局优化能力的智能优化算法。算法的核心思想是通过模拟的生物遗传进化过程来找出满足某些既定性质的最优解^[22]。首先定义染色体,每个染色体代表一个悬而未决的问题的可行解,并使用适应度函数来判断是否有一个个体在当前的群体中能满足染色体的特定属性,如果能满足要求,则是最佳的解决方案,或者通过“交叉”和“变异”的操作,使当前的染色体种群进化为新的染色体种群,直到某一代种群的算法出现满足特定终止的个体的本质^[23-24]。

2.3 GA-BPNN 变压器油密度预测模型

预测模型的工作原理是将变压器油密度预测问题抽象为超声波数据与变压器油密度的非线性预测问题,利用GA-BPNN的非线性拟合特点,最后构造预测模型来解决回归问题。由于网络的权重矩阵和阈值作为训练参数将直接影响BPNN最终预测精度,因此,为了提高预测精度BPNN,需要使用遗传算法在全局范围内搜索最优的权重矩阵和阈值。预测模型由显示模块、GA-BPNN模块和数据库模块3个模块组成,其结构如图3所示。

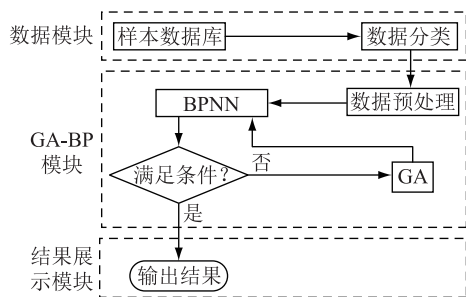


图3 预测模型结构

Fig.3 The forecast model module chart

3 实例验证

由采集的110组变压器油作为数据样本。首先采用传统的密度检测方法和多频超声设备对油样进行检测。其中随机选择100组样本作为训练集,

其余的为预测集。以 242 维多频超声波数据作为输入,由传统的离线测试仪器所测得密度值作为输出。

在 Matlab(2014a) 仿真编译环境下建立模型,并通过全调节隐含层神经元的个数对网络模型进行训练。由于初始建模时并不知道最佳的隐含层节点数,所以根据经验公式大概确定隐含层节点数范围:

$$n < \log_2 l \quad (2)$$

式中: l 为输入层节点数,因此文中所确定的节点数范围为 $n=2\sim 17$ 。分别用隐层神经元个数为 $2\sim 17$ 的 BPNN 进行回检诊断,得到各 BPNN 的均方差如图 4 所示。

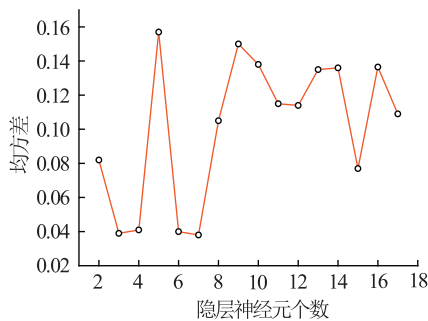


图 4 回检诊断均方差

Fig.4 The MSE of BP neural network recheck

由图 4 可知,最佳隐层神经元个数为 7。文中所构建的变压器油密度预测模型拓扑结构为 242-7-1,即神经网络为三层结构,其中隐含层神经元为 7,输入和输出神经元分别为 242 和 1。其训练的均方差变化情况如图 5 所示,从图中可以看到,均方差随着训练次数的增加而逐渐减小,当训练次数为 10 次的时候,均方差已基本达到稳定值。

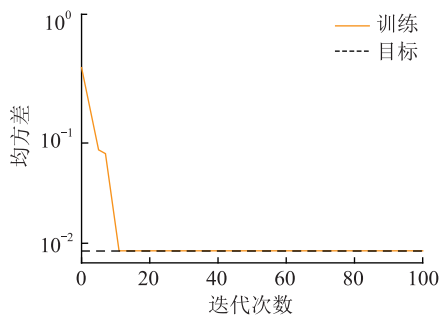


图 5 GA-BPNN 训练均方差

Fig.5 The MSE of GA-BPNN training

为了提高预测精度,采用遗传算法优化的 BPNN,从而更精确地预测输出。遗传算法评价一个解的好坏取决于该解的适应度值。文中模型适应度值如图 6 所示,最优适应度值为 10.2。

