

基于鸡群优化 BP 神经网络的变压器油纸绝缘老化预测方法

袁佳波¹, 徐鹏程², 李磊², 刘彦文², 王昕¹, 郑益慧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四平供电公司, 吉林 四平 136000)

摘要:为了深入研究变压器油纸绝缘老化状态与极化/去极化电流的内在联系,提出一种基于鸡群优化 BP 神经网络的变压器中油纸绝缘系统老化程度的预测方法。首先研究聚合度与扩展 Debye 模型的参数之间的关系。针对环境温度改变时,极化/去极化电流发生变化导致扩展 Debye 模型参数不能正确地反应油纸绝缘的老化状态的问题,训练 BP 神经网络拟合去极化电流和油纸聚合度间的关系,以消除环境温度变化带来的误差,实现不同温度下的油纸绝缘老化预测。然后针对 BP 神经网络收敛速度慢、预测效率低问题,采用鸡群算法优化 BP 神经网络的权值和阈值。此方法不仅加快网络的收敛速度,而且有效避免了算法寻优时易陷入局部最优解的现象。最后,针对此方法进行仿真分析。仿真结果证明,此方法能够校正环境温度误差对极化/去极化电流的影响,实现油纸聚合度的预测,具有较高的准确性。

关键词:变压器;油纸绝缘;极化/去极化电流;BP 神经网络

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.04.005 中图分类号:TM855 文章编号:1673-9140(2020)04-0033-09

Prediction of transformer oil-paper insulation aging based on BP neural networks with the chicken swarm optimization algorithm

YUAN Jiabo¹, XU Pengcheng², LI Lei², LIU Yanwen², WANG Xin¹, ZHENG Yihui¹

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

2. Siping Electric Power Supply Company, State Grid Jiling Electric Power Co., Ltd., Siping 136000, China)

Abstract: In order to study the relationship between the aging and the polarization/depolarization current (PDC) of transformer oil-paper, a prediction method of transformer oil-paper aging is presented based on the BP neural network with the chicken swarm optimization algorithm. Firstly, the relationship between extended Debye parameters and the polymerization degree (DP) of oil-paper is examined. With the variation of atmosphere temperature, PDC changes and it leads to a failure of extended Debye model to response the aging status of oil-paper. In order to eliminate the error caused by temperature, a BP neural network is trained through fitting PDC and DP of oil-paper. Then, in view of the slow convergence and low efficiency of BP neural network, the chickens swarm algorithm is utilized to optimize weights and threshold of the BP neural network. After the optimization, the network convergence is speeded up and the possibility of trapping into local optimal is also reduced. Finally, the simulation results show that the environment

influences to polarization/depolarization current are reduced and the oil-paper polymerization degree is predicted accurately.

Key words: transformer; oil-paper insulation; polarization/depolarization current; BP neural network

电力变压器是电力系统中的关键设备,对电力系统的稳定安全运行具有重要的意义。变压器运行时,不可避免的会受到外界环境的影响以及其内部的机械损耗,这些损耗会加快变压器的绝缘老化^[1-2],而变压器的绝缘老化往往会使得变压器运行时发生故障,从而造成严重的后果^[3]。因此,需要提前对变压器的绝缘老化状态进行有效正确的评估,从而防止故障的发生,避免造成严重后果,以保证电力系统稳定安全的运行。

变压器绝缘的检测方法分为化学诊断和电诊断2种^[4]。化学诊断方法需要现场采集变压器绝缘纸和绝缘油,而吊芯取纸的过程会破坏变压器的绝缘结构,影响变压器的正常使用;同时由于变压器中途滤油,油中化学参量难以反映真实的油纸绝缘状态^[5-6]。传统的电诊断方法有绝缘电阻、局部放电和介质损耗等方法,其检测结果单一,不能完全反应油纸绝缘的状态^[7-8]。而基于时域的极化去极化电流(polarization and depolarization current, PDC)试验,具有非破坏性、受现场干扰较小等优点,能够在较长的时间内测量油纸绝缘的具体信息,弥补了化学诊断和传统的电诊断方法的不足^[9-11]。在近几年的研究中,国内外众多学者都选择使用扩展 Debye 模型来等效变压器的油纸绝缘系统,从而研究油纸绝缘的老化状态与极化/去极化电流的关系。扩展 Debye 模型是由多条串联的一阶 RC 电路并联而成,表征变压器内部不同的极化过程^[12-13]。经研究,当油纸的聚合度(degree of polymerization, DP)改变时,其对应的扩展 Debye 模型串联支路中时间常数最大的支路会相应发生改变,该串联支路上的电阻和电容分别可以用包含聚合度的函数关系式表示^[14-15]。但当环境温度发生变化时,会导致极化/去极化电流发生改变,影响对应的模型参数^[16-17],此时的扩展 Debye 模型就不能正确地反应油纸绝缘的老化状态。

