

# 基于改进蝙蝠算法优化 BP 神经网络的 电力变压器故障诊断研究

公茂法<sup>1</sup>, 柳岩妮<sup>1</sup>, 王来河<sup>2</sup>, 宋 健<sup>3</sup>, 谢云兴<sup>3</sup>

(1. 山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590;

2. 山东科技大学 矿业与安全工程学院, 山东 青岛 266590;

3. 国家电网山东东营市供电公司, 山东 东营 257091)

**摘要:**提出了一种基于改进蝙蝠算法优化 BP 神经网络的电力变压器故障诊断方法。利用蝙蝠算法对 BP 神经网络的权值和阈值参数进行优化, 并针对蝙蝠算法优化后期易陷入局部最优缺点, 使用混沌算法对群体进行混沌优化, 使其减少无效迭代, 提高收敛速度。将优化得到的参数值应用到构建的 BP 神经网络诊断模型中, 对数据进行训练和测试。通过实例分析, 表明改进蝙蝠算法优化 BP 神经网络用于变压器故障诊断具有实用性和有效性。

**关键词:**蝙蝠算法; BP 神经网络; 电力变压器; 故障诊断; 混沌优化

中图分类号: TM712

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2017)03-0070-05

## Fault Diagnosis of Power Transformer Based on Improved BP Neural Network Optimized by Bat Algorithm

GONG Maofa<sup>1</sup>, LIU Yannan<sup>1</sup>, WANG Laihe<sup>2</sup>, SONG Jian<sup>3</sup>, XIE Yunxing<sup>3</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China; 2. College of Mining and Safety Engineering,

Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China;

3. State Grid Shandong Dongying Electric Power Company, Dongying, Shandong 257091, China)

**Abstract:** A fault diagnosis method for power transformer based on improved BP neural network is proposed. Using bat algorithm of BP neural network weights and threshold parameters optimization, and bat algorithm for later optimization easy to fall into local optimum defects, chaos algorithm using chaos optimization of population to reduce invalid iteration, and improve the speed of convergence. The parameter values obtained were applied to the construction of the BP neural network model, and the data were trained and tested. Through an example analysis, the optimization of the BP neural network for the fault diagnosis of the transformer is practical and effective.

**Key words:** bat algorithm; BP neural network; power transformer; fault diagnosis; chaos optimization

电力变压器是电力系统正常运行的重要设备之一, 及时发现其故障将会减少很多不必要的损失。目前最常用的诊断方法是变压器油中溶解气体分析法<sup>[1]</sup>, 随着人工智能算法的发展, 越来越多的智能算法开始应用于变压器的故障诊断, 例如遗传算法<sup>[2]</sup>、专家系统算法<sup>[3]</sup>、支持向量机<sup>[4]</sup>、贝叶斯网络<sup>[5]</sup>等。这些算法在传

收稿日期: 2016-06-22

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2012EEM021)

作者简介: 公茂法(1959—), 男, 山东临沂人, 教授, 博士生导师, 从事电力系统自动化, 电力电子技术与应用等方面的研究。

E-mail: sdgmf@163.com

柳岩妮(1991—), 女, 山东烟台人, 硕士研究生, 主要从事电力系统自动化的研究, 本文通信作者。

E-mail: yanniliu99@163.com

统油中溶解气体分析法的基础上诊断准确率虽有所提高,但同时也存在很多不足之处。其中,文献[2]利用遗传算法和历史数据对隶属度函数进行了优化,克服了传统三比值法存在的临界值判据缺失问题,但同时也存在编码较为复杂,算法实现较为麻烦的不足;文献[3]通过将三比值法、统计学习法与实际经验法得到的故障判别规则进行整合,建立了对应的专家系统来进行故障诊断,解决了传统的油中溶解气体分析法存在的编码范围小等不足,但专家系统算法对于专家知识的获取往往很难处理;文献[4]使用模糊隶属度函数对支持向量机进行优化,然后再对变压器故障进行诊断,虽然在一定程度上改善了参数选择对结果的影响,但往往准确率和整体效率还是不理想;文献[5]将粗糙集理论与贝叶斯网络相结合,通过最小诊断规则的贝叶斯网络模型来降低网络结构的复杂性和故障特征获取的难度,同时利用贝叶斯网络进行了故障实现概率的推理,但实际算法较为复杂,计算效率问题还存在一定的不足。

