

基于MFU和FOA-BPNN的 变压器油密度检测

研究一种基于多频超声（MFU）技术和果蝇优化BP神经网络（FOA-BPNN）的变压器油密度检测方法，将基于超声波原理测得的变压器油多频超声数据作为BP神经网络输入，密度计滴定法测定的变压器油密度作为输出，训练BP神经网络建立多频超声数据与变压器油密度的映射关系，同时为避免传统BP神经网络进行预测存在泛化能力弱，易陷入局部最优解的缺点，提出运用果蝇优化算法FOA对BP神经网络的拓扑结构、权值和阈值进行寻优，使用寻优结果建立基于FOA-BPNN的变压器油多频超声波图谱与油密度的映射关系模型。实例验证结果表明，相比于传统的BPNN模型，使用FOA对BPNN进行寻优后的模型的识别准确度更高，测量误差更小，将该模型用于基于多频超声波检测技术的变压器油密度识别是可行的。

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
郭翔翔/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

目前，国内主要使用国家标准GB/T 1884—2000《原油和液体石油产品密度实验室测定法（密度计法）》对变压器绝缘油进行密度测量，该检测方法虽然操作原理简单，但只是抽取样本后在实验室条件下测量，难以反映变压器油在变压器运行过程中的状态，同时存在测量读数不准确、试样易污染等各种问题。因此研究一种快速、方便且准确的变压器油密度检测技术对变压器的安全运行具有十分重要的现实意义^[1-3]。

本文研究一种基于FOA-BPNN的变压器油密度多频超声波检测方法，用不同类型、不同运行状态变压器中的变压器油样作为训练集，通过密度计法测定其油密度，同时通过多频超声波对油样

本进行扫描，获得样本的超声波参数。以多频超声波参数作为输入，对应油密度的测定结果作为输出，利用BP神经网络（BPNN）建立变压器油密度预测模型，同时引入果蝇优化算法（FOA）对BPNN的拓扑结构、权值和阈值进行寻优，建立基于果蝇算法优化BP神经网络的变压器油密度预测模型。经试验验证后可得，该预测模型预测准确度高，测量误差较小，为基于多频超声波技术的变压器油密度在线监测装置的研制和开发奠定基础。

1 油密度测试

1.1 变压器油密度多频超声波检测技术

超声波是一种无损检测技术。在弹性介质中，超过波源激发的纵波频率大于2 000 Hz为超声波。由于超声波可以穿透大多数材料，可以用来做探测材料内部及表面的缺陷，也可用在测量厚度等其他用途。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，在极短的时间内扫描所需测量的变压器油^[4]。超声波在扫描飞行过程中便在分子级别携带了变压器油的内部特征^[5]，将扫描后获得的超声波参数输送到基于人工智能算法的数据分析软件，即可得到变压器油密度。

多频超声波变压器检测系统原理结构图如图1所示，其结构主要由多频超声波传感器、超声波发射接收控制单元和数据分析软件组成。



余鹏程/高级工程师

关键词/Keywords

多频超声波 ·
FOA ·
BPNN ·
变压器油 ·
油密度 ·

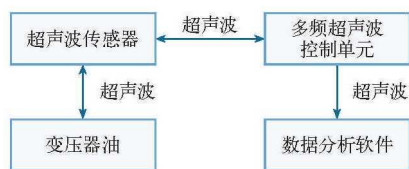


图1 多频超声波变压器检测系统结构图

基于多频超声波的变压器油密度检测装置实物图如图2所示。



图2 多频超声波检测变压器油密度装置实物图

运用多频超声波发生装置产生20组不同主频率和20组不同偏移频率的超声波，将此40组超声波聚集在一个测量扫描频率扫描待测油样，检测得到的信号为240维超声波信号，其中 L_1 相、 L_2 相和 L_3 相超声波信号各80维。将该240维超声波参数传输到数据分析软件中，获得变压器油密度的预测值。

1.2 密度计滴定法测定变压器油密度

按照国家标准GB/T 1884—2000《原油和液体石油产品密度实验室测定法（密度计法）》测定样品油密度，测试实物图如图3所示。先将500 ml玻璃量筒清洗干净，倒入待测油样，用洁净滤纸清除试样表面形成气泡后，置于TP655石油密度测试仪中，设定恒定温度为20℃，用玻璃棒作垂直旋转运动搅拌1 min，使油样均匀混合，待油样的温度同设定的恒定温度一样时，将密度计放入油样中，达到平衡位置后放开，让密度计自由漂浮，并读取密度计测量值。按上述步骤取3个平行



