

基于结构简化的 BP 网络的多类形状识别

王 辉

(合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009)

摘 要: BP 算法是目前应用极为广泛的神经网络算法,但它也存在一些不足。文中提出了一种使 BP 网络结构简化的改进的 BP 算法,它使得网络的速度得到了提高,减少了迭代次数。最后将传统的 BP 算法和改进的 BP 算法进行了比较,仿真结果表明改进的算法在学习次数和收敛速度上比传统的算法有很大的改善。

关键词: 神经网络; BP 算法; 结构简化

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2006)07-0013-02

An Algorithm Research on BP Based on Structure Simplification

WANG Hui

(School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: BP is a neural network algorithm which is applied very widely, but it has some defects. So brings forward a method which can improve BP algorithm through simplifying BP's structure on this paper. The method improves the training speed of the BP neural net. The method reduces the iterative times on BP neural net. In the end, compares the traditional algorithm with the improved algorithm on this paper. The results through simulation experiment indicate that the improved algorithm has a large improvement on training times and convergence speed than the traditional algorithm.

Key words: neural network; BP algorithm; structure simplification

0 引言

在工程控制中,常会遇到一些复杂的非线性系统,有些系统很难用精确的数学模型来描述它们。人工神经网络是一个大规模的非线性动力学系统,利用它可以对复杂系统进行描述,并实现相应的控制。

人工神经网络近年来发展迅速,目前已成为人工智能领域一个最引人入胜的研究热点。人工神经网络模型是人脑的一种仿生模型,在功能上它反映了人脑的若干基本特征,如:大规模的并行处理。目前人工神经网络模型有几十种,基于 BP 算法(Back Propagation,反向传播算法)的多层神经网络模型是其中应用较多的模型之一。

但在实际应用中, BP 算法存在两个重要的问题:收敛速度慢,目标函数存在局部极小点。因此人们提出了一些改善 BP 算法的方法,如加入动量项^[1,2];尽可能使用顺序方式训练网络;利用充分的先验信息^[3];选用奇函数作激励函数^[4];在训练时不断增加数据和减少网络节点^[5];改变学习速率^[6]等方法。

文中提出了一种基于对网络结构进行简化的算法,它

使得网络的速度得到了很大提高。

1 BP 多层神经网络学习算法分析

多层神经网络结构如图 1 所示。其结构特点是:在输入与输出层之间有若干层(一层或多层)神经元,称为隐单元,这些隐单元与外界无直接联系,但其状态的改变则能影响输入与输出之间的联系。多层神经网络相邻两层之间的各神经元有权联接了各种神经元之间的联接强弱程度。网络中全部神经元间的联接强度,决定着网络的性能,因此为了使网络能够适应某一具体的应用环境,使其具有人们期望的某种特定功能,就需要对网络进行训练。训练过程就是网络的学习过程,通过学习来调整网络的联接强度和阈值,找出系统期望的输入-输出关系,从而使系统输出能精确地跟踪系统期望的输出值。

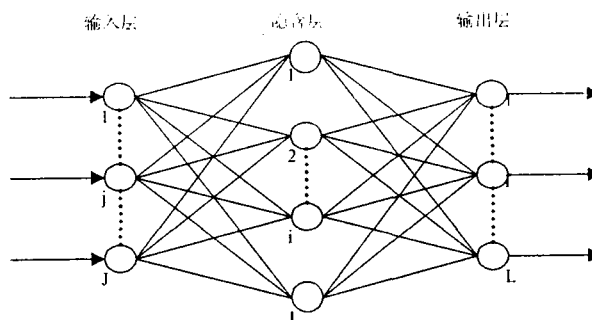


图 1 BP 网络模型结构

收稿日期:2005-09-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60375011);安徽省优秀青年科技基金资助项目(04042044);新世纪优秀人才支持计划项目

