



# 一种电力变压器神经网络故障诊断方法

## 摘要

电力变压器是电力系统的重要组成部分之一,它的安全运行对电力系统的可靠供电有很大的影响,本文对电力变压器故障诊断方法进行了研究.油中溶解气体分析法是诊断电力变压器内部故障的有效手段;最速下降算法是一种常用的神经网络局部寻优算法,在电力变压器故障诊断中收敛速度较慢,易陷入局部极小值;遗传膜算法具有并行计算的特点,用于电力变压器的故障诊断,很好地解决了神经网络在搜索过程中容易陷入局部最优的问题,具有更好的故障诊断速度.数值仿真结果验证了所给方法的有效性.

## 关键词

电力变压器;遗传算法;BP神经网络;故障诊断

中图分类号 TP183

文献标志码 A

收稿日期 2018-01-02

资助项目 国家自然科学基金(11626093);教育部春晖计划项目(Z2015114)

作者简介

陈龙龙,男,讲师,主要研究方向为优化算法.coolbie@163.com

## 0 引言

变压器是直流输电中最重要的电气设备之一.大型换流变压器的故障和停电可能带来巨大的经济损失<sup>[1]</sup>.溶解气体分析是有效的换流变压器故障诊断的技术手段,它通过特性气体的含量分析确定换流变压器的故障主要来自氢气、一氧化碳、乙炔、乙烯、甲烷和乙烷等绝缘油<sup>[2]</sup>.换流变压器的故障诊断可以看作是一种模式识别的过程,许多人工智能方法已被引入换流变压器故障诊断中.文献[3]提出了一种基于半监督分类的电力变压器故障诊断方法;文献[4]引入了贝叶斯网络分析方法;文献[5]利用模糊逻辑的推理性能实现了故障诊断;文献[6-7]采用支持向量机进行故障诊断.神经网络是变压器故障诊断常用的方法,文献[8]对反向传播径向基函数神经网络和自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的诊断能力进行了比较和分析;文献[9]将粗糙集理论与概率神经网络相结合进行故障模式分类;文献[10]采用遗传算法优化神经网络的初始值.但是这些方法在故障诊断的正确率及速度方面,依然存在较大提升空间.

本文引入膜计算,采用遗传膜算法对BP神经网络进行优化,实验结果表明该算法能够快速有效地实现电力变压器的故障诊断.

## 1 相关理论及主要结果

### 1.1 BP神经网络

BP神经网络是一种按误差逆向传播算法训练的多层前馈网络,能学习和存贮大量的输入输出模式映射关系.它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值,使神经网络的误差函数最小.

BP神经网络模型拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层,其中隐含层可一层,也可多层.输入层与外部激励打交道,由各输入层神经元传递给与之相连的隐含层神经元;隐含层是网络内部处理单元的工作区域,中间层处理方式不同会影响模型的处理功能;输出层将网络结果输出,与外部设备联系.各神经元与下一层所有神经元连接,同层神经元之间无连接.

### 1.2 动量梯度下降算法

典型的BP神经网络采用最速下降算法对权值进行更新,能够得出比较稳定的向量解.但是误差的收敛速度较慢,极易使神经网络陷

1 西华大学 电气与电子信息学院,成都, 610039

入局部极小值,在学习的过程中容易发生震荡。

动量梯度下降算法引入动量因子,对 BP 神经网络的权值进行调整:

$$\Delta\omega(t+1) = \alpha\Delta\omega(t) + \rho(1-\alpha)\frac{\partial E}{\partial\omega}, \quad (1)$$

$$\omega(t+1) = \omega(t) + \Delta\omega(t+1), \quad (2)$$

其中  $\alpha$  为动量系数,  $\Delta\omega(t)$ 、 $\Delta\omega(t+1)$  分别为第  $t$ 、 $t+1$  次迭代的权值的修正量,  $\omega(t)$ 、 $\omega(t+1)$  分别为第  $t$ 、 $t+1$  次迭代的权值,  $E$  为误差函数,  $\rho$  为学习速率,  $\rho > 0$ 。