图3 密度计滴定法测定变压器油密度实物图

样品测试3次，将测得的3个密度值的平均值作为油样的密度值。

2 基于FOA-BPNN的变压器油密度预测

2.1 果蝇优化算法FOA

果蝇优化算法（FOA）是一种基于果蝇觅食行为推演的生物寻优算法^[6]。在果蝇优化算法中，将最优解作为食物源，果蝇依靠自身敏锐的视、嗅觉，逐步向食物源靠近，果蝇群中的其他个体通过视觉发现同伴聚集的位置，并向该方向飞去^[7]。相较于遗传算法（GA）、粒子群算法（PSO）等其他智能算法，该算法收敛速度快，具有良好的寻优效率和泛化能力，同时控制参数较少，不易陷入局部最优解。

果蝇优化算法的主要步骤如下。

1) 随机初始化果蝇群体位置，初始化结果用 (X_0, Y_0) 坐标表示。

2) 为果蝇个体搜寻食物赋予随机方向和距离，即

$$X_n = X_0 + \text{RandomValue} \quad (1)$$

$$Y_n = Y_0 + \text{RandomValue} \quad (2)$$

3) 计算果蝇个体与原点间的距离 D_n ，再根据 D_n 计算味道浓度判定值 S_n

$$D_n = \sqrt{X_n^2 + Y_n^2}, \quad S_n = 1/D \quad (3)$$

4) 引入味道浓度判定函数，通过味道浓度判定值 S_n 求出各果蝇个体位置的味道浓度 $S_{m,n}$

$$S_{m,n} = f(S_n) \quad (4)$$

5) 在果蝇群体中找出味道浓度最高的果蝇（最优个体），求 $S_{m,n}$ 极大值及其对应的编号。

6) 对味道浓度最佳的个体，保留其坐标值 $(X_{\text{best}}, Y_{\text{best}})$ ，果蝇群中其他果蝇利用视觉往该位置飞去， $S_{m,\text{best}} = \max S_{m,n}$ 。

7) 进入迭代寻优，重复步骤2)到步骤6)，判断当前果蝇的味道浓度是否优于上一代味道浓度，若是则用当前的果蝇坐标值替换上一代坐标值，依次循环直至找出最佳浓度果蝇坐标值。

2.2 反向传播神经网络BPNN

BP神经网络是由Rumelhart和McClland研究

提出的一种误差逆向传播的多层前馈神经网络^[8]，由输入层、隐含层和输出层组成。基本思想是神经网络接受样本并进行学习，建立起输入参数与输出参数之间的非线性映射关系。样本首先通过输入层，经初始化权值和阈值的隐含层和输出层进行整理计算后，由输出层各个神经元输出预测值，若预测值和期望值间存在较大误差，未满足所需预测准确度，则将误差由输出层进行反向传播，调整网络的权值和阈值，逐渐减小输出预测值和期望值之间的误差，直至预测输出值满足准确度要求。负梯度方向是误差函数下降最快的方向，由于BP神经网络中权值和阈值调整的方向是基于梯度下降的方法，因而对初始权值向量异常敏感，容易形成依赖研究者个人的研究经验训练收敛耗时较长、易收敛到局部最优解和产生振荡等问题，影响了BP神经网络的推广应用。

2.3 基于FOA-BPNN的变压器油密度预测模型

对BP神经网络算法进行优化即寻找最优的拓扑结构，连接权值和阈值，在BP算法较强的局部寻优能力基础上，通过FOA算法自身简单、快速的全局搜索能力对BP网络的学习性能及泛化能力进行优化，寻找出最优的拓扑结构，连接权值和阈值，提高BP网络的整体搜索效率。基本方法是将BP神经网络中的梯度修正替换为果蝇优化算法的迭代寻优。BP神经网络主要通过权值和阈值的不断更新来进行学习，而果蝇优化算法主要通过果蝇群体在靠近食物源过程中位置的改变进行寻优，因此可将BP网络误差精简过程中需调整的权值和阈值对应为每组果蝇群的食物味道浓度，要进行优化的参数参量由果蝇群数量决定，味道浓度判定函数由训练样本中存在的神经网络输出误差决定，果蝇群体在寻找食物源的过程中位置不断改变，在不断接近食物源的过程中BP神经网络的误差也越小，每次迭代结束后产生一个全局最优的果蝇个体，即果蝇群中味道浓度最大的个体，随着迭代优化过程的不断进行，预测值和期望值间的误差越来越小，当误差满足准确度要求或迭代次数已经达到预设次数后，果蝇群终止

