

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190694

改进自适应蜂群优化算法在变压器故障诊断中的应用

吴君¹, 丁欢欢², 马星河², 闫炳耀³, 王新宇²

(1. 河南理工大学计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454000; 2. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000; 3. 国网河南电力公司焦作供电公司, 河南 焦作 454000)

摘要: 为增强神经网络对变压器故障诊断的能力, 同时避免蜂群算法出现局部最优和易早熟, 提出一种改进自适应搜索策略蜂群优化算法。该方法通过自适应调整种群更新步长来协调蜂群算法的全局和局部搜索能力, 避免出现局部最优状况, 同时引入 Levy 变异因子提高局部搜索的性能。利用改进的蜂群算法优化 BP 神经网络权值和阈值, 通过反复迭代算法, 直到达到目标精度要求。该方法以变压器数据为依据进行测试。仿真结果表明, 改进后的方法收敛速度更快、判别故障准确率更高。

关键词: 蜂群算法; 自适应搜索策略; 神经网络; Levy 因子; 变压器

Application of improved adaptive bee colony optimization algorithm in transformer fault diagnosis

WU Jun¹, DING Huanhuan², MA Xinghe², YAN Bingyao³, WANG Xinyu²

(1. School of Computer Science & Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;
2. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;
3. Jiaozuo Power Supply Company, State Grid Henan Power Company, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: In order to enhance the ability of neural network to diagnose transformer faults and avoid local optimal and premature generation of bee colony algorithm, an improved adaptive search strategy bee colony optimization algorithm is proposed. The method adjusts the global and local search ability of the bee colony algorithm by adaptively adjusting the population update step size to avoid the local optimal condition, and introduces the Levy mutation factor to improve the performance of the local search. The improved bee colony algorithm is used to optimize the BP neural network weights and thresholds, and the iterative algorithm is repeated until the target accuracy requirement is reached. The method is tested based on transformer data. Simulation results show that the improved method has faster convergence speed and higher accuracy of discriminating faults.

This work is supported by Science and Technology Research Project of Henan Province (No. 172102210274) and Key Scientific Research Project of Colleges and Universities in Henan Province (No. 18A470013).

Key words: bee colony algorithm; adaptive search strategy; neural network; Levy factor; transformer

0 引言

在整个电网系统中, 变压器处于非常重要的位置。变压器在长时间的运行中, 会出现绝缘老化、外部操作失误等造成故障的产生。为了使变压器能一直正常运行, 需要提前对其性能及时监测, 避免变压器异常事故的发生引起经济损失。现阶段电气设备故障可靠性诊断已从人工检测等物理方法转化

为智能化诊断阶段研究。比如文献[1]运用单一神经网络的故障诊断, 缺陷是容易产生局部极小值, 收敛速度慢; 文献[2]运用粒子群优化神经网络的组合方法进行诊断; 文献[3-4]运用遗传算法、布谷鸟算法优化支持向量机对变压器设备进行诊断, 缺陷是运算复杂, 计算量大; 文献[5]运用标准蜂群算法优化支持向量机进行故障诊断等, 标准蜂群算法等优化算法存在收敛速度慢等缺点。近年来学者们对遗传算法、蚁群算法、蜂群算法等智能优化算法有很多应用并进行改进, 比如文献[6]蜂群算法加入高斯分布提高算法搜索效率, 文献[7]表明蜂群算法加入

基金项目: 河南省科技攻关计划资助(172102210274); 河南省高等学校重点科研项目资助(18A470013)

levy 分布比高斯分布更能增强全局寻优能力,使得蜂群算法的寻优性能更好。

综上所述,本文采用改进自适应蜂群优化算法的故障识别方式。与标准的蜂群算法优化神经网络独自处理故障^[8-10]相比,改进的蜂群算法通过引入自适应因子调整种群更新步长进而协调平衡局部搜索和全局搜索的性能,通过 levy 因子增强全局寻优能力,避免了蜂群算法易早熟、局部最优等缺陷^[11]。改进后的组合算法能更高效识别油浸式变压器故障,对变压器的正常运转有很大作用。

