

基于 IPSO-BP 神经网络的变压器故障诊断方法^①

张 锐¹, 韩 超², 李晓娜³

¹(吉林省电科院, 长春 130021)

²(东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 132012)

³(东北电力大学 电气工程学院, 吉林 132012)

摘 要: 标准粒子群优化(PSO)算法对惯性权重采取简单的线性衰减方案, 无法获得全局最优解. 为了弥补该方法的缺陷, 提出了一种改进的粒子群优化(IPSO)算法, 并将该算法与误差反向传播神经网络(BPNN)相结合, 进而提出一种基于 IPSO-BPNN 的变压器故障诊断新方法. 该方法将单个粒子连续被选为最优解的次数作为自适应变量, 并根据粒子的性能分类结果, 自适应地调整各粒子的惯性权重, 从而达到平衡局部和全局搜索能力的目的. 大量仿真表明该算法性能明显优于基于 BPNN 和 PSO-BPNN 的变压器故障诊断系统, 变压器故障诊断正确率更高.

关键词: 变压器; 故障诊断; BPNN; PSO 算法; IPSO 算法

Transformer Fault Diagnosis Method Based on IPSO-BP Neural Network

ZHANG Rui¹, HAN Chao², LI Xiao-Na³

¹(Jilin Electric Power Research Institute, Changchun 130021, China)

²(School of Automation Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

³(School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: Standard particle swarm optimization (PSO) algorithm just takes simple linear attenuation way to update the inertia weight, so it can not get the global optimum value. In order to solve this problem, in the paper, an improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm is proposed, which is combined with the error back propagation neural network (BPNN), then a new transformer fault diagnosis method based on IPSO-BPNN is presented. The method gets the number of times for which the individual particle is continuously selected as the optimal point, which is taken as an adaptive variable and is used to adaptively adjust the inertia weight along with the particle's performance classification, so as to balance the local and global search capabilities. A large number of simulation shows that the algorithm is better than the BPNN and PSO-BPNN based transformer fault diagnosis system, and it can get a higher correct rate of transformer fault diagnosis.

Key words: transformer; fault diagnosis; BPNN; PSO; IPSO

电力变压器故障诊断对降低设备维修费用和减少故障带来的经济损失具有决定性意义^[1,2]. 随着计算机及人工智能技术的发展和运用, 变压器故障诊断技术已进入智能化阶段^[3-5]. 其中, 根据变压器油中溶解气体含量, 利用误差反向传播神经网络(BPNN)对变压器进行故障诊断是比较成熟的方法, 然而, 该方法存在

收敛速度慢, 容易陷入局部最优解等缺点^[6,7]. 为了改进 BPNN 的诊断性能, 有学者利用粒子群优化(PSO)算法来调整 BPNN 的权值, 进而提出了基于 PSO-BPNN 的变压器故障诊断方法, 该方法对 PSO 惯性权重采取简单的线性递减方式, 在寻优过程中往往因为早熟而陷入局部最优, 仍不能满足实际要求^[8].

① 收稿时间:2012-09-24;收到修改稿时间:2012-10-28

为了弥补 PSO-BPNN 的不足, 应进一步挖掘样本中的信息量, 对粒子更新方式进行适当控制以获得全局最优解. 本文提出了一种基于改进 PSO-BP 神经网络(IPSO-BPNN)的变压器故障诊断新方法, 该方法将单个粒子连续被选为最优解的次数作为自适应变量, 并根据粒子的性能分类结果, 自适应的调整各粒子的惯性权重, 从而适当地提高或降低粒子的移动速度, 达到平衡局部和全局搜索能力的目的. 大量仿真表明 IPSO-BPNN 的性能明显优于 BPNN 和 PSO-BPNN, 变压器故障诊断性能更优.

1 PSO算法及其改进

1.1 PSO 算法分析

PSO 算法是一种基于群体智能的随机寻优算法, 源于对鸟群觅食行为的研究. 该算法为每个粒子制定了类似于鸟类飞行的行为规则, 通过种群间个体的合作和竞争来实现对优化问题的求解^[9].

算法采用速度-位置搜索模型. 首先根据需要设定粒子群数、迭代次数以及一个 N 维的解空间, 在解空间内用随机函数初始化所有粒子的位置和速度, 其中, 第 i 个粒子的位置表示为: $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$, 第 i 个粒子的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$; 每个粒子位置代表问题的一个候选解, 将 x_i 代入适应度函数计算出第 i 个粒子的适应值, 将该值与该粒子所经历最好位置的适应值进行比较, 从而获得该粒子的当前最好位置, 记为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$, 在此基础上获得整个粒子群搜索到的最好位置, 记为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})$; 最后, 根据公式(1)、(2)对粒子速度和位置进行更新, 实现寻优, 当适应度满足给定条件或者达到最大迭代次数时, 输出全局最好位置, 停止计算^[10].