针对上述不足,提出了一种基于改进蝙蝠算法(improved bat algorithm, IBA)优化 BP 神经网络的变压器诊断方法,其主要思路是利用蝙蝠算法对 BP 神经网络的参数进行优化,并针对蝙蝠算法易陷入局部极值的缺陷使用混沌算法进行改进,很好地解决了上述现有算法的不足。通过算例仿真分析表明,该算法能够有效地对 BP 神经网络参数进行优化,与常规方法相比,提高了故障诊断的速度和准确率,具有一定的有效性和实用性。

### 1 BP 神经网络模型

BP 神经网络<sup>[6]</sup>作为一种人工智能算法,对非线性映射关系都有很好的泛化能力,并在故障诊断领域应用较为广泛和成功。通过反向传播误差值来调整阈值和权值,使其误差平方和最小的训练算法。BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,所采用的 3 层 BP 网络的拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层三部分,其两两之间由不同权值和阈值联系起来。其权值和阈值参数的调整公式如式(1)和(2)所示:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \epsilon \delta_i H_j, \tag{1}$$

$$\mu_j(t+1) = \mu_j(t) + \eta \sigma_j. \tag{2}$$

其中: $w, \mu$  分别表示权值和阈值, $t$  和  $t+1$  指的是迭代  $t$  时刻和  $t+1$  时刻, $\epsilon, \eta$  均为学习参数, $H_j$  为第  $j$  个隐含层节点, $\delta_j$  和  $\sigma_j$  分别为节点的误差信号值。单隐含层 BP 神经的简单结构图如图 1 所示。

当算出的期望输出与实际输出的均方误差相比,没有达到预定要求时,则将误差值反向传播以梯度的形式分到隔层的各个神经元中,这样就可以得到每层神经元的误差值,然后将这个误差值作为修正每个节点权值和阈值的根据,不断对其进行修改直到得到满足要求的误差信号。

### 2 改进的蝙蝠算法

蝙蝠算法<sup>[7]</sup>是一种新型的仿生算法,与粒子群、遗传算法相比,具有所需参数较少、全局寻优能力较好等优点,且数学模型较为简单,计算效率较高。但是,蝙蝠算法也存在寻优精度不高和迭代后期容易陷入局部收敛的不足,所以引入了混沌算法,在蝙蝠算法迭代陷入收敛后对部分精英个体进行训练优化,这样就能够使迭代后期群体多样性增加,跳出局部最优,加快收敛速度。

蝙蝠算法主要原理是模拟蝙蝠搜索猎物的过程,其脉冲速率、速度和位置的更新公式如式(3)~(5)所示:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\alpha, \tag{3}$$

$$V_i(t+1) = V_i(t) + (X_i(t) - X^*)f_i, \tag{4}$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t). \tag{5}$$

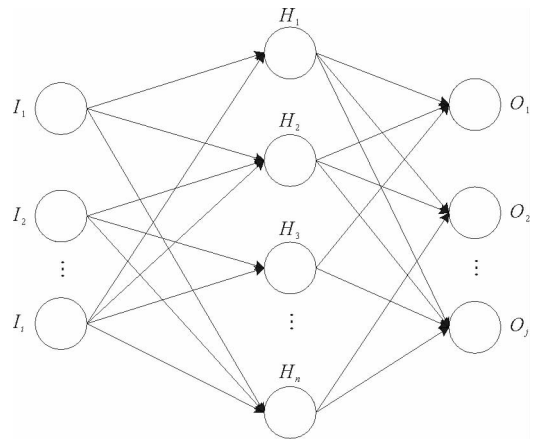


图 1 单隐含层 BP 神经网络结构图  
Fig. 1 Structure of single hidden layer BP neural network

其中:  $\alpha$  为  $[0, 1]$  均匀分布的随机变量,  $X^*$  表示蝙蝠种群的当前最优位置,  $f_i$  表示在  $[f_{\min}, f_{\max}]$  范围内第  $i$  只蝙蝠发出的脉冲速率,  $V_i(t+1)$  和  $V_i(t)$  表示第  $i$  只蝙蝠在  $t+1$  和  $t$  时刻的速度值,  $X_i(t+1)$  和  $X_i(t)$  分别代表了  $t+1$  和  $t$  时刻第  $i$  只蝙蝠的具体位置。

