

基于组合蚁群算法优化神经网络诊断 变压器潜伏性故障

曾植¹, 张寒², 杨廷方¹, 曾祥君¹, 曾程¹

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410114; 2. 国网湖南省电力公司检修公司, 湖南长沙 410004)

摘要: 针对变压器故障诊断中BP神经网络存在收敛速度慢、易陷入局部极小值等问题, 提出组合蚁群算法(Combined ACO, CACO)以优化BP神经网络的权值和阈值, 加快神经网络的收敛速度并实现全局最优。该方法将带精英策略的蚂蚁系统与最大-最小蚂蚁系统进行结合, 对精英蚂蚁信息素轨迹量值域范围进行区间限制, 有效地解决了各信息素轨迹之间差异过大的问题, 避免了局部最优和早熟收敛, 提高了算法的全局搜索能力, 克服了常规BP算法训练神经网络在变压器故障诊断中存在的不足。实例验证表明, CACO神经网络比BP神经网络减少了96%的迭代次数, 并且在故障诊断方面, CACO神经网络的准确率达到93.9%, 远远高于BP神经网络的78.5%。

关键词: 变压器; 故障诊断; BP神经网络; 组合蚁群算法; 信息素

Power transformer incipient fault diagnosis based on neural network optimized by combined ant colony optimization

ZENG Zhi¹, ZHANG Han², YANG Tingfang¹, ZENG Xiangjun¹, ZENG Cheng¹

(1. College of Electric & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2. State Grid electric power overhaul company, Changsha 410004, China)

Abstract: In order to solve the problems of BP neural network in transformer fault diagnosis, such as slow convergence speed and easy to fall into local minimum, combined ant colony algorithm (combined ACO, CACO) is proposed to optimize the weights and thresholds of BP neural network, to speed up convergence speed and to achieve global optimal. This method combines the elitist strategy ant system with the max-min ant system to limit the range of the pheromone trajectories of elitist ants. It effectively solves the problem of large discrepancy between different pheromone trajectories to avoid local optimum and premature convergence and improves the global search ability of the algorithm. The combined ant colony algorithm neural network effectively overcomes the shortcomings of BP algorithm training neural network in transformer fault diagnosis. The example verification shows that CACO neural network reduces the number of iterations by 96% than that of BP neural network and the accuracy of CACO neural network reaches 93.9% in fault diagnosis which is far higher than that of 78.5% of BP neural network, it also proves the effectiveness of the CACO algorithm.

Key words: transformer; fault diagnosis; BP neural network; combined ant colony optimization; pheromone

0 引言

电力变压器是电力系统的关键设备, 及时准

确地诊断出变压器潜伏性故障, 对电力系统的供电可靠性至关重要^[1,2]。目前, 国际电工委员会推荐的变压器油中气体分析方法 (Dissolved Gas

国家自然科学基金项目 (51737002)

Analysis, DGA) 是判断变压器故障的重要方法, 其中IEC三比值法是DGA的主要方法, 但三比值法在实际应用中存在编码缺失以及编码界限过于绝对等问题^[3]。随着人工智能技术的不断提高, 在基于DGA的变压器故障诊断中出现了多种人工智能方法^[4-11], 其中BP神经网络是常用的方法之一^[12-16]。BP神经网络已比较成熟, 但存在训练时间长和易陷入局部极小值等问题。

蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 是一种基于种群寻优的启发式搜索算法, 能够优化BP神经网络的权值和阈值, 通过正反馈和分布式协作来实现全局最优, 避免陷入局部最优^[17]。但ACO容易出现搜索时间较长、收敛速度慢等缺点。本文提出一种组合蚁群算法 (Combined ACO, CACO) 来优化BP神经网络, 并诊断电力变压器故障。CACO结合了ACO和BP算法的优点, 具备全局收敛和训练速度快等优点。

1 ACO的基本原理

设蚂蚁的数量为 S , $C=\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 是 n 个城市的集合, t 时刻城市 i 的蚂蚁数量为 $b_i(t)$, 则有

$$S = \sum_{i=1}^n b_i(t) \quad (1)$$

用 $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻路径 (i, j) ($i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$) 的信息素含量, 设初始时刻所有路径的信息素含量相等, 即 $\tau_{ij}(0)$ 为一个常数。在搜索过程中, 蚂蚁根据各条路径上的信息素含量及路径的启发信息来计算状态转移概率。在 t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的状态转移概率为

