

文章编号: 1001-0920(2002)02-0151-04

# 神经网络非线性系统模型参考自适应 控制器统一设计法

张秀玲

(燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:** 针对一类控制器无论是否具有可分离结构的非线性系统, 利用内模控制的思想提出一种统一的神经网络模型参考自适应控制器设计方案, 简化了基于神经网络的模型参考自适应控制系统的设计。给出了统一的设计步骤, 它适用于任意非线性系统, 更接近于工程实际。理论分析和仿真结果证明了该方案的合理性和有效性。

**关键词:** 非线性; 神经网络; 模型参考自适应控制; 统一性

**中图分类号:** TP 273 **文献标识码:** A

## Model reference adaptive controller uniform design for nonlinear neural network systems

ZHANG Xiu-ling

(Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** Using internal mode control notion, the uniform design scheme of model reference controller based on neural network for nonlinear system is presented, no matter how the controller possesses inseparability or not. It simplifies design process of NNM RACS, with only a single neural network identification. It is suitable to the arbitrary NNM RAC, and even more closes to engineering process. Theory analysis and simulation show its rationality and validity.

**Key words:** nonlinear; neural network; model reference adaptive control; uniform

## 1 引言

针对被控对象的不确定性和时变性, 人们提出了自适应控制理论。当前, 线性系统的自适应控制问题已基本解决, 但非线性系统的自适应控制还存在很多难点<sup>[1~3]</sup>。神经网络具有逼近任意连续有界非线性函数的能力<sup>[4]</sup>, 将神经网络与常规的自适应控制方案相结合产生了神经网络模型参考自适应控制(NNM RAC)和神经网络自校正控制(NNSTC)<sup>[1]</sup>。

NNM RAC 一般只涉及控制器具有可分离结构的非线性系统, 以离散时间非线性系统为例, 其描述形式如下<sup>[5]</sup>

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)] + u(k) \quad (1)$$

或

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)] + g[u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (2)$$

收稿日期: 2001-02-21; 修回日期: 2001-05-24

基金项目: 燕山大学科技发展基金项目

作者简介: 张秀玲(1968—), 女, 山东章丘人, 副教授, 博士生, 从事神经网络控制、自适应鲁棒控制等研究。

而对于控制器不可分离的非线性系统

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (3)$$

即输入输出对应的非线性函数  $f(\bullet)$  未知, 研究得却很少. 文献[6]给出了一种设计方法, 但是需要离线辨识, 比较繁琐, 而且计算量大. 因此, 本文采用带有附加动量项和自适应学习速率相结合的快速BP算法<sup>[5,7]</sup>.

仍以离散时间非线性系统为例, 其一般表达式为相对于具有控制器可分离结构的两类离散时间非线性系统. 式(3)所描述系统的可知先验知识更少, 更接近于复杂的工程实际. 本文针对该系统进行了神经网络模型参考自适应控制器设计. 由于式(1)和(2)同样可表达成式(3)的形式, 所以该方案同样适用于控制器可分离结构的两类离散非线性系统. 与两种具有可分离结构的NNMRAC相比, 该控制系统由于神经网络控制器(NNC)的输入信号中不含神经网络辨识器(NND)的输出量, 因此在线辨识误差对NNC影响减弱, 从而减少了NNC的训练时间, 加快了系统的实时性; 具有可分离结构的离散非线性神经网络模型参考自适应控制系统(NNMRACS)至少需要一个神经网络进行在线辨识, 而本方案只需要一个神经网络辨识器. 这不但简化了系统的复杂性, 加快了系统的实时性, 而且统一了神经网络自适应控制系统的设计方法. 本文用MATLAB神经网络工具箱<sup>[8]</sup>, 并用快速BP算法进行仿真研究. 将内模控制<sup>[9]</sup>与NNMRAC有机结合, 该系统结构如图1所示.

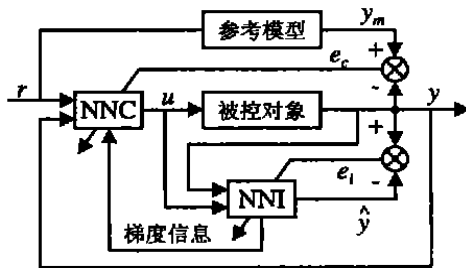


图 1 离散非线性 NNMRACS

图1中,  $r$  为参考输入,  $u$  为NNC输出,  $y_m$  和  $y$  分别为参考模型和被控对象输出,  $\hat{y}$  为NNI的输出,  $e_c$  为参考模型与被控对象输出之差,  $e_i$  为辨识模型与被控对象输出之差. NNMRAC的目的是确定一个有界的控制输入  $u(t)$ , 使得

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |y(t) - y_m(t)| < \epsilon \quad (4)$$

$\epsilon$  为设定的一个小正数.