对于蝙蝠个体在搜索猎物的过程中, 发射脉冲速率和音强更新公式如式(6)和(7)所示。

$$A_i(t+1) = \beta A_i(t), \quad (6)$$

$$r_i(t+1) = r_0 [1 - \exp(-\gamma t)]. \quad (7)$$

其中:  $r_0$  表示蝙蝠群体的最大脉冲频度,  $\gamma$  表示脉冲速率增加系数,  $\beta$  表示脉冲音强衰减系数,  $A_i(t)$  表示  $t$  时刻的脉冲音强,  $A_i(t+1)$  表示  $t+1$  时刻的脉冲音强,  $r_i(t+1)$  表示  $t+1$  时刻的脉冲速率。

为改善蝙蝠算法的不足, 使用一维非线性混沌序列<sup>[8]</sup>式(8)对陷入局部最优的蝙蝠种群数列进行优化, 使其跳出局部极值, 继续寻找最优值。

$$x(t+1) = \mu x(t)(1 - x(t)). \quad (8)$$

其中:  $\mu$  是控制变量, 通常取值为 4。

### 3 基于改进蝙蝠算法优化 BP 神经网络的故障诊断模型

由于 BP 神经网络的误差反传全局搜索能力较差, 训练收敛速度较慢, 易陷入局部极小值。采用第 2 部分中介绍的改进的蝙蝠算法对其参数进行优化处理, 充分利用蝙蝠算法全局寻优能力和混沌算法的局部搜索能力, 优化得到一个逼近真实值的权值和阈值向量矩阵, 然后使用优化好的参数对 BP 神经网络进行训练得到最终故障诊断的 BP 神经网络结构<sup>[9-10]</sup>。

算法具体流程如下:

Step 1: 构建 BP 神经网络模型反复试验, 确定最终的网络输入值、隐含层和输出值数目;

Step 2: 蝙蝠群体参数初始化。设定空间的维数为  $d$ , 声波频率的范围为  $f_{\min} \sim f_{\max}$ , 最小声波强度为  $A_0$ , 最大声波发射速率为  $r_0$ , 声波发射速率增加系数为  $\gamma$ , 声波强度衰减系数为  $\beta$ , 适应度最小值连续出现次数  $K$ , 最大迭代次数为  $g$ ;

Step 3: 初始化蝙蝠个体的速度、位置和搜索脉冲频率, 计算各个体的适应度值, 确定当前最优位置;

Step 4: 产生随机的  $rand1$ , 若  $rand1 > r_i$ , 则对最优位置的蝙蝠个体进行扰动, 并以此结果更新蝙蝠位置;

Step 5: 产生随机的  $rand2$ , 如果  $rand2 > A_i$ , 并且蝙蝠个体所在的位置已经被优化, 则将个体移动到更新后的位置处;

Step 6: 如果 step5 条件满足, 则按照公式(6)和(7)对脉冲速率和音强的数值进行更新, 否则直接跳转到 step7 继续进行寻优;

Step 7: 计算蝙蝠群体适应度值, 并对前  $n\%$  最优个体的位置和速度使用混沌算法进行优化, 得到优化后的新值。迭代次数与适应度值有一者达到设定的数值后, 即输出最终的权值和阈值, 跳转到 step 8, 结束迭代, 否则转到 step3 继续迭代寻优;

Step 8: 使用优化得到的权值和阈值对所建立的 BP 神经网络进行训练, 得到训练效果最好的 BP 神经网络结构;

Step 9: 将测试数据输入训练好的 BP 神经网络, 得到输出数据, 分析数据。

### 4 实例分析

变压器在发热和放电情况下会产生不同体积分数的气体, 其中主要包括  $H_2$ 、 $C_2H_2$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_6$  和  $CH_4$  五种气体。气体所占的体积分数不同代表着变压器可能发生的故障不同, 文中以这五种气体的体积分数作为变压器故障诊断的特征参数。将五种气体体积分数作为 BP 神经网络模型的输入, 将局部放电、电弧放电、火花放电、一般过热、严重过热和无故障六种<sup>[11]</sup>故障类型作为 BP 神经网络的输出。并设定神经网络输出值越接近于 1 代表发生对应故障的可能性越大, 设输出值大于 0.5 时即发生输出端对应的故障类型。根据多次仿真试验分析最终确定 BP 神经网络模型为 5-11-6 的结构。由于搜集到的数据范围变化较大, 所以

