

文章编号:1671-6833(2009)03-0126-04

遗传算法改进 BP 神经网络在地下水水质评价中的应用

冯冬青, 郭 艳

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 为了准确、高效地评定地下水水质, 提出了一种遗传算法与神经网络相结合的混合评价算法, 针对水质评价的多变量和非线性, 采用 BP 神经网络对其进行综合评价计算, BP 算法易陷入局部极小的缺点则通过引入遗传算法来克服, 将两者有机的结合起来实现神经网络的训练和知识库的建立. 通过算法比较和实例结果分析, 证明了该算法的有效性.

关键词: BP 神经网络; 遗传算法; 水质评价

中图分类号: TP 183 **文献标识码:** A

0 引言

地下水水质评价是水资源评价管理的重要组成部分, 它能为地下水资源的开发利用, 规划管理提供科学依据. 在实际工作中, 由于参与的评价因子众多, 并且各个评价因子与水质等级之间存在非常复杂的非线性关系^[1], 所以水质评价是一个典型的多变量、非线性系统. 目前水质评价数学模型很多, 主要有综合指数法、模糊数学法、灰色聚类法^[2]等. 但这些传统方法没有很好地解决评价因子与水质等级之间复杂的非线性关系, 而且评价过程中的效用函数、权重需要人为设计, 这就限制了评价模式的通用性, 也影响了结果的可靠性.

神经网络在解决非线性问题上具有明显的优势. 但在评价时, 神经网络参数的确定直接影响到评价的精度, 而且神经网络算法存在易陷入局部极小和引起振荡效应的缺点; 而遗传算法具有很强的宏观搜索能力, 且能以较大的概率找到全局最优解, 所以笔者把遗传算法和神经网络结合起来, 利用遗传算法来优化 BP 网络的权值, 提出两种权值优化算法, 并进行比较分析, 通过在实际评价中加以应用, 使评价结果更客观和符合实际.

1 基于遗传算法的神经网络训练

遗传算法 (Genetic Algorithm - GA) 是一种基于自然选择和基因遗传学原理的优化搜索方法.

它将“优胜劣汰, 适者生存”的生物进化原理引入待优化参数形成的编码串群体中, 按照一定的适配值函数, 并通过遗传中的复制、交叉及变异对个体进行筛选, 从而使适配值高的个体被保留下来, 组成新的群体. 新的群体既继承了上一代的信息, 又优于上一代. 这样, 周而复始, 群体中的个体适应度不断提高, 直到满足一定的极限条件. 此时, 群体中适配值最高的个体即为待优化参数的最优解. 正是由于遗传算法这种独具的工作原理, 使它能够复杂空间内进行全局优化搜索, 并且具有较强的鲁棒性.

遗传算法^[3]应用于神经网络主要有两个方面: 一个方面是用来优化神经网络的拓扑结构; 另一个方面则是学习神经网络的权重. 而目前最主要的应用是后者, 也就是用遗传算法取代一些传统的学习算法. 评价一个学习算法的标准是: 简单性、可塑性和有效性. 目前广泛研究的前馈网络中采用的学习算法是误差反向传播 (BP) 算法, BP 算法具有简单和可塑的特点, 但是 BP 算法是基于梯度的算法, 这种方法收敛速度慢, 而且容易陷入局部极小点. 在神经网络结构固定的前提下, 将 BP 学习算法由遗传算法代替, 进行网络权值的训练, 能够很好地解决以上问题.