动量梯度下降算法的调整原理是用上一次的的结果对本次的修正量进行调整,如果上一次的修正结果太大,那么就把式(1)中的第 2 项的符号变为上一次调整量符号的反方向,从而减小本次的调整量,以减小神经网络的振动;当上一次调整量过小时,就使式(1)中的第 2 项的符号跟上一次调整量的符号相同,从而增大调整量,使网络的收敛速度变快。

相比于最速下降算法,动量梯度下降算法能够改善一般神经网络容易陷入局部最优的状况,减小神经网络进行训练时发生的震荡,降低误差曲面的局部细节对神经网络的影响。

### 1.3 遗传算法

遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法,非常适用于处理传统优化算法难以解决的复杂非线性系统的优化问题。与传统优化算法不同,遗传算法从随机产生的初始值开始进行搜索,通过一定的选择、交叉、变异操作,逐步迭代产生新的解。群体中的每一个个体代表一个解,称为染色体,染色体的好坏用适应度来衡量,根据适应度的好坏从上一代个体中选择一定数量的优秀个体,通过交叉、变异形成下一代群体。经过若干代的进化后,算法收敛于最好的染色体,即问题的最优解。

遗传算法的工作步骤:首先随机建立由字符串组成的初始种群,对种群中的个体进行逐个解码,并根据目标函数计算适应度。根据适应度的大小决定某些个体是否可以存活,把适应度高的个体取出进行复制,再将两个体的某些部分互换、重新组合,得到新的个体,再经过交叉后随机改变个体的某些基因位,产生新的染色体。这样的过程反复循环,经过若干代后,得到一个最优个体,即全局最优解。遗传算法流程如图 1 所示。

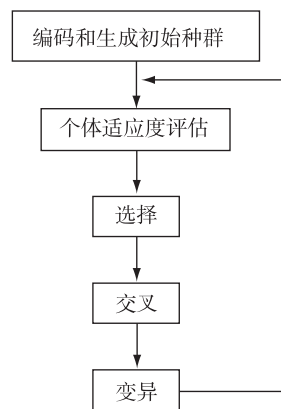


图 1 遗传算法流程

Fig. 1 Flow chart of genetic algorithm

### 1.4 遗传膜算法

膜计算是生物计算的一个新分支,旨在从单个细胞或组织及器官等细胞群的结构和功能中抽象出新的计算模型。膜计算不仅为理论上求解计算复杂问题引入了一种计算模型,也为计算领域求解 NP 类问题提供了一种新的思路。

本文遗传膜算法采用嵌套膜结构作为算法框架,如图 2 所示。

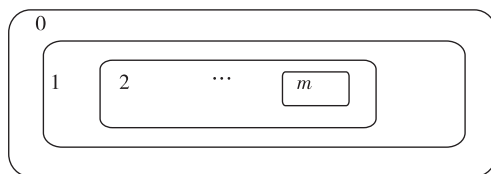


图 2 嵌套膜结构

Fig. 2 Structure of nested membrane

由图 2 可知,嵌套膜结构由  $m$  个膜构成。遗传膜算法采用的细胞型 P 系统可描述为

$$\Pi = (V, T, \mu, \omega_1, \dots, \omega_m, R_1, \dots, R_m, i_0).$$

其中,  $V$  为试数的字符集;  $T \in V$  为算法终止时的输出字符集;  $\mu$  为由  $m$  个膜构成的嵌套膜结构;  $\omega_i (i = 1, \dots, m)$  为区域  $i$  中的对象集,对应于膜  $i$  中 GA 的初始个体种群;  $R_i (i = 1, \dots, m)$  为区域  $i$  中的规则集,包括 GA 中的选择、交叉和变异规则;  $i_0 = m$ , 表示输出结果在最内层的通信规则。

嵌套膜结构的膜算法包括如下内容:

1) 按照嵌套方式将  $m$  个膜构建出膜结构,其中第 1 层膜为表层膜,第  $m$  层膜为基本膜,第  $i$  层和第  $i+1$  层膜所包含的空间成为区域  $i$ ;

2) 进化算子对每个区域  $i$  内的候选解进行运算,产生新的候选解,本文所采用的进化算子为遗传

算子;

3)各区域的解在相邻膜之间进行移动,实现区域间的信息交流;

4)重复2)和3)中的操作,直至满足终止条件,终止条件可设定为最优解连续保持不变的最大允许代数;

5)将系统中的最优解作为优化问题的解.

