

文章编号:1001-9081(2005)12-2777-03

基于遗传算法的 BP 神经网络技术的应用

潘 昊, 王晓勇, 陈 琼, 黄少璠

(武汉理工大学 计算机科学与技术系, 湖北 武汉 430070)

(Wxy_three@163.com)

摘要:针对 BP 网络的不足,提出了基于遗传算法的神经网络技术。将两者有机的融合在一起,充分利用了 GA 算法的全局搜索能力和 BP 算法的局部搜索能力,加快了收敛速度,提高了收敛精度,将其应用于高速公路动态称重系统的神经网络控制器的训练中,取得了较好的效果。

关键词:遗传算法;BP 网络;神经网络;GA-BP 网络

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

Application of BP neural network based on genetic algorithm

PAN Hao, WANG Xiao-Yong, CHEN Qiong, HUANG Shao-luan

(School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan Hubei 430070, China)

Abstract: Aiming the insufficiency of BP neural network, a new neural network based on genetic algorithm was presented. The algorithm made fully use of BP network's local searching and GA's global searching, improved the convergent rate and convergent precision. The algorithm was supplied to neural network's training of dynamic weighing system. The results show that the algorithm is effective.

Key words: Genetic Algorithm(GA); Back Propagation(BP); neural network; GA-BP network

0 引言

近年来,人工神经网络广泛应用于故障检测、语言识别、模式识别、水文预报、信号处理等领域。神经网络具有很强的自适应、自组织和自学习的能力,具有大规模并行运算的能力。但在实际应用中,神经网络也暴露了一些自身固有的缺陷:权值的初始化是随机的,易陷入局部极小,学习过程中隐含层的节点数目和其他参数的选择只能根据经验和实验来选择,收敛时间过长,鲁棒性差等。

遗传算法(Genetic Algorithms, GA)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,具有良好的全局搜索性能,减少了限于局部最优解的风险,鲁棒性强,适用于并行处理,搜索不依赖于梯度信息。因此可以用于优化神经网络。

本文利用遗传算法的独特属性来弥补神经网络存在的一些固有缺陷,设计构造基于遗传算法的 BP(Back Propagation)算法。

1 BP 神经网络模型与遗传算法

BP 也称反向传播算法,其算法数学意义明确、步骤分明,是神经网络中最为常用、最有效、最活跃的一种方法,是为了解决多层前向神经网络的权系数优化而提出来的。其网络结构如图 1 所示。

反向传播算法分正向传播和反向传播,其工作过程简述如下:

正向传播:输入的样本从输入层经过隐单元一层一层进行处理,通过所有的隐层之后,则传向输出层;输出层把现行输出和期望输出进行比较,如果现行输出不等于

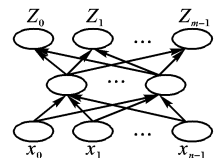


图 1 三层 BP 网络结构

期望输出,则进入反向传播过程。

反向传播:把误差信号按原来正向传播的通路反向传回,并对每个隐层的各个神经元的权系数进行修改,使误差信号趋向最小。

由于 BP 网络是基于梯度下降法的,因此存在一些不足之处:

- (1) BP 神经网络采用的算法是基于误差函数梯度下降的方向,该算法实质上是单点搜索算法,不具有全局搜索能力;
- (2) BP 神经网络学习训练开始时网络的结构参数是随机给定的,因此结果存在一定的随机性;
- (3) 训练易陷入瘫痪,网络的收敛速度较慢。

遗传算法是基于生物进化理论的原理发展起来的一种高效的随机搜索与优化的方法。它的基本流程如图 2 所示。

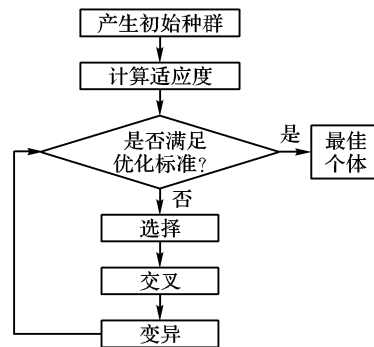


图 2 GA 流程

2 基于 GA 的 BP 网络

从前面的分析可以看出,GA 可以弥补 BP 网络存在的一些固有缺陷,将两者进行有效的结合,构造出一个全新的智能

收稿日期:2005-06-07;修订日期:2005-09-14

作者简介:潘昊(1964-),男,湖北武汉人,副教授,博士,主要研究方向:人工智能、软件工程、计算机网络; 王晓勇(1981-),男,山西运城人,硕士研究生,主要研究方向:神经网络、网络数据库; 陈琼(1981-),女,福建福安人,硕士研究生,主要研究方向:神经网络; 黄少璠(1982-),女,广东人。