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1[p_i(t) - x_i(t)] + c_2r_2[p_g(t) - x_i(t)] \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2)$$

式中, w 为惯性权重; c_1 、 c_2 为加速常数, 通常取 0~2 之间; r_1 、 r_2 为介于 [0, 1] 区间的随机数; t 为当前迭代次数.

标准 PSO 算法对惯性权重 w 采取线性衰减的迭代方式, 如式(3)所示. 迭代初期 w 较大, 算法具有较强的全局寻优能力, 迭代后期 w 较小, 算法具有较强的局部探索能力.

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{Iter_{\max}} * Iter \quad (3)$$

式中, w_{\max} 为最大惯性权重, w_{\min} 为最小惯性权重, Iter

为当前迭代次数, $Iter_{\max}$ 为最大迭代次数.

1.2 改进的粒子群优化算法分析

标准 PSO 算法仅仅通过对惯性权重线性递减来实现全局寻优, 当某粒子连续多次被选为全局最优时, 粒子群就会迅速收敛于该点, 如果这是一局部最优, 算法将丧失全局搜索能力, 每次迭代得到的最优点仍是该局部最优, 从而出现早熟收敛. 因此, 对所有粒子采取简单的线性衰减方案并不能很好地满足寻找全局最优的需求.

鉴于以上情况, 本文提出了一种改进的粒子群优化(IPSO)算法, 该算法对标准 PSO 算法的惯性权重公式(式 3)进行适当调整, 即首先将粒子按照其适应值进行性能分类, 之后将单个粒子连续被选为最优解的次数作为自适应变量, 对不同类别的粒子采用不同的惯性权重调整公式, 借此来平衡局部和全局搜索能力. 具体调整策略如下:

$$w = \begin{cases} w * e^n, & \text{if } [fitness(i) < K_1 * fitness_avg] \text{ (类一)} \\ w, & \text{if } [K_1 * fitness_avg < fitness(i) < K_2 * fitness_avg] \text{ (类二)} \\ w / e^n, & \text{if } [fitness(i) > K_2 * fitness_avg] \text{ (类三)} \end{cases}$$

式中, n 为某粒子连续被选为最优粒子的次数, $fitness(i)$ 为第 i 个粒子的适应值, $fitness_avg$ 为所有粒子的适应值均值, K_1 和 K_2 分别为整定系数, 通过大量仿真确定 K_1 取 0.8, K_2 取 1.3, 此时性能最优. 随着 n 的增加, 该算法对 w 进行自适应调整, 其中, 第一类粒子的适应值较差, w 以指数速度增长以发挥其全局寻优能力, 该部分粒子用于跳出局部最优; 第二类粒子的适应值一般, w 仍采取随迭代次数线性衰减的方式以适当发挥其全局和局部寻优能力; 第三类粒子的适应值较好, 可能接近全局最优解, w 以指数速度下降以增大其局部寻优能力.

2 IPSO-BP神经网络算法的实现

BP 神经网络包括信号的正向传播和误差的反向传播过程, 由于其算法采用梯度下降法, 所以具有容易陷入局部极小值、易引起局部振荡等缺点.

本文将 IPSO 算法与 BP 神经网络结合起来形成 IPSO-BP 神经网络, 即通过 IPSO 算法来优化 BP 神经网络的权值和阈值, 每个粒子的位置就代表神经网络参数的一个解. 算法流程如下:

1) 根据需要设定 BPNN 的输入层、隐含层和输出层的节点数, 确定 BPNN 的网络结构;

2) 根据需要确定 PSO 算法的参数, 初始化粒子群的位置和速度;

3) 把每个粒子带入 BPNN 的正向传播过程, 计算出每个粒子的适应值, 适应度函数采用 BPNN 输出的均方误差, 公式如下:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (y_{ij} - t_{ij})^2$$

式中, N 是训练样本总数, C 是输出层节点数, y_{ij} 是网络实际输出, t_{ij} 是网络期望输出;

4) 对于每个粒子, 将其适应值与其所经历过最好位置的适应值进行比较, 若较好, 则将其作为该粒子的当前最好位置;

5) 对于每个粒子, 将其适应值与全局最好位置的适应值进行比较, 若较好, 则将其作为当前的全局最好位置;

6) 将粒子按照 IPSO 算法进行适应值分类并确定各粒子的惯性权重, 根据公式(1)-(3)更新粒子速度和位置;

7) 如果适应值满足给定条件或者达到最大迭代次数, 输出全局最好位置, 停止计算, 否则返回第 3 步.

