

一个基于神经网络模型的鲁棒自适应 控制算法¹⁾

王殿辉 柴天佑

(东北大学自动化研究中心 沈阳 110006)

摘 要

对于具有不确定因素的离散非线性动态系统,通过校正神经网络预报器的输出,运用加权预报控制性能指标和网络辨识器模型局部线性化的思想,提出了一个间接鲁棒自适应神经网络控制算法,仿真研究证实了该控制策略的鲁棒性和有效性。

关键词: 不确定非线性系统,神经网络局部建模,鲁棒自适应控制。

1 引言

自从 Narendra, Parthasarathy 和 Hunt 等人的文章发表以来,自适应神经网络控制器研究受到了人们的普遍重视,不同的作者提出了各自不同的控制策略和算法^[1-3]。不过,无论是直接自适应控制算法还是间接自适应控制算法,在使用前馈 BP 网络对未知非线性系统建模时,都必须假设系统的阶次已知,否则将无法保证神经网络建模的有效性^[4]。

本文考虑,被控系统存在未建模动态或有界扰动时的自适应神经网络控制问题。在文[5]的基础上,通过对神经网络预报模型输出的在线校正,提出了一个间接鲁棒自适应神经网络控制算法。仿真研究证实了该控制策略的有效性。

2 间接自适应神经网络控制器设计

考虑离散非线性动态系统

$$y_k = f(y_{k-1}, \dots, y_{k-m}, u_{k-1}, \dots, u_{k-n}), \quad (1)$$

其中 u_k , y_k 分别为第 k 时刻的系统输入和输出, $f: R^{m+n} \rightarrow R$ 为未知的连续非线性函数。

1) 国家自然科学基金资助课题。
本文于1994年4月11日收到

如果系统的阶次已知,那么可以通过串并联模型对系统(1)进行建模,亦即

$$\hat{y}_k = N_f[y_{k-1}, \dots, y_{k-m}, u_{k-1}, \dots, u_{k-n}; W_{k-1}(r)], \quad (2)$$

这里 \hat{y}_k 为神经网络模型的预报输出, N_f 表示一个三层 BP 网络, $W_{k-1}(r)$ 表示网络对样本 S_{k-1}^T 进行次学习后得到的权重. 而

$$S_{k-i}^T = \{\theta_{k-i}, \theta_{k-i-1}, \dots, \theta_{k-i-T+1}\}, \quad i \geq 1, T \geq 1, \quad (3)$$

$$\theta_{k-i} = [y_{k-i}, \dots, y_{k-i-m+1}, u_{k-i}, \dots, u_{k-i-n+1}; y_{k-i+1}]. \quad (4)$$

如果选取学习率充分小且学习次数足够多(即 r 充分大,记为 r_0),那么,由 BP 网络的泛化性质及控制信号与系统输出的连续性,可将上面得到的局部网络辨识器模型作为下一个时刻的系统预报器,从而有

$$y_{k+1}^p = N_f[y_k, \dots, y_{k-m+1}, u_k, \dots, u_{k-n+1}; W_{k-1}(r_0)], \quad (5)$$

其中 y_{k+1}^p 表示系统在第 $k+1$ 时刻的神经网络预报器输出.

给定跟踪信号为 $\{d_k\}$. 为了得到当前的控制输入,使用 Clarke 一步加权预报控制性能指标函数,即

$$J = \frac{1}{2} [(y_{k+1}^p - d_{k+1})^2 + \lambda(u_k - u_{k-1})^2], \quad (6)$$

其中 λ 为加权系数.

用文[5]中的线性化方法,求解 $\partial J / \partial u_k = 0$ 得到控制律

$$u_k = u_{k-1} - \frac{(\bar{y}_{k+1}^p - d_{k+1}) DN_f[X_k; W_{k-1}(r_0)]}{\lambda + \{DN_f[X_k; W_{k-1}(r_0)]\}^2}. \quad (7)$$

其中, $\bar{y}_{k+1}^p = N_f[X_k; W_{k-1}(r_0)]$, $X_k = [y_k, \dots, y_{k-m+1}, u_{k-1}, u_{k-1}, u_{k-2}, \dots, u_{k-n+1}]$, $DN_f[X_k; W_{k-1}(r_0)] = \{\partial N_f[X; W_{k-1}(r_0)] / \partial z_{m+1}\} |_{X=X_k}$, $\partial N_f[\cdot; \cdot] / \partial z_{m+1}$ 可由 BP 网络模型直接计算得到.