由于BP网络作为系统辨识器和控制器, 这就使此类控制系统具有如下特点: 1) 不需要被控对象太多的先验信息; 2) 对被控对象辨识模型精度要求不高; 3) 控制系统具有良好的鲁棒性、快速性和自适应性; 4) 由于系统的被控对象具有一般的描述形式, 因此本文所设计和研究的NNMRACS更具广泛的应用价值.

## 2 神经网络辨识模型

设被控对象可用式(3)的SISO离散时间非线性系统表示. 由于具有单隐层的BP网络可以逼近任意非线性系统, 所以采用三层BP网络快速BP算法来建立非线性系统的模型(即函数  $f(\bullet)$ )

$$y(k+1) = f\{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)\} \quad (5)$$

此三层网络输入矢量为

$$x(k) = \{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)\}^T \quad (6)$$

系统的神经网络辨识器模型如图2所示.

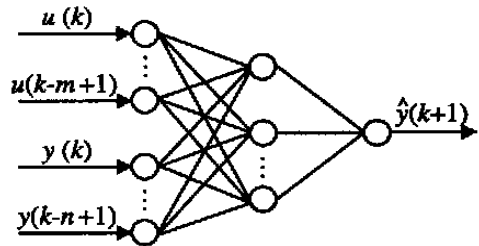


图 2 神经网络辨识器模型

网络学习的目标函数为

$$J_{NN1}(K) = \frac{1}{2} [y_m(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (7)$$

设各层输出为  $o^{NN1}$ , 净输入为  $net^{NN1}$ , 则有输入层

$$o_{ij}^{NN1}(k) = \begin{cases} y(k-j), & 0 \leq j \leq n-1 \\ u(k+n-j), & n \leq j \leq m_1-1 \end{cases} \quad (8)$$

隐含层

$$net_{2\tau}^{NN1}(k) = \sum_{j=1}^{m_1} w_{2\tau} o_{ij}^{NN1}(k) - b_{2\tau}^{NN1} \quad (9)$$

$$o_{2\tau}^{NN1}(k) = g[net_{2\tau}^{NN1}(k)], \quad \tau = 1, 2, \dots, m_2 \quad (10)$$

输出层

$$\text{net}_3^{\text{NN1}}(k) = \sum_{\tau=1}^{m^2} w_{3\tau}^{\text{NN1}}(k) - b_3^{\text{NN1}} \quad (11)$$

$$y(k+1) = \text{net}_3^{\text{NN1}}(k) \quad (12)$$

式(8)~(11)中,  $m_i$  为 NN I 第  $i$  层神经元节点数,  $w_{2\tau}$  和  $w_{3\tau}$  分别为 NN I 输入层到隐含层和隐含层到输出层之间的连接权值,  $b_{2\tau}^{\text{NN1}}$  和  $b_3^{\text{NN1}}$  分别为 NN I 隐含层和输出层阈值。网络隐含层神经元激活函数用 Sigmoid 函数,  $g$  为 Purelin 函数, 神经元学习律为  $\eta_{m_c}$  为动量因子。采用快速 BP 算法来训练此三层神经网络的连接权, 使阈值  $J_{\text{NN1}}$  最小。因此可建立 NN I 的学习算法如下

$$\delta^{\text{NN1}}(k) = [y(k) - y(k)] \quad (13)$$

$$\Delta w_{3\tau}(k+1) = (1 - m_c) \eta_{\delta^{\text{NN1}}(k)} o_{2\tau}^{\text{NN1}}(k) + m_c \Delta w_{3\tau}(k) \quad (14)$$

$$\Delta b_3^{\text{NN1}}(k+1) = (m_c - 1) \eta_{\delta^{\text{NN1}}(k)} - m_c \Delta b_3^{\text{NN1}}(k) \quad (15)$$

