

一种BP神经网络的改进方法及其应用

李宏刚, 吕辉, 李刚

(空军工程大学导弹学院, 陕西三原 713800)

[摘要] 针对BP神经网络中学习因子取值小、收敛性好但训练时间长,学习因子取值大、权值变化剧烈但可能导致振荡的情况,提出了一种修正学习因子的方法,即给学习因子前加一比例因子,在网络权值调整过程中自动调整学习因子的大小,使网络训练时间短,而且收敛效果较好。仿真结果表明,在导弹指令跟踪中,改进算法比原来算法优越得多。

[关键词] 神经网络;改进算法;仿真

[中图分类号] TP183 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2005)05-0063-03

1 引言

BP神经网络是神经网络中应用最为广泛的一种^[1],而对于BP神经网络中收敛性能与收敛速度的问题,主要集中在学习因子 η 上; η 较小时,收敛性能较好,但训练时间很长;相反, η 较大时,权值变化剧烈,收敛时间较短,但收敛效果不好,可能使网络振荡。针对这一问题,笔者提出了一种用改变 η 值的方法,使得网络的收敛性能和收敛效果均达到较优。

2 BP神经网络及其改进

2.1 BP神经网络

BP神经网络是典型的前向神经网络^[2],其信息传播是向前的,但在训练中的误差传播是反向的,其原理结构如图1所示。

BP神经网络的学习算法采用 δ 学习规则,学习方式采用有导师学习机制。BP网络每层有 n 个神经元,特性函数取S型函数,训练集中包含 m 个样本模式 $(x_p, y_p), p = 1, 2, \dots, m$ 。 w_{ij} 表示神经元 j 到神经元 i 的连接权重,对于第 p 个训练样本,神经元的输入总和记为 u_{pi} ,输出记为 o_{pi} ,阈

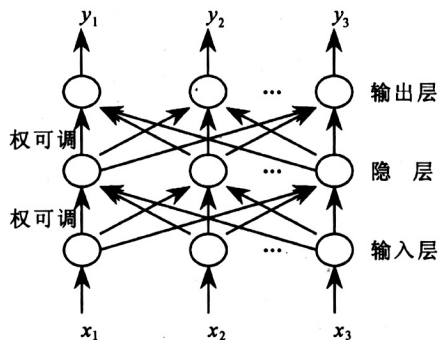


图1 BP神经网络原理结构图

Fig.1 Structure chart of the BPNN principle

值取为 θ_i ,并取 $w_{i0} = -1, o_{p0} = \theta_i$,则有 $u_{pi} = \sum_{j=0}^n w_{ij}o_{pj}, o_{pi} = f(u_{pi}) = 1/(1 + e^{-u_{pi}})$,输入模式 p 的网络误差为 $E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_{pi} - o_{pi})^2$,其中, d_{pi} 表示神经元 i 的期望输出。网络的总误差为 $E = \sum_{p=1}^m E_p$, δ 学习规则实质上是梯度最速下降法,权值沿误差函数的负梯度方向改变,即 $\Delta_p w_{ij} = \eta \left(-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \right)$ 。学习因子 $\eta > 0$,又因为 $\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} =$

[收稿日期] 2004-09-01; 修回日期 2004-09-24

[作者简介] 李宏刚(1978-),男,陕西大荔县人,空军工程大学博士研究生

$$\frac{\partial E_p}{\partial u_{pi}} \frac{\partial u_{pi}}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial u_{pi}} o_{pi} = -\delta_{pi} o_{pi}, \text{ 式中 } \delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial u_{pi}},$$

所以 $\Delta_p w_{ij} = \eta \delta_{pi} o_{pj}$ 。

误差的计算分为两种情况：输出层误差和隐层误差。

输出层误差计算：

$$\delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial u_{pi}} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_{pi}} \frac{\partial o_{pi}}{\partial u_{pi}} = -[-(d_{pi} - o_{pi})] f'(u_{pi}) = f'(u_{pi})(d_{pi} - o_{pi})。$$

隐层误差计算：

$$\delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial u_{pi}} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_{pi}} \frac{\partial o_{pi}}{\partial u_{pi}} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_{pi}} f'(u_{pi}) = -\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial u_{pk}} \frac{\partial u_{pk}}{\partial o_{pi}} f'(u_{pi}) = -[-(\sum_k \delta_{pk} w_{ki})] f'(u_{pi})。$$

$$\text{所以 } \delta_{pi} = f'(u_{pi}) \sum_k \delta_{pk} w_{ki}。$$

综合后，BP 神经网络权值修正公式可统一表示为

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pi} o_{pj},$$

$$\delta_{pi} = \begin{cases} f'(u_{pi})(d_{pi} - o_{pi}), & \text{对输出层,} \\ f'(u_{pi}) \sum_k \delta_{pk} w_{ki} & \text{对隐层.} \end{cases}$$

通常， η 取值小，收敛性好，但训练时间长； η 取值大，权值变化剧烈，可能导致振荡^[3]。

2.2 改进算法与仿真

改进算法的基本思想是：BP 神经网络在权值需要大范围调整时， η 取值较大；而网络趋于稳定时， η 取值较小。设原来未改进时学习因子的取值为 η_0 ，改进后的学习因子为

$$\eta = \frac{d_{pi} + |d_{pi} - o_{pi}|}{2d_{pi}} \eta_0。$$

由该式可知，改进后的学习因子最大值为 $1.5\eta_0$ ，最小值为 $0.5\eta_0$ ，即在理想值 d_{pi} 与实际输出值 o_{pi} 之间差距较大时， $\eta = 1.5\eta_0$ ，而理想值 d_{pi} 与实际值 o_{pi} 较接近时， $\eta = 0.5\eta_0$ 。图 2 给出改进算法（线②）与未改进算法（线③）对于理想输出曲线（线①）跟踪的收敛性能比较。