3 鲁棒自适应神经网络控制算法

具有未建模动态或有界扰动的非线性系统(1)可写成如下的统一形式

$$y_k = f(y_{k-1}, \dots, y_{k-m}, u_{k-1}, \dots, u_{k-n}) + \xi_{k-1}, \quad (8)$$

其中 $\xi_{k-1} = \xi(k, y_{k-m-1}, \dots, y_{k-m-p}, u_{k-n-1}, \dots, u_{k-n-q})$ 表示系统(1)的未建模动态或有界扰动,而 $p \geq 1, q \geq 1$ 未知.

由于未建模动态的引入,系统的建模方式应有所不同. 如果仍按上节描述的串并联模型进行辨识,那么,所得到的神经网络模型既不能逼近真实系统(8),也不能逼近系统(1). 因此,这里采用修正后的输入输出数据作为训练网络的导师信号对神经网络进行学习,即

$$\{y_{k-1}, \dots, y_{k-m}, u_{k-1}, \dots, u_{k-n}\} \rightarrow y_k - c_{k-1} \triangleq y_k^*, \quad (9)$$

其中, c_{k-1} 为预报校正量,其值由下面的(11)式给出. 这时得到的神经网络模型相当于对(8)式中 f 所做的估计.

有所不同的是,这样得到的 y_{k+1}^p 并不能作为实际系统较好的预报值,因此应该对 y_{k+1}^p 作进一步的校正. 本文采用如下的校正算法,即

$$\tilde{y}_{k+1}^p = N_f[y_k, \dots, y_{k-m+1}, u_k, \dots, u_{k-n+1}; W_{k-1}(r_0)] + c_k, \quad (10)$$

$$c_k = y_k - N_f[y_{k-1}, \dots, y_{k-m}, u_{k-1}, \dots, u_{k-n}; W_{k-2}(r_0)], \quad (11)$$

其中, \tilde{y}_{k+1}^p 为神经网络模型的最后预报输出, c_k 为校正项.

将 \tilde{y}_{k+1}^p 替换(6)式中的 y_{k+1}^p , 代入求解后得到控制律为

$$u_k = u_{k-1} - \frac{(\tilde{y}_{k+1}^p - d_{k+1})DN_f[X_k; W_{k-1}(r_0)]}{\lambda + \{DN_f[X_k; W_{k-1}(r_0)]\}^2}, \quad (12)$$

这里 $\tilde{y}_{k+1}^p = N_f[X_k; W_{k-1}(r_0)] + c_k$, X_k 和 $DN_f[X_k; W_{k-1}(r_0)]$ 与上节中的含义相同.

现将本文提出的控制算法归纳如下:

步骤1. 选择适当大小的 BP 网络结构, 用随机输入信号激发被控对象, 以产生输入输出样本数据.

步骤2. 对得到的导师信号用串并联模型对网络进行适当的离线学习.

步骤3. 选取加权系数 λ 、在线训练次数 r_0 及学习率 η .

步骤4. 用输入输出样本集 \hat{S}_{k-1}^T 对网络进行 r_0 次学习, 其中

$$\hat{S}_{k-i}^T = \{\hat{\theta}_{k-i}, \hat{\theta}_{k-i-1}, \dots, \hat{\theta}_{k-i-T+1}\}, i \geq 1, T \geq 1, \quad (13)$$

$$\hat{\theta}_{k-i} = [y_{k-i}, \dots, y_{k-i-m+1}, u_{k-i}, \dots, u_{k-i-n+1}; y_{k-i+1}^*]. \quad (14)$$

步骤5. 由(11)式计算校正项 c_k .

步骤6. 由(12)计算控制律 u_k 并对系统进行控制, 返回步骤4.

步骤7. 考察闭环系统的动态响应特性, 若不满足设计要求, 则返回步骤3.

