

基于改进 PSO - BP 混合算法的 电力变压器故障诊断

魏 星,舒乃秋,张 霖,崔鹏程

(武汉大学 电气工程学院,湖北 武汉 430072)

摘要: 将改进的粒子群优化(PSO)算法与误差反向传播(BP)算法相结合构成混合算法训练人工神经网络。改进的 PSO 算法中,惯性权重从最大到最小线性减小,以平衡局部和全局搜索能力,并将类似“选择”的概念引入 PSO 算法,使该算法更好地协调全局和局部搜索能力,有利于更快寻找到全局最优点。该算法有效地解决了常规 BP 算法学习网络权值和阈值收敛速度慢、易陷入局部极小和 GA 算法独立训练神经网络速度缓慢等缺点。将该算法应用于变压器故障诊断,仿真结果表明了该算法具有较快的收敛速度和较高的计算精度,满足电力变压器故障诊断的要求。

关键词: 改进 PSO 算法; 人工神经网络; 故障诊断; 电力变压器

中图分类号: TM 41; TP 183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2006)05-0035-04

将人工神经网络(ANN)中的反向传播网络(BPNN)用于电力变压器油中溶解气体分析(DGA),进行变压器故障诊断已经有成功的先例^[1-2]。但学习样本的数目多,输入/输出关系较为复杂时,BP网络的收敛速度非常缓慢,收敛精度不理想,甚至不收敛^[3]。为提高故障诊断的准确性,文献[3-5]利用遗传算法及其改进算法优化网络权值和阈值,避免了陷入局部极小值。文献[6]提出的共轭梯度法虽然有较高的收敛速度,但遗传算法存在变异和交叉操作,且编码方式比较复杂。本文将改进的粒子群优化(PSO)算法与误差反向传播(BP)算法相结合构成的混合算法应用于电力变压器故障诊断,它结合了2种算法的优点,具有训练快速和全局收敛的优点。

1 BP 算法的特点

BP 算法将网络的学习过程分为正向传播和反向传播 2 种交替过程。如果正向传播输出的误差平方和达不到预期精度,则沿误差的负梯度方向修正各层神经元的权值和阈值。如此反复,直至网络全局误差平方和达到预期精度。由此可见,BP 算法是基于梯度下降法的,而梯度下降法的固有缺点是易陷入局部极小、收敛速度慢和易引起振荡,从而有专家建议在权值调节中增加“惯性量”。表达式为

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(t) \quad (1)$$

式中 $\Delta w_{ij}(t+1)$ 和 $\Delta w_{ij}(t)$ 分别为第 $t+1$ 次、 t 次迭代的权值修正量; η 为学习率; α 为动量系数; $\partial E / \partial w_{ij}$ 为 BP 算法中的误差平方对权值的负梯度。

本文则使用经过进一步改进的变步长寻优以加

快收敛速度,令 $E(0)=0, \Delta E(t)=E(t)-E(t-1)$,根据 $\Delta E(t)$ 调整学习率如下:

$$\eta(t+1) = \lambda \eta(t) \Delta E(t) < 0 \quad \lambda > 1 \quad (2)$$

$$\eta(t+1) = \beta \eta(t) \Delta E(t) > 0 \quad \beta < 1 \quad (3)$$

式中 $E(t)$ 为第 t 代总的误差平方和; $\Delta E(t)$ 为第 t 次迭代后总误差平方和 $E(t)$ 与第 $t-1$ 次迭代后总误差平方和 $E(t-1)$ 之间的差值; λ, β 为学习步长变化的比例因子。

$\Delta E(t) < 0$ 表明第 t 次迭代有效,需增大学习步长;反之无效,需减小学习步长。这样就减小了无效迭代,从而加快了网络的学习速度。

2 改进 PSO 算法

2.1 PSO 算法的数学描述

PSO 算法^[7-8]是通过模拟鸟群的捕食行为来达到优化问题的求解。首先,在解空间随机初始化鸟群,鸟群中的每一只称为“粒子”,这些粒子在解空间以某种规律移动,经过若干次迭代后找到最优解。粒子 i 可以表示为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,粒子的速度以 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示,每个粒子经过的最好位置记为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,也称 $\mathbf{P}_{best}$,群体中所有粒子经过的最好位置记为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$,也称 $\mathbf{G}_{best}$ 。对于每一代,其第 d 维($1 \leq d \leq D$)空间可根据如下方程更新:

$$v_{id} = w v_{id} + c_1 r() (p_{id} - x_{id}) + c_2 R() (p_{gd} - x_{id}) \quad (4)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (5)$$