针对环境温度改变时 Debye 模型不能正确反应油纸绝缘老化状态的问题,该文提出基于鸡群优化 BP 神经网络的油纸绝缘老化预测方法。首先,

训练 BP 神经网络拟合去极化电流和聚合度之间的关系,消除环境温度带来的误差,实现不同环境温度下的油纸绝缘老化预测;然后,采用鸡群算法对神经网络权值和阈值优化,解决 BP 神经网络训练时存在学习效率低、速度慢、易陷入局部极值点的问题;最后,进行仿真研究。结果表明,该方法可以消除温度对极化/去极化电流的影响,实现对油纸绝缘老化的准确预测。

1 PDC 测量原理

1.1 PDC 测量电路

PDC 实验的简化电路如图 1 所示,电路由直流电源、电流表和变压器试验品组成。对于极化和去极化过程,PDC 实验分为 2 步执行:①将放电完全的试验品加上幅值为 U_0 的阶跃电压,给试验品充电,持续时间为 t_p ,该过程流过试验品的电流即为极化电流 i_p ;②将充电完成的试验品接地短路,持续时间为 t_d ,该过程流过试验品的电流即为去极化电流 i_d 。

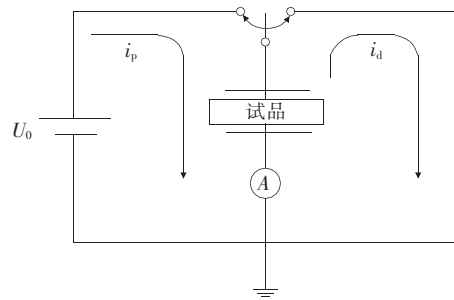


图 1 PDC 测量电路

Figure 1 PDC measurement circuit

1.2 油纸绝缘的扩展 Debye 模型

PDC 实验中的变压器油纸绝缘结构为复合电介质结构,油纸中不同位置的回复时间以及偶极子转向均有所不同,故可以用多组串联 RC 电路并联组成的扩展 Debye 模型来等效,如图 2 所示, R_g 为测量电阻, C_g 为测量电容, R_i 、 C_i 分别为第 i 条串联支路上的等效电阻和等效电容, U 为极化实验时所施加的直流电压, S_1 、 S_2 均为单刀单掷开关。当

S_1 闭合且 S_2 断开时,可以测得极化电流;当 S_1 断开且 S_2 闭合时,可以测得去极化电流。

已知实验室中某油纸绝缘试品的扩展 Debye 模型等效电路各参数如表 1 所示^[18],其中, τ_i 表示第 i 条支路的时间常数。

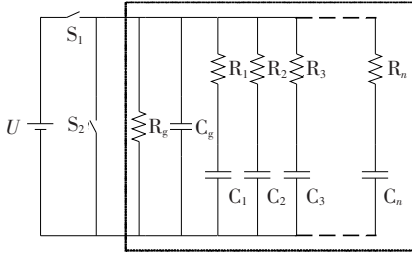


图 2 扩展 Debye 模型等效电路

Figure 2 Equivalent circuit of extended Debye model

表 1 等效电路参数

Table 1 Equivalent circuit parameters

分支	τ_i/s	$R_i/T\Omega$	C_i/pF
1	0.73	0.047 6	15.4
2	2.87	0.179 0	16.1
3	11.18	0.805 0	14.7
4	55.38	3.45	16.1
5	364	7.94	45.8
6	2 694	12.8	211

对实验结果进行分析可知,最大时间常数支路(分支 6)的等效电阻 R_6 和等效电容 C_6 分别可以与聚合度用函数关系式表示^[18],其表达式分别为

$$K_{DP} = 1.20 \times 10^{-10} R_6 - 427.69 \quad (1)$$

$$K_{DP} =$$

$$23\ 508.71 \exp(-1.4987 \times 10^{10} C_6) + 143.03 \quad (2)$$

式中 K_{DP} 为该 6 号支路电阻和电容参数对应的绝缘纸聚合度。

由式(1)、(2)可知,当聚合度减小时,扩展 Debye 模型等效电路中的最大时间常数支路的等效电阻随之减小、等效电容随之增大。为获得多组扩展 Debye 模型等效电路参数,将聚合度分别为 500、1 000、1 500 代入式(1)、(2),计算得到 3 组不同的 R_6 、 C_6 的值。保持其他参数不变,将计算得到的 3 组 R_6 、 C_6 值分别代入表 1,即可得到不同聚合度分别对应的扩展 Debye 模型等效电路参数。