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta} \quad (2)$$

式中, allowed_k 为蚂蚁 k 下一步可以选择的城市集合; α 为信息启发因子, 表示轨迹的相对重要性; β 为期望启发因子, 表示能见度的相对重要性; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数, $\eta_{ij}(t)=1/d_{ij}$, 其中 d_{ij} 表示城市 i 与城市 j 之间的距离。

为了避免残留信息素过多淹没启发信息, 在每只蚂蚁完成对所有 n 个城市的遍历 (即每一个循

环结束) 后, ACO要对残留信息进行更新处理, 这也导致了ACO收敛速度慢。在 $t+1$ 时刻, (i, j) 路径上的信息量可按如下公式进行调整

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) \quad (3)$$

$$\Delta \tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (4)$$

式中, ρ 为信息素残留系数, 为了防止信息的无限积累, ρ 的取值范围为 $[0, 1]$; $\Delta \tau_{ij}(t)$ 为本次循环中路径 (i, j) 上的信息素增量, 初始时刻 $\Delta \tau_{ij}(t)=0$; $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ 为第 k 只蚂蚁在本次循环中在路径 (i, j) 的信息量。

2 ACO的改进

为了提高蚂蚁系统的收敛速度和寻优能力, 很多方法被提出用于改进ACO, 如带精英策略的蚂蚁系统。其思想是保留一代中最适应的个体, 每次循环之后给予最优解以额外的信息素量, 这样的解被称为全局最优解, 找出这个解的蚂蚁被称为精英蚂蚁。信息素根据如下公式进行更新

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}^*(t) \quad (5)$$

$$\Delta \tau_{ij}^*(t) = k^* \frac{Q}{L^*} \quad (6)$$

式中, $\Delta \tau_{ij}^*(t)$ 为精英蚂蚁所引起的路径 (i, j) 上的信息素量的增加; k^* 为精英蚂蚁的数量; Q 为信息素强度系数; L^* 为所找出最优解的路径长度。

带精英策略的蚂蚁系统可以加速收敛, 找到最优解, 但精英蚂蚁数量过多会导致收敛速度过快, 容易使算法陷入局部最优。

另一种改进的算法是最大-最小蚂蚁系统 (Max-Min Ant System, MMAS), 其机制能够有效地避免算法陷入局部最优。为了避免搜索的停滞, 将每个解元素上的信息素轨迹量的值域范围限制在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 区间内。在每个选择点上, 其中一个解元素上的轨迹量为 $\tau_{\max}$, 而所有其他可选择的解元素上的轨迹量为 $\tau_{\min}$ 。通过限制信息素轨迹, 可以有效地避免各信息素轨迹之间的差异过大。经修改的轨迹更新规则如下

$$\Delta \tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}^{\text{best}_j} \quad (7)$$

$$\Delta \tau_{\text{best}_{ij}} = \frac{1}{f(s^{\text{best}})} \quad (8)$$

式中, $f(s^{\text{best}})$ 为全局最优解。

MMAS算法避免了蚁群系统陷入局部最优,但在每次迭代后,MMAS只允许一只蚂蚁进行信息素更新,这就使算法的迭代次数增多,从而降低收敛速度。

本文将以上两种改进的蚁群算法相结合,通过对精英蚂蚁信息素轨迹量值域范围进行限制,构成一种组合蚁群算法(Combined ACO, CACO)优化神经网络,避免了局部最优和早熟收敛。其最终的信息素更新规则如下

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t)_{\text{best}}^* \quad (9)$$

式中, $\Delta \tau_{ij}(t)_{\text{best}}^*$ 为信息素轨迹量被限制在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 区间内的精英蚂蚁在路径 (i, j) 的信息素增量。通过选择信息素量最大的解元素所构造的解,即为全局最优解。