1 神经网络原理

神经网络是一种模拟人脑神经组织的网络,在很多智能领域应用广泛^[12-13]。BP 神经网络的基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,通过误差信息反馈来调节阈值和权值^[14]。神经网络的反馈自学习是用网络的实际输出 A^1, A^2, \dots, A^q 与目标矢量 T^1, T^2, \dots, T^q 之间的误差来修改其权值,使实际输出 $A^l (l=1, 2, \dots, q)$ 与期望的 $T^l (l=1, 2, \dots, q)$ 尽可能地接近。即:使网络输出层地误差平方和达到最小。BP 神经网络最基本的是三层网络结构,也可以在输入层和输出层之间增加若干层神经元,该神经元称为隐形神经元。BP 神经网络的结构如图 1 所示。

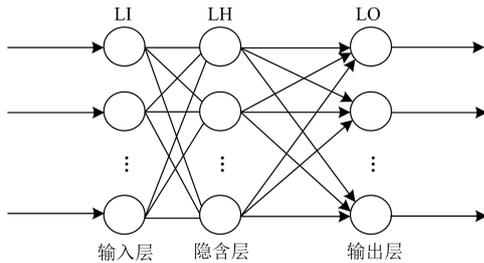


图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 BP neural network structure

由图 1 可以看出,本文所用神经网络为三层结构图,令输入层神经元数为 n , $\mathbf{I} = \{a_1, \dots, a_h, \dots, a_n\}$ 为输入层故障诊断特征向量;隐含层神经元数为 p , 即 $\mathbf{H} = \{b_1, \dots, b_i, \dots, b_p\}$; $\mathbf{O} = \{c_1, \dots, c_j, \dots, c_q\}$ 表示为输出故障向量; $\{T_1, \dots, T_j, \dots, T_q\}$ 为教师信号, $K = (1, 2, \dots, m)$ 为样本数; $\mathbf{V} = \mathbf{V}_{n \times p}$ 与 $\mathbf{W} = \mathbf{W}_{p \times q}$ 表示连接层之间的权值矩阵。令 θ_i 和 r_j 分别为隐含层和输出层的阈值, $(A_k, T_k) (k=1, 2, \dots, m)$ 代表最后一个输入输出模式对。

每个模式对 $(A_k, T_k) (k=1, 2, \dots, m)$ 按照下面的步骤进行学习,其中 $A^k = \{a_1^k, \dots, a_h^k, \dots, a_n^k\}$, $T^k = \{T_1^k, \dots, T_j^k, \dots, T_q^k\}$;

① 输入 A^k 。通过输入激活值 a_k 得到隐含层输入值 $netb_i$, 接着得出输出值 b_i 。

$$netb_i = \sum_{h=1}^n v_{hi} a_h + \theta_i \quad (1)$$

$$b_i = f(netb_i) \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, p$; f 为 S 型函数。

② 计算 LO 层单元的输出值。

$$c_j = f\left(\sum_{i=1}^p \omega_{ij} b_i + r_j\right) \quad (3)$$

式中, $j=1, 2, \dots, q$ 。

③ 计算输出 LO 层单元的一般化误差。

$$d_j = c_j(1 - c_j)(T_j^k - c_j) \quad (4)$$

式中: $j=1, 2, \dots, q$; $k=1, 2, \dots, m$ (m 是总样本数); T_j^k 为 LO 层单元 j 的期望输出。

④ 计算输出 LH 层单元数值误差。

$$e_i = b_i(1 - b_i) \sum_{j=1}^q \omega_{ij} d_j \quad (5)$$

式中, $i=1, 2, \dots, p$ 。

⑤ 调节 LO 和 LH 层单元间的权值和阈值。

$$\Delta \omega_{ij} = \eta b_i d_j, \quad \Delta r_j = \eta d_j \quad (6)$$

式中, $i=1, 2, \dots, p$; $j=1, 2, \dots, q$; $0 < \eta < 1$ 。

⑥ 修改 LH 和 LI 两层单元间的权值和阈值。

$$\Delta v_{hi} = \eta a_h e_i, \quad \Delta \theta_i = \eta e_i \quad (7)$$

式中: $h=1, 2, \dots, n$; $i=1, 2, \dots, p$ 。

通过以上运算直至 $\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^p (T_j^k - c_j)^2$ 满足设定

值结束。

独自の BP 神经网络收敛速度慢、精度低,已经不能满足变压器监测可靠性高的要求,因此本文引入了人工蜂群算法优化 BP 神经网络的权值和阈值。

2 人工蜂群算法

人工蜂群算法在 2005 年由 Karaboga 小组因优化代数问题而提出,是解决多变量函数优化问题,通过模拟蜜蜂的采蜜行为进行全局搜索优化目标^[15-16]。

