

基于IBBOA优化BP神经网络的变压器故障诊断

赵玲玲^{1,2}, 王群京^{2,3}, 陈 权^{1,4}, 汪 伟⁵

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院, 安徽 合肥 230601; 2. 高节能电机及控制技术国家地方联合工程实验室, 安徽大学, 安徽 合肥 230601; 3. 教育部电能质量工程研究中心, 安徽大学, 安徽 合肥 230601; 4. 工业节电与用电安全安徽省重点实验室, 安徽大学, 安徽 合肥 230601; 5. 南方电网公司新型智慧城市高品质供电联合实验室(深圳供电局有限公司), 广东 深圳 518020)

摘要: 为提高变压器故障诊断准确率, 提出基于IBBOA优化BP神经网络的变压器故障诊断模型。在IBBOA-BP模型中, 引入自适应权重, 协调BBOA的全局和局部搜索能力; 增加变异算子, 提高蝴蝶种群的多样性, 避免蝴蝶个体陷入局部最优。通过IBBOA优化BP神经网络的权值和阈值, 避免BP神经网络出现易早熟问题, 提高变压器故障诊断模型的准确性。且利用测试函数, 通过与PSO、BOA对比, 证明IBBOA算法具有更好的全局寻优能力、精确度和收敛速度。仿真计算表明, IBBOA-BP模型的变压器故障诊断正确率比PSO-BP和BOA-BP诊断模型正确率分别提高10.447 7%和5.970 1%。

关键词: 变压器; 故障诊断; 蝴蝶优化算法; 自适应权重; 变异算子

DOI: 10.12067/ATEEE2103024

文章编号: 1003-3076(2021)09-0039-08

中图分类号: TM41

1 引言

电力变压器是电网中的核心设备, 承载着变换电压和分配电能的重任。随着电网规模的日益扩增, 电力变压器的容量和数量也不断增大, 发生故障的机率也有所提高^[1]。变压器一旦故障, 轻则引起局部停电, 重则发生爆炸甚至火灾, 影响整个电力系统的安全稳定运行^[2]。因此, 精准快速的变压器故障诊断, 可避免事态的进一步恶化, 对变压器的稳定运行和电网的健康发展具有重要的实际意义^[3]。

目前, 变压器故障诊断主要利用油中溶解气体分析法(Dissolved Gas Analysis, DGA), 传统的DGA方法不受磁场影响, 是很好的故障诊断手段^[4]。但是, 传统的DGA方法也存在编码不全和编码过于绝对的弊端, 易造成故障诊断失误^[5]。近年来, 智能算法得到了迅速发展, 基于智能算法的DGA变压器故障诊断应运而生^[6]。支持向量机^[7]、多层前馈

(Back Propagation, BP)神经网络^[8]、模糊聚类算法^[9]和贝叶斯网络^[10]等都应用于变压器故障诊断中。文献[11]利用改进蜂群算法优化支持向量机进行变压器故障诊断, 该方法正确率高、泛化能力强, 但是其核函数不易选择。文献[12]提出粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化BP神经网络的诊断模型, 虽然克服了BP神经网络易陷入局部最优的缺点, 但是PSO算法本身存在收敛较慢和易早熟的问题。文献[13]通过模糊聚类算法, 克服了故障分类模糊、分类重合的问题, 但是分类模型层次较多、较为复杂。文献[14]针对故障信息缺失的问题, 提出利用贝叶斯网络进行故障诊断, 提高了故障诊断准确率, 但是该方法需要大量故障数据, 大大增加了网络的训练难度。与此同时, 蝴蝶优化算法(Butterfly Optimization Algorithm, BOA)因其参数较少、易于实现、具有很好的寻优能力^[15]的特点, 在众多算法中脱颖而出。不少学者也针对BOA的

收稿日期: 2021-04-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(51637001)、安徽省自然科学基金(1808085ME113)、南方电网公司科技项目(090000KK52190169/SZKJXM2019669)

作者简介: 赵玲玲(1994-), 女, 山东籍, 硕士研究生, 研究方向为电力变压器故障诊断;

王群京(1960-), 男, 安徽籍, 教授, 博士, 研究方向为伺服电机及其控制、新型电力传动、机器人关节驱动系统。

特点提出了优化改进,进一步提高了算法的综合性能^[16],将其应用在实际问题中^[17]。考虑到 BP 神经网络具有较好的非线性数据处理能力,但采用梯度下降法训练网络,容易陷入局部最优,所以利用 BOA 优化 BP 神经网络的权值和阈值,可以提高故障诊断模型的正确率^[18]。但是,BOA 也存在其固有的缺点:当处理复杂的工程问题时,算法也容易出现早熟、精度低和收敛慢的问题。所以 BOA 算法需要做进一步改进,以提高故障诊断模型的收敛速度、全局寻优能力和故障诊断正确率。

