

## 时变时滞非仿射大系统的分散自适应控制

周树杰,张天平

(扬州大学 信息工程学院, 江苏 扬州 225009)

(tpzhang@yzu.edu.cn)

**摘要:**针对一类具有未知时变时滞的非仿射互联大系统基于神经网络的逼近能力,提出了一种分散自适应神经网络控制方案。该方案利用中值定理对未知非仿射函数进行分离;利用分离技术和 Young's 不等式放宽了对未知时滞及时滞互联不确定项的限制,同时大大减少了在线调节参数的数量。此外,利用 Lyapunov-Krasovskii 泛函补偿了未知时滞带来的不确定性。通过理论分析,证明了闭环系统所有信号是有界的,输出跟踪误差收敛到原点的一个小邻域内。最后,仿真结果验证了所提控制方案的有效性。

**关键词:**自适应控制;非仿射系统;分散控制;神经网络;未知时变时滞

**中图分类号:** TP273 **文献标志码:** A

## Decentralized adaptive control of large-scale nonaffine time-varying delay systems

ZHOU Shu-jie, ZHANG Tian-ping

(College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu 225009, China)

**Abstract:** Based on the approximation capability of the neural networks, a decentralized adaptive neural network control scheme was proposed for a kind of unknown time-varying delay non-affine interconnected large-scale system. The unknown nonaffine functions were separated by the mean value theorem, while the restrictions of the unknown time delays and the uncertain time-varying delay interconnections were relaxed by utilizing the separation technique and the Young's inequality in the design. The number of adjustable parameters was considerably reduced. In addition, time delay uncertainties were compensated by using Lyapunov-Krasovskii functionals. Through the theoretical analysis, all of the signals in the closed-loop system are proven to be bounded, while the output tracking errors converge to a small neighborhood of the origin. The simulation results show the effectiveness of the proposed control scheme.

**Key words:** adaptive control; nonaffine system; decentralized control; neural network; unknown time-varying delay

### 0 引言

在过去二十多年里,非线性互联大系统的控制问题引起了自动控制领域专家们广泛的关注。众所周知,对于互联系统的控制,分散控制明显比集中控制更加有效。原因在于分散控制方法把一个互联系统看成是几个子系统的集合,控制器的设计是独立于局部子系统。微分几何理论是一种分析非线性系统设计非常有用的工具,文献[1-8]及其他一些文献针对一类非线性互联大系统提出了多种分散自适应控制方案,然而文献[1-8]并没有考虑由于信号传输、系统状态测量等原因所导致的互联时滞的影响。时滞普遍存在于各种工业系统中,如传送系统、网络控制系统等,时滞的存在使得系统的分析与综合变得更加复杂。因此互联系统的自适应控制必须考虑时滞对于系统性能的影响。文献[9-13]针对一类具有时滞的不确定互联系统研究了其分散自适应控制问题,然而文献[9-13]所考虑系统的不确定性和互联项要求满足匹配条件。文献[14]在文献[9-13]的基础上利用后推技术<sup>[15]</sup>放宽了这一结构上的限制,针对一类非线性互联时滞系统提出了一种输出反馈整定方案,但由于后推设计中反复对虚拟控制求导会导致所谓的“维数爆炸”问题。为了克

服这一缺陷,文献[16-18]引入了动态面技术,即在后推设计的每一步中引入一个一阶滤波器来处理虚拟控制,要比传统的后推设计简单。文献[19-20]分别针对一类控制增益符号未知/已知的多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)非线性时变时滞系统,基于 Nussbaum 函数性质和滑模控制原理,通过引入 max 函数构造连续的逼近函数,利用 Lyapunov-Krasovskii 泛函,研究了一类非线性时滞系统的稳定控制问题。

上述文献的研究成果大多是基于仿射系统得到的,但是是一些实际的系统,如化学反应的输入变量不能表示成仿射形式。因为它们的输入不是以线性的形式出现,使得直接设计反馈线性化方案变得很困难,因此非仿射非线性系统的控制器设计显得很有必要。在互联大系统中,子系统间的非线性函数和互联不确定项是未知的,需要采用模糊逻辑系统或神经网络来建模非线性函数。文献[21]针对一类具有仿射/非仿射子系统的非线性互联大系统提出了两种不同的分散自适应控制方案。文献[22]研究了一类具有零动态的非仿射非线性系统的神经网络状态反馈和输出反馈控制问题。针对单输入单输出(Single Input Single Output, SISO)<sup>[23-26]</sup>和 MIMO<sup>[27]</sup>非仿射非最小相位非线性系统,文献[23-27]提出