2.1 基本的人工蜂群算法

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)解决问题的范围广,能够解决许多领域的问题。标准的 ABC 算法含有三类蜂群即采蜜蜂、观察蜂和搜索蜂^[17]。蜂群最终目的是找到蜜源最丰富的地方。假设蜂群算法中所有问题都是在 D 维向量空间条件下求解,蜜源的总数量为 N ,则初始位置

公式如式(8)所示^[18]。

$$new_x_{ij} = x_{min,j} + rand()(x_{max,j} - x_{min,j}) \quad (8)$$

式中: $j = (1, 2, \dots, D)$, $i = (1, 2, \dots, N)$ 并且 $j \neq i$, i 和 j 都是随机生成; $rand()$ 是在(0,1)范围内随机产生的数; new_x_{ij} 是初始解的位置; $x_{max,j}$ 和 $x_{min,j}$ 是 j 维的上界和下界。

假设找到新的优质蜜源, 该蜜源被选择的概率

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^N fit_n} \quad (9)$$

式中, fit_i 表示第 i 个花蜜数量对应的适应度值。

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i}, & f_i \geq 0 \\ \frac{1}{1 + abs(f_i)}, & f_i < 0 \end{cases} \quad (10)$$

在经过多次循环之后, 如果食物源的质量还没有提升, 则为了从旧的食物源中间找到新的食物源位置, 被雇佣蜂(引领蜂)转变为搜索蜂, 并依据式(8)搜索新的蜜源位置进行邻域搜索。

$$v_{ij} = x_{ij} + r(x_{ij} - x_{kj}) \quad (11)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, D$; $k = 1, 2, \dots, N$, 并且 $k \neq i$, k 和 j 都是随机生成; r 是从[-1, 1]中随机选取的数。

2.2 自适应变异的 ABC 算法

本文加入自适应局部搜索因子和变异因子改进蜂群算法, 增强算法全局寻优能力和局部搜索能力, 避免易早熟。

1) 自适应搜索因子

为避免蜂群算法陷入局部寻优, 在算法最初搜寻阶段中引入自适应局部搜索因子 ω , 通过自适应调整种群更新步长增强局部搜索^[19], 平衡算法全局和局部搜索能力。具体的方式是将式(11)更新为式(12)。

$$v_{ij} = \omega x_{ij} + rand()(x_{ij} - x_{kj}) \quad (12)$$

式中, x_{ij} 为前一个最差蜜源。

引入 ω 的主要是避免早熟, 提高算法收敛速度。 ω 的变化如式(13)所示。

$$\omega = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \times \frac{T_{max} - c}{T_{max}} \quad (13)$$

式中: ω_{min} 、 ω_{max} 分别表示惯性权重的最小值和最大值; T_{max} 表示子种群间最大混合迭代次数的最大值; c 表示当前子种群的总迭代次数。

2) 变异因子

为了提高蜂群算法全局寻优能力和准确度, 在

算法中引入 Levy 变异因子, Levy 变异因子相对于高斯算子等其他算子大大增强算法的全局寻优能力, 同时避免算法出现早熟。Levy 变异因子的引入, 在自适应因子的基础上使算法的全局寻优能力增强。具体做法是将式(12)加入 Levy 变异算子更新为式(14)。

$$new_x_{ij} = [\omega x_{ij} + rand()(x_{ij} - x_{kj})] \times L_j(t) \quad (14)$$

式中, $L_j(t)$ 为服从 Levy 分布的随机数。

引入自适应变异因子后, 蜂群算法的局部更新策略如下:

$$new_x_{ij} = [\omega x_{ij} + rand()(x_{ij} - x_{kj})] \times L_j(t) \quad (15)$$

$$x_{kj} = x_{kj} + x_{ij} \quad (16)$$

3 改进 ABC-BP 算法的变压器故障诊断模型

本文通过改进 ABC-BP 算法对变压器进行故障诊断。变压器数据主要为 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 等, 以上五种气体为 BP 神经网络输入量, 表 1 中的故障模式为输出量。改进后的算法具有泛化映射能力及全局迭代搜索能力等优点^[20]。具体诊断模型如图 2 所示, 算法流程图如图 3 所示。