3 基于CACO优化神经网络的训练算法

对于BP神经网络,设待优化的网络输入层、隐含层以及输出层的节点个数分别为 N 、 L 和 M 。在采用CACO优化的过程中,每只蚂蚁选取一个优化参数,将其保存在信息库中。每只蚂蚁的信息库可表示为一个节点。每只蚂蚁从起点出发,利用式(2)计算的概率任意选择第 j 个元素,将所有蚂蚁确定出来的权值参数作为BP神经网络参数,并计算样本的输出误差。该输出误差的大小对应着优化参数的优劣程度。用式(9)更新每个数字的信息素含量,找出网络训练样本具有最小输出误差的蚂蚁,其参数值成为BP神经网络的最优参数解。CACO优化BP神经网络的具体步骤如下:

1) 根据给定的参数设定神经网络的输入层、隐含层和输出层的节点数,确定神经网络的拓扑结构,计算所有节点的期望值。

2) 参数初始化。设定起始时 $t=0$, 对节点信息库及信息素进行初始化。设初始迭代次数 $N_c=0$, 最大迭代次数为 $N_{\text{cmax}}=0$ 。

3) 搜索开始,设定 $N_c=1$, 计算每一个节点

的数值,然后利用式(2)计算的概率选择蚂蚁所到达下一个节点,将该值保存在矩阵中。当每只蚂蚁选定了权值参数后,表示其已经完成一次路程,它所取的值也就作为BP神经网络参数。

4) 当所有蚂蚁完成它们的路程后,从各个集合中选定一个参数作为BP神经网络参数,并创建网络,计算训练样本中每个网络的输出值。找出最小误差值,作为此次迭代过程中的最优值。

5) 当 $N_c=N_{\text{cmax}}$ 时,迭代结束,输出最佳路径,利用式(9)更新信息素矩阵,并记录该矩阵。

6) 收集训练样本对已经完成的BP神经网络进行检测,计算是否达到最小误差,否则转移到步骤2) 重新开始。

4 基于CACO优化神经网络诊断变压器故障

该算法的输入参数选择为变压器油的五种特征气体,分别为氢气(H_2)、甲烷(CH_4)、乙炔(C_2H_2)、乙烯(C_2H_4)和乙烷(C_2H_6)。首先采用Z-score归一法对数据进行预处理

$$X^* = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (10)$$

式中, μ 为每组原始数据的均值; σ 为每组原始数据的标准差。

将上述五种特征气体作为神经网络的输入层节点个数,即 $N=5$ 。根据国家电网公司各省公司和IEC TC10数据库搜集到的数据,可将变压器故障类型分为以下六种常见的典型故障:无故障(NO)、低能放电(D1)、高能放电(D2)、低温过热(T1)、中温过热(T2)和高温过热(T3)。将上述六种典型故障作为神经网络的输出层节点个数,即 $M=6$ 。根据输入层与输出层的节点个数,隐含层节点个数 $L = \sqrt{N+M} + \delta$ (δ 一般取1~10),可知隐含层取值为4~13,此处取9。

考虑到变压器型号、容量以及运行环境的影响,本文选取了国内580组电压等级不同、制造厂商不同及经吊心检查具有明确结论的且故障类型单一的变压器故障数据作为训练样本。将这些数据分为两组,其中350组数据作为神经网络训练样

本, 其余230组作为检验样本进行故障诊断。神经网络训练的350组样本如表1所示。

表1 网络训练样本组成

Tab.1 Composition of neural network training data

故障类型	N0	D1	D2	T1	T2	T3
样本数	53	57	65	63	56	56

根据上述选定的350组训练样本, 分别用BP算法、ACO优化BP算法和CACO优化BP算法进行神经网络训练, 三种训练结果如表2所示。

表2 不同算法的训练结果比较

Tab.2 Comparison of training results with different algorithms

算法	训练时间/s	迭代次数
BP	186.43	1 160
ACO优化BP	26.57	176
CACO优化BP	12.32	45

图1~图3给出了三种算法进行训练时训练准确度随迭代次数的变化曲线。算法中的参数设置如下: 信息素强度系数 $Q=135$; 蚂蚁数目 $k=35$; 信息残留系数 $\rho=0.75$; 参数 $\alpha=1.5$; 参数 $\beta=4.0$; 信息素值域的最大值为 $\tau_{\max}=0$, 信息素值域的最小值为 $\tau_{\min}=0.1$ ^[18-19]。BP算法为变步长寻优, 动量系数取0.87。将以上所建立的三种网络模型进行仿真实验, 设定网络的训练准确度为0.001。