为获得不同聚合度分别对应的极化/去极化电流,对 3 组等效电路参数不同的扩展 Debye 模型进

行仿真分析。仿真设置:极化电压为 1 000 V,极化/去极化时间均为 1 000 s。极化/去极化电流表达式分别为

$$i_p(t) = \frac{U}{R_g} + \sum_{i=1}^n U \frac{e^{-t/\tau_i}}{R_i} \quad (3)$$

$$i_d(t) = \sum_{i=1}^n A_i e^{-t/\tau_i} \quad (4)$$

$$A_i = U \frac{1 - e^{-t/\tau_i}}{R_i} \quad (5)$$

式(3)~(5)中 U 为极化电压; R_g 为绝缘电阻; t 为极化时间; R_i 为各串联支路的绝缘电阻; τ_i 为各串联支路时间常数。

聚合度与极化/去极化电流的关系曲线分别如图 3、4 所示,分析可知,当油纸聚合度增大时,极化/去极化电流曲线的波尾部分都会减小。

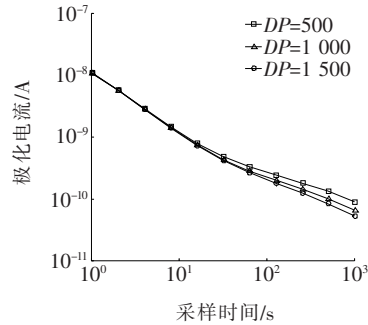


图 3 聚合度与极化电流的关系

Figure 3 Relationship between DP and polarization current

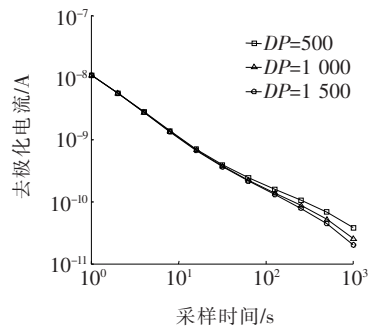


图 4 聚合度与去极化电流关系

Figure 4 Relationship between DP and depolarization current

1.3 环境温度对 PDC 的影响

极化/去极化电流曲线不仅受到油纸聚合度的影响,还受到环境温度的影响。实验研究表明,环境中温度变化会引起电导率的变化,温度和电导存在关系:

$$\sigma = A e^{\frac{E_{ac}}{RT}} \quad (6)$$

式中 A 为常数,与介质有关; T 为绝对温度; E_{ac} 为介质活化能; R 为气体常数。

设油浸纸板的横截面为 S ,根据电流密度和电导关系,可得极化/去极化电流与电导率的关系:

$$\sigma = \frac{1}{S} \cdot \frac{i(t)}{U} \quad (7)$$

式中 σ 为电导率; U 为极化电压; $i(t)$ 为极化/去极化电流。

由式(7)可知,在稳定情况下,电流和电导之间成正比关系。因此,温度升高时电导率会随之变大,极化/去极化电流也会上升。保持聚合度 DP 为 1000 不变,改变相对电导率获得的极化/去极化电流,如图 5、6 所示。温度变化时极化/去极化电流会改变,导致对应的扩展 Debye 模型参数产生变化,不能正确反应与油纸聚合度的关系,故该文采用 BP 神经网络通过采样极化/去极化电流来预测油纸聚合度。

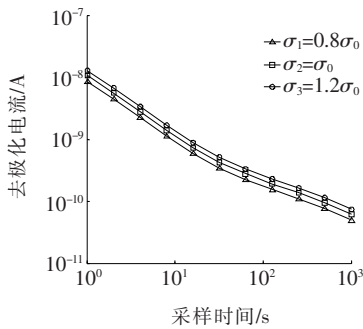


图 5 电导率与极化电流关系

Figure 5 Relationship between electrical conductivity and polarization current

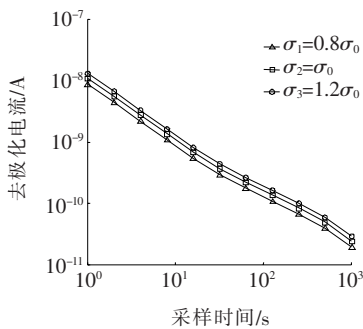


图 6 电导率与去极化电流关系

Figure 6 Relationship between electrical conductivity and depolarization current

2 BP 神经网络

BP 神经网络模型是采用反向传播算法(error back-propagation algorithm)的多层前馈人工神经网络,它从数据组中抽取训练集作为网络输入和输出并组成神经网络,用神经网络梯度算法调整网络权值和阈值,减少环境温度带来的影响,最终获得可以预测聚合度的 BP 神经网络^[19-20]。