网络结构,为解决大规模复杂问题提供一个良好的智能网络模式。

2.1 GA与BP的融合点

本文从优化BP网络的结构、权值和阈值出发,改进的主要操作如下:

1) BP网络的结构

由于BP网络结构中隐含层的个数通常都是通过不停的实验测试来确定的,在实验的过程中,更改隐含层的个数,相应的权值和阈值就必须做出修改,这对网络的学习速度和效率都有一定的影响。

结合点:不同的网络结构对应的网络的权值和阈值的个数也不同,因此对不同的网络结构通过GA算法生成一个最佳个体,最后对所有的最佳个体以均方误差函数为标准,选择一个最优个体来构造BP网络。

2) 编码和初始种群

对初始种群一般采用二进制编码,它的编码方式简单,易进行交叉和变异操作,但是在处理连续性问题存在一定误差。浮点数编码可以提高解的精度和运行速度,便于和其他算法融合。本文学习BP网络时,对样本进行归一化处理,所以在对初始种群进行编码时采用浮点数编码更利于GA算法与BP算法的融合。

结合点:将BP网络的权值和阈值按一定的顺序级联起来,形成一个实数数组,作为遗传算法的一个染色体。遗传操作在这样的染色体群中进行。

3) 适应度函数

BP网络的评估标准就是输出值与期望输出值之间的误差平方和越小越好。遗传算法利用适应度来评估染色体的生存能力。将均方误差函数作为适应度函数可以充分地把两者的评估标准融为一体,提高网络的优化性能。

结合点:本文利用BP网络中均方误差函数 $f(x)$, $F(x) = c_{\max} - f(x)$ 作为GA的适应度函数,其中 c_{\max} 是一个较大的常数值。

2.2 GA-BP流程

1) 将BP网络的权值和阈值按输入层与隐含层权值、隐含层与输出层的权值、输入层与隐含层阈值、隐含层与输出层的阈值的顺序级联起来,随机产生 N 个这样的染色体;

2) 将均方误差函数作为适应度函数,计算每个染色体的适应度,并判断是否符合优化标准或是循环次数,如果符合,则转向4);

3) 按适应度选择个体,按一定的交叉概率和变异概率产生新的个体,返回到2);

4) 保存最佳个体,如果循环次数小于网络个数(隐含层节点不同对应的网络不同)则改变网络的隐含层接点数目,返回1),否则比较最佳个体,选出最优个体;

5) 将最优个体按顺序拆分,作为BP网络的初始权值和阈值;

6) 进行BP网络的前向传播,计算全局误差,并判断是否符合要求,如果符合,则结束网络的学习;

7) 如果小于循环次数则进行BP网络的反向传播,修改权值,返回5);否则终止网络的学习。

基于GA的BP网络流程图如图3所示。

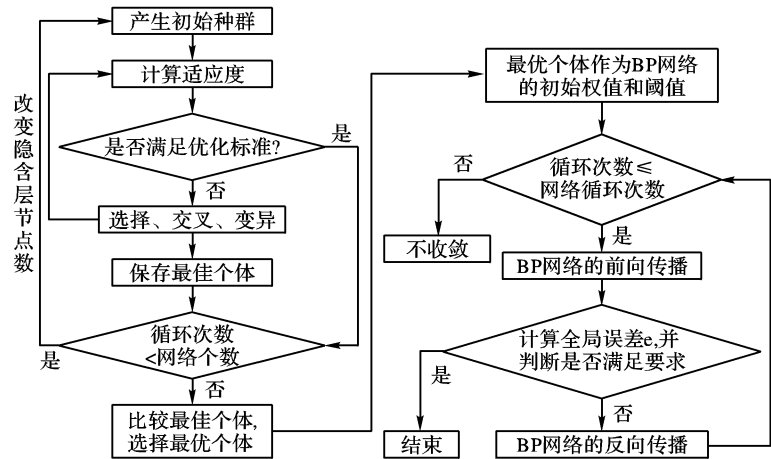


图3 GA-BP网络流程

3 实验结果和分析

本文结合高速动态称重系统的项目,利用神经网络技术处理所采集的数据进行实验,使用VC++ 6.0及Matlab神经网络工具箱来进行实验。

高速动态称重系统是由埋在路面下的传感器在车辆通过时自动获取车辆的轴重、车速、加速度、车型、总轴距等信息,把这些信息输入到用神经网络设计的车辆称重系统中,计算出该车的重量。本文从实际的、已知正确的数据中选取600对样本,其中500对样本作为训练样本,100对样本作为测试样本,每一对样本都包括5个数据,分别为:速度、加速度、总轴距、轴重、期望重量。前4个数据作为输入向量中的数据,最后的期望重量作为期望输出值,并且把这些数据都归一化,即转化成 $[0 \sim 1]$ 之间的数。