step1: 以变压器中的 DGA(Dissolved Gas Analysis)五种气体作为 BP 网络输入, 对 BP 神经网络进行训练。

step2: 在训练收敛速度慢时, 利用人工蜂群算法优化 BP 网络训练出的权值 (W_{np} , W_{pq}) 和阈值 (θ_i , r_j)。

step3: 根据实际输出数据 O , 是否达到要求, 判断所得出的误差是否达到精度要求。

step4: 经过式(8)达到要求, 则输出最优解, 获得最优权值和阈值。

step5: 否则, 搜索蜂根据式(15)重新找出新的蜜源, 输出解的值。

step6: 如此反复, 最后得出最优解。

step7: 在运算过程中, 注意设定的最大迭代次数, 超过迭代次数结束训练, 否则返回式(9)的函数。

step8: 求出最优解后, 根据权值和阈值对 BP 神经网络进行验证, 达到故障研究的目的。

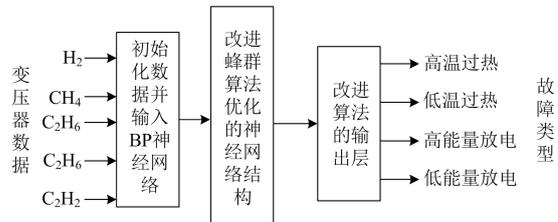


图 2 变压器故障诊断模型

Fig. 2 Fault diagnosis model of transformers

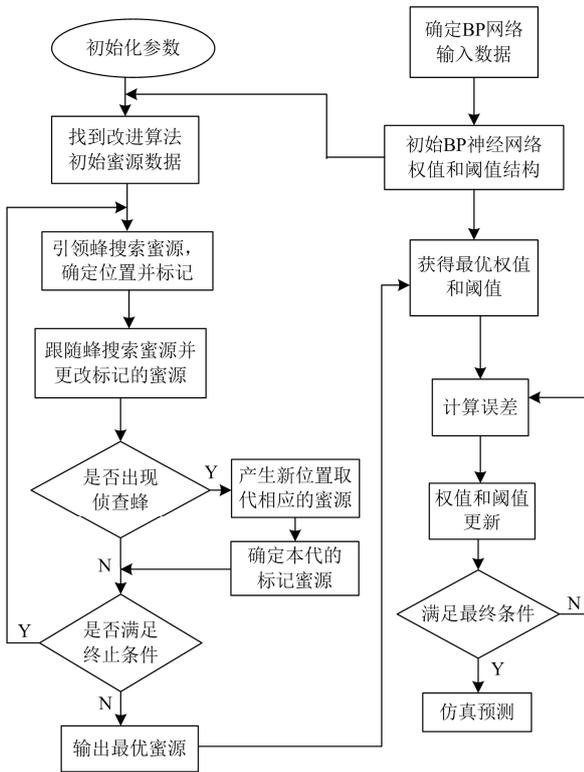


图3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flow chart

本文对 BPNN 的输出层采用高温过热(HH)、中低温过热(LH)、高能量放电(HD)、低能量放电(LD)作为四种故障类型作为输出向量^[21], 如表 1 所示。

表 1 故障类型编码表

Table 1 Fault type coding table

故障序号	故障类型	故障编码
1	高温过热(HH)	0001
2	中低温过热(LH)	0010
3	高能量放电(HD)	0100
4	低能量放电(LD)	1000

4 仿真实证

为验证改进后蜂群算法的优化能力, 本文通过四个函数检验其性能, 并用变压器故障数据验证算法的实用性。函数检验如表 2 所示。

$$\text{函数 1: } f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, -10 \leq x_i \leq 10$$

$$\text{函数 2: } f_2(x) = \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i|, -10 \leq x_i \leq 10$$

$$\text{函数 3: } f_3(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, \\ -600 \leq x_i \leq 600$$

$$\text{函数 4: } f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10), \\ -5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

本文所选四种函数具有不同的特点, 四种函数包含单峰和多峰函数, 能够判别优化算法对不同类型问题的优化性能。函数 1 是单峰且连续的函数, 常被用来测试寻优算法的寻优精度。函数 2 是高维单峰函数, 可以考察算法的收敛速度和收敛精度。函数 3 是典型的非线性多模态函数, 常被用来检测算法跳出局部寻优的能力。函数 4 是连续且非线性的多峰值函数, 常被用来检测寻优算法的全局搜索能力。经过函数检测证明, 改进后算法的性能较好。为验证标准 ABC 和改进的 ABC 的寻优能力, 表 2 通过算法在 4 个不同的测试函数下独立寻优 30 次, 对两种算法在不同函数下最优解、平均值进行比较。