2.1 数据分组

将去极化曲线均匀采样 n 个特征点作为输入,曲线对应的聚合度作为输出,组成数据组。将数据随机重新排列后,选取部分数据作为训练集,其余作为测试集。

2.2 网络建立

BP 神经网络的拓扑结构如图 7 所示,网络由输入层、隐含层和输出层组成,层与层之间互连,每层节点之间不相连。

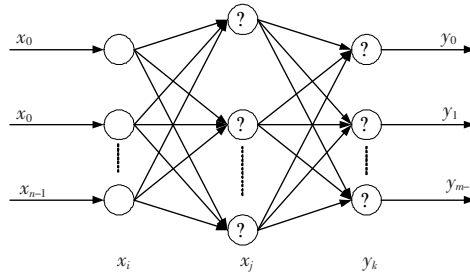


图 7 BP 神经网络的拓扑结构

Figure 7 Topological structure of BP neural network

设 BP 神经网络的样本总数为 P ,输入层 x 为极化/去极化电流采样点,含有 n 个神经元,隐含层为 x' ,含有 n_1 个神经元,输出层 y 为聚合度,含有 m 个神经元,即

$$\begin{aligned} x &\in R^n, x = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})^T \\ x' &\in R^{n_1}, x' = (x_0, x_1, \dots, x_{n_1-1})^T \\ y &\in R^m, y = (y_0, y_1, \dots, y_{m-1})^T \end{aligned} \quad (8)$$

从输入层到隐含层的权值为 W_{ij} ,从隐含层到输出层的权值为 W_{jk} ;从输入层到隐含层的阈值为 θ_j ,从隐含层到输出层的阈值为 θ_k 。隐含层与输出层的输出为

$$\begin{cases} x_j = f(\sum_{i=0}^{n-1} W_{ij}x_i - \theta_j), j = 0, 1, \dots, n_1 - 1 \\ y_k = f(\sum_{j=0}^{n_1-1} W_{jk}x_j - \theta_k), k = 0, 1, \dots, m - 1 \end{cases} \quad (9)$$

输入层到输出层的网络实现了空间矢量从 n 维到 m 维的映射。 $f(x)$ 为单极性 Sigmoid 函数,即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

2.3 网络的误差函数

当反向传播时,以单个样本的神经网络期望输出 d_k 和实际输出 y_k 的误差平方和为目标函数:

$$E_A = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{m-1} (d_k - y_k)^2 \quad (11)$$

神经网络的网络学习目标是通过调整权值 W 和阈值 θ ,使总误差 E 极小,权值的变化为误差函数的负梯度方向:

$$w_{ij}(n_0 + 1) = w_{ij}(n_0) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (12)$$

式中 n_0 为迭代次数; η 为学习率。

用梯度算法调整权值和阈值后,即可获得神经网络,用以预测油纸的聚合度。

3 鸡群优化算法

当 BP 神经网络的负梯度算法调整权值和阈值时,其收敛速度较慢且容易得到局部最优点。因此,该文提出采用鸡群优化算法(chicken swarm optimization, CSO)优化 BP 神经网络的权值和阈值,从而达到提高神经网络的学习效率、降低陷入局部最优点可能性的目的。

鸡群优化算法是一种较新的群智能优化算法。该算法通过模拟鸡群觅食时的搜索行为,根据搜索方式以及个体适应能力的不同,将鸡群划分为公鸡、母鸡以及小鸡 3 个类群。该方法将鸡群中每个个体都视为优化问题的解,将每个个体对周围环境的适应能力视为优化问题目标函数的值。由于鸡群优化算法同时具备分类优化与群体优化的特点,因此,采用该算法能够同时对优化目标进行全局优化与局部优化。因不同的类群具有不同的搜索方式,故 3 类个体的更新策略也各不相同。