式中 w 为惯性权重,它使粒子保持运动惯性; c_1 和 c_2 为加速常数,通常设置为 2; $r()$ 和 $R()$ 为 2 个在范围 $[0, 1]$ 之间变化的随机函数; v_{id} 为粒子 i 的速度, $v_{id} \in [-v_{imax}, v_{imax}]$ 。

粒子飞行速度有个最大值 v_{max} 限制, v_{max} 通常设

置为每维变量变化范围的 10%~20%。通过调整 w , 可以达到 PSO 的最佳寻优能力。

2.2 对 PSO 算法的改进

在标准 PSO 算法中, 惯性权重 w 是控制历史速度对当前速度的影响程度、平衡 PSO 算法的全局搜索能力和局部搜索能力的。若 w 较大, 则粒子有能力扩展搜索空间, 全局搜索能力强。若 w 较小, 粒子主要是在当前解的附近搜索, 局部搜索能力强; 当 $w=0$ 时, 粒子没有记忆性, 根据式(4)(5), 它将飞向个体最优位置和全局最优位置的加权中心, 而处于全局最优位置的粒子将保持静止。

本文将 w 从最大惯性权重到最小惯性权重线性减小以平衡局部和全局搜索能力:

$$w_k = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})}{k_{\max}} k, k=1, 2, \dots, k_{\max} \quad (6)$$

式中 $w_k, w_{\max}, w_{\min}$ 分别为第 k 次迭代用的惯性权重、最大惯性权重、最小惯性权重。

为了加速收敛, 本文还采用遗传算法中类似选择(selection)的思想, 优选适应度高的个体。即按照适应度排序, 对后面适应度小的 1/4 总体规模的个体用前面适应度大的 1/4 总体规模的个体代替, 包括个体速度、位置、适应度值。

在实际问题中, 同其他演化算法一样, 群体规模就是并行寻优的个体数 n , 一般取 20~40。粒子群维数即需要优化的参数个数 d , 个体位置 X_i 即需要优化的参数值。实际问题中参数是有限制的, 一种处理方法是作为罚函数加在目标函数后面, 但显得麻烦。另一种更直接的方法是类似于对粒子飞行速度限制一样限制其移动范围, 即也给定一个 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$, 若 $x_{ij} > x_{\max}$ 就令 $x_{ij} = x_{\max}$; 若 $x_{ij} < x_{\min}$ 就令 $x_{ij} = x_{\min}$ 。经过改进后减少了寻优迭代次数。

将类似“选择”的概念引入 PSO 算法后, 能使该算法更好地协调全局和局部搜索能力, 有利于更快地寻找到全局最优点。

3 改进 PSO-BP 混合算法的实现

在混合算法中, 需要优化的对象(粒子)是 BP 神经网络的权值和阈值。首先, 应把要优化的神经网络的全部权值和阈值构成一个实数数组, 并赋予它们 [0, 1] 之间的随机数。然后, 按照选定的网络结构, 用前向算法计算出对应于每组输入样本的神经网络输出。这里, BP 网络的激活函数都选定为 Sigmoid 函数, 然后用改进 PSO 算法搜索出最优位置, 使如下的均方误差指标(适应度函数)达到最小:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (y_{j,i}^d - y_{j,i})^2 \quad (7)$$

式中 N 为训练样本集的总数; $y_{j,i}^d$ 是第 i 个样本的第 j 个网络输出节点的理想输出值; $y_{j,i}$ 是第 i 个样本的第 j 个网络输出节点的实际输出值; C 是网络输出神经元的个数。