3 基于IPSO-BP神经网络的变压器故障诊断

3.1 输入向量、输出向量的确定

考虑到油中溶解气体含量与内部故障类型的对应关系, 本文选取变压器油中的 C_2H_2 、 C_2H_4 、 CH_4 、 H_2 和 C_2H_6 等五种气体作为特征气体, 并以每种气体含量与氢烃气体总含量的比值作为网络的“归一化”输入向量, 以保证数据在(0, 1)之间.

网络输出包括 5 种故障类型: 无故障、中低温过热、高温过热、低能量放电、高能量放电. 故障类型与神经元输出编码的对应关系如表 1 所示.

表 1 故障类型与神经元输出编码对应关系表

故障类型	神经元输出编码				
无故障	1	0	0	0	0
中低温过热	0	1	0	0	0
高温过热	0	0	1	0	0
低能量放电	0	0	0	1	0
高能量放电	0	0	0	0	1

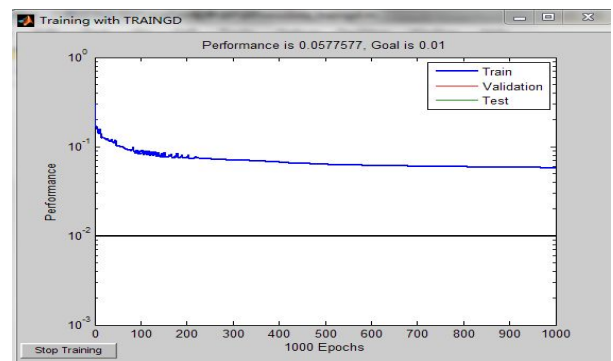
3.2 网络参数的确定

本文选用三层神经网络, 输入层和输出层节点数为 5, 并通过经验公式以及仿真分析确定隐含层节点数为 10, 此时网络误差最低. 此外, 通过仿真分析比较各种 PSO 参数组合时的网络正确率, 最终确定 w_{max} 取值为 0.9, w_{min} 取值为 0.4, c_1 和 c_2 取值为 2, 最大迭代次数取 2000 次, 粒子群的粒子数取为 30.

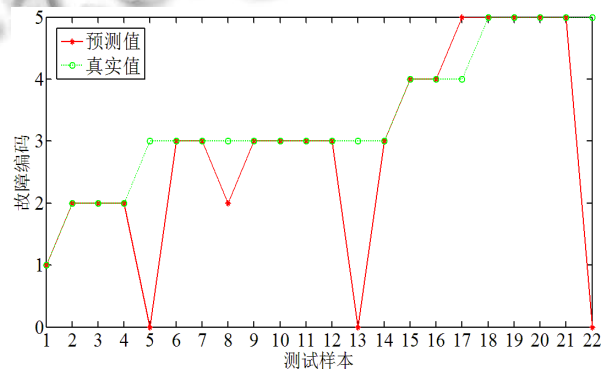
3.3 算法比较分析

本文选用 Matlab 软件分别对基于 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络以及 IPSO-BP 神经网络的变压器故障诊断系统进行了仿真.

基于 BP 神经网络的变压器故障诊断系统的训练结果如图 1 所示, 其中, 图 1(a)是误差曲线, 图 1(b)是测试样本的测试结果. 可以发现, BP 神经网络收敛缓慢、较早陷入了局部最优点, 22 组测试样本的测试正确率为 77.3%, 因此 BP 神经网络网络的诊断性能较差.



(a) BPNN 的误差曲线图

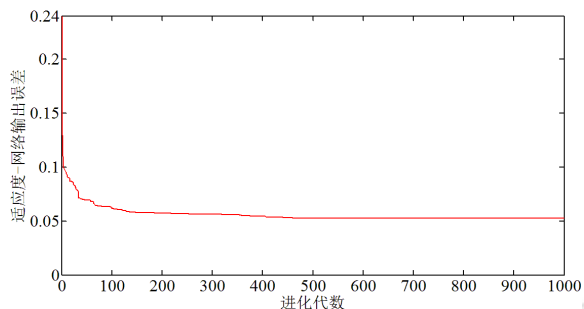


(b) BPNN 的测试结果

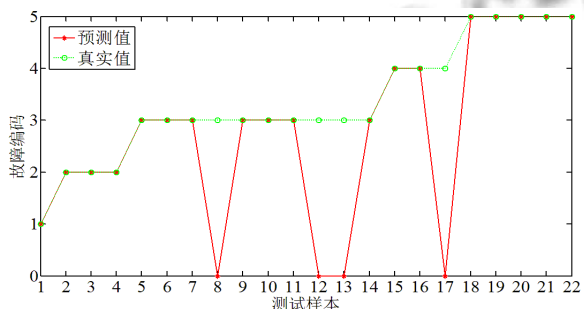
图 1 BPNN 的训练测试结果

基于 PSO-BP 神经网络的变压器故障诊断系统的训练结果如图 2 所示, 图 2(a)的误差曲线表明标准

PSO 算法采取的惯性权重线性衰减的调整方式无法有效地使网络跳出局部最优点, 该网络较早地陷入了局部最优, 丧失了全局搜索能力, 此外, 由图 2(b)的样本测试结果可得该网络的诊断正确率为 81.8%, 因此诊断性能比 BP 网络优良。