3.1 公鸡类群位置的更新策略

由于公鸡的适应能力与搜索能力较强,会优先于适应能力较差的母鸡觅得食物,因此可以进行全局搜索,每个公鸡个体的位置更新都会受到其他公鸡个体位置变化的影响,其更新策略为

$$x_{i,j}^{l+1} = x_{i,j}^l \cdot [1 + Randn(0, \delta^2)] \quad (13)$$

$$\begin{cases} 1, & f_i \leq f_s \\ \exp\left(\frac{(f_s - f_i)}{|f_i| + \epsilon}\right), & f_i > f_s, s \neq i \end{cases} \quad (14)$$

式中 x_{ij} 为第 i 只公鸡位置的第 j 维值; l 为当前的迭代次数; $Randn$ 表示服从标准差为 δ 、均值为零的正态分布随机数; f_i 为第 i 只公鸡的适应能力大小; f_s 表示随机选择的第 s 只公鸡的适应能力大小; ϵ 为无穷小数,其作用是防止除数为零。

3.2 母鸡类群位置的更新策略

母鸡会跟随其所在群的公鸡觅食,其位置更新不仅受所在群公鸡的影响,而且受其他搜索群中公鸡的影响。

$$x_{i,j}^{l+1} = x_{i,j}^l + k_1 \cdot Rand \cdot (x_{r_1,j}^l - x_{i,j}^l) + k_2 \cdot Rand \cdot (x_{r_2,j}^l - x_{i,j}^l) \quad (15)$$

$$k_1 = \exp\left(\frac{f_i - f_{r_1}}{|f_i| + \epsilon}\right) \quad (16)$$

$$k_2 = e^{f_{r_2} - f_i} \quad (17)$$

式中 $Rand$ 为服从二项分布的随机数; f_i 为第 i 只母鸡的适应能力大小; f_{r_1} 为母鸡的伙伴公鸡 r_1 的适应能力大小; f_{r_2} 为其他公鸡或母鸡的适应能力大小; k_1 为伙伴公鸡 r_1 的影响因子; k_2 为其他个体的影响因子。

3.3 小鸡类群位置的更新策略

小鸡由于搜索能力最差,只能跟随母亲鸡进行,所以其位置更新受母亲鸡的影响,其更新策略为

$$x_{i,j}^{l+1} = x_{i,j}^l + P \cdot (x_{m,j}^l - x_{i,j}^l) \quad (18)$$

式中 $X_{m,j}$ 为母亲鸡 m 位置的第 j 维数值; P 是由随机函数生成,其取值范围为 $(0, 2)$,用来表示母亲鸡对小鸡的影响因子。

3.4 优化算法流程

该优化算法将鸡群算法结合 BP 神经网络梯度下降训练法,首先通过鸡群算法的全局搜索特性得到一个初始的权值和阈值,然后通过 BP 神经网络

训练算法得到最终的神经网络结构。优化算法的基本流程:

1)对BP神经网络的各参数进行设置。初始化BP神经网络的权值、阈值,接着通过计算得到误差函数并将其作为鸡群优化算法的适应度函数。

2)对鸡群算法的各参数进行设置。包括最大迭代次数、种群更新迭代数以及鸡群大小,根据神经网络3个层中参数个数设置公鸡、母鸡、小鸡在整个鸡群中的比例以及每个鸡的位置维度等。

3)对鸡群进行初始化设置。首先,根据鸡的适应能力大小进行分类,分类结果:前 R_N 个为公鸡,最后 C_N 个个体为小鸡,剩余的个体都为母鸡。然后,再将鸡群分为 R_N 个小组(每个小组都有一只公鸡),并将所有的母鸡随机分配到各个小组中,从而使得母鸡与公鸡确认伙伴关系。最后,再随机选取 MN 只母鸡,让所有小鸡随机跟随母鸡并与母鸡确认母子关系。

4)开始迭代过程。需判断是否要进行重新排序处理。若需要重新排序,则要重新建立鸡群之间的等级制度;若不需要重新排序,则开始按照每个个体的搜索方式更新各自的位置信息。

5)每个个体到达新位置时都要计算其当时的适应能力大小值。若该值优于前一位置时的值,则更新其位置,否则不更新其位置。

6)判断设置好的每个个体的维度约束条件,如果所有参数都满足约束条件,则转到步骤7,否则返回步骤2。

7)继续迭代,当迭代次数达到设定的最大值时,停止迭代,输出此时的权值和阈值,否则返回步骤4。

8)通过BP神经网络训练步骤7得到的权值和阈值,从而进行预测。

4 仿真分析

试验仿真电路如图1所示,Debye仿真模型采用表1的参数,表中 R_0 、 C_0 的参数由式(3)、(4)计算得到。首先获取初始数据,改变聚合度DP的值,均匀地从520增加到2500,并改变对应的 R_0 、 C_0 的参数,获得100组不同的数值聚合度和其相应的