遗传算法优化得到 BPNN 的最优初始权值和阈值,把最优初始值赋给神经网络,用训练样本训

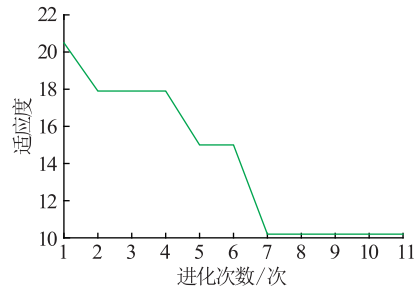


图 6 遗传算法适应度曲线

Fig.6 The curve of the fitness value of the optimal individual

练预测模型,可得到该模型的回归拟合系数如图 7 所示。由图可知,该模型的相关系数 $R=0.982\ 51$,表明该模型的预测精度较高。为了突出 GA-BPNN 的优越性,同时还建立了传统的 BPNN 模型对数据样本进行分析。其预测结果如表 1 所示。

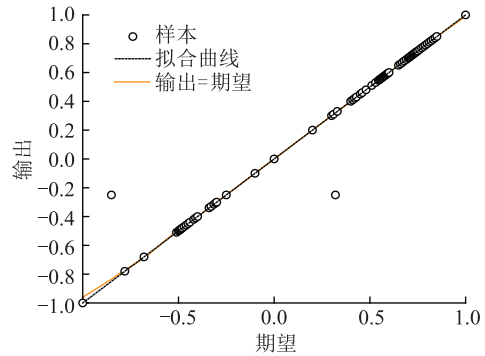


图 7 GA-BPNN 回归拟合曲线

Fig.7 The regression fitting curve of GA-BPNN

表 1 变压器油密度预测值

Table 1 Prediction data of density value of transformer oil $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$

样本序号	离线值	BPNN 预测值	GA-BPNN 预测值
1	866.3	820.1	844.3
2	879.1	815.7	857.9
3	845.7	890.4	875.9
4	848.9	798.3	866.5
5	888.3	821.9	851.1
6	839.6	882.6	805.3
7	859.8	796.8	829.1
8	881.3	832.6	850.9
9	884.3	823.7	868.7
10	878.4	811.4	854.9

为了更好地反映预测值误差的实际情况,引入平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE),比较 GA-BPNN 模型和 BPNN 模型的预测效果。提出的 GA-BPNN 模型的预测精度高过 90%,对应的平均误差 MAPE 为 3.21%。

4 结论

文中研究了基于 GA-BPNN 算法的变压器油密度多频超声波检测模型,由采集的 110 组变压器油作为数据样本,其中随机选择 100 组样本作为训练集,其余的为预测集。将多频超声波数据作为训练网络输入,相对应的变压器油密度值作为训练网络输出,同时利用遗传算法寻求网络的连接权值和阈值;利用改变隐层神经元个数的方法,进行全面实验,优化 BPNN,确立最优的网络参数,建立了用于多频超声波检测变压器油密度的 BPNN 模型,具体结论如下:

(1) 以 100 组训练集油样建立基于 GA-BPNN 的多频超声波检测变压器油密度预测模型,该模型拓扑结构为 242-7-1。以 10 组预测集油样检验了该模型的有效性,实验结果表明,该模型的预测准确率高于 90%,数据量满足建模需要。

(2) 与传统的标准 BPNN 模型相比,采用 GA-BPNN 模型的拟合程度更高,误差较小。

(3) 文中提出的基于 GA-BPNN 的多频超声波检测变压器油密度是一种可行的方法,为在线检测变压器油密度和其他具有多频超声技术的绝缘参数奠定了坚实的基础。

参考文献:

- [1] 尚勇, 闫春江, 严璋, 等. 基于信息融合的大型油浸电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 115-118.
SHANG Yong, YAN Chunjing, YAN Zhang, et al. Synthetic insulation fault diagnostic model of oil-immersed power transformers utilizing information fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 115-118.
- [2] 朱文, 赵晓凤. 油液金属颗粒对 500 kV 变压器出线装置电场的影响[J]. 广东电力, 2018, 31(7): 112-118.
ZHU Wen, ZHAO Xiaofeng. Influence of oil metallic particles on electric field of 500 kV transformer outlet device[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(7): 112-118.
- [3] 张文峰, 李英, 周丹, 等. 变压器绝缘击穿试验的油色谱分析[J]. 广东电力, 2018, 31(8): 69-74.
ZHANG Wenfeng, LI Ying, ZHOU Dan, et al. Oil chromatography analysis for transformer insulation breakdown[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(8): 69-74.
- [4] 李德波, 钟俊, 郝庆凯, 等. 油浸式电力变压器短路状态下油流涌动特性的多物理场数值模拟[J]. 广东电力, 2017, 30(4): 74-79, 114.
LI Debo, ZHONG Jun, HAO Qingkai, et al. Multi-physics field numerical simulation on oil flow surge characteristic of the oil-immersed transformer under short-circuit state[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(4): 74-79, 114.

- [5] 郑一鸣, 何文林, 孙翔, 等. 基于油色谱超立方映射的电力变压器缺陷援例诊断模型[J]. 电力工程技术, 2017, 36(4): 48-53.
ZHENG Yiming, HE Wenlin, SUN Xiang, et al. Case based power transformer defects diagnose model using hypercube mapping of oil chromatography [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(4): 48-53.
- [6] 石鑫, 朱永利. 深度学习神经网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 电力建设, 2015, 36(12): 116-122.
SHI Xin, ZHU Yongli. Application of deep learning neural network in fault diagnosis of power transformer[J]. Electric Power Construction, 2015, 36(12): 116-122.
- [7] ISHIKAWA M, YAMASHITA H, AMANO H. Pre-breakdown density change and pre-breakdown current in transformer oil [J]. Electrical Engineering in Japan, 2010, 102(6): 9-17.
- [8] MEHTAA K, SHARMA R N, CHAUHAN S, et al. Relative contents of dissolved decay and correlation with DGA, IFT and density of transformer oil [C] // International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies. IEEE, 2013: 289-293.
- [9] GODINHO M S, OLIVEIRA A E, SENA M M. Determination of inter-facial tension of insulating oils by using image analysis and multi-way calibration[J]. Microchemical Journal, 2010, 96(1): 42-45.
- [10] BAKAR N A, ABU-SIADA A. A novel method of measuring transformer oil interfacial tension using UV-Vis spectroscopy [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2016, 32(1): 7-13.
- [11] 郝艳捧, 王国利, 谢恒堃, 等. 基于局部放电和超声波法研究大电机定子绝缘的老化特性[J]. 电工技术学报, 2002, 17(2): 1-6.
HAO Yanpeng, WANG Guoli, XIE Hengkun, et al. Study on aging characteristics of generator stator insulation based on partial discharge and ultrasonic wave method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2002, 17(2): 1-6.
- [12] 陆云才, 胡汉巧, 蔚超, 等. 基于超声波法的变压器重症监护系统研制及应用[J]. 电力工程技术, 2017, 36(2): 94-98.
LU Yuncai, HU Hanqiao, WEI Chao, et al. Development and application of transformer intensive care system based on ultrasonic method [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(2): 94-98.
- [13] 冯若. 超声手册[M]. 南京: 南京大学出版社, 1999.
FENG Ruo. Ultrasonics handbood[M]. Nanjing: Nanjing University Press, 1999.
- [14] 孙选. 牛奶质量超声检测基础理论与实验研究[D]. 天津: 天津大学, 2009.
SUN Xuan. Basic theory and experimental study of milk quality ultrasonic testing [D]. Tianjin: Tianjin University, 2009.
- [15] 姚明林, 陈先中. 基于 FPGA 的超声波液体密度传感器[J]. 微计算机信息, 2007, 23(16): 177-178.
YAO Minglin, CHEN Xianzhong. Ultrasonic liquid density sensor based on FPGA [J]. Control & Automation, 2007, 23