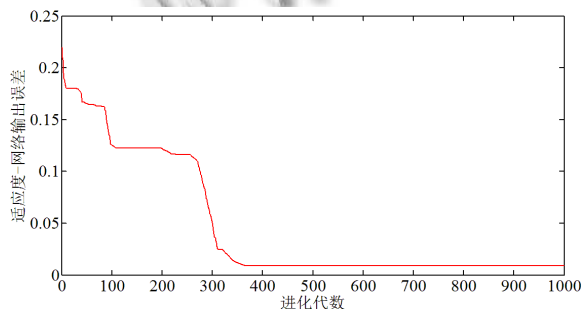
(a) PSO-BPNN 的训练误差曲线



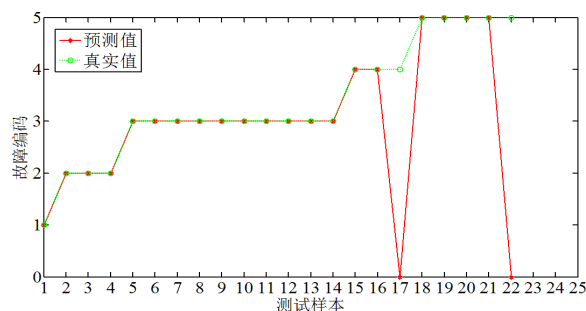
(b) PSO-BPNN 的测试结果

图 2 PSO-BPNN 的训练测试结果

基于 IPSO-BP 神经网络的变压器故障诊断系统的训练结果如图 3 所示, 可以发现, 由于该网络采用了 IPSO 算法来自适应地调整惯性权重, 网络能有效地跳出局部最优进行全局搜索, 通过 BP 算法和 IPSO 算法的循环迭代最终得到了更优的网络参数, 此外, 由图 3(b)的样本测试结果可得该网络的诊断正确率为 90.9%, 因此诊断性能比 BP 以及 PSO-BP 网络优良。



(a) IPSO-BPNN 训练误差曲线



(b) IPSO-BPNN 测试结果

图 3 IPSO-BPNN 训练测试结果

4 结论

本文将 IPSO 算法与 BP 神经网络算法相结合, 进而提出一种基于 IPSO-BP 神经网络的变压器故障诊断新方法. 大量仿真表明, 该方法能够有效解决 PSO-BP 神经网络存在的早熟问题, 其性能明显优于 BP 以及 PSO-BP 算法, 具有更高的变压器故障诊断可靠性和准确性。

参考文献

- 1 谢红侠, 史丽萍, 惠正运. 改进免疫聚类算法的变压器故障诊断研究. 电测与仪表, 2012, 49(555): 15-18.
- 2 潘超, 马成廉, 郑玲峰, 等. 一种结合模糊 TOPSIS 和 BP 神经网络的变压器故障诊断方法. 电力系统保护与控制, 2009, 37(9): 20-24.
- 3 任静, 黄家栋, 李胜杰. 基于混合免疫算法的变压器故障诊断. 电力科学与工程, 2009, 25(9): 26-29.
- 4 厉劫翀, 周宁, 吕彬. 基于神经网络、模糊理论的变压器油中溶解气体诊断专家系统. 电网技术, 2006, 30(增刊): 125-129.
- 5 李继胜, 陈立彬, 赵学风, 等. 混沌支持向量机在变压器局部放电检测中的应用. 高压电器, 2009, 45(5): 104-107.
- 6 胡汉梅, 鲍亮亮, 赵海军. 神经网络在变压器故障诊断中典型算法研究. 高压电器, 2008, 44(3): 217-220.
- 7 李先明, 刘君胡. 电力变压器的动态隧道 BP 网络故障诊断算法. 计算机工程与应用, 2008, 44(15): 224-227.
- 8 孙娜. 基于 CMPSO-BP 算法的变压器故障诊断. 电力科学与工程, 2010, 26(4): 24-27.
- 9 李志, 陈年生, 郭小珊, 等. 粒子群算法及其改进技术研究. 湖北师范学院学报, 2011, 31(2): 104-108.
- 10 王晓霞, 王涛. 基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断. 高电压技术, 2008, 34(11): 2362-2367.