

# 基于模拟退火改进粒子群混合算法的变压器故障诊断

乔维德

(江苏省常州市广播电视大学, 江苏 常州 213001)

**摘要:** 针对传统的变压器故障诊断方法在实际应用中存在的一些不完善性和局限性, 笔者将基于模拟退火思想的改进粒子群优化(SAPSO)算法和误差反向传播(BP)算法相结合构成的 SAPSO-BP 混合算法用于训练神经网络。该混合算法有效克服常规 BP 和 PSO 算法独立训练神经网络的缺陷, 并应用于变压器溶解气体分析的智能故障诊断。实验诊断结果表明, SAPSO-BP 混合算法的收敛速度快于 BP 及 PSO-BP 算法, 并且具有较高的诊断准确率。

**关键词:** 变压器; 模拟退火; SAPSO-BP 混合算法; 故障诊断

中图分类号: TP183; TM41

文献标志码: A

文章编号: 1001-1609(2008)03-0208-03

## Transformer Fault Diagnosis Based on SAPSO-BP Hybrid Algorithm

QIAO Wei-de

(Changzhou Television & Radio University, Changzhou 213001, China)

**Abstract:** Aiming at the imperfection and limitation of the conventional transformer fault diagnosis method in practical applications, the hybrid algorithm which combines the improved particle swarm optimization algorithm based on simulation annealing(SAPSO) thought with error back-propagation (BP) algorithm is used to train neural network. The hybrid algorithm can effectively avoid the defects of independently training neural network in conventional BP algorithm and PSO algorithm, and can be used to analyze dissolved gas in transformer for intelligent fault diagnosis. The experimental results show that SAPSO-BP hybrid algorithm has a faster convergence speed than BP and PSO-BP algorithms, and gains higher diagnosis accuracy.

**Key words:** transformer; simulation annealing; SAPSO-BP hybrid algorithm; fault diagnosis

## 0 引言

变压器是输变电系统中最重要电力设备,其运行的可靠性直接影响到整个电力系统的运行费用及经济效益。为保证变压器的正常稳定运行,必须有效防止变压器可能发生的各种故障。现有的变压器故障诊断中,基本上是基于油中溶解气体分析(DGA)的特征气体法、IEC 三比值法、Rogers 四比值法等,这些方法是通过先确定故障类型(故障模式),然后把故障样本按照一定的规则或经验分配到模式中去,并对同一模式中的样本提取模式特征量来实现的。然而这些传统的检测方法在实际应用中仍存在着一定的不完善性和局限性,如对于同一组试验数据,采用不同诊断方法,有时会得到不同的诊断结果。随着人工智能技术的发展,变压器故障诊断技术也取得了很大进展,人工神经网络中的误差反向传播(BP)网络结构简单、可塑性强,具有很强的学习

能力和模式分类能力,可以采用 BP 网络根据变压器油中的溶解气体的组成成分来对变压器故障进行诊断,这已经有成功的先例。但 BP 网络采用的网络权值学习算法大多是 BP 算法,其网络训练费时,而且存在局部极小值的固有缺陷,从而影响了故障诊断的准确性、快速性和有效性。为此笔者提出应用模拟退火算法思想改进粒子群优化算法的一类新的随机全局优化技术,将改进粒子群优化算法与 BP 算法结合起来优化神经网络,并应用于变压器的故障诊断,具有训练时间短、计算精度高和全局收敛等优点。

## 1 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)是1995年由美国普渡大学的 Kennedy 和 Eberhart 提出的一种集群优化算法<sup>[1]</sup>。PSO 算法的提出是受鸟群觅食行为的启发,并用于解决优化问题的,它将每个优化问题的解看作搜索空间中的一只鸟,鸟在搜索空间中以一定的速度飞行,这个速度需要由本身的飞行经验和同伴的