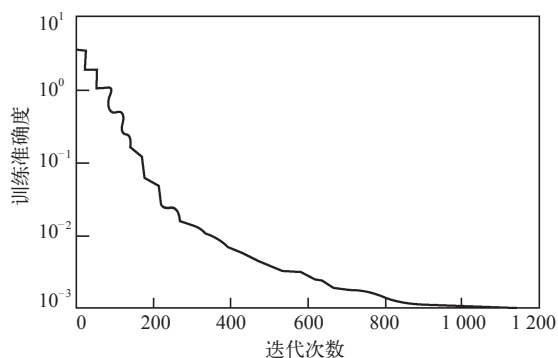


图1 BP神经网络训练曲线

Fig.1 Training curve of BP neural network

由图1~图3可以看出: 与BP神经网络、ACO优化BP神经网络相比, CACO优化BP神经网络在迭代次数、收敛性能方面明显更具有优势。BP算法经过1 160次迭代, 在训练过程中出现振荡的情况; ACO优化BP算法经过176次迭代, 收敛速度后期趋于平缓, 已陷入局部极小, 且很难跳出; CACO优化BP算法经过45次迭代, 收敛速度快,

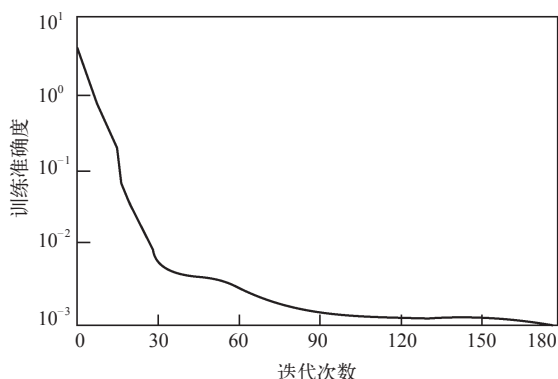


图2 ACO优化BP神经网络训练曲线

Fig.2 Training curve of BP neural network optimized by ACO

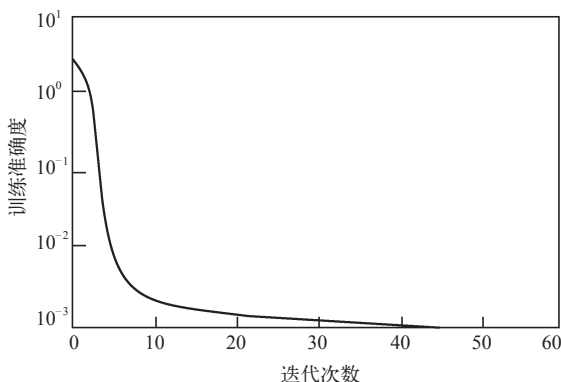


图3 CACO优化BP神经网络训练曲线

Fig.3 Training curve of BP neural network optimized by CACO

收敛平滑且诊断准确度高, 能有效地进行全局寻优。实验结果表明, CACO优化BP神经网络的训练效率得到了显著的提高, 在训练时间接近时, 网络的诊断能力明显增强。若达到同样的训练准确度, 采用CACO优化BP神经网络收敛所需的迭代次数明显降低, 收敛速度大大提高, 其训练的神经网络性能也显著提高。

将训练好的BP神经网络、ACO优化BP神经网络和CACO优化BP神经网络三种神经网络, 分别对上述的230组检验样本进行故障诊断, 其结果如表3所示。

由表3的诊断结果可见: CACO优化BP神经网络对六种故障的识别率均大于90%, 说明CACO在优化BP神经网络参数过程中具有优越性, 表现出较强的泛化能力。这也表明CACO优化BP神经网络对变压器故障进行诊断识别是有效的。CACO优化BP神经网络的故障诊断正确率为93.9%, 与BP神经网络(故障诊断正确率为78.5%)、ACO神经网络

表3 故障诊断结果比较
Tab.3 Comparison of fault diagnosis results

故障类型	样本数	正确率 (%)		
		BP	ACO优化BP	CACO优化BP
N0	40	77.5	90.0	95.0
D1	53	77.4	90.6	96.2
D2	34	82.4	85.3	91.2
T1	24	79.2	87.5	91.7
T2	16	75.0	87.5	93.8
T3	63	79.4	88.9	95.2
总计	230	78.5	88.3	93.9