收稿日期:2010-07-22;修回日期:2010-08-31。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60874045; 60904030);江苏省自然科学基金资助项目(BK2009184)。

作者简介:周树杰(1987-),男,江苏淮安人,硕士,主要研究方向:自适应控制、神经网络控制;张天平(1964-),男,江苏泰兴人,教授,博士生导师,主要研究方向:模糊控制、自适应控制、非线性控制。

了自适应神经网络控制方案,在利用神经网络对未知函数进行逼近时,随着节点数的增加有大量的参数要调节。针对这一缺点,文献[28]提出了一种新的设计方案,大大减少了自适应参数的调节个数,使得在线调节的自适应参数个数不多于系统的阶数。

本文针对一类由  $N$  个互联不确定非线性子系统组成的具有时滞互联不确定项和未知扰动的非仿射大系统,提出了一种分散自适应神经网络跟踪控制方案。该方案利用神经网络来逼近未知的非线性函数,通过选取适当的 Lyapunov-Krasovskii 泛函补偿子系统间相互作用的未知时变时滞互联不确定项,所设计的自适应控制方案保证了闭环系统所有的信号是半全局一致有界的,同时输出跟踪误差收敛到一个小邻域内。与现存的结果相比较,本文所提的设计方案如下:1)利用中值定理对未知非仿射函数进行分离;2)利用分离原理和 Young's 不等式放宽了对未知时滞和时变时滞互联不确定项的假设,使得连续函数  $\rho_{ij}(x_j(t))$  及常数  $\tau_{\max}, \bar{\tau}_{\max}$  不再要求是已知<sup>[19-20]</sup>;3)所提出的自适应控制器具有更为简单的结构,并且包含更少的自适应参数,从而减少了计算时间;4)通过使用 Young's 不等式和双曲正切函数,当  $s_i = 0$  时函数  $\varphi_i(Z_i)$  是连续的,控制律与自适应律不包含不连续函数  $q(s_i | c_{s_i})$ <sup>[19]</sup>;5)在稳定性证明中运用了相关引理,从而使得稳定性证明过程简洁,不同于文献[19]讨论的  $s_i \in \Omega_{s_i}$  和  $s_i \notin \Omega_{s_i}$  等情况。

## 1 问题的描述及基本假设

考虑由  $N$  个互联不确定非线性子系统组成的大系统,第  $i$  个子系统描述如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_{ij} = x_{ij+1}; j = 1, \dots, n_i - 1 \\ \dot{x}_{in_i} = f_i(x_i, u_i) + \Delta_i(x, x_\tau) + d_i(x, t) \\ y_i = x_{i1}; i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $x = [x_1^T, x_2^T, \dots, x_N^T]^T \in \mathbf{R}^n$  是大系统的全部状态变量,  $x_i = [x_{i1}, \dots, x_{in_i}]^T (i = 1, \dots, N)$  是第  $i$  个子系统的状态变量;  $u_i \in \mathbf{R}$  和  $y_i \in \mathbf{R}$  分别是第  $i$  个子系统的控制输入和系统输出;  $x_\tau = [x_1^T(t - \tau_1(t)), x_2^T(t - \tau_2(t)), \dots, x_N^T(t - \tau_N(t))]^T$ , 其中  $\tau_i(t) (i = 1, \dots, N)$  为未知的状态时变时滞;  $f_i(x_i, u_i)$  是未知的充分光滑函数,  $\Delta_i(x, x_\tau) (i = 1, 2, \dots, N)$  代表具有未知时滞的子系统间的互联项,它是未知非线性  $C^1$  函数;  $d_i(x, t)$  代表外部有界扰动;当  $t \in [-\tau_{\max}, 0]$  时,  $x_i(t) = \phi_i(t), \phi_i(t)$  为已知的初始状态向量函数,正常数  $\tau_{\max}$  的定义将在稍后的假设中给出。

本文的控制目标是为系统设计分散自适应神经网络控制器  $u_i$  使得系统输出  $y_i$  跟踪指定的期望轨迹  $y_{id} (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