收稿日期:2007-11-30; 修回日期:2008-03-14

基金项目:江苏广播电视大学学术带头人培养工程基金资助。

作者简介:乔维德(1967-),男,江苏省宝应人,副教授,研究方向为电气自动化、智能控制等。

飞行经验来动态地进行调整。鸟被抽象为没有质量和体积的粒子,每个粒子的位置就是一个潜在的解。假设在一个  $d$  维搜索空间中,由  $m$  个粒子组成一个群体,第  $i$  个粒子在  $d$  维空间的位置表示为  $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) (i=1, 2, \dots, m)$ , 第  $i$  个粒子的“飞翔”速度即粒子改变位置的速率记为  $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ , 第  $i$  个粒子经历过的最优位置(有最好适应度)记为  $P_{best}=(P_1, P_2, \dots, P_d)$ , 群体所有粒子经历过的最优位置记为  $G_{best}=(G_1, G_2, \dots, G_d)$ 。在每一次迭代中,粒子通过跟踪这两个最优值来更新自己。在找到这两个最优值时,粒子根据式(1)、(2)分别对自己的速度和位置进行迭代更新,直至满足迭代终止条件。迭代终止条件根据具体问题,一般选取为最大迭代次数或者粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足规定的最小误差标准要求为止。

$$V_{ij}(t+1)=\omega V_{ij}(t)+C_1 * R_1 * [P_j(t)-X_{ij}(t)]+C_2 * R_2 * [G_j(t)-X_{ij}(t)] \quad (1)$$

$$X_{ij}(t+1)=X_{ij}(t)+V_{ij}(t+1) \quad (2)$$

式(1)、(2)中,  $j=1, 2, \dots, d$ ;  $t$  为迭代次数;  $X_{ij}(t)$  为粒子第  $t$  代当前位置;  $V_{ij}(t)$  为粒子第  $t$  代(循环)的速度;  $\omega$  为惯性权重,它使粒子保持运动惯性;  $C_1$ 、 $C_2$  为加速因子(或学习因子),分别调节向全局最优粒子和个体最优粒子方向飞行的最大步长,通常取  $C_1=C_2=2$ ;  $R_1$ 、 $R_2$  为  $[0, 1]$  区间变化的随机数。

## 2 基于模拟退火思想的改进粒子群优化算法

基本粒子群优化算法中,需要用户确定的参数并不多,而且操作简单、容易实现、早期收敛速度快,但后期受随机振荡影响比较大,因而在全局最优值附近需要较长的搜索时间,引起收敛速度缓慢,很易陷入局部极小值,精度下降,所以必须对基本粒子群算法进行一定的改进。这里将模拟退火算法的思想引入粒子群优化算法中,把模拟退火机制分别加入到每个粒子的速度和位置更新过程中,对粒子群进化后的适应值按接受准则接受优化的同时,以一定的概率接受恶化解,算法从局部极值区域中跳出,自适应地去动态调整退火温度。随着温度的降低,粒子便逐渐形成低能量基态,收敛直至全局最优解。具体操作步骤为:①每个粒子初始化:设定粒子数  $m$ , 随机生成  $m$  个粒子的种群,随机产生  $m$  个初始速度;给定惯性权重  $\omega$ 、加速因子  $C_1$  和  $C_2$ 、退火起止温度  $T$  和  $T_0$ 、退火速度  $\alpha$ ;②根据当前位置和速度,产生该粒子的新位置;③计算每个粒子新位置的适应值,如果粒子的适应值优于原来的个体极值  $P_{best}$ , 设置当前适应值为  $P_{best}$ ;④根据每个粒子的个体极值  $P_{best}$  寻找确定全局极值  $G_{best}$ ;⑤根据式(1)、(2)更新计算每个粒子的位置和飞行速度;⑥计算两个位置所引起的适应值的变化量  $\Delta E$ , 如果  $\Delta E \leq 0$  则接受

新位置,否则如果  $\exp(-\Delta E/T) > \text{rand}(0, 1)$ , 也同样接受新位置,否则就拒绝,返回步骤③;⑦如果接受新值,降温  $T \leftarrow \alpha T$ ; 否则不降温,返回步骤③。

## 3 基于 SAPSO-BP 混合算法的神经网络训练

将上面基于模拟退火思想的改进粒子群优化(SAPSO)算法与 BP 算法相结合,形成一种新的改进粒子群 SAPSO-BP 混合算法,利用 SAPSO 混合算法来优化神经网络的连接权值和阈值,并充分发挥改进粒子群 SAPSO 算法的全局寻优能力和 BP 算法的局部搜索优势,能极大提高神经网络的泛化能力和学习能力。具体学习算法流程为:

(1)根据神经网络的输入、输出样本集建立神经网络的拓扑结构,初始化网络的权值和阈值,将神经元之间所有的连接权值和阈值编码成实数向量表示种群中的个体粒子。

(2)把权值和阈值映射为一群粒子,初始化粒子的初始位置、速度、惯性权重  $\omega$ 、加速因子  $C_1$  和  $C_2$ , 规定种群的规模、最大迭代次数,初始化  $P_{best}$ 、 $G_{best}$  等。