络（故障诊断正确率为88.3%）进行比较，确实提高了变压器故障诊断的准确率。

表4列举了变压器故障样本集中的12组典型实例。与IEC三比值法、BP神经网络的诊断结果相比，CACO优化神经网络对变压器故障诊断的准确性更高。IEC三比值法会出现诊断错误或诊断结果无对应编码的情况，而采用CACO的神经网络诊断结果与实际故障基本一致。

5 结束语

1) 通过更新信息素规则，给予最优解额外的

表4 12组变压器故障诊断实例
Tab.4 Twelve representative sample of transformer fault diagnosis

序号	气体体积分数/ 10^{-6}					实际故障	诊断结果		
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₂		三比值法	BP	CACO优化BP
1	7.6	5.8	2.7	3.5	3.3	正常	100无法判断	N0	N0
2	980	73	12	58	0	低能放电	010低能放电	D1	D1
3	565	93	47	34	0	低能放电	011无法判断	D2	D1
4	166.7	28.3	12.4	6.7	0.3	高温过热	001低温过热	T3	T3
5	161	131	97	34	0	低温过热	001低温过热	T1	T1
6	6.8	10.1	70.8	11.4	3.9	正常	022高温过热	N0	N0
7	356	69	142	21	175	工频续流放电	102高能放电	D2	D2
8	144	305	76	723	2	高温过热	022高温过热	T2	T3
9	163	241	497	104	8	铁心多点接地	022高温过热	T3	T3
10	59	10	11	4	13	低能放电	010低能放电	D1	D1
11	19.6	320.7	279.2	574.7	0	中温过热	021中温过热	T2	T2
12	200	48	117	14	131	高能放电	102高能放电	D2	D2

信息素量，以提高算法的全局搜索能力；采用限制信息素轨迹量值域范围的方法，避免算法陷入局部最优。

2) 运用CACO训练神经网络，训练结果无论在迭代次数上还是在收敛结果上均得到显著提高。

3) 诊断实例表明，CACO训练的神经网络提高了电力变压器故障诊断的准确性和可靠性，满足电力电压器故障诊断的要求，在实际工程中有一定的应用价值。

参考文献

[1] Bakar N A, Abu-Siada A, Islam S. A review of dissolved gas analysis measurement and interpretation techniques[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2014, 30 (3): 39-49.

[2] 许修乐, 李金忠, 王健一, 等. 变压器可靠性评价及状态评估方法综述[J]. 高压电器, 2017, 53(8): 211-216, 223.

XU Xiule, LI Jinzhong, WANG Jianyi, et al. Summary of reliability and state evaluation methods