定义  $x_{id}, e_i$  及滤波误差  $s_i$  如下:

$$x_{id} = [y_{id}, \dot{y}_{id}, \dots, y_{id}^{(n_i-1)}]^T \in \mathbf{R}^{n_i} \quad (2)$$

$$e_i = x_i - x_{id} = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{in_i}]^T \quad (3)$$

$$s_i = \left( \frac{d}{dt} + \lambda_i \right)^{n_i-1} e_{i1} = [A^T 1] e_i \quad (4)$$

其中  $A = [\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_{n_i-1}]^T$  是适当选取的系数向量,即  $s^{n_i-1} + \vartheta_{n_i-1}s^{n_i-2} + \dots + \vartheta_1$  是 Hurwitz 多项式。

定义光滑函数如下:

$$f_{u_i} = \frac{\partial f_i(x_i, u_i)}{\partial u_i} \quad (5)$$

设  $\Omega_{x_i} \subset \mathbf{R}^{n_i}$  和  $\Omega_{u_i} \subset \mathbf{R}$  是两个紧子集,定义第  $i$  个子系

统的一个域为  $\bar{U}_i = \{(x_i, u_i) | x_i \in \Omega_{x_i}, u_i \in \Omega_{u_i}\}$ 。

为了设计稳定的自适应神经网络控制器,作如下假设。

假设 1 对于第  $i$  个子系统 ( $i = 1, 2, \dots, N$ ), 存在一个正常数  $f_i^L$  使得  $0 < f_i^L \leq f_{u_i}^{[21]}$  成立。

假设 2  $\bar{x}_{id} = [x_{id}^T, y_{id}^{(n_i)}]^T \in \Omega_{id} \subset \mathbf{R}^{n_i+1} (i = 1, 2, \dots, N)$ , 其中  $\Omega_{id}$  为已知紧集,  $\|\bar{x}_{id}\| \leq c$ ,  $c$  是一个上界。

假设 3 存在未知的非负连续函数  $m_i(x)$  使得  $|d_i(x, t)| \leq m_i(x) (i = 1, 2, \dots, N)$  成立。

假设 4 未知连续函数  $\Delta_i(x, x_\tau)$  满足<sup>[29]</sup>:

$$|\Delta_i(x, x_\tau)| \leq \kappa_i(x) \cdot \alpha_i(x_\tau) \quad (6)$$

其中:  $\kappa_i(x) \geq 1$  是未知正连续函数;  $1 \leq \alpha_i(x_\tau) \leq \sum_{j=1}^N \rho_{ij}(x_j(t - \tau_j(t)))$ ;  $\rho_{ij}(x_j(t))$  是未知正的连续函数,  $i = 1, 2, \dots, N$ 。则式(6)可以写成:

$$|\Delta_i(x, x_\tau)| \leq \sum_{j=1}^N \kappa_i(x) \rho_{ij}(x_j(t - \tau_j(t))) \quad (7)$$

假设 5 未知的状态时变时滞满足  $0 \leq \tau_i(t) \leq \tau_{\max}$ ,  $\dot{\tau}_i(t) \leq \bar{\tau}_{\max} < 1 (i = 1, 2, \dots, N)$ , 其中  $\tau_{\max}$  和  $\bar{\tau}_{\max}$  是未知的正常数。

$$\text{引理 1} \quad \lim_{s_i \rightarrow 0} \left[ \frac{\tanh\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right)}{\delta_i} \right]^2 = 0, \text{ 其中 } \delta_i \text{ 是正的设计常数,}$$

它可以选为任意小 ( $i = 1, 2, \dots, N$ )<sup>[30]</sup>。

引理 2 考虑紧集  $\Omega_{s_i}$  定义为  $\Omega_{s_i} = \{s_i | |s_i| < 0.8814\delta_i\} (i = 1, 2, \dots, N)$ , 则对于  $s_i \notin \Omega_{s_i}$ , 不等式  $[1 - 2\tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right)] \leq 0$  成立<sup>[30]</sup>。