用遗传算法来学习神经网络的权重有两种方式: 一是直接利用 GA 来训练 BP 神经网络的权重, 二是先用 GA 求 BP 的权重, 再用纯 BP 算法直

收稿日期: 2009-01-18; 修订日期: 2009-04-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60774059)

作者简介: 冯冬青 (1958-), 男, 广东佛山人, 郑州大学教授, 博士, 研究方向为智能控制理论与应用. E-mail: dqfeng@zzu.edu.cn

接训练 BP 的混合 GA-BP 算法。下面分别来介绍两种算法。

1.1 用 GA 直接训练 BP 网络的权重算法

设有三层 BP 网络, I_i 为输入层中第 i 个结点的输出; H_i 为隐含层中第 i 个结点的输出; O_i 为输出层中第 i 个结点的输出; WIH_{ij} 为输入层中第 i 个结点与隐含层第 j 个结点的连接权值; WHO_{ji} 为隐含层中第 j 个结点与输出层第 i 个结点的连接权值。遗传算法学习 BP 网络的步骤如下:

①初始化种群 P , 包括确定交叉规模、交叉概率 p_c 、突变概率 p_m , 以及对任一 WIH_{ij} 和 WHO_{ji} 进行初始化, 对神经网络的权值和阈值进行编码;

②计算每一个个体评价函数, 并将其排序。可按式概率值选择网络个体:

$$p_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i$$

式中: f_i 为个体 i 的适配值, 可用误差平方和 E 来衡量, 即:

$$f(i) = 1/E(i) \quad E(i) = \sum_p \sum_k (V_k - T_k)^2$$

式中: $i=1, \dots, N$ 为染色体数; $k=1, \dots, M$ 为输出层节点数; $p=1, \dots, R$ 为学习样本数; T_k 为教师信号; $V_k \neq T_k$, 即 $E(i) > 0$ 。

③以概率 p_c 对个体 G_i 和 G_{i+1} 进行交叉操作, 产生新个体 G'_i 和 G'_{i+1} , 没有进行交叉操作的个体直接进行复制;

④利用概率 p_m 突变产生 G'_j 的新个体 G''_j ;

⑤将产生的新个体插入到种群 P 中, 并计算新个体的评价函数;

⑥如果满足结束条件, 即找到了满意的个体, 则结束, 否则转③。

如此重复以上操作, 直到达到所要求的性能指标为止。最后将最终群体中的最优个体解码即可得到优化后的网络连接权系数。

1.2 混合 GA-BP 算法

混合 GA-BP 算法就是先用 GA 在随机点集中遗传出优化初值, 以此作为 BP 算法的初始权值, 再由 BP 算法进行训练, 这就是 GA-BP 算法的原理。

GA-BP 算法的步骤:

①—⑤与“用遗传算法学习神经网络的权值”的前五步相同, 即先用 GA 在随机点进行 BP 初始权值的优化;

⑥计算 BP 神经网络的误差平方和, 若达到预定值 ε_{GA} , 则转⑦, 否则转③, 继续进行遗传操作;

⑦以 GA 得到的优化初值作为 BP 网络的初始权值, 再利用 BP 算法训练网络, 直到达到指定精度 ε_{BP} ($\varepsilon_{BP} < \varepsilon_{GA}$)。

2 水质评价神经网络知识库的组建

笔者研究的区域位于江西省东部, 处于黄河中游, 为黄河冲击平原。表 2 列出了 2004 年该区域 5 个地下水水质调查点的检测数据及模糊数学综合评价法的评价结果^[4], 评价结果是科学有效的。评价标准参照《地下水质量评价标准》, 如表 1。主要考虑了 NH_4^+ 、 NO_3^- 等六个因素, 并将水质分为五级。

表 1 地下水质量评价标准

分级标准	评价指标					
	NH_4^+	NO_3^-	Cl^-	总硬度	Cr^{6+}	Fe^{2+}
I	0.002	2.0	50	150	0.005	0.1
II	0.002	5.0	150	300	0.01	0.2
III	0.2	20	250	450	0.05	0.3
IV	0.5	30	350	550	0.1	1.5
V	1.0	40	400	600	0.2	2.0