综上所述,本文提出基于干预双向蝴蝶优化算法(Intervention Bidirectional Butterfly Optimization Algorithm, IBBOA)优化 BP 神经网络的变压器故障诊断模型。一方面,在双向蝴蝶优化算法(Bidirectional Butterfly Optimization Algorithm, BBOA)中增加自适应权重,更好地协调蝴蝶种群的全局搜索和局部搜索能力,避免算法陷入局部最优值。另一方面,利用变异算子,增加了蝴蝶种群的多样性,规避了蝴蝶的个别意外行为。通过测试函数验证改进策略的可行性。本文利用实际变压器油色谱数据作为故障信息,测试 IBBOA-BP 故障模型的可靠性,通过与 PSO-BP 模型和 BOA-BP 模型对比,证明了 IBBOA-BP 故障诊断模型具有较高的诊断正确率。

2 改进蝴蝶优化算法

2.1 标准蝴蝶优化算法

BOA 算法是由 Sankalp Arora 和 Satvir Singh 两位学者提出的智能算法。蝴蝶本身可以释放和感知香味,进而通过这一行为进行觅食或求偶。蝴蝶个体间通过释放和感知香味相互联系构成一个社会知识网络。蝴蝶释放的香味浓度和其适应度相关,当蝴蝶个体感受到了某一蝴蝶释放的香气,就会向着香气来源进行全局搜寻,若是感知不到香味,蝴蝶就会随机地飞行,进行局部搜索。

蝴蝶释放的香味强度可以用 f 表示,其计算公式为:

$$f = cI^a \quad (1)$$

式中, f 为香味强度; c 为感觉模态; I 为刺激强度; a 为与模态相关的幂指数。

首先,根据随机初始化蝴蝶种群中各个蝴蝶的位置,计算各个蝴蝶当前位置适应度值。然后,利用式(1)计算当前位置各个蝴蝶的香味强度,判断蝴蝶的搜索范围。若进行全局搜寻,则蝴蝶向全局最

优蝴蝶靠近,其计算公式为:

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + (r^2 \mathbf{g}^* - \mathbf{x}_i^t) f_i \quad (2)$$

式中, \mathbf{x}_i^t 为第 i 只蝴蝶在第 t 次迭代的位置向量; r 为 0~1 的随机数; \mathbf{g}^* 为全局最优蝴蝶位置向量; f_i 为第 i 只蝴蝶释放的香味强度。

当蝴蝶局部搜寻时,其运动方式表示为:

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + (r^2 \mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_i^t) f_i \quad (3)$$

式中, \mathbf{x}_j^t 、 \mathbf{x}_k^t 分别为当前蝴蝶种群中第 t 次迭代中随机的第 j 、 k 只蝴蝶的位置向量。

2.2 双向蝴蝶优化算法

双向随机优化(Bidirectional Random Optimization, BRO)是 Ahandani 提出的, BRO 搜索方式既能前向搜索也能后向搜索,如果前向搜索不能提高算法的适应度或改善目标函数值,则进行后向搜索^[19]。同理,将 BRO 应用到 BOA 算法中为 BBOA^[20]。BBOA 算法有助于蝴蝶个体在全局和局部搜索时进行前向和后向的运动,减少了蝴蝶搜索阶段的勘探量,加快了算法的收敛。其表达式为:

$$\mathbf{x} = \begin{cases} \mathbf{x} + S & f(\mathbf{x} + S) < f(\mathbf{x}) \\ \mathbf{x} - S & f(\mathbf{x} - S) < f(\mathbf{x}) \\ \mathbf{x} & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, \mathbf{x} 为当前迭代中蝴蝶个体的位置向量; $f(\mathbf{x})$ 为当前蝴蝶个体的适应度值; S 为步长。BBOA 算法添加了双向搜索,其流程图如图 1 所示, P 为全局搜寻和局部搜寻的切换概率。

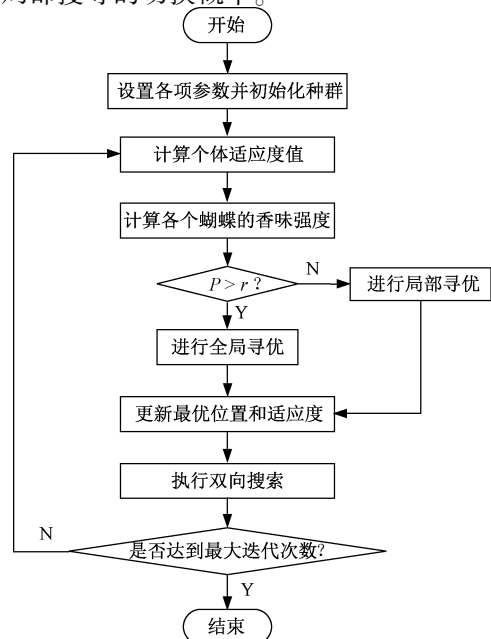


图 1 双向蝴蝶优化算法流程图

Fig.1 Flow chart of BBOA

2.3 改进策略

BBOA 在收敛速度和寻优精度上要明显优于 PSO、BOA 等优化算法,且算法简单、参数较少、易于实现、具有较强的寻优能力。所以利用 BBOA 优化 BP 神经网络的权值和阈值,通过增加自适应权重和变异因子,建立 IBBOA-BP 故障诊断模型,可更好地用于变压器故障诊断。