作者简介:王 辉(1980-),男,安徽宁国人,硕士研究生,主要从事模式识别与人工智能研究。

但如何有效地进行“学习”,确定各种神经元之间的联接强度?这是神经网络理论研究的主要问题。BP 算法是一种建立在梯度下降法基础上的有导师学习算法。它的基本做法是:当信息输入时,输入信号从输入层经隐单元层传向输出层,如果在输出层得不到期望的输出,则反向传播,将误差信号沿原来的联接通路返回,通过修改各神经元间的联接权值,使误差信号最小。具体算法如下:

设有一个三层的 BP 网络,它的输入层到隐层及隐层到输出层的权值分别为 w_{ij} 、 T_{hi} 。阈值为 θ ,输入节点 x_j 、隐节点 y_i 、输出节点 O_l 。当输出节点的期望输出为 t_l 时,BP 模型的计算公式为:

1) 输出节点的输出 O_l 计算公式:

输入节点的输出: x_j

$$\text{隐节点的输出: } y_i = f\left(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i\right) \quad (1)$$

其中,连接权值 w_{ij} ,节点阈值 θ_i 。

$$\text{输出节点输出: } O_l = f\left(\sum_i T_{li}y_i - \theta_l\right) \quad (2)$$

其中,连接权值 T_{li} ,节点阈值 θ_l 。

2) 输出层(隐节点到输出节点间)的修正公式:

输出节点的期望输出: t_l

误差控制:

$$\text{所有样本误差: } E = \sum_{k=1}^p e_k < \epsilon \quad (3)$$

$$\text{其中一个样本误差: } e_k = \sum_{l=1}^n |t_l^{(k)} - O_l^{(k)}| \quad (4)$$

其中, p 为样本数, n 为输出节点数。

$$\text{误差公式: } \delta_l = (t_l - O_l) \cdot O_l \cdot (1 - O_l) \quad (5)$$

$$\text{权修正值: } T_{li}(k+1) = T_{li}(k) + \eta \delta_l y_i \quad (6)$$

其中, k 为迭代次数。

$$\text{阈值修正: } \theta_l(k+1) = \theta_l(k) + \eta' \delta_l \quad (7)$$

3) 隐节点层(输入节点到隐节点间)的修正公式:

$$\text{误差公式: } \delta'_i = y_i(1 - y_i) \sum_l \delta_l T_{li} \quad (8)$$

$$\text{权修正: } w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta' \delta'_i x_j \quad (9)$$

$$\text{阈值修正: } \theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta' \delta'_i \quad (10)$$

2 BP 网络的结构简化算法

对于前文中的图 1 的结构,通过对隐层到输出层的结构进行简化,可以使得网络的训练速度增快。其简化的结构如图 2 所示。

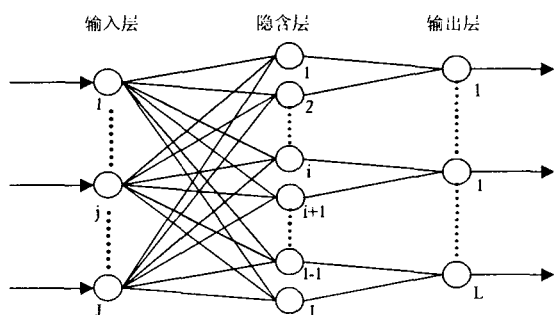


图 2 结构简化的 BP 网络模型

对比两个网络模型可以看出图 1 与图 2 只有隐层到输出层的结构不同,所以只需在前面相应的地方改动一下其训练公式即可。文中以隐层的第一、二个节点和输出层的第一个节点为例说明一下。

$$\text{输出节点的输出: } O_1 = f(T_{11}y_1 + T_{21}y_2 - \theta_1) \quad (11)$$

$$\text{误差公式: } \delta_1 = (t_1 - O_1) \cdot O_1 \cdot (1 - O_1) \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \text{权值修正: } T_{11}(k+1) &= T_{11}(k) + \eta \delta_1 y_1 \\ T_{21}(k+1) &= T_{21}(k) + \eta \delta_1 y_2 \end{aligned} \quad (13)$$

$$\text{阈值修正: } \theta_1(k+1) = \theta_1(k) + \eta' \delta'_1 \quad (14)$$

隐节点层的修正公式:

$$\begin{aligned} \text{误差公式: } \delta'_1 &= y_1 \cdot (1 - y_1) \cdot (\theta_1 \cdot T_{11}) \\ \delta'_2 &= y_2 \cdot (1 - y_2) \cdot (\theta_1 \cdot T_{21}) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \text{阈值公式: } \theta_1(k+1) &= \theta_1(k) + \eta' \delta'_1 \\ \theta_2(k+1) &= \theta_2(k) + \eta' \delta'_2 \end{aligned} \quad (16)$$

