

文章编号: 1001-0920(2007)10-1086-05

一种简化的自适应神经网络输出反馈镇定

陈为胜, 李俊民

(西安电子科技大学 应用数学系, 西安 710071)

摘要: 针对一类输出反馈非线性时滞系统, 提出一种简化的自适应神经网络镇定算法. 所设计的状态观测器和控制器不依赖于时滞. 不同于现有的结果, 系统的时滞项假定完全未知, 仅采用一个神经网络补偿所有未知非线性函数, 因此控制器设计更加简单, 而且最终的闭环系统被证明是半全局渐近稳定的. 仿真结果进一步验证了该控制方案的有效性.

关键词: 非线性时滞系统; 神经网络; 输出反馈; 积分反推

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Simplified adaptive neural network output feedback stabilization

CHEN Wei-sheng, LI Jun-min

(Department of Applied Mathematics, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: CHEN Wei-sheng, E-mail: wshchen@126.com)

Abstract: A simplified adaptive neural network (NN) stabilization algorithm is proposed for a class of output feedback nonlinear time-delay systems. Both the designed observer and controller are independent of time delay. Differently from the existing results, the time-delay terms are assumed to be completely unknown. Only a NN is employed to compensate all unknown nonlinear functions, so that the controller design is more simplified. The resulting closed-loop system is proved to be semi-globally asymptotically stable. The simulation results show the effectiveness of the control scheme.

Key words: Nonlinear time-delay systems; Neural network; Output-feedback; Backstepping

1 引言

信息的传递和接收在时间上总会存在一定的滞后, 称之为时滞. 时滞的出现会降低系统的控制性能, 甚至破坏闭环系统的稳定性^[1]. 近年来, 对时滞系统尤其是非线性时滞系统控制和稳定性分析倍受关注, 并取得了一些重要成果^[2-6]. 文献[2]针对一类严格反馈非线性时滞系统提出一种镇定算法, 但结果证明是有误的^[3]. 在非线性函数满足 Lipschitz 条件的假设下, 文献[2]中的问题得到了解决^[4], 用于输出反馈非线性时滞系统是成功的^[5,6]. 文献[2-6]都对时滞函数作了一些限制, 例如时滞项被已知的上界函数界定^[2,6], 时滞项满足 Lipschitz 条件^[4], 时滞已知^[5].

近年来, 自适应神经网络控制取得了重要的发展^[7-10]. 该方法特别适合于系统中含有未知项的情况, 神经网络在线逼近系统的未知非线性部分, 基于

Lyapunov 稳定性理论获得权值自适应律, 从而确保闭环系统的稳定性. 如何将自适应神经网络控制方法延伸到未知非线性时滞系统, 便成为一个新的研究课题. 针对未知严格反馈和输出反馈非线性时滞系统, 文献[11-13]对这一课题进行研究, 取得了一些有意义的结果. 然而, 这些结果都建立在对系统作了某些限制的基础之上, 例如时滞最大值已知并且系统状态可测^[11], 时滞已知^[12,13]. 所得结果是闭环系统半全局一致有界, 而不是半全局渐近稳定.

以上讨论提出了一个问题: 当系统状态不可测、系统时滞未知、时滞非线性函数未知时, 能否采用自适应神经网络控制确保闭环系统半全局渐近稳定? 本文针对一类未知输出反馈非线性时滞系统, 设计了一种自适应神经网络稳定算法. 与现有的结果不同, 首先所设计的控制器和观测器均不依赖于时滞, 因此假定时滞是完全未知的; 其次假设系统的状态

收稿日期: 2006-06-25; 修回日期: 2006-09-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60374015); 陕西省自然科学基金项目(2003A15).

作者简介: 陈为胜(1977—), 男, 山东莒县人, 讲师, 博士生, 从事非线性系统、神经网络的研究; 李俊民(1965—), 男, 陕西岐山人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、网络化控制等研究.

不可测并且非线性函数完全未知,仅用一个神经网络补偿所有未知非线性函数,因此控制器设计更加简化;最后证明控制算法能确保闭环系统半全局渐近稳定.仿真结果进一步说明了控制算法的可行性.