受 PSO 算法的启发,在蝴蝶飞行阶段引入自适应权重^[21]。把自适应权重引入 BBOA 算法中以更好地协调全局和局部寻优的关系。自适应权重较大时,有利于蝴蝶进行全局搜索;自适应权重较小时,有利于蝴蝶局部搜索。在本文中引入非线性指数递减的权重 ω , ω 初期取值较大,方便蝴蝶在全局进行搜索,随着迭代次数的增加, ω 取值变小,有利于蝴蝶在小范围内局部搜索。计算如下:

$$\omega = (2\omega_{\min}^2/\omega_{\max}) \cdot e^{1/(1+CT/T_{\max})} \quad (5)$$

式中, ω_{\min} 为最小权重值; ω_{\max} 为最大权重值; C 为常数; T 为迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。

BBOA 算法中,蝴蝶种群依靠气味传达位置信息,理想上其他蝴蝶要追随气味最浓的蝴蝶移动,但是由于蝴蝶位置的不断移动,香气浓度也会不断变化。为了防止蝴蝶出现扰动种群的意外行动,本文利用变异算子,保证蝴蝶以此概率变异,增加了蝴蝶种群的多样性,提高了全局寻优的能力^[22]。寻优公式为:

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \begin{cases} \omega(t)\mathbf{x}_i^t + (r^2\mathbf{g}^* - \mathbf{x}_i^t)f_i + \\ P(r)\text{sign}(r)x_0 & r < P \\ \omega(t)\mathbf{x}_i^t + (r^2\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_i^t)f_i + \\ P(r)\text{sign}(r)x_0 & r > P \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\omega(t)$ 为式(5)中的自适应权重; x_0 为常数; $P(r)$ 和 $\text{sign}(r)$ 定义式为:

$$P(r) = \begin{cases} 1 & r \leq P_{\text{cr}} \\ 0 & r > P_{\text{cr}} \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{sign}(r) = \begin{cases} -1 & r \geq 0.5 \\ 1 & r < 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中, P_{cr} 为设定的变异概率。

3 IBBOA-BP 算法的变压器故障诊断模型

3.1 特征量的选取与数据处理

当变压器发生故障时,变压器油和绝缘介质会生成多种气体,包括 CO 、 CO_2 、 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 等^[23]。这些气体可以很好地反映变压器故障类型,因此本文中利用 DGA 特征气体含量作为故障

特征,诊断变压器故障。为了使故障诊断模型更简单、高效,文中选取了更具有代表性的五种气体,分别是 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 ,并利用气体含量作为变压器故障诊断的故障特征数据^[24]。故障数据及故障类型见表 1。

表 1 各类故障数据表

Tab.1 Data of various types of faults

序号	特征气体含量/($\mu\text{L/L}$)					故障类型
	H_2	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2	
1	14.67	3.68	10.54	2.71	0.2	正常
2	30	7.4	8.5	1.8	19	低能放电
3	77.5	71	9.1	72.6	16.9	高能放电
4	4.32	193	118	125	0	中低温过热
5	328	380	82	1 002	17	高温过热
6	538.32	12.61	8.67	14.07	0.33	局部放电

从表 1 可知,各故障气体含量的大小并不在一个数量等级上,为了使故障诊断更加准确,文中对故障数据进行了归一化^[25],计算式为:

$$\bar{\mathbf{x}}_i = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{\min})/(\mathbf{x}_{\max} - \mathbf{x}_{\min}) \quad (9)$$

式中, $\bar{\mathbf{x}}_i$ 为归一化后的数据; \mathbf{x}_i 为原始数据; \mathbf{x}_{\min} 为数据的最小值; \mathbf{x}_{\max} 为数据最大值。

本文从文献[26-28]中收集整理不同运行环境中的不同变压器的 484 条故障数据,选取其中 417 条数据作为训练集,67 条数据作为测试集。将故障信息表示成输入向量为:

$$\mathbf{X}_i = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5] \quad (10)$$

式中, \mathbf{X}_i 为第 i 条输入信息; x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 分别为 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 五种气体含量的数值大小。

3.2 故障类型划分

根据所获取的数据样本以及 DL/T722—2014《变压器油中溶解气体分析和判断准则》,本文主要研究变压器内部故障,并大致划分为低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热、局部放电五种故障以及正常状态。五种特征气体组成的故障信息和上述故障状态有着密切联系。例如:低温过热时, H_2 含量占氢烃的 27%以上;局部放电的特征气体主要是 H_2 和少量 CH_4 ^[29]。并利用 0、1 编码的列向量分别表示上述的六种状态,如表 2 所示。

3.3 故障诊断实现流程

由于 BP 神经网络具有良好的非线性映射和容错能力,可以存储多个模式对。所以本文利用三层 BP 神经网络进行变压器故障诊断,分别利用 PSO、BOA 和 IBBOA 算法优化其权值和阈值,建立 PSO-