$$\Delta w_{2\tau}(k+1) = (1 - m_c) \eta_j \{g[\text{net}_{2\tau}^{\text{NN1}}(k)]\{1 - g[\text{net}_{2\tau}^{\text{NN1}}(k)]\}\} \times \delta^{\text{NN1}}(k) w_{3\tau}(k) o_{1j}^{\text{NN1}}(k) + m_c \Delta w_{2\tau}(k) \quad (16)$$

$$\Delta b_{2\tau}^{\text{NN1}}(k+1) = (m_c - 1) \eta_j \{g[\text{net}_{2\tau}^{\text{NN1}}(k)]\{1 - g[\text{net}_{2\tau}^{\text{NN1}}(k)]\}\} \times \delta^{\text{NN1}}(k) w_{3\tau}(k) - m_c \Delta b_{2\tau}^{\text{NN1}}(k) \quad (17)$$

### 3 神经网络控制器

在神经网络模型参考控制系统中, 神经网络控制器的设计实际是基于系统广义逆模型的方法。首先讨论非线性系统的可逆性, 其定义<sup>[10]</sup>如下:

考虑如下 SISO 离散时间非线性系统

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m)]$$

$$u(k) \in R^m, \quad y(k) \in R^n$$

若存在一个  $R^{m+n+1}$  的子集, 当  $[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T \in A$  时, 对任意两个不同的输入  $u_1(k)$  和  $u_2(k)$ , 均有

$$f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u_1(k), \dots, u_1(k-m)] \neq f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u_2(k), \dots, u_2(k-m)]$$

成立, 则系统在  $[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n),$

$u(k), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T$  处可逆; 反之, 系统则为不可逆的。针对式(3)所描述系统, 可用下式表示其广义逆动态模型

$$u(k) = f^{-1}[y(k+1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (18)$$

为了保证控制系统的闭环稳定性, 参考模型选为线性低阶模型<sup>[11]</sup>, 有利于系统的全局稳定, 即

$$y_m(k+1) = a_1 y_m(k) + a_2 y_m(k-1) + \dots + a_p y_m(k-p+1) + br(k), \quad p \leq n \quad (19)$$

在该控制系统中, 希望得到满意的控制, 即输出无偏差地跟踪参考模型的输出, 因此有

$$y(k+1) = y_m(k+1) = a_1 y(k) + a_2 y(k-1) + \dots + a_p y(k-p+1) + br(k) \quad (20)$$

$$u(k) = g[a_1 y(k) + \dots + a_p y(k-p+1) + br(k), y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (21)$$

采用图 3 所示三层 BP 网络来实现式(20)的未知非线性函数  $g(\bullet)$ , 隐含层神经元激活函数采用 Sigmoid 函数, 其它采用 Purelin 函数。此三层网络的输入矢量为

$$cx(k) = \{[a_1 y(k) + \dots + a_p y(k-p+1) + br(k)], y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]\} \quad (22)$$

网络的学习目标函数为

$$J_{\text{NNC}} = \frac{1}{2} [y_m(k) - y(k)]^2 \quad (23)$$

采用快速 BP 算法, NNC 网络的偏差方程为

$$\delta^{\text{NNC}}(k) = [y_m(k) - y(k)] \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \quad (24)$$

NNC 学习算法同 NN I 的学习算法, 此略。

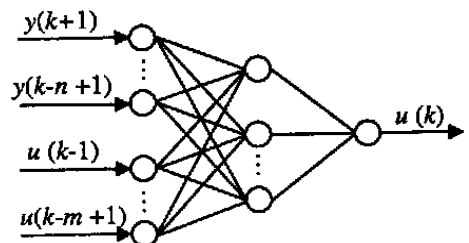


图 3 神经网络控制器

式(24)中包含了对对象的梯度信息  $\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial u(k)}$ ，但对具有非线性和时变性的对象而言， $\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial u(k)}$  是很难精确得到的。而NN I采用在线辨识，NN I辨识后NNC再进行训练，输出控制量  $u(k)$ 。因此可用  $y(k)$  代替  $\hat{y}(k)$ ，即可用  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  代替  $\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial u(k)}$ 。由于快速BP算法的应用，经过很短训练时间  $y(k)$  就能以一定精度逼近  $\hat{y}(k)$ ，所以这种代替是合理的。