PDC输出曲线。然后加入环境变量,随机生成100个相对电导率数值,随机数上、下限分别为1.9、0.1,并根据相对电导率数值改变相应PDC曲线,获得100组存在环境干扰的去极化电流。将这100组数据随机抽出90组作为训练集,其余10组为测试集。为加快学习效率,将训练集和测试集的输入和输出数据都进行归一化处理。

神经网络输入层有100个神经元,输出层有1个神经元,隐含层设置了10个神经元,因此,权值和阈值的总个数为1021个。为了优化神经网络,设置鸡群的总数目为200,种群中公鸡负责寻找全局最优变量,但是需要依靠母鸡传递适应度信息,扩大搜寻范围。小鸡只负责跟随母鸡,在母鸡周围活动。因此,母鸡的数目决定了整个鸡群的搜索范围,为了扩大整个群体搜寻范围,不陷入局部最优,必须让母鸡个数占鸡群的多数,故设置公鸡、母鸡、小鸡的数目分别为40、120、40。设置最大迭代次数为150,将每只鸡的每维数据即网络权值上、下限设为10和-10。

4.1 鸡群优化网络训练

通过鸡群优化算法对BP神经网络的权值和阈值进行优化,优化过程的网络总误差曲线如图8所示,当优化算法迭代近150次时,网络总误差 $w = 0.2506$ 。

鸡群位置的最终分布如图9所示,每个个体的位置都有1010维向量,因此,可以用每个个体的适应能力大小的函数值来标记该个体到其最佳位置的距离。

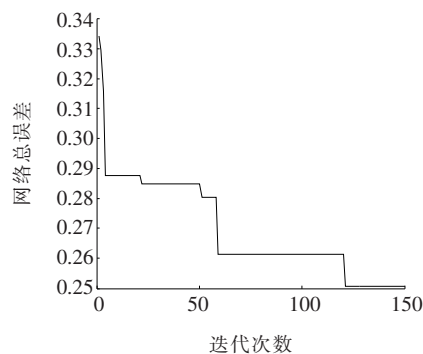


图8 鸡群优化误差变化

Figure 8 Error variety of CSO

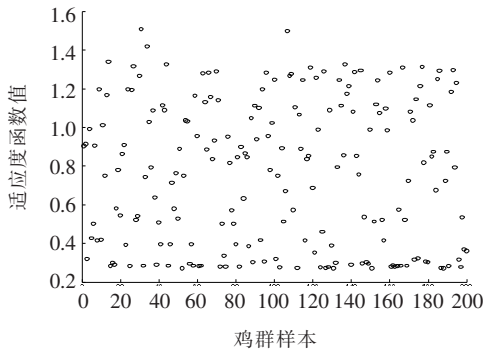


图 9 鸡群个体误差

Figure 9 Individual error of chickens

4.2 实验结果分析

- 1) 用不加鸡群优化的 BP 人工神经网络对训练集进行训练, 设置学习次数为 150 次, 学习率为 0.1, 学习目标为 0.000 4, 获得神经网络;
- 2) 采用测试集进行测试, 测试结果如图 10 所示;
- 3) 用鸡群优化的 BP 神经网络进行训练, 同样设置学习次数为 150, 学习率为 0.1, 学习目标为 0.000 4, 训练得到神经网络;
- 4) 采用测试集测试, 神经网络的预测值与测试集的期望输出进行对比, 如图 11 所示。