### 1.5 基于遗传膜算法的BP神经网络的电力变压器故障诊断

本文基于遗传膜算法对BP神经网络的权值进行优化,具体步骤如下:

1)BP神经网络的建立

输入矢量的选择:为了充分利用在线监测中的特征气体而又不使输入量过大,将比值  $C_2H_2/C_2H_4$ ,  $C_2H_4/C_2H_6$ ,  $C_2H_4/H_2$  进行归一化处理后作为输入矢量.输出矢量根据变压器的运行状态进行确定,输出层选取7个神经元,故障类型与期望输出如表1所示.

表1 故障类型与期望输出

Table 1 Fault types and expected outputs

序号	故障类型	期望输出						
1	正常	1	0	0	0	0	0	0
2	低温过热	0	1	0	0	0	0	0
3	中温过热	0	0	1	0	0	0	0
4	高温过热	0	0	0	1	0	0	0
5	局部放电	0	0	0	0	1	0	0
6	低能放电	0	0	0	0	0	1	0
7	高能放电	0	0	0	0	0	0	1

初始隐含层神经元个数根据经验公式获得,本文选取输入层为3,隐含层为13,输出层为7的BP神经网络.

2)基于遗传膜算法的BP神经网络

①初始化.构建由5个膜构成的嵌套膜,每个个体由实数表示.

②膜内个体进化.在每个膜中根据遗传算法进行选择、交叉和变异产生相应的子代个体,寻找适应度好的粒子.

③评价.设定适应度函数,利用适应度函数判断每一代粒子的适应度.

$$F_{fitness} = \frac{1}{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^k (Y_{ij} - T_{ij})^2}, \quad (3)$$

其中  $k$  为输出层节点数,  $p$  为学习样本数,  $Y_{ij}$  为训练

值输出,  $T_{ij}$  为期望目标值.

④通信.将每代粒子的最优个体发送至其外面一层的区域中.

⑤判断.若算法达到终止条件,终止运行,将内层膜中最优解作为问题解,否则,重复步骤②—④.

## 2 数值仿真

本文选取了具有代表性的30组数据作为训练样本,分别输入基于动量梯度下降算法的BP神经网络和基于遗传膜算法的BP神经网络进行训练,收敛精度设为0.001.

基于动量梯度下降算法的BP神经网络的训练结果如图3所示.

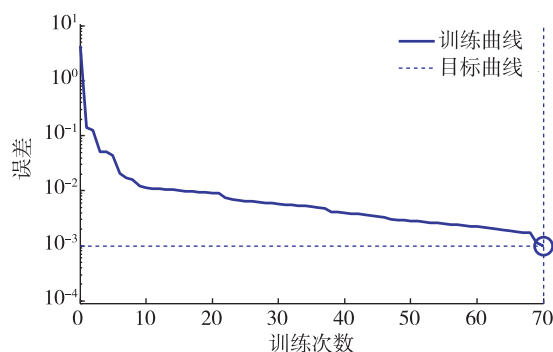


图3 基于动量梯度下降算法的BP神经网络的训练结果  
Fig.3 Training results of BP neural network based on momentum gradient descent algorithm

由图3可以看出,基于动量梯度下降算法的BP神经网络在第70步达到收敛精度要求.

基于遗传膜算法的BP神经网络的训练结果如图4所示.

由图4可以看出,基于遗传膜算法的BP神经网络在进化到46步就收敛到设定的精度.通过2种方法的比较可以看出,基于遗传膜算法的BP神经网络建立的变压器故障诊断系统不仅可以有效避免陷入局部最优值,而且具有更快的训练速度.