表 2 函数检验对比

Table 2 Function test comparison

函数	理论最优值	AMABC		ABC	
		全局最优值	平均值	全局最优值	平均值
1	0	1.053e-05	5.162e-05	7.132e-05	7.122e-04
2	0	4.304e-05	9.213e-05	6.152e-05	1.642e-04
3	0	1.275e-05	8.213e-05	5.123e-05	5.133e-04
4	0	3.070e-05	5.918e-05	7.472e-05	1.191e-04

由表 2 可以看出, 无论在单峰函数还是多峰函数情况下, 改进 ABC 算法得出的最优值和平均值都高于标准的 ABC 算法。单峰条件下高, 表示收敛速度快和精度高, 多峰条件下高, 表示全局搜索性能更好。

经过函数检验的算法性能较好, 为验证改进蜂群算法的实用性, 本文采集油浸式变压器 DGA 数据仿真验证。当变压器工作异常时, 根据产生的不同气体含量可判别相应的故障类型。将采集到数据作为 BP 神经网络输入值^[22]。本文设定神经网络输入的向量数为 5 个, 隐含层节点数为 10 个, 输出层量为 4 个, 隐含层和输出层的传递函数分别为 tansig 和 logsig 函数。迭代次数最大设为 2 000 次, 学习精度 goal 为 0.000 1。

结合图 4 和图 5 表明, 改进后的 ABC-BP 算法和标准的 ABC-BP 算法相比, 当标准 ABC 算法陷入局部寻优时, 改进算法能跳出局部寻优。加入自适应因子和 levy 因子之后, 收敛速度和精度都有很大提升, 改进后算法稳定性也更好。改进后算法趋于目标误差值的迭代次数明显低于 ABC-BP 算法和单一 BP 神经网络算法。结合图 6 表明, 改进后的算法, 输出值与目标输出的拟合性较好, 说明算法的收敛性较好。