3 试验结果

文中利用 www.driving.co.uk/signlang.htm 库中的交通标志图像作为实验样本,仅以两类识别作为示范,共选三角形的交通标志 15 个、四边形的交通标志 15 个,部分交通标志图像如图 3 所示。实验中将交通标志图像中的内核部分作为干扰噪声。

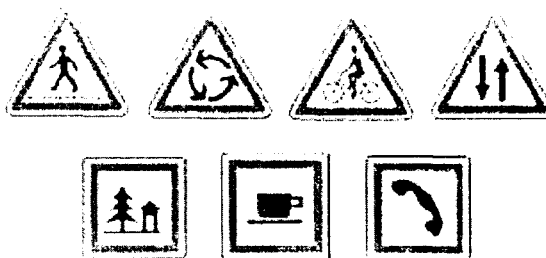


图 3 作为实验样本的部分交通标志图像
实验结果及其与传统方法的比较如表 1 所示。

表 1 实验测试结果

训练次数	训练误差	识别率		训练用时(s)	
		传统网络	改进网络	传统网络	改进网络
1	0.05	85.5%	93.3%	3.4450	0.2210
2	0.02	86.5%	89.4%	4.2360	0.4010
3	0.01	88.5%	87.5%	4.4970	0.8010
4	0.005	89.6%	85.5%	7.6510	1.4320
5	0.001	93.3%	83.5%	17.2750	5.1070

4 结束语

从表 1 可以看出,在相同的训练误差的情况下,利用结构改进的 BP 网络的训练时间减少,从而也就加快了网络的训练速度,并且也没有降低网络的识别率。文中的隐层到输出层选择的是二对一的连接方式,也可以用三对一,这要根据具体的识别样本的类别来定。

(下转第 182 页)

a. 实时校正: 对我机误差数据样本 (X_1, X_2, \dots, X_{200}), 取 $n = 5$, 按公式(2) 求误差数据均值 \bar{EX} , 并实时更新公式(4) 的 ϵ 值, 校正敌机误差样本数据。

b. 固定误差校正: 求出模拟误差数据总体 $\{X_n\}$ 的均值 EX , 作为公式(4) 的 ϵ 值, 校正敌机误差样本数据。

对上述过程作 1000 次 Monte-Carlo 仿真后, 其中一次仿真结果的未校正 ϵ_i 曲线见图 3, 实时校正的 ϵ_i 曲线见图 5, 固定误差校正的 ϵ_i 曲线见图 4。