## 3 结论

将遗传膜算法与BP神经网络相结合,在溶解气体分析法的基础上设计了适用于电力变压器故障诊断的3-13-7结构的BP神经网络,先用遗传膜算法对BP神经网络的权值进行优化,并引入动量法对神经网络的权值进行修正.通过仿真实验可知,基于遗传膜算法的BP神经网络具有更高的训练效率,非常适用于输入输出存在复杂关系的电力变压器故障诊

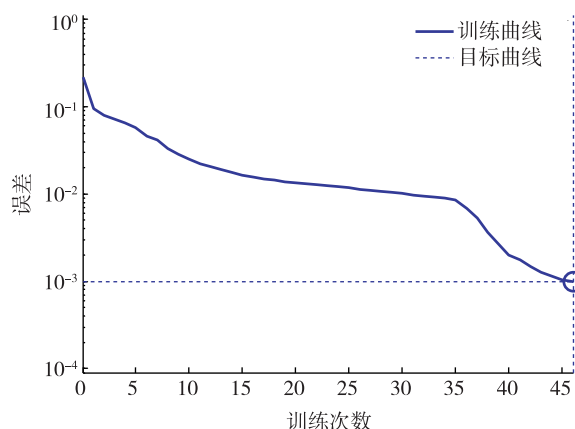


图4 基于遗传膜算法的BP神经网络的训练结果

Fig. 4 Training results of BP neural network based on genetic membrane algorithm

断系统.

## 参考文献

### References

- [ 1 ] Gao J, He J J. Application of quantum genetic ANNs in transformer dissolved gas-in-oil analysis [ C ] // Proceedings of the CSEE, 2010, 30: 121-127
- [ 2 ] 郑含博, 王伟, 李晓纲, 等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法 [ J ]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429  
ZHENG Hanbo, WANG Wei, LI Xiaogang, et al. Fault diagnosis method of power transformers using multi-class LS-SVM and improved PSO [ J ]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3424-3429
- [ 3 ] Chen S P. A kind of semi-supervised classifying method research for power transformer fault diagnosis [ C ] // IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science, 2017: 1013-1016
- [ 4 ] Lin H, Tang W H, Ji T Y, et al. A novel approach to power transformer fault diagnosis based on ontology and Bayesian network [ C ] // Power and Energy Engineering Conference, 2015: 1-6
- [ 5 ] Nitu M-C, Aciu A-M, Nicola C L, et al. Power transformer fault diagnosis using fuzzy logic technique based on dissolved gas analysis and furan analysis [ C ] // International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment, 2017: 184-189
- [ 6 ] Li J Z, Zhang Q G, Wang K, et al. Optimal dissolved gas ratios selected by genetic algorithm for power transformer fault diagnosis based on support vector machine [ J ]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2016, 23(2): 1198-1206
- [ 7 ] Qu L P, Zhou H H. The multi-class SVM Is applied in transformer fault diagnosis [ C ] // International Symposium on Distributed Computing and Applications for Business Engineering and Science, 2016: 477-480
- [ 8 ] Wagh N, Deshpande D M. Investigations on incipient fault diagnosis of power transformer using neural networks and adaptive neurofuzzy inference system [ C ] // Applied Computational Intelligence & Soft Computing, 2014: 135-143
- [ 9 ] 宋玉琴, 朱紫娟, 姬引飞. 基于RS优化的电力变压器故障诊断方法 [ J ]. 现代电子技术, 2015, 38(24): 152-155  
SONG Yuqin, ZHU Zijuan, JI Yinfei. Power transformer fault diagnosis based on RS optimization [ J ]. Modern Electronics Technique, 2015, 38(24): 152-155
- [ 10 ] Sun H Q, Sun L H, Liang Y C. The module fault diagnosis of power transformer based on GA-BP algorithm [ C ] // International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2005: 1596-1598

## A neural network-based method for fault diagnosis of power transformer

CHEN Longlong<sup>1</sup> WANG Bo<sup>1</sup> YUAN Ling<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039

**Abstract** The power transformer is an important component of the power system, its safe operation has great influence on the reliable power supply of power system. Therefore, the paper focuses on the method for fault diagnosis of power transformer. The dissolved gas analysis of power transformer is an effective means of diagnosing internal faults of power transformer. The gradient descent principle is a general local optimization algorithm of neural network, which has slow convergence speed in fault diagnosis of power transformer, and is easy to fall into local minimum. While the genetic membrane algorithm has the characteristics of parallel computing, and can be used to effectively prevent neural network from converging to the local optimal solution, and has better fault diagnosis speed. Finally numerical simulations show the effectiveness of the given method.

**Key words** power transformer; genetic algorithm; BP neural network; fault diagnosis