2 问题描述

考虑如下未知输出反馈非线性时滞系统(为了简化,对于没有时滞的变量将省略时间 t , 如 $x(t)$, $y(t)$, $u(t)$ 简记为 x, y, u):

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau)), \\ \dots \\ \dot{x}_{n-1} = x_n + f_{n-1}(y) + h_{n-1}(y(t-\tau)), \\ \dot{x}_n = u + f_n(y) + h_n(y(t-\tau)), \\ y = x_1. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n, u \in R$ 和 $y \in R$ 分别表示系统的状态、控制输入和输出; $f_i(\cdot) : R \rightarrow R$ 和 $h_i(\cdot) : R \rightarrow R$ 表示未知光滑函数,且满足 $f_i(0) = 0, h_i(0) = 0$; τ 表示未知输出延迟;仅输出 y 可测.

注 1 $f_i(0) = 0$ 和 $h_i(0) = 0$ 是为了确保原点是系统的平衡点.基于微分中值定理,可得

$$\begin{cases} f_i(y) = y \bar{f}_i(y), \\ h_i(y(t-\tau)) = y(t-\tau) \bar{h}_i(y(t-\tau)). \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\bar{f}_i(\cdot)$ 和 $\bar{h}_i(\cdot)$ 是未知非线性函数.在控制器设计中,引入神经网络补偿这些未知非线性函数.

控制目标是为时滞系统(1)设计不依赖于时滞的自适应神经网络控制器 $u(t)$,使得闭环系统半全局渐近稳定,同时确保自适应参数收敛.

在紧集 $\Omega \subset R$ 上,一个连续函数 $G(y)$ 可通过如下径向基函数网络逼近^[11]:

$$G(y) = W^T S(y) + \epsilon(y). \quad (3)$$

其中: $S(y) = [s_1(y), s_2(y), \dots, s_l(y)]^T$ 是已知的光滑基函数向量, $l > 1$ 是神经元个数;基函数 $s_i(y)$ 选为常用的高斯函数 $s_i(y) = \exp[-(y - \mu_i)^2 / \sigma_i^2]$, 这里 μ_i 表示基函数中心, $\sigma_i > 0$ 表示基函数宽度;最优权值 $W = [w_1, w_2, \dots, w_l]^T$ 定义为

$$W := \arg \min_W \sup_y |G(y) - W^T S(y)|; \quad (4)$$

$\epsilon(y)$ 表示 NN 逼近误差.在紧集 Ω 上,假定 $\epsilon(y) / \sigma$ 是未知常数.通过增加神经元个数,能够任意降低^[11].

本文规定 $\hat{\cdot}$ 表示未知参数 \cdot 的估计, $\tilde{\cdot} = \hat{\cdot} - \cdot$ 表示估计误差, $\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数, $\max(B)$ 和 $\min(B)$ 分别表示矩阵 B 的最大和最小特征值.

3 观测器和控制器设计

3.1 观测器设计

由于系统状态不可测,首先设计如下不依赖于

时滞的状态观测器估计系统状态:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_i = \hat{x}_{i+1} + k_i(y - \hat{x}_i), 1 \leq i \leq n-1; \\ \dot{\hat{x}}_n = u + k_n(y - \hat{x}_n). \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\hat{x} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n]^T$ 表示状态 x 的估计,设计参数 $k = [k_1, k_2, \dots, k_n]^T$ 的选择应使矩阵

$$A = \begin{bmatrix} -k_1 & & & \\ & \dots & & \\ & & I & \\ -k_n & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

是 Hurwitz 矩阵(即稳定化矩阵).定义观测误差 $e = x - \hat{x}$,沿系统(1)和(5),有

$$\dot{e} = A e + f(y) + h(y(t-\tau)). \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} f(y) &= [f_1(y) \quad \dots \quad f_n(y)]^T, \\ h(y(t-\tau)) &= \begin{bmatrix} h_1(y(t-\tau)) \\ \dots \\ h_n(y(t-\tau)) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

3.2 控制器设计

由系统(1)的第 1 个方程和观测器(5)组成如下适合采用 Backstepping^[14] 方法设计的控制系统:

$$\begin{cases} \dot{y} = \hat{x}_2 + z_2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau)); \\ \dot{\hat{x}}_i = \hat{x}_{i+1} + k_i(y - \hat{x}_i), 2 \leq i \leq n-1; \\ \dot{\hat{x}}_n = u + k_n(y - \hat{x}_n). \end{cases} \quad (7)$$