搜索，将此时网络所得权值和阈值集合作为最终结果。

利用FOA算法优化BPNN具体过程如图4所示。

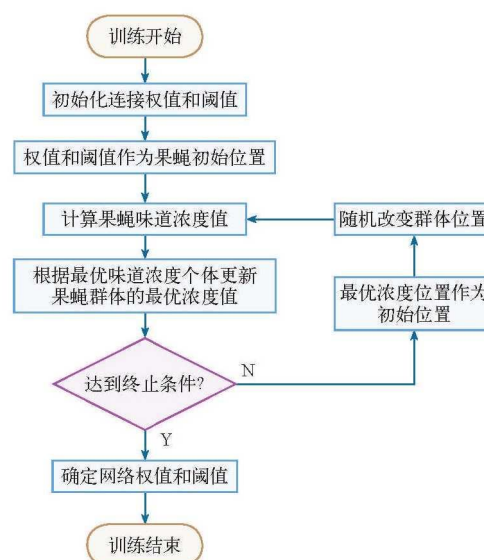


图4 FOA-BPNN算法流程图

1) 设置BP神经网络拓扑结构和果蝇群体的种群规模、迭代次数，将果蝇群体的初始位置作为网络的初始权重和阈值。

2) 计算果蝇群体的味道浓度判定值 S_n ，代入神经网络输出误差决定的味道浓度判定函数，求出各果蝇个体位置的味道浓度 $S_{m,n}$ ，记录果蝇群体中味道浓度值最大的个体和其对应的编号。

3) 保留味道浓度最佳的果蝇个体的浓度值及其对应的果蝇群位置坐标，果蝇群内其他个体利用视觉往该位置飞去，之后进入迭代寻优，每次寻优后判断此次味道浓度是否优于上一次迭代味道浓度。若是则重复执行步骤3)。

4) 判断是否满足误差准确度要求或达到预先设定的迭代次数，若符合，则果蝇群终止搜索，迭代停止，输出的BP神经网络的权值和阈值即为适合当前预测条件的最佳值。

3 实例验证

选取中国南方电网贵州电网公司提供的210组不同变压器类型，不同绝缘状态的变压器油来进行模型训练及实例验证，随机选取其中的200组样本作为训练样本，剩下10组用作预测。使用多频

超声波装置扫描210组样本,得到它们的超声波参数,同时使用密度计滴定法测定此210组样品油的油密度。分别建立基于BPNN和FOA-BPNN的样品油密度预测模型,将200组训练样品油扫描得到的240维超声波参数经过归一化处理后作为BPNN和FOA-BPNN的输入,密度计滴定法测定的油密度值作为输出训练两种模型。训练完成后将预测集的10组样品的超声波参数输入到预测模型中进行验证。验证结果如表1所示。

表1 预测模型预测值

编号	离线值	BPNN预测	FOA-BPNN预测值
1	865.2	780.1	790.7
2	878.9	795.3	807.4
3	837.7	898.4	897.6
4	849.9	772.9	793.4
5	873.9	798.6	812.1
6	848.1	779.9	906.3
7	883.3	762.5	805.9
8	881.6	716.4	821.7
9	887.7	780.6	817.7
10	851.3	768.3	791.3

引入平均绝对百分比误差MAPE和均方根误差RMSE两个指标来评价传统BPNN预测模型和FOA-BPNN预测模型的预测效果。参考公式如下

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_{mi} - P_{mi}}{P_{mi}} \right| \times 100\% \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_{mi} - P_{mi})^2}{N}} \quad (6)$$

误差结果如表2所示。

表2 预测模型预测误差

误差项	MAPE(%)	RMSE
BPNN	10.65	97.16
FOA-BPNN	7.5	65.39

由验证结果可得,FOA-BPNN预测所得结果相较于传统BPNN在平均绝对百分比误差上降低了3.15%,在均方根误差上降低了31.77,预测结果更加接近于密度计滴定法测定的样品油密度,误差更小,表明FOA-BPNN预测模型具有更高的预测准确度。

4 结束语

提出了一种基于FOA-BPNN的变压器油多频超声波检测方法,通过将多组频率不同的超声波聚集在一个扫描频率扫描待测油样,获得含有油样内部信息的240维超声波参数,将其作为BPNN模型的输入,同时运用FOA算法优化BPNN的拓扑结构,权值和阈值,建立基于FOA-BPNN的变压器油密度预测模型。研究结果表明,相对于传统的BPNN标准模型,基于FOA-BPNN的预测模型的油密度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密度等参量定量识别奠定了基础。

参考文献

- [1] 谢秀华. 提高电力系统中变压器抗短路能力的措施[J]. 科技创业家, 2012(19).
- [2] 肖丹. 电力变压器风险评估方法与应用[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2013.
- [3] 张利伟, 苑津莎. 基于典型样本和证据理论的变压器故障诊断[J]. 电测与仪表, 2013, 50(8): 14-19.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] Pan W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26(2): 69-74.
- [7] 韩俊英, 刘成忠. 自适应变异的果蝇优化算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(9): 2641-2644.
- [8] 张勇, 夏树发, 唐冬生. 果蝇优化算法对多峰函数求解性能的研究仿真[J]. 暨南大学学报: 自然科学与医学版, 2014, 35(1): 82-87.

(收稿日期: 2017-06-08) **EA**