这样适应度函数达到最小时搜索出的便是 BP

网络最佳权值和阈值。下面是混合算法实现步骤。

a. 根据给定的输入/输出训练样本集, 设计神经网络的输入层、隐含层和输出层的节点数, 确定神经网络的拓扑结构。

b. 根据神经网络结构确定粒子总数, 此粒子总数为所有权值和阈值的总和。初始化权值和阈值为 [0, 1] 之间的随机数, 设定成功标志 Success, 惯性权重 w 的最初值 w_{now} 和最终值 w_{end} , 加速常数 c_1 和 c_2 的值, 规定最大迭代次数 MaxIterations 和当前迭代次数 Current_Iteration。

c. 根据输入/输出样本, 利用 BP 网络的前向算法和式(7)得到适应度函数的值。

d. 将每个粒子的最好位置作为其历史最佳位置。即令 $\text{SwarmXMatrix_P} = \text{SwarmXMatrix}$, $\text{SwarmXMatrix_G} = \text{SwarmXMatrix}$, 开始迭代。

e. 令 $\text{Current_Iteration} = \text{Current_Iteration} + 1$, $w_{\text{now}} = w_{\text{now}} - \text{delta_w}$, 用 PSO 算法的 2 个迭代公式更新粒子的速度和位置, 更新群体历史位置, 更新粒子速度。

f. 检查粒子速度和位置是否越界, 如果有越界, 排除越界后并更新粒子速度和位置。

g. 重新计算粒子群函数适应度值。

h. 更新粒子个体历史最佳位置 SwarmXMatrix_P , 选择其中适应度最好的 1/4 的粒子覆盖适应度最坏的 1/4 粒子。转向步骤 e。

i. 若达到最大迭代 MaxIterations, 则输出神经网络的最终权值和阈值。

4 改进 PSO-BP 用于电力变压器故障诊断

4.1 输入/输出矢量的确定

为了避免神经网络的输入向量过大而导致饱和, 利用变压器故障时油中气体 $\text{H}_2, \text{CH}_4, \text{C}_2\text{H}_6, \text{C}_2\text{H}_4, \text{C}_2\text{H}_2$ 的相对百分数判定变压器发生故障的类型, 即以每种气体含量占 5 种气体含量总和的百分比作为神经网络的输入向量。对于输出向量文中采用无故障(O_1), 中低温过热(O_2), 高温过热(O_3), 低能量放电(O_4), 高能量放电(O_5) 5 个输出神经元。其中低能量放电一般指局部和比较微弱的火花放电, 高能量放电一般指电弧和比较强烈的火花放电^[9]。某输出层神经元输出越大, 表明发生该类型故障的可能性和严重程度越大。若发生的故障是高能放电兼过热, 则在 O_3 和 O_5 位置上的期望输出都为 1。

4.2 网络的训练

选出经过吊芯检查后故障类型比较确定的 40 组数据^[5]作为训练样本, 把变压器油中气体含量相对值的百分比作为神经网络的输入量, 对应的故障作为输出期望值。其中部分训练样本集如表 1 所示。

将表 1 中的训练样本分别用变步长寻优、动量系数为 0.85 的 BP 算法, GA-BP 混合算法以及本文的改进 PSO-BP 算法对网络进行训练, 实验中, 改进

表 1 神经网络训练样本集
Tab.1 The training samples of neural network

序号	故障性质	输入学习样本:气体的相对比值/%					神经网络的期望输出				
		H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅
1	无故障	46.132 1	11.572 3	33.144 7	8.522 0	0.628 9	1	0	0	0	0
2	无故障	42.016 8	33.613 4	14.845 9	8.963 6	0.560 2	1	0	0	0	0
3	中低温过热	15.326 0	22.184 6	17.781 5	44.707 9	0	0	1	0	0	0
4	中低温过热	0.981 1	43.831 8	26.798 7	28.388 4	0	0	1	0	0	0
5	中低温过热	35.351 6	51.171 9	8.007 8	5.468 8	0	0	1	0	0	0
6	高温过热	11.299 9	21.835 2	11.299 9	53.101 1	2.463 9	0	0	1	0	0
7	高温过热	0.962 0	15.787 4	12.299 2	70.246 2	0.705 2	0	0	1	0	0
8	高温过热	15.893 3	21.809 7	3.190 3	58.120 6	0.986 1	0	0	1	0	0
9	高温过热	14.059 8	26.889 3	7.381 4	48.506 2	3.163 4	0	0	1	0	0
10	高温过热	30.110 1	39.033 0	4.559 7	26.139 9	0.157 2	0	0	1	0	0
11	低能量放电	57.983 2	18.865 5	4.621 8	8.655 5	9.873 9	0	0	0	1	0
12	低能量放电	87.266 3	6.500 4	5.164 7	1.068 6	0	0	0	0	1	0
13	低能量放电	85.865 3	7.001 3	4.491 4	2.642 0	0	0	0	0	1	0
14	高能量放电	20.385 2	17.175 0	1.765 7	24.719 1	35.955 1	0	0	0	0	1
15	高能量放电	26.859 1	16.886 6	3.090 2	39.431 4	13.732 6	0	0	0	0	1
16	高能量放电	44.111 5	24.552 6	6.658 3	24.136 5	0.541 0	0	0	0	0	1
17	高能量放电	48.154 5	1.427 2	4.035 4	22.539 4	23.843 5	0	0	0	0	1
18	高能量放电兼过热	7.011 8	26.658 2	3.282 8	48.762 6	14.284 5	0	0	1	0	1
19	高能量放电兼过热	11.183 3	41.919 2	21.140 0	15.512 3	10.245 3	0	0	1	0	1
20	高能量放电兼过热	51.405 3	19.230 8	2.514 8	23.298 8	3.550 3	0	0	1	0	1