## 2 神经网络控制器设计

### 2.1 径向基函数神经网络

假设  $\Omega_{Z_i}$  是一个紧集, 使用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络来逼近未知光滑函数  $\varphi_i(Z_i): \mathbf{R}^{q_i} \rightarrow \mathbf{R}$ 。

$$\hat{\varphi}_i(Z_i) = W_i^T S_i(Z_i) \quad (8)$$

其中:  $Z_i \in \Omega_{Z_i} \in \mathbf{R}^{q_i}$  表示神经网络的输入向量;  $W_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{il_i}]^T \in \mathbf{R}^{l_i}$  表示未知权向量;  $l_i > 1$  为神经元节点数;  $S_i(Z_i) = [s_{i1}(Z_i), s_{i2}(Z_i), \dots, s_{il_i}(Z_i)]^T \in \mathbf{R}^{l_i}$  为基函数向量,  $s_{ij}(Z_i)$  为第  $i$  个节点的输出, 其通常选为高斯函数  $s_{ij}(Z_i) = \exp[-(Z_i - \zeta_{ij})^T (Z_i - \zeta_{ij}) / l_{ij}^2]$ ,  $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, \dots, l_i$ ,  $\zeta_{ij}$  为基函数的中心;  $l_{ij}$  是基函数的宽度。已经证明只要选择足够大的网络节点数  $l_i$ , RBF 神经网络能够以任意精度逼近定义在紧集  $\Omega_{Z_i} \in \mathbf{R}^{q_i}$  上的函数<sup>[31]</sup>, 即:

$$\forall Z_i \in \Omega_{Z_i}, \varphi_i(Z_i) = W_i^*{}^T S_i(Z_i) + \varepsilon_i(Z_i) \quad (9)$$

其中:  $\varepsilon_i(Z_i)$  为逼近误差, 满足  $|\varepsilon_i(Z_i)| \leq \varepsilon_{iM}$ ,  $\varepsilon_{iM}$  是一个未知的正常数;  $W_i^*$  表示未知理想的常数权向量, 定义为:

$$W_i^* := \underset{W_i \in \mathbf{R}^{l_i}}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sup_{Z_i \in \Omega_{Z_i}} |\varphi_i(Z_i) - W_i^T S_i(Z_i)| \right\} \quad (10)$$

为了减少自适应参数的调节个数, 定义新的未知常数  $\lambda_i^* = (f_i^L)^{-1} \|W_i^*\|^2, i = 1, \dots, N$ 。本文利用李亚普诺夫方法直接估计  $\lambda_i^*$  来代替估计理想的网络权向量  $W_i^*$ , 从而使得在每一个子系统中, 只需要调节一个参数。令  $\hat{\lambda}_i$  是  $\lambda_i^*$  的估计, 估计误差表示为  $\bar{\lambda}_i = \hat{\lambda}_i - \lambda_i^*$ 。

### 2.2 神经网络控制器设计

采用如下控制律:

$$u_i(t) = -k_i s_i - \frac{\hat{\lambda}_i}{2b_i^2} S_i^T(Z_i) S_i(Z_i) s_i \quad (11)$$

其中:  $k_i \geq \frac{1}{2f_i^2} (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

采用如下自适应律:

$$\dot{\hat{\lambda}}_i = \frac{\omega_i}{2b_i^2} S_i^T(Z_i) S_i(Z_i) s_i^2 - \theta_i \hat{\lambda}_i \quad (12)$$

其中:  $b_i > 0, \theta_i > 0, \omega_i > 0$  为设计常数。

### 3 稳定性分析

对第  $i$  个子系统, 由式(1)和(4)得:

$$\dot{s}_i = \gamma_i + f_i(x_i, u_i) + \Delta_i(x, x_\tau) + d_i(x, t) \quad (13)$$

其中  $\gamma_i = -j_{id}^{(n_i)} + [0 \ A^T] e_i$ 。

由中值定理<sup>[32]</sup>可得:

$$f_i(x_i, u_i) = f_i(x_i, 0) + f_{u_i} u_i \quad (14)$$

其中  $f_i(x_i, 0)$  是未知非线性连续函数。

$$f_{u_i} = \left[ \frac{\partial f_i(x_i, u_i)}{\partial u_i} \right]_{u_i = u_{vi}}$$

把式(14)代入式(13)可得:

$$\dot{s}_i = \gamma_i + f_i(x_i, 0) + f_{u_i} u_i + \Delta_i(x, x_\tau) + d_i(x, t) \quad (15)$$

定义如下标量函数:

$$V_{s_i} = \frac{1}{2} s_i^2 \quad (16)$$

式(16)对时间  $t$  求导可得:

$$\dot{V}_{s_i} = s_i [\gamma_i + f_i(x_i, 0) + f_{u_i} u_i + \Delta_i(x, x_\tau) + d_i(x, t)] \quad (17)$$