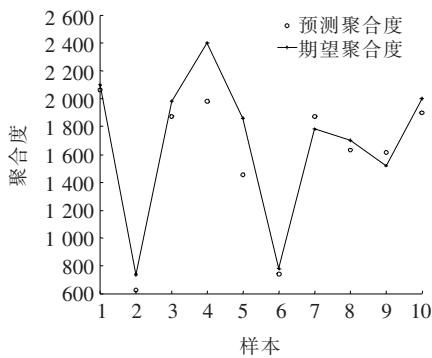


图 10 BP 神经网络预测结果

Figure 10 Prediction results of BP neural network

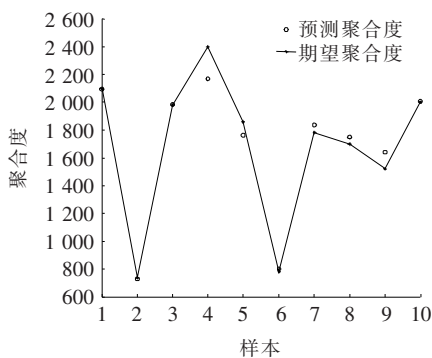


图 11 基于鸡群优化的 BP 神经网络预测结果

Figure 11 Prediction results of BP neural network trained by CSO

由图 10、11 可知, 通过相同的参数设置, 经过鸡群优化的人工神经网络预测的结果更接近期望值, 准确度更高。为定量分析两者的区别, 将两者的预测数据进行比较, 如表 2 所示, 可以看出, 在相同的学习次数内, 鸡群寻优算法改进前, 10 组人工神经网络的预测平均相对误差为 8.69%, 鸡群优化改进后, 10 组人工神经网络的预测平均相对误差为 3.37%, 说明经过鸡群算法优化后, 网络输出准确度得到了较大的提高, 收敛速度也得到加快。这表明该文方法可以成功地预测去极化电流所对应的聚合度的值, 受干扰影响小, 准确度高。

表 2 预测结果对比

Table 2 Comparison of predicted results

数据点	期望值	改进前预测值	改进前预测相对误差/%	改进后预测值	改进后预测相对误差/%
1	2 100	2 060.9	1.86	2 095.8	0.20
2	740	629.1	14.99	728.4	1.57
3	1 980	1 872.6	5.42	1 982.7	0.14
4	2 400	1 982.2	17.40	2 169.9	9.59
5	1 860	1 453.2	21.87	1 760.7	5.34
6	780	741.1	4.99	800.3	2.60
7	1 780	1 871.4	5.11	1 836.9	3.20
8	1 700	1 631.9	4.00	1 749.5	2.91
9	1 520	1 614.4	6.21	1 639.9	7.89
10	2 000	1 899.7	5.01	2 005.9	0.30
平均值			8.69		3.37

5 结语

该文提出了基于鸡群优化 BP 神经网络的变压器油纸绝缘预测方法, 通过仿真验证了该方法的有效性, 得到结论如下:

- 1) 采用 BP 神经网络拟合去极化电流和油纸聚合度间的关系, 能够消除环境温度造成的影响, 准确预测油纸的聚合度, 反应油纸绝缘的老化状态;
- 2) 采用鸡群算法优化神经网络的权值和阈值, 可以提高 BP 神经网络的预测精度, 加快网络的收敛速度, 减少陷入局部极值点的可能性。

参考文献:

- [1] 谢松,蔡金锭,林韩. 变压器油纸绝缘状态评估方法[J]. 电力科学与技术学报,2017,32(1): 123-129.
XIE Song, CAI Jinding, LIN Han. Assessment method for transformer oil-paper insulation condition[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(1): 123-129.
- [2] 林晓宁,蔡金锭. 基于粗糙集理论的变压器油纸绝缘状态评估[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(7):22-29.
LIN Xiaoning, CAI Jinding. Evaluation of transformer oil-paper insulation based on rough set theory[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 22-29.
- [3] Xu J, Yang L, Li B, et al. Study on assessing the ageing condition of oil-paper insulation by Polarization/Depolarization current[C]//IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena (CEIDP), Shenzhen, China, 2013.
- [4] 杨雁,杨丽君,徐积全,等. 用于评估油纸绝缘热老化状态的极化/去极化电流特征参量[J]. 高电压技术,2013,39(2):336-341.
YANG Yan, YANG Lijun, XU Jiquan, et al. Characteristic parameters for assessing aging condition of oil-paper insulation by polarization/depolarization current[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(2): 336-341.
- [5] Zhou Y, Zhang T, Zhang D, et al. Using polarization/depolarization current characteristics to estimate oil paper insulation aging condition of the transformer[C]//IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE), Chengdu, China, 2016.
- [6] 蔡金锭,严欣,蔡嘉. 去极化电流微分法在求解变压器极化等效电路参数中的应用[J]. 高电压技术,2016,42(10):3172-3177.
CAI Jinding, YAN Xin, CAI Jia. Application of differential depolarization current method for solving equivalent polarization circuit parameters of transformer[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(10): 3172-3177.
- [7] 周利军,王林,李先浪,等. 基于极化/去极化电流法的油纸绝缘时域电导模型[J]. 高电压技术,2014,40(5): 1433-1438.
ZHOU Lijun, WANG Lin, LI Xianlang, et al. Time domain conductivity model of oil-paper insulation using polarization and depolarization current method[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(5): 1433-1438.
- [8] 吴广宁,宋臻杰,杨飞豹,等. 基于时域介电谱和去极化电量的变压器油纸绝缘老化特征量研究[J]. 高电压技术,2017,43(1):195-202.
WU Guangning, SONG Zhenjie, YANG Feibao, et al. Study on aging characteristics of transformer oil-paper insulation based on the time domain dielectric spectroscopy and depolarization charge quantity[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(1): 195-202.
- [9] 李安娜,蔡金锭. 油纸绝缘等效电路参数辨识与老化评估[J]. 电力科学与技术学报,2014,29(1): 48-55.
LI Anna, CAI Jinding. Equivalent circuit parameter identification and aging assessment for oil-paper insulation[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2014, 29(1): 48-55.
- [10] 甘露,蔡金锭,张孔林. 基于回复电压的油纸绝缘系统等值电路参数辨识研究[J]. 电力科学与技术学报,2013,28(3): 71-76.
GAN Lu, CAI Jinding, ZHANG Konglin. Study on parameters identification for equivalent circuit of oil-paper insulation system based on RVM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2013, 28(3): 71-76.
- [11] 马志钦,廖瑞金,郝建,等. 温度对油纸绝缘极化去极化电流的影响[J]. 电工技术学报,2014,29(4):90-297.
MA Zhiqin, LIAO Ruijin, HAO Jian, et al. Influence of temperature on polarization and depolarization current of oil-paper insulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 90-297.
- [12] Sulaiman S, Ariffin A M, Kien D T, et al. Comparing simulation modelling and measurement results of polarization/depolarization current analysis on various underground cable insulation systems[C]//IEEE International Conference on Solid Dielectrics (ICSD), Bologna, Italy, 2013.
- [13] Dutta S, Mukherjee M, Pradhan A K, et al. Effect of temperature on condition assessment of oil-paper insulation using polarization-depolarization current[C]//IEEE National Power Systems Conference (NPSC),

- Bhubaneswar, India, 2016.
- [14] Xia G, Wu G. Study on the impact of initial moisture contents on ageing characteristics of transformer oil-paper insulation [C]//IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE), Chengdu, China, 2016.
- [15] Saha T K, Purkait P, Muller F. Deriving an equivalent circuit of transformers insulation for understanding the dielectric response measurements [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(1): 149-157.
- [16] 刘捷丰, 廖瑞金, 吕彦冬, 等. 电力变压器油纸绝缘含水量定量评估的时域介电特征量 [J]. 电工技术学报, 2015, 30(2): 196-203.
- LIU Jiefeng, LIAO Ruijin, LV Yandong, et al. Time domain dielectric characteristics for quantitative assessment of moisture content in transformer oil-paper insulation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(2): 196-203.
- [17] 刘捷丰, 张懿议, 徐建建, 等. 扩展 Debye 模型大时间常数与变压器油纸绝缘老化的定量关系研究 [J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3): 203-208.
- LIU Jiefeng, ZHANG Yiyi, XU Jianjian. Quantitative relationship between aging condition of transformer oil-paper insulation and large constant of extend Debye model [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 203-208.
- [18] 高竣, 廖瑞金, 王有元, 等. 基于扩展 Debye 模型的变压器油纸绝缘老化特征量研究 [J]. 电工技术学报, 2016, 31(4): 211-217.
- GAO Jun, LIAO Ruijing, WANG Youyuan, et al. Ageing characteristic quantities of oil-paper insulation for transformers based on extended Debye model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(4): 211-217.
- [19] 阮玲, 谢齐家, 高胜友, 等. 神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用 [J]. 高电压技术, 2014, 40(3): 822-828.
- RUAN Ling, XIE Qijia, GAO Shengyou, et al. Application of artificial network and information fusion technology in power transformer condition assessment [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(3): 822-828.
- [20] 樊国旗, 蔺红, 程林, 等. 基于 K 均值模式划分改进模糊聚类与 BP 神经网络的风力发电预测研究 [J]. 智慧电力, 2019, 47(5): 38-42+83.
- FAN Guoqi, LIN Hong, CHENG Lin, et al. Wind power prediction based on K -means pattern classification improved fuzzy clustering and BP neural network [J]. Smart Power, 2019, 47(5): 38-42+83.