定义误差坐标变换

$$\begin{cases} z_1 = y - \hat{x}_1, \\ z_i = \hat{x}_i - \hat{x}_{i-1}(y, \hat{x}_{i-1}, W, \hat{\sigma}), 2 \leq i \leq n. \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\hat{x}_{i-1}(y, \hat{x}_{i-1}, W, \hat{\sigma})$ 是有待于设计的稳定化函数, $\hat{x}_{i-1} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_{i-1}]^T, W$ 为控制器中引入神经网络补偿器 $W^T S(y) + \epsilon(y)$ 的权值 W 的估计, $\hat{\sigma}$ 为逼近误差上界 σ 的估计.于是得到误差方程

$$\begin{cases} \dot{y} = z_1 + z_2 + z_2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau)); \\ \dot{z}_i = z_i + z_{i+1} - \frac{\partial \hat{x}_{i-1}}{\partial y} [z_2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] + \dot{\hat{x}}_{i-1}, 2 \leq i \leq n-1; \\ \dot{z}_n = u - \frac{\partial \hat{x}_{n-1}}{\partial y} [z_2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] + \dot{\hat{x}}_{n-1}. \end{cases} \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_{i-1} &= k_i(y - \hat{x}_i) - \frac{\partial \hat{x}_{i-1}}{\partial y} \hat{x}_2 - \\ &\quad - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\partial \hat{x}_{i-1}}{\partial \hat{x}_j} (\hat{x}_{j+1} + k_j(y - \hat{x}_j)) - \\ &\quad - \frac{\partial \hat{x}_{i-1}}{\partial W} \dot{W} - \frac{\partial \hat{x}_{i-1}}{\partial \hat{\sigma}} \dot{\hat{\sigma}}, 2 \leq i \leq n. \end{aligned}$$

基于式(9),选择如下稳定化函数和控制律:

$$v_1 = -c_1 y - y [W^T S(y) + \hat{G}], \quad (10)$$

$$\dot{z}_i = -z_{i-1} - c_i z_i - \frac{2+\mu}{2} \times \left(\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y}\right)^2 z_i - \frac{\partial z_{i-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J, \quad (11)$$

$$u = -z_{n-1} - c_n z_n - \frac{2+\mu}{2} \times \left(\frac{\partial z_{n-1}}{\partial y}\right)^2 z_n - \frac{\partial z_{n-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J, \quad (12)$$

其中 c_1, \dots, c_n , μ 和 σ 都是正的设计参数. 式(10) 中神经网络项 $W^T S(y) + \hat{G}$ 的作用是补偿某个未知非线性函数 $G(y)$, 该函数将在稳定性分析中给出. 参数自适应律设计为

$$\dot{\hat{W}} = S(y) y^2, \quad \dot{\hat{G}} = y^2, \quad (13)$$

其中 $\sigma > 0$ 和 $\sigma > 0$ 是可设计的自适应增益.

式(10) ~ (12) 代入式(9), 可得误差系统方程

$$\begin{cases} \dot{y} = -c_1 y + z_2 - y [W^T S(y) + \hat{G}] + 2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau)); \\ \dot{z}_i = -z_{i-1} - c_i z_i + z_{i+1} - \frac{2+\mu}{2} \times \left(\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y}\right)^2 z_i - \frac{\partial z_{i-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J, 2 \leq i \leq n-1; \\ \dot{z}_n = -z_{n-1} - c_n z_n - \frac{2+\mu}{2} \times \left(\frac{\partial z_{n-1}}{\partial y}\right)^2 z_n - \frac{\partial z_{n-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J. \end{cases} \quad (14)$$

4 稳定性分析和主要结果

选择 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} y^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n z_i^2 + \frac{1}{2} \tilde{W}^T P^{-1} \tilde{W} + \frac{1}{2} \int_{t-\tau}^t y^2(\tau) (y(\tau)) d\tau. \quad (15)$$

其中: 正定矩阵 P 满足 $A^T P + P A = -I$, 非负函数 $\phi(y)$ 定义为

$$\phi(y) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \bar{h}_j^2(y) + \frac{\mu}{2} \bar{h}_1^2(y). \quad (16)$$

沿系统(6), (13) 和(14) 对 V 求导, 有

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} (P A + A^T P) + \\ & \frac{1}{2} P [f(y) + h(y(t-\tau))] J - \\ & \frac{1}{2} P [f(y) + h(y(t-\tau))] J + \\ & c_1 y^2 + y z_2 - y^2 [W^T S(y) + \hat{G}] + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} P [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{n-1} z_i z_{i+1} + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n [-z_{i-1} z_i - c_i z_i^2 - \\ & \frac{2+\mu}{2} \left(\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y}\right)^2 z_i^2] + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \left[-\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J \right] - \\ & \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n P^{-2} y^2 \bar{f}_j^2(y) + \\ & \frac{1}{2} P^{-2} y^2 (t-\tau) \sum_{j=1}^n \bar{h}_j^2(y(t-\tau)), \quad (17) \end{aligned}$$