由假设 1, 有:

$$s_i \Delta_i(x, x_\tau) \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N s_i^2 \kappa_i^2(x) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t - \tau_j(t))) \quad (18)$$

$$s_i d_i(x, t) \leq \frac{s_i^2 m_i^2(x)}{2a_i^2} + \frac{1}{2} a_i^2 \quad (19)$$

其中  $a_i > 0$  为任意设计常数。

把式(18)和(19)代入(17)可得:

$$\dot{V}_{s_i} \leq s_i [\gamma_i + f_i(x_i, 0)] + s_i f_{u_i} u_i + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N s_i^2 \kappa_i^2(x) + \frac{s_i^2 m_i^2(x)}{2a_i^2} + \frac{1}{2} a_i^2 + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t - \tau_j(t))) \quad (20)$$

为了消除式中最后的时变时滞不确定项, 定义如下 Lyapunov-Krasovskii 泛函:

$$V_{u_i} = \frac{1}{2(1 - \bar{\tau}_{\max})} \sum_{j=1}^N \int_{t-\tau_j(t)}^t \rho_{ij}^2(x_j(\tau)) d\tau \quad (21)$$

对式(21)求导得:

$$\dot{V}_{u_i} = \frac{\sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t))}{2(1 - \bar{\tau}_{\max})} - \frac{1}{2(1 - \bar{\tau}_{\max})} \times \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t - \tau_j(t))) (1 - \dot{\tau}_j(t)) \quad (22)$$

由式(20)和(22)可得:

$$\dot{V}_{s_i} + \dot{V}_{u_i} \leq s_i \left[ \gamma_i + f_i(x_i, 0) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N s_i \kappa_i^2(x) + \frac{s_i m_i^2(x)}{2a_i^2} + \frac{1}{2s_i(1 - \bar{\tau}_{\max})} \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t)) \right] + s_i f_{u_i} u_i + \frac{a_i^2}{2} \quad (23)$$

当  $s_i \rightarrow 0$  时,  $\frac{1}{2s_i(1 - \bar{\tau}_{\max})} \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t)) \rightarrow \infty$ 。

因此 RBF 神经网络不能直接用于逼近不确定项

$\frac{1}{2s_i(1 - \bar{\tau}_{\max})} \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t))$ 。为了克服这个弊端, 在式(23)

右边分别增加和减去一项  $\frac{1}{1 - \bar{\tau}_{\max}} \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t))$ ,

则式(23)变为:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{s_i} + \dot{V}_{u_i} &\leq s_i f_{u_i} u_i + \frac{1}{2} a_i^2 + s_i \left[ \gamma_i + f_i(x_i, 0) + \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{s_i(1 - \bar{\tau}_{\max})} \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t)) + \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N s_i \kappa_i^2(x) + \frac{s_i m_i^2(x)}{2a_i^2} \right] + \\ &\quad \left. \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 - \bar{\tau}_{\max}} \left[ 1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) \right] \end{aligned} \quad (24)$$

令:

$$\begin{aligned} \varphi_i(Z_i) &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N s_i \kappa_i^2(x) + \frac{s_i m_i^2(x)}{2a_i^2} + f_i(x_i, 0) + \\ &\quad \gamma_i + \frac{1}{s_i(1 - \bar{\tau}_{\max})} \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^2(x_j(t)) \end{aligned} \quad (25)$$

由式(24)和(25)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{s_i} + \dot{V}_{u_i} &\leq s_i f_{u_i} u_i + s_i \varphi_i(Z_i) + \frac{1}{2} a_i^2 + \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 - \bar{\tau}_{\max}} \left[ 1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) \end{aligned} \quad (26)$$

本文中利用 RBF 神经网络逼近未知函数  $\varphi_i(Z_i)$ 。

$$\varphi_i(Z_i) = W_i^* S_i(Z_i) + \varepsilon_i(Z_i)$$

其中  $Z_i = [x^T, s_i, \gamma_i]$ 。由式(26)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{s_i} + \dot{V}_{u_i} &\leq s_i f_{u_i} u_i + W_i^{*T} S_i(Z_i) s_i + \varepsilon_i(Z_i) s_i + \\ &\quad \frac{a_i^2}{2} + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 - \bar{\tau}_{\max}} \left[ 1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) \end{aligned} \quad (27)$$