表2 故障类型编码表

Tab.2 Fault type coding table

序号	故障类型	故障编码
1	正常	[1 0 0 0 0 0]
2	低能放电	[0 1 0 0 0 0]
3	高能放电	[0 0 1 0 0 0]
4	中低温过热	[0 0 0 1 0 0]
5	高温过热	[0 0 0 0 1 0]
6	局部放电	[0 0 0 0 0 1]

BP、BOA-BP 和 IBBOA-BP 故障诊断模型。文中以 IBBOA-BP 为例,详细介绍故障诊断模型的运行流程。

首先,文中以表1所示五种气体含量作为故障数据。其次,以 IBBOA-BP 作为故障诊断模型。最后,以表2所示故障编码作为故障类型,判别变压器的故障类别。故障诊断主要为以下步骤:

(1)把故障数据划分为训练集和测试集,利用训练集训练 BP 神经网络。

(2)把 BP 神经网络中实际输出的故障类型编码和期望输出的故障类型编码的误差作为 IBBOA 算法的优化目标。

(3)利用 IBBOA 不断地优化 BP 神经网络的权值和阈值,直到满足迭代条件。

(4)BP 神经网络利用 IBBOA 得到最优权值和阈值训练网络。

(5)利用 IBBOA-BP 模型诊断测试集数据。

IBBOA-BP 变压器故障诊断模型的流程如图2所示。

4 仿真实验

本文所选用的编程环境是 Matlab R2019a,其硬件环境为:HP Laptop 14s-dp0xxx,操作系统为:64 位 Win10,处理器为:AMD Ryzen 7 3700 with Radeon Vega Mobile Gfx 2.30 GHz,运行内存为:8.00 GB。本节主要通过测试函数测试 PSO、BOA 和 IBBOA 算法的优化能力,以验证 IBBOA 算法改进的有效性。并通过变压器故障诊断仿真计算,将 IBBOA 算法与 PSO 算法和 BOA 算法对比,证明 IBBOA-BP 模型在变压器故障诊断上的有效性。

4.1 性能测试

文中利用测试函数 Rastrgrin 和 Griewank 来测试 IBBOA 算法的有效性,两个测试函数都有较多的局部最小值^[30]。Rastrgrin 函数自变量 a_1 和 a_2 取值在 $-5 \sim 5$ 之间,其全局最小值为 0,函数解析式如

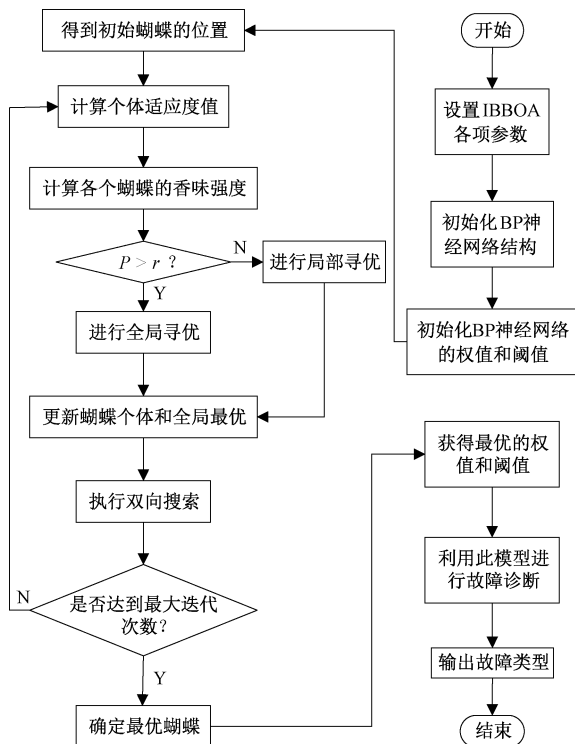


图2 故障诊断流程图

Fig.2 Fault diagnosis flow chart

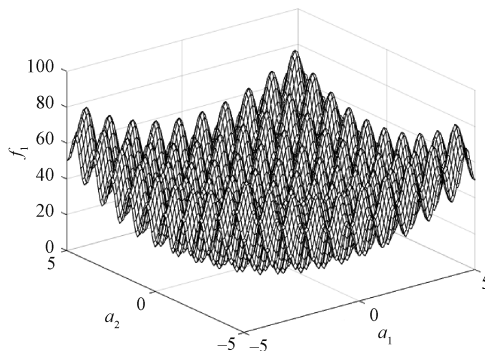
式(11)所示,函数图像如图3所示。Griewank 函数自变量 a_1 和 a_2 取值在 $-100 \sim 100$ 之间,全局最小值为 0,其函数解析式如式(12)所示,函数图像如图4所示。

$$f_1(a_1, a_2) = a_1^2 + a_2^2 - 10\cos(2\pi a_2) + 20 \quad (11)$$

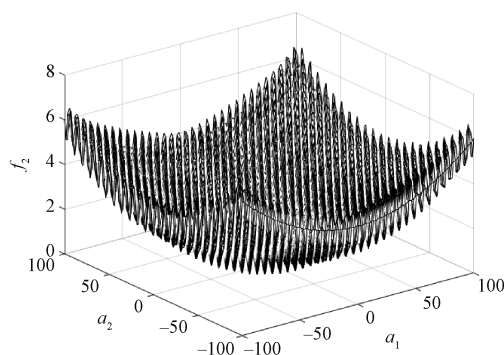
式中, a_1 和 a_2 为 Rastrgrin 函数的自变量。

$$f_2(a_1, a_2) = \frac{a_1^2 + a_2^2}{4000} - \cos a_1 \cos\left(\frac{a_2}{\sqrt{2}}\right) + 1 \quad (12)$$