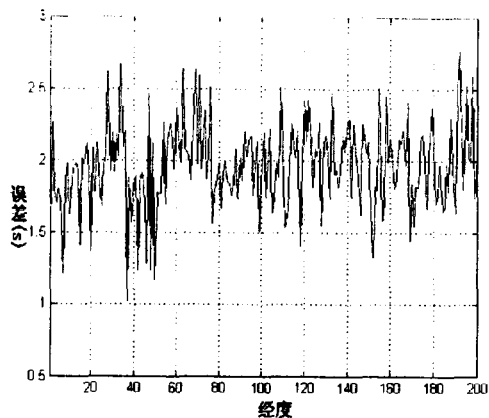


图 3 ϵ_i 未校正曲线

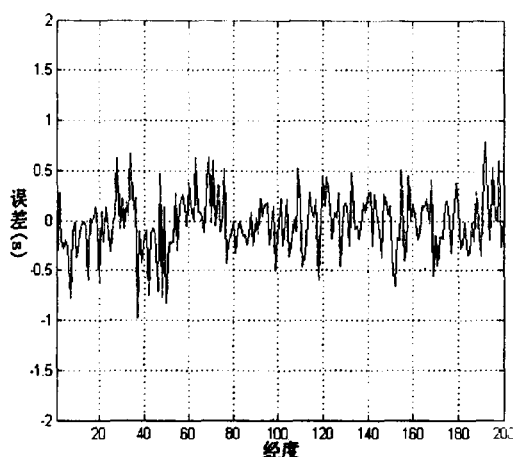


图 4 采用固定误差校正后 ϵ_i 曲线

(2) 仿真结果及分析。

从仿真结果可以看出, 利用我机回传数据与雷达情报数据之间的误差, 校正敌机的雷达情报数据可以进一步提高雷达情报精度。从图 4 和图 5 可以看出实时校正方式

比固定误差校正方式效果还要好一些, 这是因为把雷达情报的随机误差和系统误差完全抽象成雷达系统误差的结果。因此在实时校正中, 采用的 ϵ 会更接近误差的真值; 而在固定误差校正中, 把随机误差造成的影响平均分散到了误差总体中。

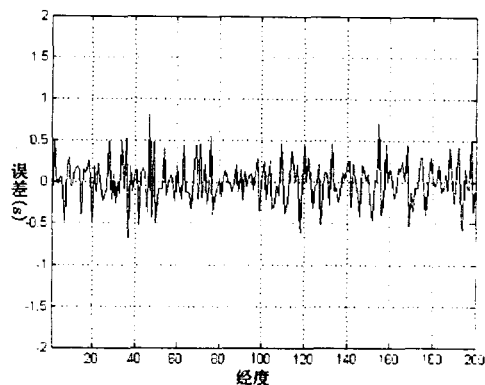


图 5 采用实时校正后 ϵ_i 曲线

5 结束语

探讨了在数传指挥引导系统中, 利用我机的回传数据和雷达情报数据之间的误差, 进一步提高雷达情报精度的可行性方法, 提出了实时校正和固定误差校正两种算法, 并对其进行了数字仿真。仿真结果表明该方法是可行的, 对工程实现具有一定的参考价值和指导意义。在实际应用中, 对处于本空域且无回传数据的空中目标机, 用该方法校正该目标机的雷达情报数据能达到提高空中目标雷达情报精度的目的。

参考文献:

- [1] 胡波, 梁星霞, 练学辉. 雷达系统误差的测量和修正方法[J]. 雷达与对抗, 2005(2): 12-15.
- [2] 杨宏文, 郁文贤, 胡卫东, 等. 基于数据补偿的雷达系统误差估计[J]. 火力与指挥控制, 2000, 25(2): 23-24.
- [3] 韩於羹. 应用数理统计[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2002. 32-35.
- [4] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004. 6-8.
- [5] 于永生. 多雷达数据融合的研究与实践[J]. 电子科学技术评论, 2000(2): 27-32.

(上接第 14 页)

参考文献:

- [1] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [2] 金丕彦, 芮勇. BP 算法各种改进算法的研究及应用[J]. 南京航空航天大学学报, 1994, 26(增刊): 201-205.
- [3] 何定, 唐国庆. 一种加快 BP 网络训练速度的新方法[J]. 东南大学学报, 1994, 24(1): 132-134.
- [4] 孙效功, 冯天瑾, 陈佐林. 双层 BP 人工神经网络连接权值

的性质[J]. 青岛海洋大学学报, 1994, 专辑: 29-33.

- [5] Wen Jin Wei, Zhao Jia Li, Luo Si Wei, et al. The Improvements of BP Neural Network Learning Algorithm[A]. Signal Processing. Proceedings WCCC-ICSP 2000. 5th International Conference[C]. Beijing: [s. n.], 2000. 1647-1649.
- [6] Pan Hao, Jing Ling Yuan, Luo Zhong. Probing modification of BP neural network learning-rate[A]. Machine Learning and Cybernetics. Proceedings International Conference[C]. Beijing: [s. n.], 2002. 307-309.