**定理 1** 考虑由  $N$  个互联不确定非线性子系统(1)组成的大系统, 满足假设 1~6, 控制律为式(11), 自适应律为式(12), 则对于有界的初始条件, 闭环系统的所有信号是半全局一致有界的。

**证明** 考虑如下 Lyapunov 函数

$$V_i = V_{s_i} + V_{u_i} + \frac{f_i^L \bar{\lambda}_i^2}{2\omega_i} \quad (28)$$

式(28)对时间  $t$  求导可得:

$$\dot{V}_i = \dot{V}_{s_i} + \dot{V}_{u_i} + \frac{f_i^L \bar{\lambda}_i}{\omega_i} \dot{\lambda}_i \quad (29)$$

把式(27)代入式(29)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_i &\leq s_i f_{u_i} u_i + W_i^{*T} S_i(Z_i) s_i + \varepsilon_i(Z_i) s_i + \frac{f_i^L \bar{\lambda}_i}{\omega_i} \dot{\lambda}_i + \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 - \bar{\tau}_{\max}} \left[ 1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right) \right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) + \frac{a_i^2}{2} \end{aligned} \quad (30)$$

利用 Young's 不等式可得:

$$W_i^{*T} S_i(Z_i) s_i \leq \frac{f_i^L \lambda_i^*}{2b_i^2} S_i^T(Z_i) S_i(Z_i) s_i^2 + \frac{b_i^2}{2} \quad (31)$$

$$\varepsilon_i(Z_i)s_i \leq \frac{1}{2}s_i^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_i^2(Z_i) \leq \frac{1}{2}s_i^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_{iM}^2 \quad (32)$$

其中:  $\lambda_i^* = (f_i^t)^{-1} \|\mathbf{W}_i^*\|^2$ ,  $b_i > 0$  为任意设计常数。把式(11)~(13)和(32)代入式(30),由假设1可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -\left(f_i^t k_i - \frac{1}{2}\right)s_i^2 - \frac{f_i^t \theta_i}{\omega_i} \bar{\lambda}_i \dot{\lambda}_i + \frac{1}{2}(a_i^2 + b_i^2 + \varepsilon_{iM}^2) + \\ & \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1-\tau_{\max}} \left[1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right)\right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) \end{aligned} \quad (33)$$

利用 Young's 不等式可得:

$$-\frac{f_i^t \theta_i}{\omega_i} \bar{\lambda}_i \dot{\lambda}_i \leq -\frac{f_i^t \theta_i}{2\omega_i} \bar{\lambda}_i^2 + \frac{f_i^t \theta_i}{2\omega_i} \lambda_i^{*2} \quad (34)$$

把式(34)代入式(33)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -\left(f_i^t k_i - \frac{1}{2}\right)s_i^2 - \frac{f_i^t \theta_i}{2\omega_i} \bar{\lambda}_i^2 + \\ & \frac{1}{2}(a_i^2 + b_i^2 + \varepsilon_{iM}^2 + \frac{f_i^t \theta_i}{\omega_i} \lambda_i^{*2}) + \\ & \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1-\tau_{\max}} \left[1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right)\right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) \end{aligned} \quad (35)$$

为了处理式(35)右边最后一项,将应用引理2,由引理2知存在紧集:  $\Omega_{s_i} = \{s_i \mid |s_i| < 0.8814\delta_i\}$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ), 其中  $\delta_i$  是正的设计常数,它可以选为任意小。

由于  $\rho_{ij}(x_j(t))$  是正的连续函数,则可令:

$$\rho_{i,\max} = \sum_{j=1}^N \max_{x_j \in \Omega_{x_j}} \rho_{ij}^2(x_j(t)) \quad (36)$$

当  $|s_i| \geq 0.8814\delta_i$  时,有:

$$\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1}{1-\tau_{\max}} \left[1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right)\right] \rho_{ij}^2(x_j(t)) \leq 0 \quad (37)$$

由式(36)和(37)可知,式(38)始终成立。

$$\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \frac{1 - 2 \tanh^2\left(\frac{s_i}{\delta_i}\right)}{1 - \tau_{\max}} \rho_{ij}^2(x_j(t)) \leq \frac{1}{2(1-\tau_{\max})} \rho_{i,\max} \quad (38)$$