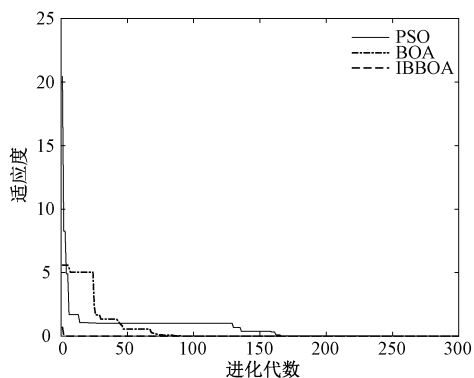
式中, a_1 和 a_2 为 Griewank 函数的自变量。

图3 测试函数 f_1 Fig.3 Test function f_1

PSO、BOA 和 IBBOA 对上述两个函数的优化过程如图5和图6所示,由图5可知在 Rastrgrin 的寻

图4 测试函数 f_2 Fig.4 Test function f_2

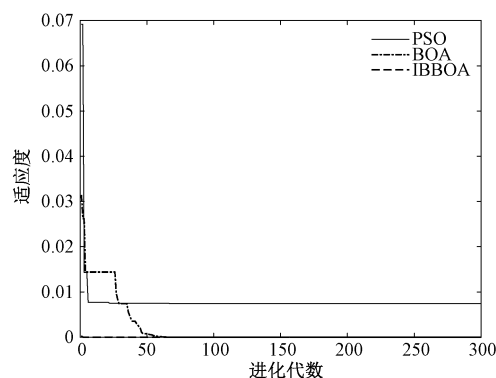
优过程中,IBBOA 在第 10 次迭代时,找到全局最优解。BOA 算法在第 92 次迭代时,找到全局最小值。PSO 算法在第 300 次迭代时的最小误差为 1.343×10^{-3} 。由图 6 可知,Griewank 的寻优过程中,IBBOA 算法在第 12 次迭代时,找到全局最小值,BOA 第 86 次迭代时的最小误差为 4.0275×10^{-8} ,PSO 在第 67 次迭代的最小误差为 7.4157×10^{-3} 。

图5 PSO、BOA 和 IBBOA 对 f_1 函数的优化过程Fig.5 f_1 function optimization process of PSO, BOA and IBBOA

综上所述,IBBOA 算法在寻找测试函数最小值的过程中,在 15 次迭代内即可准确地定位到最小值。相比于 BOA 和 PSO 算法,IBBOA 算法收敛较快、精度较高、全局寻优能力强,可以快速找到多极值函数的全局最优值。

4.2 故障诊断

本文利用从文献中收集整理的 484 组变压器油中溶解气体含量的数据作为故障诊断模型的输入信息,故障类型的向量编码作为输出信息。其中选取 417 组数据作为训练集数据,67 组数据作为测试集数据。文中采用 5-13-6 结构的三层 BP 神经网络。分别利用 PSO、BOA 和 IBBOA 优化 BP 神经网络,

图6 PSO、BOA 和 IBBOA 对 f_2 函数的优化过程Fig.6 f_2 function optimization process of PSO, BOA and IBBOA

构建变压器故障诊断模型。蝴蝶个体适应度值为 BP 网络训练的实际输出和理想输出的误差值,其表达式为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_k^* - y_k)^2 \quad (13)$$

式中, E 为故障诊断输出的误差值; y_k 为真实输出值; y_k^* 为预测输出值; m 为故障样本个数。

4.2.1 对比

经过多次仿真测试,PSO-BP、BOA-BP 和 IBBOA-BP 故障诊断模型的故障诊断正确率分别为 82.089 6%、86.567 2%和 92.537 3%,其测试样本故障诊断情况如图 7~图 9 所示,图中星号表示故障类型的真实值,圆圈表示故障类型的预测值,其中纵坐标的 1、2、3、4、5、6 分别表示变压器正常、低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热和局部放电的六种状态。两种图标吻合表示故障诊断预测正确,否则表示预测错误。图 10 是三种诊断模型的训练过程对比图。