必须对收集的输入数据做归一化<sup>[12]</sup>处理,得到最终的输入数据。

对相关参数作如下相应的设置: $[f_{\min}, f_{\max}] = [0, 3], g = 300, G = 20, A_0 = r_0 = 0.5$ 。搜集的 140 组数据中,80 组作为训练样本,60 组作为测试样本。通过 Matlab 对所建立的算法模型按照第 3 部分所述算法步骤进行训练仿真,选取其中部分数据如表 1 所示。可以看出诊断结果较为准确。

表 1 部分仿真结果数据  
Tab. 1 Simulation results data

序号	实际输出						期望输出	故障类型
1	0.000 23	0.992 37	0.001 02	0.000 09	0.000 89	0.002 07	010000	一般过热
2	0.000 12	0.002 09	0.989 01	0.000 03	0.000 32	0.001 12	001100	严重过热
3	0.000 07	0.000 87	0.001 12	0.000 61	0.000 23	0.991 02	000001	电弧放电
4	0.000 23	0.002 23	0.001 24	0.980 92	0.000 81	0.000 23	000100	局部放电
5	0.001 01	0.001 39	0.002 29	0.990 33	0.000 22	0.000 20	000100	局部放电
6	0.989 93	0.001 10	0.001 02	0.000 02	0.008 01	0.000 35	100000	无故障
7	0.000 36	0.001 33	0.001 09	0.004 43	0.991 39	0.003 24	000010	火花放电
8	0.002 91	0.000 39	0.999 32	0.000 29	0.000 27	0.002 05	001000	严重过热

为了验证改进后的蝙蝠算法对 BP 神经网络参数的优化性能情况,还利用未改进的蝙蝠算法对构建的 BP 神经网络参数进行优化,作为对照组进行相互对比,两种方法具体测试仿真结果对比如图 2 所示。从图中可以看出,采用改进后的蝙蝠算法所优化得到地 BP 神经网络迭代收敛速度更快且适应度函数值精度更高,在迭代到 100 次左右的时候已经趋于收敛;而未采用改进后的蝙蝠算法时,算法在迭代 300 次的时候还未收敛,收敛速度较慢且适应度函数值精度相对较低。仿真结果表明,使用改进的蝙蝠算法对 BP 神经网络参数进行优化,很好地提高了其收敛速度和精度。

使用优化得到的参数对 80 组训练样本数据进行训练,得到较为稳定的网络后,将 60 组测试样本输入 BP 神经网络进行测试,故障诊断数据具体结果情况如表 2 所示。从表 2 中数据可以看出,IBA-BP 神经网络的平均准确率可以达到 87.23%,而单一 BP 神经网络的平均准确率为 80.25%,采用优化后的 BP 神经网络所得到的诊断结果较单一 BP 神经网络六种故障情况中无故障、局部放电、电弧放电和严重过热诊断准确组数均有所提高,总体平均准确率提高了 7%左右,表明所采用的算法在变压器故障诊断中具有较好的有效性和准确性。

## 5 结论

提出了一种基于改进蝙蝠算法优化 BP 神经网络的电力变压器故障诊断方法,通过使用蝙蝠算法对 BP 神经网络的阈值和权值参数进行优化,并针对优化过程中可能出现的局部极值引入混沌优化,改善了单一 BP 神经网络故障诊断的准确率不高和效率低下的

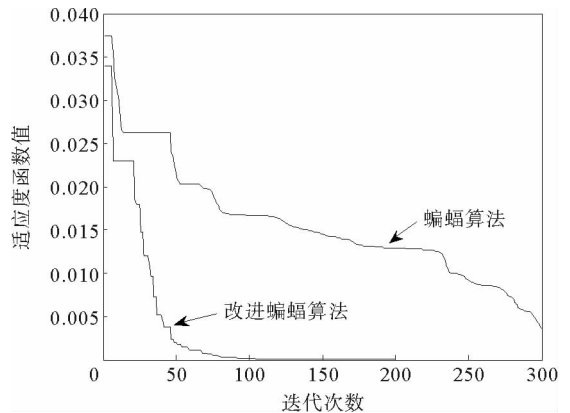


图 2 迭代次数与适应度值关系图  
Fig. 2 Relationship between the number of iterations and the fitness value

表 2 故障诊断结果  
Tab. 2 Results of fault diagnosis

类型	IBA-BP	单一 BP
无故障	6/6	5/6
局部放电	12/14	10/14
电弧放电	9/11	8/11
火花放电	8/9	8/9
一般过热	14/17	15/17
严重过热	11/13	10/13
平均准确率	87.23%	80.25%