基于 Young 不等式 $x^T y \leq \frac{1}{2} x^T x + \frac{1}{2} y^T y$, 其中 $x, y \in R^n, \mu > 0$, 式(17) 中划底线的各项满足以下不等式:

$$\begin{aligned} \text{Eq(17)}: & \frac{1}{2} P [f(y) + h(y(t-\tau))] J + \\ & \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n P^{-2} y^2 \bar{f}_j^2(y) + \\ & \frac{1}{2} P^{-2} y^2 (t-\tau) \sum_{j=1}^n \bar{h}_j^2(y(t-\tau)), \quad (18) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Eq(17)}: & \frac{1}{2} P [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{n-1} z_i z_{i+1} + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n [-z_{i-1} z_i - c_i z_i^2 - \\ & \frac{2+\mu}{2} \left(\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y}\right)^2 z_i^2] + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \left[-\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J \right] + \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \text{Eq(17)}: & \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \left[-\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J \right] + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{n-1} z_i z_{i+1} + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n [-z_{i-1} z_i - c_i z_i^2 - \\ & \frac{2+\mu}{2} \left(\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y}\right)^2 z_i^2] + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \left[-\frac{\partial z_{i-1}}{\partial y} [2 + f_1(y) + h_1(y(t-\tau))] J \right] + \end{aligned} \quad (20)$$

式(16), (18) ~ (20) 代入式(17), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} (-1 + \frac{\mu+4}{2}) y^2 - \sum_{i=1}^n c_i z_i^2 - y^2 [W^T S(y) + \hat{G}] + \\ & \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \left[\frac{2+\mu}{2} + P^{-2} \bar{h}_j^2(y) + \frac{\mu}{2} \bar{h}_1^2(y) + \right. \\ & \left. P^{-2} \bar{f}_j^2(y) + \frac{\mu}{2} \bar{f}_1^2(y) \right]. \quad (21) \end{aligned}$$

将式(21) 中划底线的未知函数记为 $G(y)$, 在给定的紧集 Ω 上, 它可采用神经网络逼近如下:

$$G(y) = W^T S(y) + \phi(y), \quad (22)$$

其中逼近误差 $|G(y)| \leq \epsilon$. 对于给定的正数 $0 < \epsilon < 1$, 选择设计参数 μ 充分大, 使得

$$-1 + \frac{\mu+4}{2} > \epsilon. \quad (23)$$

式(22) 和(23) 代入式(21), 有

$$\dot{V} = -v^T v - \sum_{i=1}^n c_i z_i^2 \quad (24)$$

主要结果总结如下

定理 1 考虑由系统 (1), 观测器 (5), 控制律 (12) 和参数自适应律 (13) 组成的闭环系统, 在条件 (23) 下, 对于从紧集 Ω 中出发的初始状态, 有以下结论:

1) 闭环系统是半全局渐近稳定的, 神经网络输入 y 始终停留在以下紧集 Ω_y 上:

$$\Omega_y = \left\{ y \mid \sum_{i=1}^N z_i^2 \leq 2V(0), \|\tilde{W}\|^2 \leq \frac{2V(0)}{\min(\sigma_i^2)}, \|\hat{\theta}\|^2 \leq \frac{2V(0)}{\min(P)}, \|\tilde{J}\|^2 \leq 2V(0) \right\} \quad (25)$$

2) 参数估计 \hat{W} 和 $\hat{\theta}$ 一致有界, 并且观测误差 $e(t)$, 观测器状态 $\hat{x}(t)$, 系统状态 $x(t)$ 和控制律 $u(t)$ 满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{x}(t) = 0, \\ \lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} u(t) = 0.$$

证明 1) 式(24)说明闭环系统是半全局渐近稳定的. 对式(24)两端积分, 可推出 $V(t) \leq V(0)$. 根据 $V(t)$ 的定义, 可得式(25)成立.