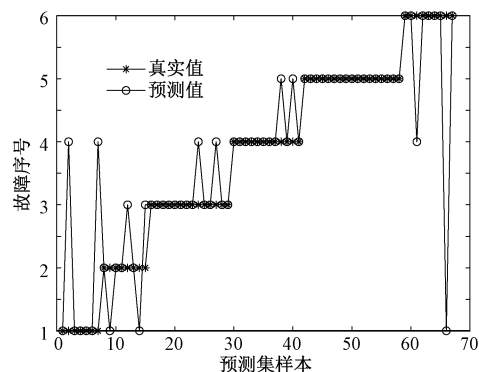


图7 PSO-BP 故障诊断模型预测图

Fig.7 Prediction of PSO-BP fault diagnosis model

4.2.2 分析

综上所述,经过反复的迭代验证,IBBOA-BP

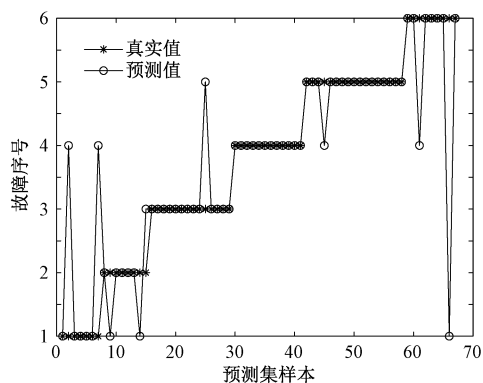


图8 BOA-BP故障诊断模型预测图

Fig.8 Prediction of BOA-BP fault diagnosis model

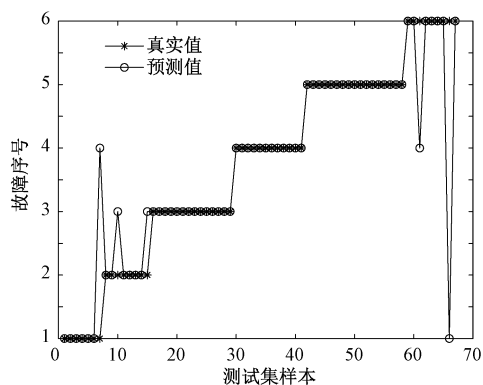


图9 IBBOA-BP故障诊断模型预测图

Fig.9 Prediction of IBBOA-BP fault diagnosis model

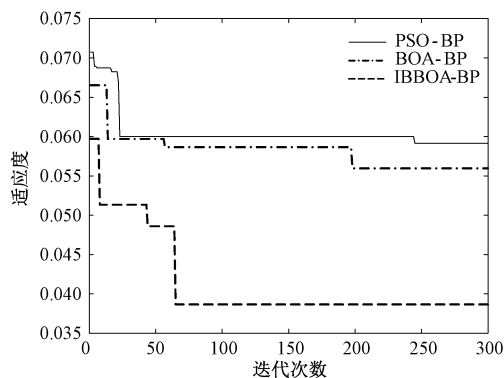


图10 训练过程对比图

Fig.10 Training process comparison chart

在变压器故障诊断的应用方面有明显的优势。由图7~图9可知,PSO-BP模型故障诊断错误个数为12个,BOA-BP错误数9个,IBBOA-BP错误数5个,由此可见,IBBOA-BP模型的诊断正确率大大提高。BOA算法比PSO算法的故障诊断正确率高4.4776%。IBBOA算法由于全局寻优能力得到了改善,故障诊断的正确率比PSO算法提高10.4477%,比标准的BOA算法提高5.9701%。

且IBBOA-BP诊断模型对于高能放电、中低温过热和高温过热故障的诊断正确率为100%,比PSO-BP的高能放电和中低温过热分别提高14.2857%和16.6667%,比BOA-BP的高能放电和高温过热分别提高7.1429%和5.8824%。IBBOA-BP对于正常状态和低能放电故障的正确率分别为85.7143%和75%,比PSO-BP的正常状态和低能放电故障分别提高14.2857%和25%,比BOA-BP的正常状态和低能放电状态分别提高14.2857%和12.5%。且由图10可知,训练过程中PSO-BP在第245次迭代的最小误差为0.0591,BOA-BP的第198次迭代的最小误差为0.0560,IBBOA-BP在第65次迭代的最小误差为0.0387。从对比中可以看出IBBOA-BP故障诊断模型在迭代中取得了比PSO-BP和BOA-BP模型更快的收敛速度和更好的收敛精度。

5 结论

本文利用的BBOA算法简单且易于实现,与PSO算法相比具有较强的寻优能力。改进后的IBBOA更好地协调了全局和局部的搜索能力,增加了蝴蝶种群的多样性,避免了蝴蝶的意外行为。与BOA算法相比收敛速度更快、全局寻优能力更强、诊断正确率更高。基于变压器油特征气体含量的仿真测试,表明了IBBOA-BP故障诊断模型在变压器故障诊断的应用中具有更好的故障诊断能力,其故障诊断准确率比PSO-BP和BOA-BP诊断模型分别提高了10.4477%和5.9701%。

参考文献 (References):