4 仿真研究

考虑带有未建模动态和有界扰动的未知非线性系统^[1]

$$y_k = \frac{5y_{k-1}y_{k-2}}{1 + y_{k-1}^2 + y_{k-2}^2 + y_{k-3}^2} + 1.1u_{k-2} + u_{k-1} + \xi_{k-1}, \quad (15)$$

$$\xi_{k-1} = 0.25 \sin[0.08(y_{k-4} + y_{k-5})]u_{k-3} + 0.5 \cos(0.05k), \quad (16)$$

$$d_k = 0.5[1 + \sin(k\pi/75) + \sin^2(k\pi/175)]. \quad (17)$$

在 $\xi_k = 0$ 的情况下, Narendra 等人曾进行了研究^[1]. 由于系统本身具有非最小相位特性, 因而不易进行控制. 在本仿真中, 取 BP 网络为三层结构, 输入节点为 5 个, 隐

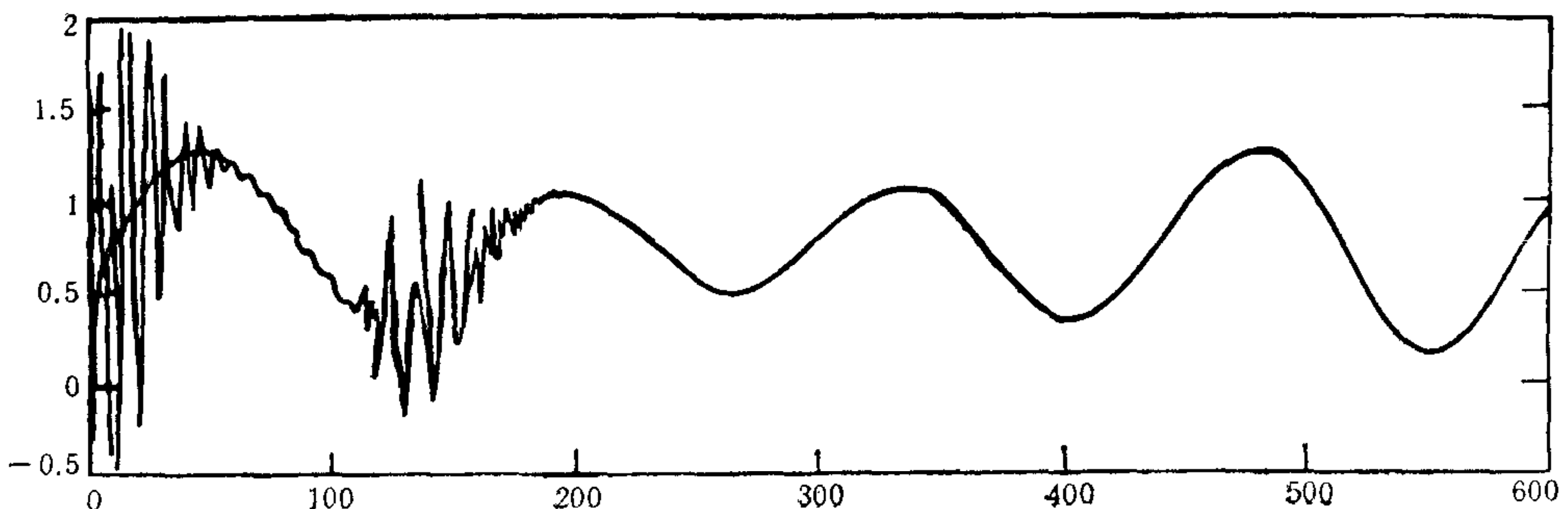


图1 鲁棒自适应神经网络控制器的跟踪响应

含层节点为 5 个,隐含层和输出层的激发函数分别取成对称形式的 Sigmoid 函数和线性函数, $m = 3, n = 2, p = 2, q = 1, T = 1$, 加权系数 $\lambda = 1.5$, 在线学习率 $\eta = 0.03$, 迭代次数 $r_0 = 3$. 跟踪响应曲线如图 1 所示. 图 2 给出了非鲁棒自适应控制算法(见第二节)的跟踪响应曲线. 十分明显, 本文提出的鲁棒自适应神经网络控制器具有很强的抗干扰能力, 对于控制带有未建模动态的非线性系统是十分有效的.