根据NN I的输入输出关系，可得

$$\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial u(k)} = \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \text{net}_3(k)} \prod_{\tau=1}^{m_2} \frac{\partial \text{net}_3(k)}{\partial \text{net}_{2\tau}(k)} \frac{\partial \text{net}_{2\tau}(k)}{\partial \text{net}_{2\tau}(k)} \frac{\partial \text{net}_{2\tau}(k)}{\partial w_{1,n+1}} = \prod_{\tau=1}^{m_2} W_{3\tau g} [\text{net}_{2\tau}(k)] \prod_{j=n}^{m_1} W_{2\tau j} \quad (25)$$

### 4 系统控制策略

在NNMRAC系统中，NN I的作用仅为NNC传递梯度信号。与两种具有可分离结构相比，该控制系统由于NNC的输入信号中不含NN I的输出量，因此在线辨识误差对NNC影响减弱，从而减少了NNC的训练时间，加快了系统的实时性。

即使系统辨识有误差，但由于NNC是在线训练，其控制器参数(网络权、阈值)也是在线调整，送出最优控制规律，可保证被控对象的输出  $y$  跟踪上参考模型的输出  $y_m$ 。

第  $k(k = 1, 2, \dots, n)$  步控制的动作顺序如下：

- 1) 对拟辨识的动力学系统，需预先给出定阶的差分方程作为仿真模型，测量  $y_m(k + 1)$  和  $y(k + 1)$ ；
- 2) 由  $(k - 1)$  步训练结果得到  $k$  步NN I的输出  $y(k + 1)$ ，由  $y(k + 1)$  和  $y(k + 1)$  值训练NN I，直到  $y(k + 1)$  跟踪上  $y(k + 1)$ ；
- 3) 将NN I训练后的梯度信息传递给NNC，利用  $y(k + 1)$  与  $y_m(k + 1)$  之差训练NNC，直到  $y(k + 1)$  跟踪上  $y_m(k + 1)$ 。

### 5 系统仿真研究

假设被控对象的SISO离散时间模型如下

$$y(k + 1) = f[y(k), y(k - 1), u(k)] =$$

$$[0.8y(k) + 0.5y(k - 1) + 2u(k)]/[1 + y^2(k)]$$

线性低阶参考模型为

$$y_m(k + 1) = 0.6y_m(k) + r(k)$$

系统输入为

$$r(k) = \begin{cases} \sin \frac{2\pi k}{25}, & k < 75 \\ 0.2 \sin \frac{2\pi k}{25} + 0.8 \sin \frac{2\pi k}{25}, & k \geq 75 \end{cases}$$

根据前面讨论的非线性系统可逆的定义，可以判定该被控对象是可逆的。这里只知道被控对象的输入，使用上述方法对系统进行在线辨识和控制，仿真结果如图4~图6所示。

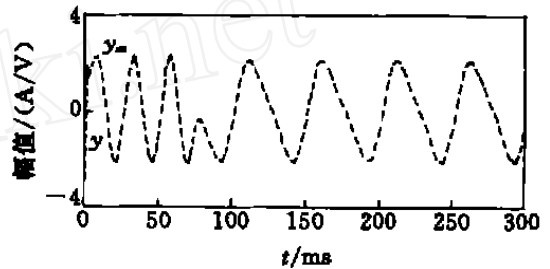


图4 系统输出  $y$  跟踪参考模型输出  $y_m$  的仿真

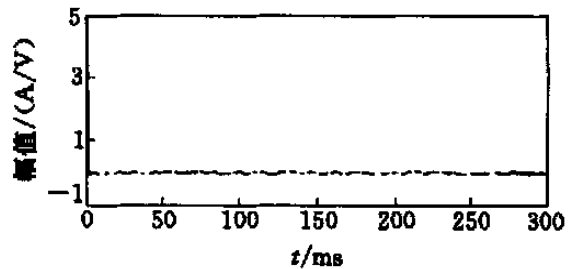


图5 系统输出  $y$  跟踪  $y_m$  的误差仿真

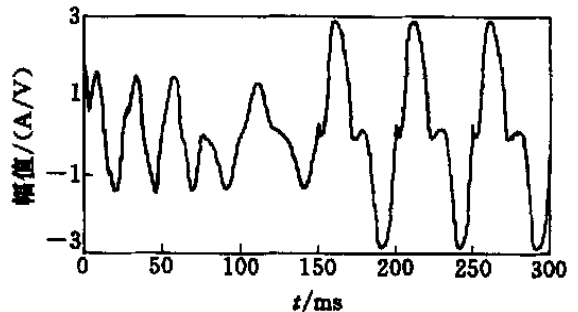


图6 神经网络控制器的输出控制量  $u(t)$

对于具有式(1)和式(2)结构的非线性动力学系统，用该方案进行设计更为简单易行。所以本仿真研究具有一般性，足以说明方案的正确性。

(下转第 158 页)