(3)根据输入、输出样本,对神经网络输入的样本进行学习训练,计算出每个粒子适应度函数值,并依据设定的适应度函数来评价每个粒子的适应度(即网络的均方误差),开始迭代。

(4)判断中止条件,适应度是否小于最大误差或最大迭代次数,若满足条件,将全局最优粒子映射为 BP 算法的神经网络初始权值和阈值;若不满足条件,按改进粒子群计算模型更新粒子的速度和位置,并生成新一代的种群,返回步骤③。

(5)网络初始权值和阈值进行 BP 算法操作直至网络达到性能指标,此时保存神经网络的权值和阈值。

(6)输入测试样本,测试建立的网络是否满足条件。

## 4 基于 SAPSO-BP 混合算法的神经网络在变压器故障诊断中的应用

### 4.1 输入、输出量的确定

当变压器内部存在潜伏性过热或放电故障时,就会出现  $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $C_2H_4$  和  $C_2H_2$  等故障气体,随着发热和放电程度的不同,所产生的气体种类、油中溶解气体的浓度、各种气体的比例关系也不相同<sup>[2, 3]</sup>。考虑到变压器发生故障时各种气体浓度的分布十分广泛,如果直接将气体浓度作为输入,不仅导致网络神经元处于饱和状态,而且神经网络需要实现的映射也较复杂,会使得网络规模过大,很不实用。并且当训练样本的数据差异性较大时,将会直接影响网络的收敛,因此需要对输入量作归一化处理,变成  $[0, 1]$  之间的数值。笔者利用不同故障情况下变压器油中溶解的  $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $C_2H_4$  和  $C_2H_2$  这 5 种

气体中的每种气体浓度分别与气体含量总和的比值作为神经网络的输入矢量;采用无故障( $Y_1$ )、低温过热( $Y_2$ )、中温过热( $Y_3$ )、高温过热( $Y_4$ )、低能放电( $Y_5$ )、高能放电( $Y_6$ )6种故障性质类型作为神经网络的输出矢量;其中低温、中温和高温过热中的温度分别设定为 $<300\text{ }^\circ\text{C}$ 、 $300\sim 700\text{ }^\circ\text{C}$ 和 $>700\text{ }^\circ\text{C}$ 3种情况<sup>[4]</sup>,低能放电主要指局部放电和较微弱的火花放电,而高能放电主要指电弧放电和较强烈的火花放电。如果网络某输出神经元值越大,说明发生该类型故障的可能性或严重程度就越大。如当变压器出现

了高温过热故障时, $Y_4$ 的期望输出为“1”,而其它期望输出均为“0”。

4.2 故障样本数据的选取及神经网络的训练

选取对变压器经过吊芯处理检查后的120组故障数据作为训练样本,将变压器油中溶解的 $\text{H}_2$ 、 $\text{CH}_4$ 、 $\text{C}_2\text{H}_6$ 、 $\text{C}_2\text{H}_4$ 和 $\text{C}_2\text{H}_2$ 气体浓度含量与气体总量的比值作为神经网络的输入量,对应的故障类型作为网络的期望输出值。表1中仅列出21组部分训练用故障样本数据。

根据选定的120组训练样本,利用BP算法<sup>[5]</sup>、

表1 神经网络故障诊断训练样本(部分)