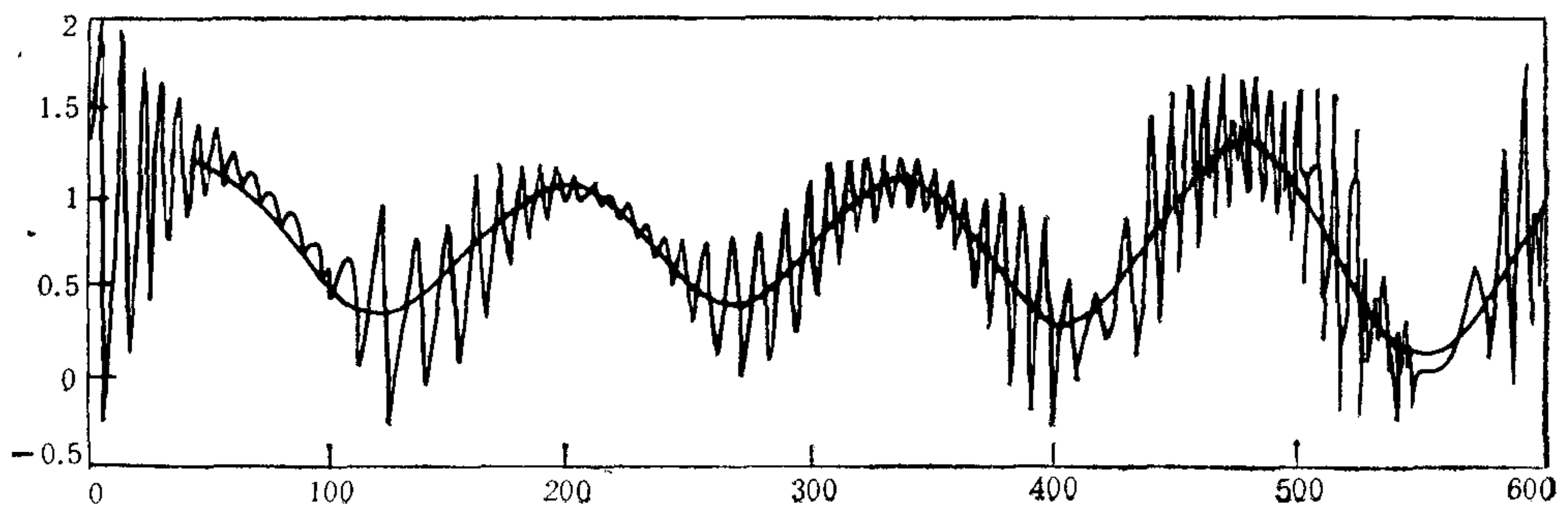


图 2 非鲁棒自适应神经网络控制器的跟踪响应

5 结论

1) 与逆动态自适应神经控制算法相比, 间接自适应神经网络控制算法在很大程度上放宽了对网络结构及学习参数的限制, 同时由于采用了局部建模和线性化方法, 使得网络的学习时间变短, 以满足实时控制的要求.

2) 鲁棒自适应控制策略实际上是一种基于神经网络的模型降阶设计. 大量的仿真实例表明, 在 p, q 不是很大的情况下, 本文提出的控制算法是十分有效的, 而当 p, q 较大时系统的跟踪效果将会变差.

参 考 文 献

- [1] Narendra KS Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1990, 1(1):4—27.
- [2] Hunt K J, Sbarbaro D, Zbikowski R and Gawthrop PJ. Neural networks for control systems—A survey. *Automatica*, 1992, 28(6):1083—1112.
- [3] Yabuta T and Yamada T. Neural networks controller characteristics with regard to adaptive control. *IEEE Trans. Sys. Man and Cybern.*, 1992, 22(1):170—177.
- [4] Billings S A, Jamaluddin H B, Chen S. Properties of neural networks with applications to modelling nonlinear dynamical systems. *Int. J. Control.*, 1992, 55(1): 193—224.
- [5] Wang Dianhui, Chai Tianyou. A novel adaptive neurocontroller for unknown nonlinear time-varying systems. Proc. of the First Asian Control conference, Toyko, Japan, July, 1994, 3(3): 343—346.

A ROBUST ADAPTIVE CONTROL ALGORITHM VIA NEURAL NETWORKS MODEL

WANG DIANHUI CHAI TIANYOU

(Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110006)

ABSTRACT

In this paper a robust adaptive neural network control algorithm for unknown nonlinear dynamical systems with stable unmodeled dynamics or/and bounded disturbances is proposed. The key ideas are that (1) linearizing the neural network identifier model to obtain an explicit adaptive control law, and (2) correcting the neural network predictive output of the real plant. An example is studied and the simulation results are given to demonstrate the validity of our presented adaptive control strategy.

Key words: Nonlinear uncertain systems, local modelling using neural networks, robust adaptive control.