表 2 地下水检测数据及评价结果

Tab. 2 Groundwater testing data and evaluation results

水样	NH_4^+	NO_3^-	Cl^-	总硬度	Cr^{6+}	Fe^{2+}	评价结果
1	0.125 0	5.650 0	4.500 0	76.000 0	0.001 6	0.040 0	I
2	0.250 0	4.200 0	8.000 0	23.000 0	0.003 2	0.040 0	II
3	0.250 0	8.450 0	30.000 0	66.000 0	0.018 0	0.160 0	III
4	0.250 0	0.350 0	12.000 0	12.000 0	0.040 0	0.500 0	IV
5	0.300 0	4.700 0	80.000	80.000 0	0.071 0	0.092 0	V

首先需要确定 BP 神经网络结构, 也就是对隐层数目及隐层节点数的确定。根据 Kolomogorov 定理: 一个三层的 BP 神经网络可以精确地实现

任意的非线性函数。所以, 笔者选择了一个单隐层的 BP 网络模型。输入样本则采用表 2 的五个检测数据, 虽然采用的样本数据不多, 但这些样本具

有很好的代表性,所以得到结果是准确可靠的. BP 网络模型对输入样本的输出期望值定为水质评价标准的五个等级:Ⅰ(1 0 0 0 0);Ⅱ(0 1 0 0 0);Ⅲ(0 0 1 0 0);Ⅳ(0 0 0 1 0);Ⅴ(0 0 0 0 1). 隐层单元节点数^[5]选为 11,这样网络结构即可确定为 5→11→5. 其次要对样本数据进行预处理,因为由于其中各个指标互不相同,原始样本中各向量的数量级差别较大,为了计算方便,及避免部分神经元在训练时达到过饱和状态,要对样本输入进行归一化处理^[6]. 这里采用 Matlab 中的 Premnmx 实现.

3 结果分析

3.1 单纯用 GA 训练 BP 网络的权重的算法

设定遗传算法的初始种群数为 60,遗传代数选为 1 000 代. 图 1 是单纯用遗传算法训练 BP 网络权重得到的误差平方和及适应度曲线.

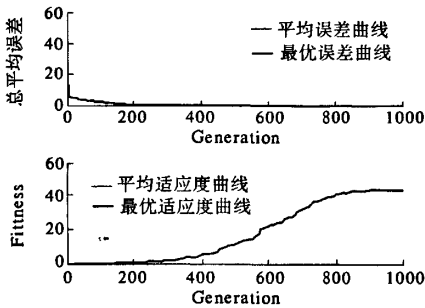


图 1 GA 学习 BP 权值的误差平方和、适应度曲线

Fig.1 Sum of error square and fitness curve of the BP weights learned only by GA

训练结果为:

TT=1.0057 -0.0027 -0.0001 0.0060 -0.0080
0.0219 0.9847 -0.0038 0.0129 -0.0090
0.0128 -0.0085 0.9978 0.0104 -0.0085
-0.0028 0.0007 0.0020 1.0000 0.0005
0.0119 -0.0093 -0.0009 0.0095 0.9916

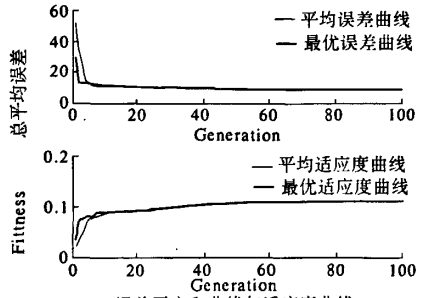
Elapsed time is 25.108 549 seconds.

将以上输出数据与表 2 中的标准评价结果进行对比,可知基本相同,可以达到预想效果. 这种方法的训练时间为 25.108 549 s.

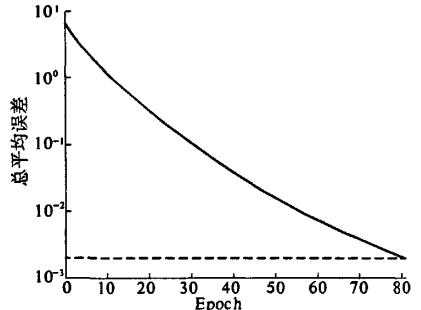
3.2 混合 GA-BP 算法

这里 GA 的初始种群数选为 30, ε_{GA} 取为 5.0. 设定 BP 神经网络的学习速率为 0.01,训练目标为 0.002.