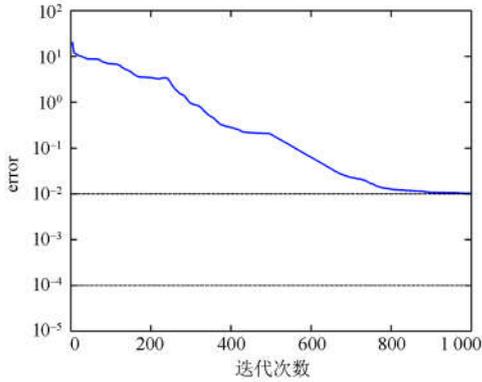


图 4 BP 网络仿真图

Fig. 4 BP network simulation diagram

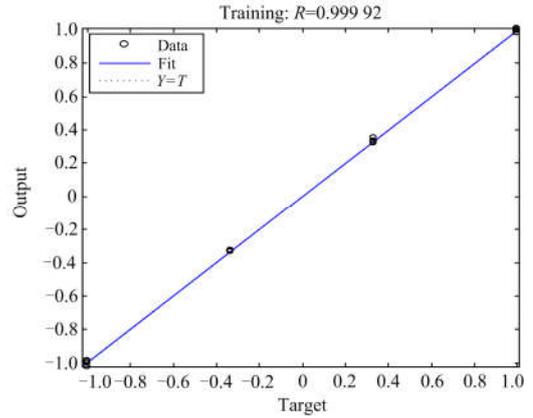


图 6 实际输出和目标输出的拟合图

Fig. 6 Fitting map of network output and target output

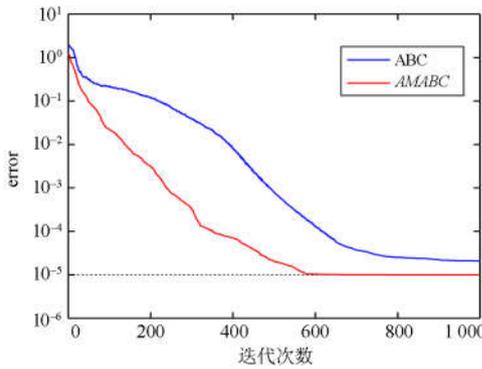


图 5 AMABC 与 ABC 优化对比图

Fig. 5 Comparison chart of AMABC and ABC optimization

图 6 表明：本文所用方法的输出结果和期望结果拟合效果良好，表明本文设计算法的性能良好。

将蜂群算法的优化性能和遗传算法、粒子群算法优化性能进行对比，如表 3 所示。

表 3 是 BP 算法结构层的选取数据对比和经过改进后的 ABC 算法优化前和优化后选取 10 组数据故障仿真误差表格，如表 4、表 5 所示。

表 3 优化算法比较

Table 3 Comparison of optimization algorithms

算法名称	迭代时间/ms	故障准确率/%
GA-BP	50.6	82.30
PSO-BP	48.9	89.38
ABC-BP	43.2	92.03
改进 ABC-BP	41.3	95.58

表 4 中设训练样本个数为 N ，通过对比 $N=8, 12, 20$ 三种情况下网络对 10 组测试样本的输出，不难发现： N 越大，输出值与目标输出之间的误差越小，这说明 $N=20$ 时网络的泛化能力最好。因此，在训练 BP 网络时，一定要收集到足够数量的训练样本，这些样本应能反映各种故障类型而又不冗余，否则，将导致训练的 BP 网络产生过拟合。

由上述数据和仿真表明，本文所选用的方法能够达到预设目标要求，能够对油浸式变压器的可靠性有一个精确的检测。

表 4 BP 神经网络结果对比

Table 4 Comparison of BP neural network results

样本号	$N=8$				$N=12$				$N=20$				实际故障
	O_1	O_2	O_3	O_4	O_1	O_2	O_3	O_4	O_1	O_2	O_3	O_4	
1	0.003 1	0.000 3	0.003 3	0.799 6	0.000 0	0.001 8	0.000 3	0.918 6	0.000 0	0.000 0	0.000 3	0.999 6	高温过热
2	0.000 5	0.000 1	0.000 3	0.998 9	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.998 9	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.999 9	高温过热
3	0.001 0	0.000 5	0.000 7	0.996 8	0.000 0	0.000 1	0.000 1	0.999 8	0.000 0	0.000 1	0.000 1	0.999 8	高温过热
4	0.002 4	0.000 5	0.997 9	0.000 3	0.000 4	0.000 5	0.988 9	0.000 3	0.000 4	0.000 5	0.997 9	0.000 3	中低温过热
5	0.659 7	0.004 5	0.000 2	0.000 2	0.996 7	0.000 5	0.000 2	0.000 2	0.999 7	0.000 5	0.000 2	0.000 2	低能放电
6	0.671 4	0.790 9	0.000 3	0.000 7	0.103 4	0.951 3	0.000 3	0.000 7	0.001 4	0.989 9	0.000 3	0.000 7	高能放电
7	0.998 1	0.020 9	0.000 6	0.000 1	0.990 9	0.003 2	0.000 6	0.000 1	0.000 1	0.999 9	0.000 0	0.000 1	高能放电
8	0.999 3	0.001 8	0.000 1	0.000 0	0.999 9	0.000 2	0.000 1	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 1	0.000 0	低能放电
9	0.004 1	0.998 5	0.000 9	0.000 7	0.001 1	0.998 5	0.000 9	0.000 7	0.001 1	0.998 5	0.000 9	0.000 7	高能放电
10	0.207 8	0.001 5	0.998 9	0.000 7	0.010 8	0.000 5	0.998 9	0.000 7	0.000 8	0.000 5	0.998 9	0.000 7	中低温过热

表 5 故障检测对比

Table 5 Fault detection comparison

样本序号	O_1	O_2	O_3	O_4	改进蜂群优化	ABC 优化	BP 诊断	实际故障类型
1	0.000 0	0.000 0	0.000 3	0.999 6	高温过热	高温过热	高温过热	高温过热
2	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.999 9	高温过热	高温过热	中低温过热	高温过热
3	0.000 0	0.000 1	0.000 1	0.999 8	高温过热	高温过热	高温过热	高温过热
4	0.000 4	0.000 5	0.997 9	0.000 3	中低温过热	中低温过热	高温过热	中低温过热
5	0.999 7	0.000 5	0.000 2	0.000 2	低能放电	低能放电	低能放电	低能放电
6	0.001 4	0.989 9	0.000 3	0.000 7	高能放电	低能放电	低能放电	高能放电
7	0.000 1	0.999 9	0.000 0	0.000 1	高能放电	高能放电	高温过热	高能放电
8	1.000 0	0.000 0	0.000 1	0.000 0	低能放电	低能放电	低能放电	低能放电
9	0.001 1	0.998 5	0.000 9	0.000 7	高能放电	高能放电	高能放电	高能放电
10	0.000 8	0.000 5	0.998 9	0.000 7	中低温过热	中低温过热	中低温过热	中低温过热