- (16):177-178.
- [16] 杨璇, 苏明旭, 蔡小舒, 等. 超声波多次回波反射法测量乙醇溶液密度研究[J]. 传感技术学报, 2011, 24(7): 937-940.
YANG Xuan, SU Mingxu, CAI Xiaoshu, et al. Measurement of the density of the ethanol solutions using multiple reflections of ultrasonic waves[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2011, 24(7):937-940.
- [17] 姚明林, 陈先中, 张争. 超声波液体密度传感器[J]. 传感技术, 2005, 24(5):57-60.
YAO Minglin, CHEN Xianzhong, ZHANG Zheng. Ultrasonic liquid density sensor[J]. Journal of Transducer Technology, 2005, 24(5):57-60.
- [18] 师青梅, 皮伟, 左晶, 等. 应用超声光栅测量变压器油中超声波速度[J]. 物理与工程, 2011, 21(5):28-30.
SHI Qingmei, PI Wei, ZUO Jing, et al. The measurement of ultrasonic velocity in transformer oil with ultrasonic grating[J]. Physics and Engineering, 2011, 21(5):28-30.
- [19] 肖迁, 李文华, 李志刚, 等. 基于改进的小波-BP 神经网络的风速和风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(15):80-86.
XIAO Qian, LI Wenhua, LI Zhigang, et al. Wind speed and power prediction based on improved wavelet-BP neural network [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(15): 80-86.
- [20] 王元章, 李智华, 吴春华, 等. 基于 BP 神经网络的光伏组件在线故障诊断[J]. 电网技术, 2013, 37(8):2094-2100.
WANG Yuanzhang, LI Zhihua, WU Chunhua, et al. A survey of online fault diagnosis for pv module based on BP neural network [J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2094-2100.
- [21] YANG R, DUAN Z, YI L U, et al. Load reduction test method of similarity theory and BP neural networks of large cranes[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(1): 145-151.
- [22] HOSEINIAN FS, ABDOLLAHZADEH A, REZAI B. Semi-autogenous mill power prediction by a hybrid neural genetic algorithm[J]. Journal of Central South University, 2018, 25(1): 151-158.
- [23] MARTOWIBOWO S Y, KASWADI A. Optimization and simulation of plastic injection process using genetic algorithm and moldflow [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(2):398-406.
- [24] FENG Kai, LU Jiangang, CHEN Jinshui. Nonlinear model predictive control based on support vector machine and genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2015 (12):2048-2052.

作者简介:



赵耀洪

赵耀洪(1986),男,博士,高级工程师,从事高电压与绝缘,电力设备在线监测及故障诊断相关工作(E-mail:kennyao@126.com);

杨壮(1994),男,硕士在读,研究方向为电气设备绝缘在线智能监测及故障诊断;

钱艺华(1975),女,硕士,教授级高级工程师,从事绝缘材料,电力设备故障诊断等方面相关工作。

Transformer oil density based on GA-BPNN method and multi-frequency ultrasound

ZHAO Yaohong¹, YANG Zhuang², QIAN Yihua¹, LI Li¹, PENG Lei¹, ZHOU Qu²

(1. Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid Corporation, Guangzhou 510080, China;

2. College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: Transformer oil is one of the main insulating material in power transformers. The density index of oil is closely related to the safe operation of transformers. On the basis of the principle of multi-frequency ultrasound, genetic algorithm GA and back propagation neural network BPNN, a prediction study of density of transformer oil is proposed. Taking 110 sets of transformer oil belonged to China southern power grid as an example, 100 of which are training sets and 10 are forecast sets, a prediction model of density of transformer oil is established based on BPNN, with the 242 dimensional multi-frequency ultrasonic data of oil sample as the input and density as the output, through the experimental method to determine the BP neural network hidden layer neurons number, the nonlinear mapping relationship, and use genetic algorithm GA to optimize the BP neural network connection weights and threshold of every layer. By adjusting the number of hidden layer neurons, the network is trained. Moreover, the genetic algorithm GA is introduced to optimize the network parameters. All results show that compared with the traditional standard BPNN model, the output value of density of transformer oil with the GA-BPNN model is much close to the real value with small errors, which lays a solid foundation to test transformer oil other parameters with tell multi-frequency ultrasonic technology.

Keywords: multi-frequency ultrasound; neural network; transformer oil; density; prediction

(编辑 方晶)