PSO 算法参数为:粒子数目为 40 个, $c_1=c_2=2.0$, w 随迭代次数由 0.95 线性地减小为 0.4;迭代次数为 500 次。反复调试后将神经网络隐层的节点个数确定为 12,3 种算法的训练结果如表 2 所示。

表 2 不同算法的训练结果比较
Tab.2 The comparison of training results among different algorithms

算法	训练时间/s	误差
BP	386.87	0.396 20
GA-BP	129.74	0.000 58
PSO-BP	113.26	0.000 41

由表 2 可知,相同层次和结构不同算法的神经

网络,对同一组训练样本应用本文的改进 PSO-BP 算法,其训练时间较常规 BP 算法时间短且误差较小,相比 GA-BP 算法其训练精度也有一定的提高。

值得说明的是:由于 PSO 算法其初始权值和阈值的初始化是随机的,因此最后的误差也随每次运行结果而略有不同,上表误差取的是多次运行结果的最小值。

4.3 故障诊断及仿真实例分析

采用表 3 的 18 组变压器故障样本来验证网络,并将神经网络诊断结果和实际故障以及 IEC 三比值法诊断结果进行比较,结果列于表 3。

表 3 诊断结果与三比值法的比较
Tab.3 The comparison of diagnosis results between neural network and IEC method

样本	V(H ₂)	V(CH ₄)	V(C ₂ H ₆)	V(C ₂ H ₄)	V(C ₂ H ₂)	实际故障	三比值	神经网络诊断
1	7.5	5.7	3.4	2.6	3.2	正常	100*	无故障
2	120	120	33	84	0.55	低温过热	001	中低温过热
3	93	58	43	37	0	中温过热	000*	中低温过热
4	160	130	33	96	0	低温过热	001	中低温过热
5	20.6	19.89	7.4	61.27	1.51	局部高温过热	002*	高温过热
6	42	97	157	600	0	铁芯多点接地	022	高温过热
7	15	125	29	574	0	引线接头过热	022	高温过热
8	98	123	33	296	16	层间绝缘不良	022	高温过热
9	73	520	140	1 200	6	磁路高温过热	022	高温过热
10	1 565	93	34	47	0	有局部放电	011*	低能放电
11	1 308	125	112	6	0	有局部放电	010	低能放电
12	59	10.4	4	10	12.7	低能放电	010	低能放电
13	200	48	14	117	131	工频续流放电	102	高能量放电
14	150	27	5.6	65	90	围屏放电	102	高能量放电
15	59	28	9	70	15	分接开关飞弧	102	高能量放电
16	32.4	5.5	1.4	12.6	13.2	围屏放电	102	高能量放电
17	335	67	18	143	170	工频续流放电	102	高能量放电
18	155	581	293	215	142	高能放电兼过热	120*	高能量放电兼高热

注:气体单位为 μL/L;* 为三比值无对应编码。

由表3可见:本文提出的改进 PSO-BP 算法对电力变压器故障诊断的准确性比 IEC 三比值法高,有些三比值法无法诊断或诊断错误的故障类型,当采用本文混合算法的神经网络诊断结果与实际故障基本一致。

5 结语

将改进 PSO 算法与 BP 算法结合运用于神经网络训练中,可克服 BP 算法训练时间较长并且易陷入局部收敛这些缺点,实现了 2 种算法的取长补短。该算法的计算精度、收敛速度及计算稳定性较标准 BP 算法及各种 BP 改进算法有明显提高,对输入/输出关系比较复杂的训练样本集有较好的收敛效果。诊断实例表明,它提高了电力变压器故障诊断的可靠性和准确度,满足电力变压器故障诊断的要求。