5 结论

本文提出的改进自适应搜索策略蜂群优化算法的故障识别方法, 与标准的蜂群优化 BP 神经网络算法相比较, 具有收敛速度快、精度高、误差小的故障诊断优势。采用 BP 网络法对 DGA 数据进行分析, 研究表明, 基于自适应变异的 ABC-BP 算法相对于普通 ABC-BP 神经网络收敛速度快、精度更高, 判别油浸式变压器故障的准确率更高。

参考文献

- [1] 禹建丽, 卞帅. 基于 BP 神经网络的变压器故障诊断模型[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(6): 1343-1349.
YU Jianli, BIAN Shuai. Fault diagnosis model of transformer based on BP neural network[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(6): 1343-1349.
- [2] 施恂山, 马宏忠, 张琳, 等. PSO 改进 RBPNN 在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 39-44.
SHI Xunshan, MA Hongzhong, ZHANG Lin, et al. Application of RBPNN improved by PSO in fault diagnosis of transformers[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 39-44.
- [3] 吐松江·卡日, 高文胜, 张紫薇, 等. 基于支持向量机和遗传算法的变压器故障诊断[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2018, 58(7): 623-629.
KARI Tusongjiang, GAO Wensheng, ZHANG Ziwei, et al. Power transformer fault diagnosis based on a support vector machine and a genetic algorithm[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2018, 58(7): 623-629.
- [4] 甘锡淞, 李云, 傅成华, 等. 基于信息融合和 CS-SVM 的变压器绕组变形故障诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 156-161.
GAN Xisong, LI Yun, FU Chenghua, et al. Information fusion and CS-SVM based research on diagnosis method for transformer winding deformation fault[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 156-161.
- [5] 邱正, 钱玉良, 张云, 等. 基于人工蜂群算法优化支持向量机的燃气轮机故障诊断[J]. 热能动力工程, 2018, 33(9): 39-43, 57.
QIU Zheng, QIAN Yuliang, ZHANG Yun, et al. Gas turbine fault diagnosis based on artificial bee colony algorithm optimized support vector machine[J]. Engineering for Thermal Energy and Power, 2018, 33(9): 39-43, 57.
- [6] 万鹏飞, 高兴宝. 一种解多目标优化问题的基于分解的人工蜂群算法[J]. 山东大学学报: 理学版, 2018, 53(11): 56-66, 77.
WAN Pengfei, GAO Xingbao. Novel artificial bee colony algorithm based on objective space decomposition for solving multi-objective optimization problems[J]. Shandong University: Natural Science, 2018, 53(11): 56-66, 77.
- [7] 费腾, 张立毅, 陈雷. 混合 Levy 变异与混沌变异的改进人工鱼群算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 146-152, 158.
FEI Teng, ZHANG Liyi, CHEN Lei. Improved artificial fish swarm algorithm mixing Levy mutation and chaotic mutation[J]. Computer Engineering, 2016, 42(7): 146-152, 158.
- [8] 公茂法, 张言攀, 柳岩妮, 等. 基于 BP 网络算法优化模糊 Petri 网的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 113-117.
GONG Maofa, ZHANG Yanpan, LIU Yanni, et al. Fault diagnosis of power transformers based on back propagation algorithm evolving fuzzy Petri nets[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 113-117.
- [9] ZANG Yongtao, WANG Yajuan, ZHAO Yanjun, et al. Transformer failure diagnosis based on BP neural network[C] // 2011 IEEE International Conference on

- Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer, August 19-22, 2011, Jilin, China: 1445-1448.
- [10] 张珂斐, 郭江, 聂德鑫, 等. 基于化学反应优化神经网络与融合 DGA 算法的油浸式变压器模型研究[J]. 高电压技术, 2016, 42(4): 1275-1281.
ZHANG Kefei, GUO Jiang, NIE Dexin, et al. Diagnosis model for transformer fault based on CRO-BP neural network and fusion DGA method[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4): 1275-1281.
- [11] 杜振鑫, 刘广钟, 韩德志, 等. 基于全局无偏搜索策略的精英人工蜂群算法[J]. 电子学报, 2018, 46(2): 308-314.
DU Zhenxin, LIU Guangzhong, HAN Dezhi, et al. Artificial bee colony algorithm with global and unbiased search strategy[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2): 308-314.
- [12] 李鑫, 孟亨, 杨桢, 等. 基于 BP 神经网络递推积分 PI-重复控制在微电网 APF 中的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 132-140.
LI Xin, MENG Heng, YANG Zhen, et al. Research on recursive integral PI-repetitive control based on BP neural network in micro-grid APF[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 132-140.
- [13] 艾剑良, 杨曦中. 一种基于自适应神经网络的航空发动机故障诊断方法[J]. 中国科学:技术科学, 2018, 48(3): 326-335.
AI Jianliang, YANG Xizhong. Fault diagnosis of aero-engine based on self-adaptive neural network[J]. Scientia Sinica: Technologica, 2018, 48(3): 326-335.
- [14] SUN Yanjing, ZHANG Shen, MIAO Changxin, et al. Improved BP neural network for transformer fault diagnosis[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2007, 17(1): 138-142.
- [15] 沈艳霞, 陈杰, 吴定会. 一种基于进化知识融合的多目标人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2176-2182.
SHEN Yanxia, CHEN Jie, WU Dinghui. A multi-objective artificial bee colony based on evolutionary knowledge integrated[J]. Control & Decision, 2017, 32(12): 2176-2182.
- [16] 刘前进, 许慧铭, 施超. 基于人工蜂群算法的多目标最优潮流问题的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 1-7.
LIU Qianjin, XU Huiming, SHI Chao. Research on power flow optimization based on multi-objective artificial bee colony algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 1-7.
- [17] 盛四清, 陈玉良, 张晶晶. 基于差分进化人工蜂群算法的光伏最大功率跟踪策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 23-29.
SHENG Siqing, CHEN Yuliang, ZHANG Jingjing. Research on maximum power point tracking strategy based on differential evolution artificial bee colony algorithm of photovoltaic system[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 23-29.
- [18] 何尧, 刘建华, 杨荣华. 人工蜂群算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(5): 1281-1286.
HE Yao, LIU Jianhua, YANG Ronghua. Survey on artificial bee colony algorithm[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(5): 1281-1286.
- [19] 刘婷婷, 张长胜, 张斌, 等. 一种基于反馈策略的自适应选择人工蜂群算法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2015, 36(5): 618-621, 630.
LIU Tingting, ZHANG Changsheng, ZHANG Bin, et al. A strategy self-adaptive selection bee colony algorithm based on feedback[J]. Northeastern University: Natural Science, 2015, 36(5): 618-621, 630.
- [20] 冷昕, 张树群, 雷兆宜. 改进的人工蜂群算法在神经网络中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(11): 7-10, 25.
LENG Xin, ZHANG Shuqun, LEI Zhaoyi. Application of improved artificial bee colony algorithm in neural network[J]. Computer Engineering & Applications, 2016, 52(11): 7-10, 25.
- [21] 熊树, 俞阿龙. 基于 BP 网络远程无线电力变压器故障诊断系统[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(23): 207-211.
XIONG Shu, YU Along. Power transformer long distance wireless fault diagnosis system based on BPNN[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(23): 207-211.
- [22] 苗长新, 申坤, 钟世华, 等. 基于优化神经网络和 DGA 的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2016, 52(11): 163-168.
MIAO Changxin, SHEN Kun, ZHONG Shihua, et al. Power transformer fault diagnosis based on improved neural network and DGA[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(11): 163-168.

收稿日期: 2019-06-17; 修回日期: 2019-08-03

作者简介:

吴君(1979—), 男, 博士研究生, 副教授, 研究方向为矿井供电与电网监控; E-mail: 26386890@qq.com

丁欢欢(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为信号处理与网络控制; E-mail: 3088832510@qq.com

马星河(1979—), 男, 副教授, 博士, 研究方向为新型变频器、电气设备故障研究. E-mail: maxinghe@hpu.edu.cn

(编辑 张爱琴)