缺陷。通过实例仿真结果分析得到:

1) 将蝙蝠算法引入到BP神经网络中对其权值和阈值参数进行优化,并针对蝙蝠算法后期易陷入局部最优而使用混沌算法进行优化,与未采用改进的蝙蝠算法相比,该优化方法对BP神经网络参数的优化效果较好,收敛速度较快,提高了算法的计算效率;

2) 通过实例结果分析,采用基于改进蝙蝠算法优化BP神经网络算法对电力变压器进行故障诊断时,故障诊断准确率较好,诊断效率较高,具有一定的有效性和实用性。

#### 参考文献:

- [1] 王国平, 玉涛, 傅森木, 等. 基于DGA的变压器故障诊断智能方法分析[J]. 电力建设, 2015, 36(6): 34-39.  
WANG Guoping, YU Tao, FU Senmu, et al. Intelligent methods for transformers fault diagnosis based on DGA[J]. Electric Power Construction, 2015, 36(6): 34-39.
- [2] 谢可夫, 罗安. 遗传算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2005, 25(4): 55-58.  
XIE Kefu, LUO An. Fuzzy diagnosis system optimized with genetic algorithm for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2005, 25(4): 55-58.
- [3] 师瑞峰, 史永锋, 牟军, 等. 油中溶解气体电力变压器故障诊断专家系统[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(12): 49-54.  
SHI Ruifeng, SHI Yongfeng, MU Jun, et al. Power transformer fault diagnosis expert system with dissolved gas analysis in oil[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(12): 49-54.
- [4] 史丽萍, 余鹏玺, 罗朋, 等. 模糊支持向量机在变压器故障诊断中的应用[J]. 电测与仪表, 2015, 52(8): 115-119.  
SHI Liping, YU Pengxi, LUO Peng, et al. Application of fuzzy support vector machine in transformer fault diagnosis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(8): 115-119.
- [5] 王永强, 律方成, 李和明. 基于粗糙集理论和贝叶斯网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(8): 137-141.  
WANG Yongqiang, LV Fangcheng, LI Heming. Synthetic fault diagnosis method of power transformer based on rough set theory and bayesian network[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(8): 137-141.
- [6] 刘羿. 蝙蝠算法优化神经网络的网络入侵检测[J]. 计算机仿真, 2015, 32(2): 311-314, 445.  
LIU Yi. Network intrusion detection model based on neural optimized by bat algorithm[J]. Computer Simulation, 2015, 32(2): 311-314, 445.
- [7] 刘长平, 叶春明. 具有混沌搜索策略的蝙蝠优化算法及性能仿真[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(6): 1183-1188.  
LIU Changping, YE Chunming. Bat algorithm with chaotic search strategy and analysis of its property[J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(6): 1183-1188.
- [8] 朱红求, 阳春华. 一种带混沌变异的粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(3): 215-217.  
ZHU Hongqiu, YANG Chunhua. Particle swarm optimization with chaotic mutation [J]. Computer Science, 2010, 37(3): 215-217.
- [9] 马迎东, 王文栋, 温强. 基于混沌搜索策略蝙蝠算法的输电网规划[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(15): 17-21.  
MA Yingdong, QANG Wendong, WEN Qiang. Transmission network planning based on bat algorithm with chaotic search strategy[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(15): 17-21.
- [10] 柳岩妮, 公茂法, 王来河, 等. 基于混沌优化蝙蝠算法的含分布式电源配电网故障区段定位[J]. 电力科学与工程, 2016, 32(8): 11-15.  
LIU Yanni, GONG Maofa, WANG Laihe, et al. Fault location of distribution network with distributed generation based on chaos optimization algorithm[J]. Electric Power Science and Engineering, 2016, 32(8): 11-15.
- [11] 石鑫, 朱永利, 宁晓光, 等. 基于深度自编码网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(5): 122-126.  
SHI Xin, ZHU Yongli, NING Xiaoguang, et al. Transformer fault diagnosis based on deep auto-encoder network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 122-126.
- [12] 潘翀, 陈伟根, 云玉新, 等. 基于遗传算法进化小波神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(13): 88-92.  
PAN Chong, CHEN Weigen, YUN Yuxin, et al. Fault diagnosis of power transformers based on genetic algorithm evolving wavelet neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(13): 88-92.