参考文献:

- [1] 钱政,高文胜,尚勇,等. 用可靠性数据分析及 BP 网络诊断变压器故障[J]. 高电压技术,1999,25(1):13-15.
QIAN Zheng,GAO Wen-sheng,SHANG Yong,et al. Application of data reliability analysis and BP neural network for transformer fault diagnosis[J]. **High Voltage Engineering**,1999,25(1):13-15.
- [2] 钱政,罗承沐,严璋,等. 范例推理结合神经网络诊断变压器故障[J]. 高电压技术,2000,26(4):4-8.
QIAN Zheng,LUO Cheng-mu,YAN Zhang,et al. Fault diagnosis of power transformer based on case-based reasoning integrated with neural network[J]. **High Voltage Engineering**,2000,26(4):4-8.
- [3] 徐文,王大忠,周泽群,等. 结合遗传算法的人工神经网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,1997,17(2):109-112.
XU Wen,WANG Da-zhong,ZHOU Ze-qun,et al. Application of artificial neural network combined by genetic algorithm in fault diagnosis of power transformer[J]. **Proceedings of the CSEE**,1997,17(2):109-112.
- [4] 臧宏志,徐建政,俞晓冬. 基于多种人工智能技术集成的电力变压器故障诊断[J]. 电网技术,2003,27(3):15-17.
ZANG Hong-zhi,XU Jian-zheng,YU Xiao-dong. Power transformer fault diagnosis based on integrated artificial intelligence[J]. **Power System Technology**,2003,27(3):15-17.
- [5] 王少芳,蔡金锭. GA-BP 算法在变压器色谱诊断中的应用[J]. 高电压技术,2003,29(7):3-6.
WANG Shao-fang,CAI Jin-ding. Application of hybrid algorithm based on GA-BP in transformer diagnosis using GAS chromatographic method[J]. **High Voltage Engineering**,2003,29(7):3-6.
- [6] 周建华,胡敏强,周樊. 基于共轭梯度方向的 CP-BP 算法在变压器油中溶解气体诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,1999,19(3):41-45.
ZHOU Jian-hua,HU Min-qiang,ZHOU Fan. On the application of CP-BP algorithm for DGA-NN diagnosis in power transformer[J]. **Proceedings of the CSEE**,1999,19(3):41-45.
- [7] SHI Yu-hui,EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]// **Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation**. Anchorage:IEEE,1998:69-73.
- [8] EBERHART R,KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// **Proc 6th Int Symposium on Micro Machine Human Science**. Nagoya:[s.n.],1995:39-43.
- [9] 王财胜,孙才新,廖瑞金. 变压器色谱监测中的 BPNN 故障诊断法[J]. 中国电机工程学报,1997,17(5):322-325.
WANG Cai-sheng,SUN Cai-xin,LIAO Rui-jin. Monitoring transformer chromatography with BPNN fault diagnosis method[J]. **Proceedings of the CSEE**,1997,17(5):322-325.

(责任编辑:柏英武)

作者简介:

魏星(1980-),男,四川宜宾人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统在线监测技术(E-mail:weixing198072@163.com);

舒乃秋(1953-),男,湖北黄冈人,教授,主要研究方向为电力系统在线监测技术;

张霖(1977-),男,江西新余人,硕士研究生,主要研究方向为电能质量在线监测;

崔鹏程(1977-),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制。

Power transformer fault diagnosis based on improved PSO-BP hybrid algorithm

WEI Xing,SHU Nai-qiu,ZHANG Lin,CUI Peng-cheng

(Department of Electrical Engineering,Wuhan University,Wuhan 430072,China)

Abstract: The hybrid algorithm combining improved PSO(Particle Swarm Optimization) algorithm with BP(error Back Propagation) algorithm is used to train the artificial neural network. To balance and reconcile the global and local searching capability,the inertia weight of improved PSO is reduced linearly from maximum to minimum and the concept of "selection" is introduced into the PSO to find the global optimal point more quickly. Defects of conventional BP algorithm,i.e. the slow convergence of weight and threshold learning,premature result,and the slow training speed of GA,are settled by it. Its application in power transformer fault diagnosis is simulated. Results show that it meets the requirements of power transformer fault diagnosis for both convergence speed and calculation accuracy.

Key words: improved particle swarm optimization; artificial neural network; fault diagnosis; power transformer