表1 部分归一化的数据

样本	速度	加速度	总轴距	轴重	期望重量
1	0.86	0.1	0.1203	0.0847	0.1275
2	0.651	0.4	0.1434	0.1942	0.2212
3	0.521	0.1	0.0666	0.0288	0.0263
4	0.553	-0.1	0.1257	0.2157	0.2088
5	0.821	0.4	0.1257	0.1270	0.1825
6	0.663	-0.3	0.1865	0.2641	0.2925

采用GA训练网络时,网络结构的个数 $NUM = 7$,初始种群 $N = 20$,采用浮点数编码,个体长度随着BP网络的隐含层节点数的不同而不同,交叉概率为0.3,变异概率为0.08,训练目标为误差小于0.02,适应度函数 $F(x) = c_{\max} - f(x)$ 中 $c_{\max} = 1$,得到表2。

表2 GA训练结果

隐含层节点数	GA训练次数	最佳个体的适应度	个体长度
3	1625	0.018322	19
4	1150	0.0193312	25
5	1300	0.019331	31
6	2612	0.0193222	37
7	1223	0.018351	43
8	1056	0.019532	49
9	2023	0.019993	55

从表2可以看到,经过GA算法的训练,当隐含层接点为7时,个体的适应度是最优的,因此选择此时的最佳个体{0.969085 0.665944 0.282327 0.63921 0.131626 0.847072

0.864315 0.904599 0.472427 0.853969 0.762322 0.353557
 0.733695 0.745354 0.826991 0.773888 0.141575 0.905118
 0.985931 0.282205 0.426557 0.0703757 0.136357 0.683187
 0.153233 0.973174 0.82168 0.780938 0.817347 0.630177
 0.903073 0.470168 0.155553 0.503922 0.847468 0.405591
 0.0748619 0.62508 0.338481 0.225562 0.191015 0.367504
 0.808039 }。

训练纯 BP 网络时,采用三层网络结构,输入层的神经元个数为 4,隐含层的神经元个数为 7,输出层的神经元个数为 1。学习速率 $\eta = 0.3$,权值和阈值通过随机函数来初始化。

训练 GA-BP 网络时,采用三层网络结构,输入层的神经元个数为 4,隐含层的神经元个数为 7,输出层的神经元个数为 1。学习速率 $\eta = 0.3$,通过 GA 算法训练过的最优个体来初始化权值和阈值。两种网络训练的结果如表 3 所示。

表 3 训练效果比较

训练次数	纯 BP 网络的收敛精度	GA-BP 网络的收敛精度
500	0.067768776	0.005568797
1000	0.009885647	0.004569888
2000	0.007886523	0.003641287
3000	0.006998745	0.002756899
4000	0.006333389	0.002011345
4826	0.006003488	0.001999916

由表 3 的数据可以看出,对于相同的训练次数,GA-BP 网络比纯 BP 网络的收敛精度要高,收敛速度相对比较快。在纯 BP 网络训练 6764 次后,网络的曲线变化趋于平缓,收敛精度几乎不再变化,经过训练,纯 BP 网络的收敛精度为 0.005。GA-BP 网络训练 4826 次后,网络曲线趋于平缓,经训练,GA-BP 网络的收敛精度为 0.001。GA-BP 网络较纯 BP 网络,明显提高了收敛精度。其中 GA-BP 网络循环次数比较少,也就是说它的收敛速度是相对比较快的。最后,用 100 个检验样本来检验该网络,也得到了比较理想的结果。两种网络的收敛曲线如图 4 所示。