样本	故障类型	气体浓度含量与气体总量的比值					网络期望输出值					
		$\text{H}_2$	$\text{CH}_4$	$\text{C}_2\text{H}_6$	$\text{C}_2\text{H}_4$	$\text{C}_2\text{H}_2$	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$Y_4$	$Y_5$	$Y_6$
1	无故障	0.432 5	0.223 2	0.162 4	0.175 7	0.006 3	1	0	0	0	0	0
2	低温过热	0.013 7	0.421 2	0.266 7	0.298 4	0.000 0	0	1	0	0	0	0
3	中温过热	0.163 8	0.338 5	0.188 8	0.309 0	0.000 0	0	0	1	0	0	0
4	高温过热	0.009 9	0.187 9	0.130 6	0.663 1	0.008 6	0	0	0	1	0	0
5	高温过热	0.298 4	0.401 4	0.048 0	0.250 6	0.001 7	0	0	0	1	0	0
6	低温过热	0.152 3	0.230 5	0.173 8	0.443 3	0.000 0	0	1	0	0	0	0
7	高温过热	0.113 0	0.218 4	0.120 1	0.523 7	0.024 7	0	0	0	1	0	0
8	低能放电	0.881 3	0.064 9	0.051 7	0.002 1	0.000 0	0	0	0	0	1	0
9	高能放电	0.288 2	0.157 9	0.041 1	0.376 6	0.136 3	0	0	0	0	0	1
10	高能放电	0.442 2	0.245 5	0.067 0	0.239 8	0.005 4	0	0	0	0	0	1
11	低能放电	0.578 8	0.188 6	0.046 3	0.087 2	0.099 2	0	0	0	0	1	0
12	高能放电兼过热	0.088 4	0.270 5	0.029 9	0.468 6	0.142 5	0	0	0	1	0	1
13	高能放电兼过热	0.505 0	0.193 8	0.025 2	0.239 4	0.036 6	0	0	0	1	0	1
14	低能放电	0.857 5	0.070 1	0.045 3	0.027 1	0.000 0	0	0	0	0	1	0
15	高温过热	0.159 0	0.219 1	0.032 1	0.580 0	0.009 9	0	0	0	1	0	0
16	低温过热	0.085 5	0.362 1	0.152 6	0.394 2	0.005 6	0	1	0	0	0	0
17	中温过热	0.021 1	0.463 3	0.095 7	0.350 5	0.069 5	0	0	1	0	0	0
18	中温过热	0.203 7	0.420 1	0.106 5	0.242 4	0.027 4	0	0	1	0	0	0
19	低温过热	0.103 5	0.202 5	0.087 9	0.513 2	0.092 9	0	1	0	0	0	0
20	无故障	0.352 7	0.213 5	0.181 1	0.245 5	0.007 3	1	0	0	0	0	0
21	中温过热	0.182 5	0.276 7	0.150 2	0.283 2	0.107 4	0	0	1	0	0	0

PSO算法和笔者提出的SAPSO-BP混合算法分别对神经网络进行学习训练,根据所给的实际训练样本数目、经验公式和实际训练结果,最终确定网络隐含层节点个数是14。从以上3种算法的训练结果来分析,对于相同的层次、结构、训练样本、训练次数和误差容限,SAPSO-BP混合算法与常规BP算法、PSO-BP算法相比,神经网络训练时间更短,训练准确度也有了较大的提高。不同算法的训练结果见表2。

4.3 故障诊断实例分析

将实际检测到的15组非训练样本的变压器故障数据(油中溶解气体浓度)经过归一化处理后,作为测试样本输入上面已训练好的神经网络,经SAPSO-BP计算后得到如表3所示的诊断结果,并将其诊断结果、实际故障以及特征气体法、IEC法、Rogers法等判断结果进行比较,可以明显看出,笔者提出的SAPSO-BP混合算法比其它几种方法的诊断准确性要高,从而提高了变压器故障诊断的可靠性和准确度。

表2 3种学习算法的神经网络训练结果

学习算法	训练时间/s	误差精度/%
BP算法	397.96	38.48
PSO-BP算法	122.35	0.046
SAPSO-BP算法	76.42	0.028

5 结语

笔者将模拟退火思想引入到基本粒子群优化算法中,给出了一种基于模拟退火思想的改进粒子群优化(SAPSO)算法和BP算法相结合而形成的SAPSO-BP混合算法。该混合算法有效地解决BP算法收敛速度慢、容易陷入极小和PSO单独训练神经网络速度缓慢等问题与不足,具有较强的全局和局部搜索能力。将该算法应用于变压器的智能故障诊断,诊断速度快、准确率高,为今后变压器的智能故障诊断提供了一种切实可行的技 (下转第213页)

信号能量增大;150~250 MHz 频段的信号能量基本不变;300~800 MHz 频段的信号能量有所减小。

局部放电是绝缘缺陷处的局部击穿,产生一个脉冲电流,向周围辐射电磁波。不同类型的局部放电具有不同的脉冲电流陡度,辐射的电磁波具有不同的频谱特性。局部放电的击穿过程越快,脉冲电流的陡度则越大,辐射电磁波的高频分量则相对越多。在小间隙和高介质强度下的局部放电通常产生陡电流脉冲和相对高频的电磁波辐射,这是导致 SF<sub>6</sub> 气体中的局部放电和空气中的电晕放电具有显著频谱差别的原因。

在实际局部放电 UHF 传感检测中,为了提高现场抗干扰能力,会提高信号传感的频段。但图 5 所示的结果说明,过高的检测频段可能会丧失对一些本需关注的局部放电类型的检测灵敏度,如绝缘表面的爬电。