2) 根据时滞泛函微分方程的 LaSalle 不变集定理^[15], 式(24)说明 $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ 和 $\lim_{t \rightarrow \infty} z_i(t) = 0$, 并且极限 $\lim_{t \rightarrow \infty} W(t)$ 和 $\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\theta}(t)$ 有限. 根据坐标变换(8), 稳定化函数(10)和(11)及控制律(12), 自适应律(13), 依次可求得 $\lim_{t \rightarrow \infty} y(t) = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{x}_1(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} (y(t) - \hat{x}_1(t)) = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{x}_1(t) = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{x}_2(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} (z_2(t) - \hat{x}_2(t)) = 0, \dots, \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{x}_{n-1}(t) = 0$ 和 $\lim_{t \rightarrow \infty} u(t) = 0$. 从而可得 \hat{x} 和 $x = \hat{x} + e$ 在原点都是半全局渐近稳定的.

5 仿真研究

下面给出一个仿真实例, 用于说明本文提出的控制方案的可行性. 考虑如下二阶时滞输出反馈非线性系统

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 + y \sin(y) + y^2(t-3), \\ \dot{x}_2 &= u + y + y(t-3), \\ y &= x_1. \end{aligned}$$

其中时滞 $\tau = 3$. 基于本文所提出的控制算法, 设计以下观测器:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_1 &= \hat{x}_2 + k_1(y - \hat{x}_1), \\ \dot{\hat{x}}_2 &= u + k_2(y - \hat{x}_1). \end{aligned}$$

其中:设计参数 $k_1 = k_2 = 1$, 控制律设计为

$$u =$$

$$-y - c_2 z_2 - \frac{2}{2} \frac{\partial V}{\partial y} z_2 - k_2(y - \hat{x}_1) + \frac{\partial V}{\partial y} \hat{x}_2 + \frac{\partial V}{\partial W} \dot{\hat{W}} + \frac{\partial V}{\partial \hat{\theta}} \dot{\hat{\theta}}$$

其中:误差坐标变化 $z_2 = \hat{x}_2 - x_2$, 稳定化函数 $V = \frac{1}{2} c_1 y^2 + y[W^T S(y) + \hat{\theta}]$, 参数自适应律由式(13)给出.

仿真中选择设计参数 $c_1 = c_2 = 0.2, \sigma = 3.5, \sigma_1 = 0.25$ 及自适应增益 $\Gamma = 0.5I, \sigma = 0.5$, 基函数选为高斯函数 $s_i(y) = e^{-(y-\mu_i)^2}$, 神经元个数 $l = 31$, 基函数中心 μ_i 在区间 $[-3, 3]$ 上均匀分布, 基函数宽度 $\sigma = 1$, 初始条件设定为 $x_1(0) = 1, x_2(0) = -1$, 观测器和参数自适应律的初始条件

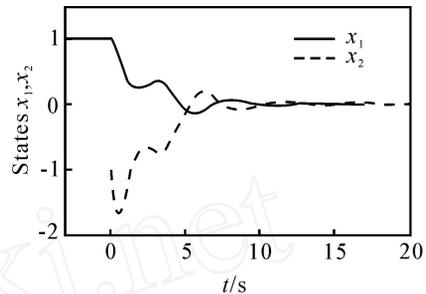


图 1 系统状态 x_1 和 x_2 的响应曲线

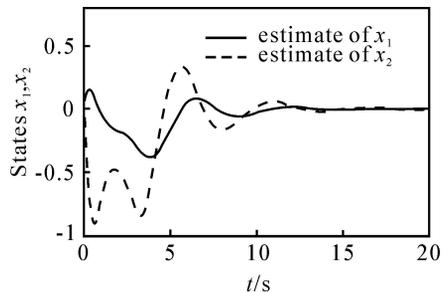


图 2 系统状态 x_1 和 x_2 的估计曲线

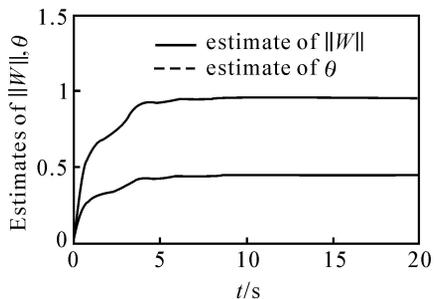


图 3 未知参数 W 和 θ 的估计曲线

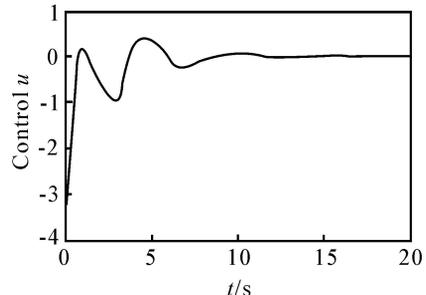


图 4 控制输入 u 的响应曲线

设定为 0. 仿真结果如图 1 ~ 图 4 所示.