- [1] 李刚,于长海,刘云鹏,等 (Li Gang, Yu Changhai, Liu Yunpeng, et al.). 电力变压器故障预测与健康管理:挑战与展望 (Challenges and prospects of fault prognostic and health management for power transformer) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2017, 41 (23): 156-167.
- [2] 郭如雁,彭敏放,曹振其 (Guo Ruyan, Peng Minfang, Cao Zhenqi). 基于SE-DenseNet的变压器故障诊断 (Fault diagnosis of power transformer based on SE-DenseNet) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2021, 40 (1): 61-69.
- [3] 覃煜,黄慧红,方健,等 (Qin Yu, Huang Huihong, Fang Jian, et al.). 基于FCM和改进PCA的变压器故障诊断 (Fault diagnosis of transformer based on FCM and improved PCA) [J]. 高压电器 (High Voltage Ap-

- paratus), 2018, 54 (12): 262-267.
- [4] Tong Shaoping, Xiao Jianmei. PNN transformer fault diagnosis based on improved genetic algorithm rough set reduction [J]. International Core Journal of Engineering, 2020, 6 (6): 108-115.
- [5] 李笑竹, 陈志军, 樊小朝, 等 (Li Xiaozhu, Chen Zhi-jun, Fan Xiaochao, et al.). 基于 ACS-SA 文化基因算法的 BP 神经网络变压器故障诊断 (Fault diagnosis of transformer based on BP neural network and ACS-SA) [J]. 高压电器 (High Voltage Apparatus), 2018, 54 (2): 134-139, 146.
- [6] Yang Xiaohui, Chen Wenkai, Li Anyi, et al. A hybrid machine-learning method for oil immersed power transformer fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15 (4): 501-507.
- [7] 刘云鹏, 和家慧, 许自强, 等 (Liu Yunpeng, He Jiahui, Xu Ziqiang, et al.). 基于 SVM SMOTE 的电力变压器故障样本均衡化方法 (Equalization method of power transformer fault sample based on SVM SMOTE) [J]. 高电压技术 (High Voltage Engineering), 2020, 46 (7): 2522-2529.
- [8] 吴君, 丁欢欢, 马星河, 等 (Wu Jun, Ding Huanhuan, Ma Xinghe, et al.). 改进自适应蜂群优化算法在变压器故障诊断中的应用 (Application of improved adaptive bee colony optimization algorithm in transformer fault diagnosis) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2020, 48 (9): 174-180.
- [9] 李恩文, 王力农, 宋斌, 等 (Li Enwen, Wang Linong, Song Bin, et al.). 基于混沌序列的变压器油色谱数据并行聚类分析 (Parallel clustering analysis of dissolved gas analysis data based on chaotic sequences) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2019, 34 (24): 5104-5114.
- [10] 赵文清, 李庆良, 王德文 (Zhao Wenqing, Li Qingliang, Wang Dewen). 基于多模型的变压器故障组合诊断研究 (Combinational diagnosis for transformer faults based on multi-models) [J]. 高电压技术 (High Voltage Engineering), 2013, 39 (2): 302-309.
- [11] 谢国民, 倪乐水 (Xie Guomin, Ni Leshui). 基于 IABC 优化 SVM 的变压器故障诊断 (Transformer fault diagnosis based on an artificial bee colony-support vector machine optimization algorithm) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2020, 48 (15): 156-163.
- [12] 王晓霞, 王涛 (Wang Xiaoxia, Wang Tao). 基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断 (Power transformer fault diagnosis based on neural network evolved by particle swarm optimization) [J]. 高电压技术 (High Voltage Engineering), 2008, 34 (11): 2362-2367.
- [13] 李俭, 孙才新, 陈伟根, 等 (Li Jian, Sun Caixin, Chen Weigen, et al.). 灰色聚类与模糊聚类集成诊断变压器内部故障的方法研究 (A method of synthesis based on the grey cluster and fuzzy cluster about internal fault diagnosis of transformer) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2003, 23 (2): 116-119.
- [14] 赵文清, 朱永利, 王晓辉 (Zhao Wenqing, Zhu Yongli, Wang Xiaohui). 基于组合贝叶斯网络的电力变压器故障诊断 (Combinatorial Bayes network in fault diagnosis of power transformer) [J]. 电力自动化设备 (Electric Power Automation Equipment), 2009, 29 (11): 6-9.
- [15] Arora S, Singh S. Butterfly optimization algorithm: A novel approach for global optimization [J]. Soft Computing, 2018, 23 (3): 715-734.
- [16] 高文欣, 刘升, 肖子雅, 等 (Gao Wenxin, Liu Sheng, Xiao Ziya, et al.). 全局优化的蝴蝶优化算法 (Butterfly optimization algorithm for global optimization) [J]. 计算机应用研究 (Application Research of Computers), 2020, 37 (10): 2966-2970.
- [17] Arora S, Singh S. Node localization in wireless sensor networks using butterfly optimization algorithm [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2017, 42 (8): 3325-3335.
- [18] Ahandani M A, Shirjoposh N P, Banimahd R. Three modified versions of differential evolution algorithm for continuous optimization [J]. Soft Computing, 2011, 15 (4): 803-830.
- [19] Sharma T K, Sahoo A K, Goyal P. Bidirectional butterfly optimization algorithm and engineering applications [J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 34 (3): 736-741.
- [20] Sharma T K. Enhanced butterfly optimization algorithm for reliability optimization problems [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020, (9): 1-25.
- [21] 郭小艳 (Guo Xiaoyan). 改进粒子群优化 RBF 网络在变压器故障诊断中的应用 (Application of improved particle swarm optimization RBF network in transformer fault diagnosis) [D]. 西安: 西安建筑科技大学 (Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology), 2019.
- [22] 王依柔, 张达敏, 徐航, 等 (Wang Yirou, Zhang Damin, Xu Hang, et al.). 基于自适应扰动的疯狂蝴蝶算法 (Crazy butterfly algorithm based on adaptive perturbation) [J]. 计算机应用研究 (Application Research of Computers), 2020, 37 (11): 3276-3280.
- [23] 田凤兰, 张恩泽, 潘思蓉, 等 (Tian Fenglan, Zhang Enze, Pan Sirong, et al.). 基于特征量优选与 ICA-SVM 的变压器故障诊断模型 (Fault diagnosis model of power transformers based on feature quantity optimization and ICA-SVM) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2019, 47 (17): 163-170.
- [24] 白浩, 王昱力 (Bai Hao, Wang Yuli). 基于数据清洗和知识迁移的变压器故障诊断模型 (Transformer fault