在局部放电 UHF 传感检测中,较大的信号幅值意味着较大的局部放电,但较小的信号幅值未必意味着较小的局部放电。在历史地跟踪观测一个局部放电时,或许认为信号幅值不断增大是缺陷进一步劣化的迹象,实际上,缺陷区域增大很可能导致放电距离增长、UHF 检测信号减小。

该试验结果还显示,随着局部放电特性的改变,

不同频段的检测信号具有不同的变化趋势。因此,采用多频段检测,根据多频段检测信号幅值的相对关系进行局部放电类型判别和严重程度评价可能是更有效的方法。

### 3 结语

笔者以空气中的浮电位体局部放电为对象,试验观测了高频电磁波传感检测的信号幅值随放电间隙距离的变化和信号传感频段的变化。主要得到如下经验:

(1)采用局部放电 UHF 传感,需要考虑它对不同类型局部放电的灵敏度,对长间隙放电的检测灵敏度较低。较低幅值的 UHF 检测信号未必表明较小的局部放电量。

(2)可以采用多频段检测,根据多频段检测信号幅值的相对关系进行局部放电严重程度评价。

### 参考文献:

- [1] 陈庆国,王永红,高文胜,等.油中局部放电 UHF 频带选取及干扰的抑制[J].电机与控制学报,2006,10(2):147-150.
- [2] MARTIN D J, LI Yang, LAN B B H. Partial Discharge Monitoring for Power Transformers Using UHF Sensors Part1: Sensors and Signal Interpretation[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2005, 21(2): 5-14.

(上接第 210 页)

表 3 变压器故障数据检验样本及其诊断结果

样本	气体浓度/( $\mu\text{L}\cdot\text{L}^{-1}$ )					SAPSO-BP 诊断结果	实际结果	特征气体法	IEC 法	Rogers 法
	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>					
1	102.0	168.0	597.0	35.0	0	低温过热	低温过热	无法判断	低温过热	低温过热
2	11.0	4.0	4.0	34.0	7.0	高温过热	高温过热	无法判断	电弧放电	无法判断
3	116.0	258.0	94.0	466.0	5.0	高温过热	高温过热	高温过热	高温过热	无法判断
4	43.0	62.0	5.0	65.0	74.0	高能放电	高能放电	无法判断	无法判断	无法判断
5	680.0	4 895.0	1 846.0	3 662.0	0	中温过热	中温过热	过热	中温过热	无法判断
6	1 567.0	94.0	36.0	48.0	0	低能放电	局部放电	局部放电	无法判断	无法判断
7	158.0	574.0	289.0	216.0	143.0	高能放电兼过热	高能放电兼过热	高能放电	无法判断	无法判断
8	241.0	28.0	6.0	27.0	84.0	高温过热	高温过热	高能放电	高能放电	高能放电
9	101.0	169.0	595.0	34.0	0	低温过热	低温过热	无法判断	低温过热	低温过热
10	144.0	755.0	248.0	500.0	1.0	中温过热	中温过热	过热	中温过热	无法判断
11	14.5	3.8	10.5	2.8	0.2	正常	正常	正常	正常	正常
12	160.0	130.0	33.0	95.0	0	低温过热	低温过热	无法判断	低温过热	低温过热
13	98.0	252.0	95.0	645.0	23.0	高温过热	高温过热	高温过热	高温过热	无法判断
14	1 675.0	650.0	82.0	1 006.0	420.0	高能放电	高能放电	高能放电	高能放电	无法判断
15	93.0	58.0	45.0	37.0	0	中温过热	中温过热	中温过热	低温过热	中温过热

术方案。

### 参考文献:

- [1] 潘 昊, 候清兰. 基于粒子群优化算法的 BP 网络学习研究[J]. 计算机工程与应用, 2006(16): 41-42.
- [2] 王华春, 于湘涛. 变压器常见故障及人工神经网络在其诊断中的应用[J]. 自动化技术与应用, 2003(9): 64-66.
- [3] 钱 政, 严 璋. 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(3): 13-15.
- [4] 孙才新, 郭俊峰, 廖瑞金, 等. 变压器油中溶解气体分析中的模糊模式多层聚类故障诊断方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(2): 37-41.
- [5] 乔维德. BP 神经网络在车辆类型识别中的应用[J]. 电气传动自动化, 2006(6): 49-51.