由网络曲线图可以明显看出,相同的训练参数和训练次数下,GA-BP 网络在收敛速度和收敛精度上都比纯 BP 网络

好。由此可以看出,GA-BP 网络加快了网络训练的速度,提高了收敛精度。

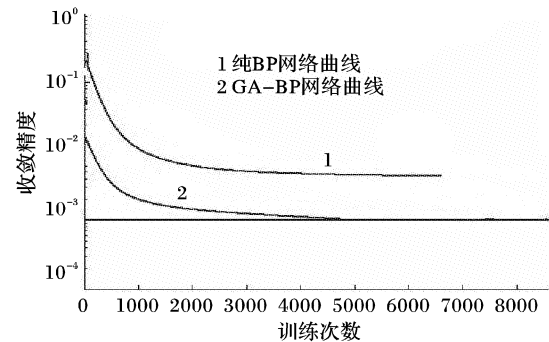


图 4 纯 BP 网络与 GA-BP 网络的收敛曲线比较

4 结语

通过以上研究可以看出,将 GA 与 BP 算法有机的融合,可以有效地弥补 BP 网络在网络结构、权值和阈值选择上的随机性缺陷,充分利用了 GA 的全局搜索能力和 BP 网络的局部搜索能力,从而增强了网络的智能搜索能力。当然基于 GA 的神经网络技术还有待继续研究学习,不断的完善和发展,使 GA-BP 网络更加成熟。

参考文献:

- [1] 周明. 遗传算法原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [2] 潘昊, 钟珞, 陈杰. BP 神经网络训练的函数变步长搜索调整法[J]. 湖北工学院学报, 1997, 12(2).
- [3] LEUNG FHF, LAM HK, LINGSH, *et al.* Tuning of the Structure and Parameters of a Neural Network Using an Improved Genetic Algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural networks, 2003, 14(1): 79-88.
- [4] 刘勇, 康立山, 陈屏. 非数值并行算法——遗传算法[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [5] 杨朋林, 贺新. 人工神经网络与遗传算法结合的研究[J]. 现代电子技术, 2002, (12).
- [6] XIN YAO. Evolving Artificial Neural Networks[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(9): 1423-1447.

(上接第 2769 页)

GKDARA 算法是一种基于角色授权约束的群密钥分配方案,其群密钥的生成和使用与其他方案的比较可见表 1 所示,结果显示该算法具有速度快和抗授权侵犯能力强的优点,减少了群成员在授权侵犯下的群组的安全威胁,具有可用性。

5 结语

本文在原有群密钥分配方案的基础上,提出了基于角色授权的群密钥分配算法,通过在群密钥生成和分发中加入角色授权的约束控制,增强了群的抗授权侵犯能力,减少了群成员在授权侵犯下的群的安全威胁。由于 Ad Hoc 网络的诸多复杂不安全因素的存在,文中提出的方案还只是着眼于一个具体问题的研究,如何提出一整套能满足所有安全目标的方案仍将是今后研究的热点。

参考文献:

- [1] ZHOU LD, HASS ZJ. Securing Ad Hoc Networks[J]. IEEE Network, 1999, 13(6): 24-30.
- [2] DAHILL B, LEVINE B, BELDING-ROYER EM, *et al.* A Secure Routing Protocol for Ad Hoc Networks[R]. UMass Tech Report 02

-32, 2002.

- [3] LAKSHMINATH R, MUKHERJEE S, SAMA A. A dual encryption protocol for scalable secure multicasting[A]. Proceedings of the 4th IEEE Symposium on computers and communication[C]. Red Sea, Egypt, 1999. 2-8.
- [4] DINSMORE PT, BALENSON DM, HEYMAN M, *et al.* Policy-based security management for large dynamic groups: An overview of the DCCM project[A]. Proceedings of the DARPA Information Survivability conference & Exposition[C]. SC, USA, 2000. 64-73.
- [5] STEINER M, TSUDIK G, WAIDNER. CLIQUES: A new approach to group key agreement[A]. Proceedings of 18th IEEE International Conference on Distributed Computing Systems[C]. Amsterdam, Netherlands, 1998. 380-387.
- [6] ZHOU LD, SCHNEIDER FB, VAN RENESSE R. COCA: A Secure Distributed On-line Certification Authority[EB/OL]. <http://www.cs.cornell.edu/fbs/publications/cocaFOCS.pdf>, 2002.
- [7] 李先贤, 怀进鹏, 刘旭东. 群密钥分配的动态安全性及其方案[J]. 计算机学报, 2002, 25(4): 337-345.
- [8] SANDHU R. Issues in RBAC[A]. Proceedings of the ACM RBAC Workshop MD[C]. ACM Press, 1996. 21-24.