- diagnosis model based on data cleaning and transfer learning) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2020, 39 (1): 28-35.
- [25] 任双赞, 徐尧宇, 李元, 等 (Ren Shuangzan, Xu Yaoyu, Li Yuan, et al.). 应用于油中溶解气体分析的深度信念网络与典型神经网络对比研究 (Comparison studies of deep belief network and typical neural network applied to analysis of dissolved gas in oil) [J]. 高压电器 (High Voltage Apparatus), 2020, 56 (9): 39-45.
- [26] 梅婷 (Mei Ting). 基于改进 ISOMAP 和 WkNN 的电力变压器故障诊断方法研究 (Research on power transformer fault diagnosis method based on improved ISOMAP and WkNN) [D]. 成都: 西华大学 (Chengdu: Xihua University), 2020.
- [27] 尹金良 (Yin Jinliang). 基于相关向量机的油浸式电力变压器故障诊断方法研究 (Study on oil-immersed power transformer fault diagnosis based on relevance vector machine) [D]. 保定: 华北电力大学 (Baoding: North China Electric Power University), 2013.
- [28] 刘晓津 (Liu Xiaojin). 基于支持向量机和油中溶解气体分析的变压器故障诊断 (The diagnosis of transformers based on support vector machines and dissolved gas analysis) [D]. 天津: 天津大学 (Tianjin: Tianjin University), 2007.
- [29] 沈传洲 (Shen Chuanzhou). 变压器在线监测与故障智能诊断系统的设计 (Design of online monitoring and fault intelligent diagnosis system for transformer) [D]. 大连: 大连理工大学 (Dalian: Dalian University of Technology), 2018.
- [30] 贾亦敏, 史丽萍, 严鑫 (Jia Yimin, Shi Liping, Yan Xin). 基于精英混沌蜂群算法优化小波神经网络的变压器故障诊断 (Transformer fault diagnosis using wavelet neural network based on elite-chaos artificial bee colony algorithm) [J]. 高压电器 (High Voltage Apparatus), 2020, 56 (8): 230-236.

Fault diagnosis of transformer based on BP neural network optimized by IBBOA

ZHAO Ling-ling^{1,2}, WANG Qun-jing^{2,3}, CHEN Quan^{1,4}, WANG Wei⁵

(1.School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China; 2.National Engineering Laboratory of Energy-saving Motor & Control Technique, Anhui University, Hefei 230601, China; 3.Power Quality Engineering Research Center, Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230601, China; 4.Anhui Key Laboratory of Industrial Energy-Saving and Safety, Anhui University, Hefei 230601, China; 5.New Smart City High-Quality Power Supply Joint Laboratory of China Southern Power Grid (Shenzhen Power Supply Co., Ltd.), Shenzhen 518020, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of the transformer fault diagnosis model, a transformer fault diagnosis model based on BP neural network optimized by intervention bidirectional butterfly optimization algorithm (IBBOA) is proposed. In IBBOA-BP, the introduction of adaptive weight can better coordinate the global and local search ability of bidirectional butterfly optimization algorithm (BBOA); the introduction of mutation operator improves the diversity of butterfly population and avoids butterfly individual falling into local optimum. By IBBOA to optimize the weights and thresholds of the BP neural network, the BP neural network is prevented from falling into the local optimum, and the reliability of the transformer fault diagnosis model is improved. In addition, the test function is used in the article, and compared with the particle swarm optimization algorithm (PSO) and the standard butterfly optimization algorithm (BOA). It is verified that the global optimization ability, accuracy and convergence speed of the IBBOA algorithm have been improved. The simulation calculation proves that the diagnostic accuracy of the IBBOA-BP fault diagnosis model is 10.447 7% and 5.970 1% higher than that of the PSO-BP and BOA-BP diagnosis models, respectively.

Key words: transformer; fault diagnosis; BOA; adaptive weight; mutation operator