比较结果显示：改进算法的实际输出值在几个周期之后，非常接近理想输出值，而且，从仿真过程的动态曲线可以看出，改进算法的收敛性能明显优于未改进算法的。（仿真源程序略）

3 BP 神经网络改进后的应用

为了验证 BP 神经网络改进算法的可行性，对

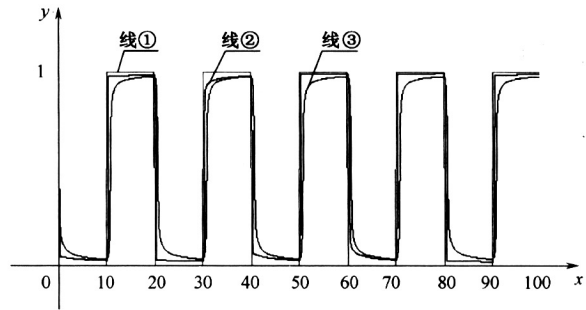


图 2 改进算法与未改进算法收敛性能比较

Fig.2 Improved algorithms compare with normal algorithms of restrain performance

其在导弹中的应用进行了仿真。导弹的操纵指令通过舵机执行，舵机不可避免地含有死区和饱和特性^[4]。从舵偏角 δ 到导弹迎角的传递函数是二阶传递函数

$$W_d^a = \frac{K_a}{T_a^2 s^2 + 2\xi_a T_a s + 1}。$$

对象的方块图如图 3 所示。

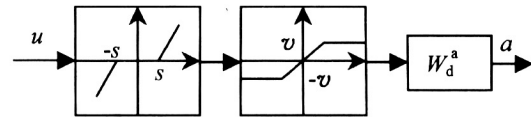


图 3 导弹操纵系统方块图

Fig.3 Control system block-diagram of guided missile

输入节点数为 6，第一隐层节点数为 7，第二隐层节点数为 8，输出层节点数为 1。死区宽度 s 为 0.65，饱和值 v 取 2。仿真结果如图 4 所示，导弹指令为 0101110101。

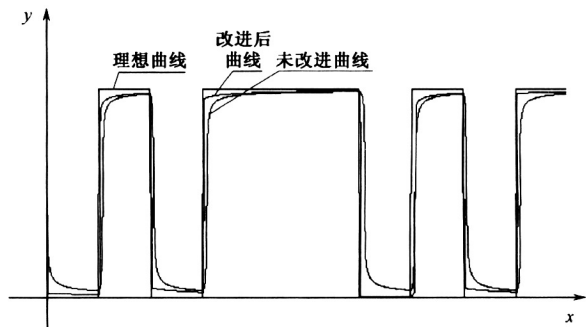


图 4 改进算法与未改进算法对于导弹指令跟踪性能的比较

Fig.4 Improved algorithms compare with normal algorithms of missile order

从曲线可以看出，经过改进后的神经网络学习控制，系统能跟踪方波指令，基本克服了死区及饱和和非线性的影响，而且，各项性能指标均优于未改进算法。

4 结语

笔者提出了一种改进的BP神经网络方法，给出了其在导弹武器系统上的应用。仿真结果表明，改进后的算法各项性能指标均优于未改进算法。当然，改变学习因子还有其它方法，比如使 $\eta = (0.5 \sim 2.5)\eta_0$ 等，收敛的速度会更高，收敛性能会更明显，而且，稳定性会更好。但是， η_0 的取值范围应该有限定，否则，网络会震荡。

参考文献

- [1] Zhang G P. Neural networks for classification: a survey [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics —Part C: Applications and Reviews, 2000, 30 (4): 451~462
- [2] 刘兴堂. 应用自适应控制 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2003
- [3] 顾军华, 等. 基于改进BP神经网络的税收收入预测模型 [J]. 河北工业大学学报, 2003, (1): 39~43
- [4] 景韶光, 陈新海. 非线性神经网络自适应控制及其在导弹中的应用 [J]. 西北工业大学学报, 1997, (4): 603~606

An Improving Method of BP Neural Network and Its Application

Li Honggang, Lü Hui, Li Gang

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shanxi 713800, China)

[Abstract] Seeing on that in BPNN the small learning gene will make the long training time, but the large learning gene will make the BPNN surging, this paper brings forward a way to modify the learning gene, that is, adding a proportion gene before the learning gene, The proportion gene will change when the weight of the BPNN needs to be modified. This can shorten the training time and make convergence better as well. The simulating results show that the new algorithm is much better than the old one during BPNN scouting the missile command.

[Key words] BPNN; improved algorithm; simulation

(cont. from p.52)

Research of Equivalent Viscosity Model With Visco-temperature Correcting

Qu Qingwen

(The Provincial Key Laboratory of Precision Mould, Shangdong University of
Technology, Zibo, Shandong 255012, China)

[Abstract] Equivalent viscosity model is regarded as the base in this paper. It is considered that lubricant viscosity varies as the temperature. Calculating and analyzing model of equivalent viscosity with visco-temperature correcting is founded. The performance analysis calculation is processed under thin film lubrication. The change law of bearing performance is obtained at different parameters.

[Key words] thin film lubrication; viscosity; temperature