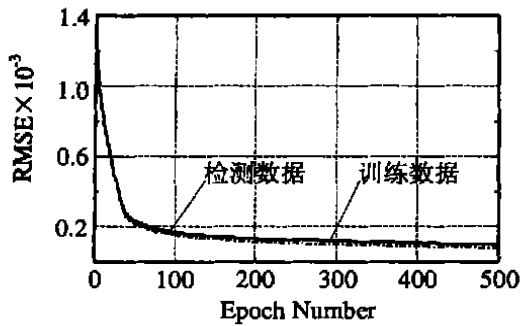


图4 聚类法的RMSE曲线

分布,这当然有利于T-S模型在参数辨识过程中更加迅速、准确地优化参数。

## 5 结 论

本文提出一种新的改进的建模方法,它采用对采样数据特征有自适应能力的输入子空间自适应划分算法,能够处理高维输入问题;与网格法和聚类法

相比,子空间的数目和分布更为合理,并且参数优化快速、准确。仿真结果验证了如上特点。

### 参考文献(References):

- [1] T Takagi, M Sugeno. Fuzzy identification of systems and applications to modelling and control [J]. IEEE Trans on Syst, Man & Cyb, 1985, 15(1): 116-132
- [2] Jyh-Shing Roger Jang. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Trans on Sys, Man & Cyb, 1993, 23(3): 665-685
- [3] S Chiu. Fuzzy model identification based on cluster Estimation [J]. J of Intell & Fuzzy Syst, 1994, 2(3): 267-278
- [4] Zhang Jianguang, Mao Jianqin, Dai Jiyang, et al. Fuzzy-tree model and its application to complex system modeling [A]. IFAC 99[C]. Beijing, 1999. 121-126
- [5] 张建刚,毛剑琴,夏天,等.模糊树模型及其在复杂系统辨识中的应用[J].自动化学报(Acta Automatica Sinica), 2000, 26(3): 378-381.

(上接第154页)

## 6 结 论

1) 此类非线性动力学系统对被控对象要求的先验知识很少,且能解决具有一般结构的非线性系统NNMRAC问题,具有广泛的应用价值;

2) 此类系统由于采用在线辨识与控制,所以具有更强的鲁棒性、实时性和自适应性;

3) 具有可分离结构的离散非线性系统的NN-MRACS至少需要一个神经网络进行在线辨识,本文提出的设计方案只需一个神经网络辨识器,简化了系统设计的复杂性。

4) 给出了统一的设计步骤,统一了任意神经网络模型参考自适应控制的设计方法,为复杂非线性动力学系统的智能控制提供了一定的理论依据。

### 参考文献(References):

- [1] 王永骥,涂健.神经网络控制[M].北京:机械工业出版社,1998
- [2] C IFang Chung, Cheng-jian Lin, Chin-teng Lin. A GA-based fuzzy adaptive learning control network [J].

Fuzzy Sets and Systems, 2000, 112(1): 65-84

- [3] 张绍德.一类基于模糊辨识器的非线性动态系统辨识[J].电子科技大学学报(J of UEST of China), 2000, 29(2): 170-173
- [4] 张立明.人工神经网络的模型及应用[M].上海:复旦大学出版社,1992
- [5] 徐丽娜.神经网络控制[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1999
- [6] 张绍德.一类神经网络非线性系统模型参考自适应控制[J].华中理工大学学报(J of Huazhong Univ of Sci & Tec), 2000, 28(4): 77-79
- [7] Ahmed M S. Neural net based MRAC for a class of nonlinear plants [J]. IEEE Neural Networks, 2000, 13(1): 111-124
- [8] 施阳,李俊. MATLAB 语言工具箱——ToolBox 实用指南[M].西安:西北工业大学出版社,1999
- [9] 廖明,吴宁,谢品芳.神经网络内模控制算法的研究[J].电气传动自动化(Electric Drive Automation), 1998, 20(4): 24-28
- [10] Hunt K J, Sbarbaro D. Neural networks for nonlinear model control [J]. IEE Proc-D, 1991, 138(5): 431-438