- for transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(8): 211-216, 223.
- [3] 徐闻婕, 阮江军, 宋斌. 灰色关联度分析法在变压器三比值缺码数据故障诊断中的应用[J]. 科技通报, 2017, 33(10): 129-133, 164.
XU Wenjie, RUAN Jiangjun, SONG Bin. Application of grey correlation analysis method in transformer fault diagnosis with missing code in three-ratio method[J]. Bulletin of Science and Technology, 2017, 33(10): 129-133, 164.
- [4] 王德文, 雷倩. 基于贝叶斯正则化深度信念网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2018(5): 129-135.
WANG Dewen, LEI Qian. Fault diagnosis of power transformer based on BR-DBN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018(5): 129-135.
- [5] 杨廷方, 张航, 黄立滨, 等. 基于改进型主成分分析的电力变压器潜伏性故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2015, 33(6): 149-153, 165.
YANG Tingfang, ZHANG Hang, HUANG Libin, et al. Incipient fault diagnosis based on improved principal component analysis for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 33(6): 149-153, 165.
- [6] 黄新波, 李文君子, 宋桐, 等. 采用遗传算法优化装袋分类回归树组合算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2016, 42(5): 1617-1623.
HUANG Xinbo, LI Wenjunzi, SONG Tong, et al. Application of bagging-CART algorithm optimized by genetic algorithm in transformer fault diagnosis[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(5): 1617-1623.
- [7] 郑含博, 王伟, 李晓纲, 等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429.
ZHENG Hanbo, WANG Wei, LI Xiaogang, et al. Fault diagnosis method of power transformers using multi-class LS-SVM and improved PSO[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3424-3429.
- [8] 陈欢, 彭辉, 舒乃秋, 等. 基于鲁棒能量模型LS-TSVM和DGA的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(21): 134-139.
CHEN Huan, PENG Hui, SHU Naiqiu, et al. Fault diagnosis of power transformer based on RELS-TSVM and DGA[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(21): 134-139.
- [9] 吴广宁, 袁海满, 宋臻杰, 等. 基于粗糙集与多类支持向量机的电力变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2017, 43(11): 3668-3674.
WU Guangning, YUAN Haiman, SONG Zhenjie et al. Fault diagnosis for power transformer based on rough set and multi-class support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(11): 3668-3674.
- [10] 付华, 任仁, 闫智生, 等. 基于组合核相关向量机和量子粒子群优化算法的变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2017, 53(10): 131-135, 141.
FU Hua, REN Ren, YAN Zhisheng, et al. Fault diagnosis method of power transformers using multi-kernel RVM and QPSO[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(10): 131-135, 141.
- [11] 张懿议, 焦健, 汪可, 等. 基于帝国殖民竞争算法优化支持向量机的电力变压器故障诊断模型[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(1): 99-104.
ZHANG Yiyi, JIAO Jian, WANG Ke, et al. Power transformer fault diagnosis model based on support vector machine optimized by imperialist competitive algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 99-104.
- [12] 李笑竹, 陈志军, 樊小朝, 等. 基于ACS-SA文化基因算法的BP神经网络变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2018, 54(2): 134-139, 146.
LI Xiaozhu, CHEN Zhijun, FAN Xiaochao, et al. Fault diagnosis of transformer based on BP neural network and ACS-SA[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(2): 134-139, 146.
- [13] 张奎, 王建南, 王肖峰. 基于神经网络的变压器

- 故障诊断[J]. 电子测量技术, 2017, 40(12): 98-101.
- ZHANG Kui, WANG Jiannan, WANG xiaofeng. Fault diagnosis of transformer based on neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(12): 98-101.
- [14] Zhang Y, Ding X, Liu Y, et al. An artificial neural network approach to transformer fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996, 11 (4): 1836-1841.
- [15] 宋志杰, 王健. 模糊聚类 and LM 算法改进 BP 神经网络的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2013, 49(5): 54-59.
- SONG Zhijie, WANG Jian. Transformer fault diagnosis based on BP neural network optimized by fuzzy clustering and LM algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(5): 54-59.
- [16] 杨海马, 刘瑾, 张菁. BP 神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 变压器, 2009, 46(1): 67-70.
- YANG Haima, LIU Jing, ZHANG Jing. Application of BP neural network to transformer fault diagnosis[J]. Transformer, 2009, 46(1): 67-70.
- [17] 乔东平, 裴杰, 肖艳秋, 等. 蚁群算法及其应用综述[J]. 软件导刊, 2017, 16(12): 217-221.
- QIAO Dongping, PEI Jie, XIAO Yanqiu, et al. A general overview on ant colony algorithm and its application[J]. Software Guide, 2017, 16(12): 217-221.
- [18] 黄永青, 梁昌勇, 张祥德. 基于均匀设计的蚁群算法参数设定[J]. 控制与决策, 2006(1): 93-96.
- HUANG Yongqing, LIANG Changyong, ZHANG Xiangde. Parameter establishment of an ant system based on uniform design[J]. Control and Decision, 2006(1): 93-96.
- [19] 林基明, 班文娇, 王俊义, 等. 基于并行遗传-最大最小蚁群算法的分布式数据库查询优化[J]. 计算机应用, 2016, 36(3): 675-680.
- LIN Jiming, BAN Wenjiao, WANG Junyi, et al. Query optimization for distributed database based on parallel genetic algorithm and max-min ant system[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(3): 675-680.

作者简介



曾 植

曾植 (1990—), 男, 硕士研究生, 研究方向为高电压与绝缘技术。

(收稿日期: 2018—11—23) **EA**