从仿真结果可以看出,所设计的控制器能取得良好的控制效果,这进一步验证了本文提出的控制方法的有效性.

6 结 语

本文解决了一类输出反馈非线性时滞系统自适应神经网络镇定问题,所设计的观测器和控制器均不依赖于时滞. 只用一个神经网络补偿系统的所有非线性函数,从而简化了控制器的设计. 所提出的控制算法能确保闭环系统是半全局渐近稳定的. 仿真结果有效地说明了控制算法的可行性和自适应能力.

参考文献(References)

- [1] Niculescu S. Delay effects on stability: A robust control approach[M]. London: Springer-Verlay, 2001.
- [2] Nguang S K. Robust stabilization of a class of time-delay nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(4): 756-762.
- [3] Zhou S S, Feng G, Nguang S K. Comments on "robust stabilization of a class of time-delay nonlinear systems" [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(9): 1586.
- [4] Zhang X F, Cheng Z L. State feedback stabilization for a class of time-delay nonlinear systems [J]. Acta Automatica, 2005, 31(2): 287-293.
- [5] Hua C C, Guan X P, Shi P. Robust backstepping control for a class of time delay systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(6): 847-851.
- [6] 陈为胜, 李俊民. 一类非线性时滞输出反馈系统的自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(5): 802-805. (Chen Wei-sheng, Li Jun-min. Adaptive control for a class of nonlinear time-delay output-feedback systems [J]. Control Theory and Applications, 2004, 21(5): 802-805.)
- [7] Polycarpou M M, Mears M J. Stable adaptive tracking of uncertain systems using nonlinearly parameterized on-linear approximators[J]. Int J of Control, 1998, 70(3): 363-384.
- [8] Zhang T, Ge S S, Huang C C. Adaptive neural network control for strict-feedback nonlinear systems using backstepping design [J]. Automatica, 2002, 36(10): 1835-1846.
- [9] Du H B, Shao H H, Yao P J. Adaptive neural network control for a class of low-triangle-structured nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2006, 17(2): 509-631.
- [10] Choi J Y, Farrell J A. Adaptive observer backstepping control using neural networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2001, 12(5): 1103-1113.
- [11] Hong H, Ge S S, Lee T H. Practical adaptive neural network control of nonlinear systems with unknown time delay[J]. IEEE Trans on SMC — Part B, 2005, 35(4): 849-854.
- [12] Chen W S, Li J M. Adaptive neural tracking control for unknown output-feedback nonlinear time-delay systems[J]. Acta Automatica, 2005, 31(5): 799-803.
- [13] 陈为胜, 李俊民. 非线性时滞大系统自适应神经网络分散控制[J]. 控制与决策, 2006, 21(8): 873-878. (Chen Wei-sheng, Li Jun-min. Adaptive neural network decentralized control for nonlinear time-delay large-scale systems [J]. Control and Decision, 2006, 21(8): 873-878.)
- [14] Krstic M, Kanellakopoulos I, Kocotovic P V. Nonlinear and adaptive control design[M]. New York: Wiley, 1995.
- [15] Hale J K, Verduyn S M. Introduction to functional differential equations [M]. New York: Springer-Verlay, 1993.
- [32] Galski R L, Sousa F L, Ramos F M, et al. Spacecraft thermal design with the generalized extremal optimization algorithm [C]. Proc of the Inverse Problems, Design and Optimization Symposium, Brazil, 2004: 17-19.
- [33] Sousa F L, Vlassov V, Ramos F M. Heat pipe design through generalized extremal optimization [J]. Heat Transfer Engineering, 2004, 25(7): 34-45.
- [34] Sousa F L, Vlassov V, Ramos F M. Generalized extremal optimization: An application in heat pipe design[J]. Applied Mathematical Modelling, 2004, 28(10): 911-931.
- [35] Boettcher S. Extremal optimization for Sherrington-Kirkpatrick spin glasses [J]. European Physics J, 2005, 46(4): 501-505.
- [36] Duch J, Arenas A. Community detection in complex networks using extremal optimization [J]. Physical Review E, 2005, 72(2): 1-4.

(上接第 1085 页)