经过仿真可以看到,GA 进行了 45 代遗传操作达到了目标值 ε_{GA} ,BP 算法进行了 81 步收敛到



(a) 误差平方和曲线与适应度曲线



(b) BP 算法的训练目标曲线

图 2 混合 GA-BP 算法

Fig.2 Hybrid GA-BP algorithm

指定精度 ε_{BP} .

训练结果为:

TT=1.0099 -0.0123 -0.0068 0.0044 0.0030
0.0080 0.9949 -0.0051 0.0057 -0.0023
0.0072 -0.0040 0.9860 0.0026 0.0049
0.0008 0.0034 -0.0062 0.9982 -0.0009
0.0213 -0.0205 -0.0039 0.0138 0.9938

Elapsed time is 4.329 101 seconds.

可见训练结果也完全达到预想效果,且训练时间仅为 4.329 101 s.

通过对以上两种方法的对比可以看出,用 GA 直接训练 BP 的权值尽管可以得到满意的训练结果,但相比混合 GA-BP 算法,其运行时间要长得多. 这是因为 GA 收敛是依靠类似于穷举法的启发式搜索,再加之网络结构的复杂型,要运算的数据量相当大,因而不可避免会出现搜索时间过长的问题. 而混合 GA-BP 算法,则结合了 GA 算法和 BP 算法的优点,训练时间短,而且不易陷入局部极小,训练结果精确.

4 结论

混合 GA-BP 算法能同时对解空间内的许多点进行遗传优选,在找到优化点后,再由 BP 算法进行搜索,既能避免 BP 算法陷入局部极小点,又能克服 GA 以类似穷举的形式搜索最优解而引起

的搜索时间过长,速度慢的缺点,是一种快速可靠的方法.通过在地下水水质评价中的应用仿真,可以验证,水质评价准确,可信.

参考文献:

- [1] 虞慧梅,江晓益.地下水水质评价的人工神经网络方法[J].西安科技学院学报,2003,23(1):27-30.
- [2] 郭红梅.遗传算法在BP神经网络学习中的应用[J].辽宁大学学报:自然科学版,2007,34(2):151-152.
- [3] 贺北方,王效宇,贺晓菊,等.基于灰色聚类决策的水质评价方法[J].郑州大学学报:工学版,2002,23(1):10-13.
- [4] 谭 璇,罗定贵.基于MATLAB实现BP神经网络在地下水水质评价中的应用[J].科技广场,2007,18(5):139-140.
- [5] 马细霞,贺晓菊,赵道全,等.BP网络隐含层对水质评价结果的影响分析[J].水电能源科学,2002,20(3):16-18.
- [6] 娄 申,干晓蓉.基于BP神经网络的水质评价[J].云南民族大学学报,自然科学版,2007,16(2):165-166.

Application of Improved BP Neural Networks Based on Genetic Algorithms to Groundwater Quality Evaluation

FENG Dong-qing, GUO Yan

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: A hybrid evaluation algorithm is proposed in this paper by combining BP neural network with genetic algorithms, in order to evaluate groundwater quality accurately and efficiently. In view of the multi-variable and nonlinear characteristics of water assessment, BP neural network is introduced here to make comprehensive evaluation and calculation. As for the shortcoming that BP algorithm is easily trapped to a local optimum, it can be overcome through the introduction of genetic algorithms, and the two will work organically together to achieve the training and knowledge base establishment of the neural network. Through the comparison of the algorithms and analysis of the results of the examples, the result shows this algorithm is valid.

Key words: BP neural network; genetic algorithm; water quality assessment