由式(35)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -\left(f_i^t k_i - \frac{1}{2}\right)s_i^2 - \frac{f_i^t \theta_i}{2\omega_i} \bar{\lambda}_i^2 + \\ & \frac{1}{2}(a_i^2 + b_i^2 + \varepsilon_{iM}^2 + \frac{1}{1-\tau_{\max}} \rho_{i,\max} + \frac{f_i^t \theta_i}{\omega_i} \lambda_i^{*2}) \end{aligned} \quad (39)$$

进一步,由式(28)和(39)得:

$$\dot{V}_i(t) \leq -\beta_{i0}(V_i + \frac{f_i^t \theta_i}{2\omega_i} \bar{\lambda}_i^2) + \mu_{i0} \quad (40)$$

其中:

$$\beta_{i0} = \min\left\{2\left(f_i^t k_i - \frac{1}{2}\right), \theta_i\right\},$$

$$\mu_{i0} = \frac{1}{2}\left(a_i^2 + b_i^2 + \varepsilon_{iM}^2 + \frac{1}{1-\tau_{\max}} \rho_{i,\max} + \frac{f_i^t \theta_i}{\omega_i} \lambda_i^{*2}\right)$$

定义紧集  $\mathbf{A}_i = \{s_i, \bar{\lambda}_i \mid \frac{1}{2}s_i^2 + \frac{f_i^t \theta_i}{2\omega_i} \bar{\lambda}_i^2 \leq \frac{\mu_{i0}}{\beta_{i0}}\}$ , 由式(40)

类似于文献[30]定理1的证明,闭环系统是所有信号是半全局一致有界的,同时跟踪误差可以收敛到一个零的一个小邻域内。定理证毕。

#### 4 仿真结果

为了验证所提控制算法的有效性,考虑如下二阶非仿射互联大系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_{11} = x_{12} \\ \dot{x}_{12} = -2(x_{11}^2 - 1)x_{12} - x_{11} + (2 + \sin(x_{11}x_{12})) \times \\ \quad \left(u_1 + \frac{1}{3}u_1^3 + \sin(u_1)\right) + 0.1x_{11}^2(t - \tau_1(t)) + \\ \quad 0.5(x_{11}x_{12}^2 + x_{22}^2)\cos(1.5t) \\ \dot{x}_{21} = x_{22} \\ \dot{x}_{22} = -x_{21} - 0.2x_{22} + (x_{21}^2 + \cos(x_{21}x_{22})) \cdot \\ \quad (u_2 + \sin(u_2)) + 0.2x_{22}(t - \tau_2(t)) \cdot \\ \quad \sin(x_{21}(t - \tau_2(t))) + 0.3(x_{12}^2 + x_{21}^2)\sin t \\ y_1 = x_{11}, y_2 = x_{21} \end{cases}$$

其中:  $u_1, u_2$  为控制输入;控制目标是使得系统输出  $y_1$  和  $y_2$  能够跟踪期望的轨迹信号  $y_{1d} = 0.5[\sin(t) + \sin(0.5t)]$  及  $y_{2d} = \sin(0.5t) + 0.5\sin(1.5t)$ ;未知的时变时滞  $\tau_1(t) = 0.2(1 + \sin(t))$ ,  $\tau_2(t) = 1 - 0.5\cos(t)$ ,  $\tau_{\max} = 2$ ,  $\bar{\tau}_{\max} = 0.5$ ;未知正的连续函数为  $m_1(x) = 0.5(|x_{11}|x_{12}^2 + x_{22}^2)$ ,  $m_2(x) = 0.3(x_{12}^2 + x_{21}^2)$ ;神经网络的输入向量为  $\mathbf{Z}_1 = [x_{11}, x_{12}, x_{21}, x_{22}, s_1, \gamma_1]$ ,  $\mathbf{Z}_2 = [x_{11}, x_{12}, x_{21}, x_{22}, s_2, \gamma_2]$ ;节点数分别选为50和60;基函数的中心为  $[-1.5, 1.5]$  的随机数;宽度分别为2及1。

仿真中参数选为  $k_{10} = 10$ ,  $k_{20} = 10$ ,  $b_1 = 8$ ,  $b_2 = 10$ ,  $\omega_1 = 10$ ,  $\omega_2 = 8$ ,  $\theta_1 = \theta_2 = 0.0001$ ,  $0.8814\delta_1 = 0.8814\delta_2 = 0.001$ ;参数的初始值取为  $[\hat{\lambda}_1(0), \hat{\lambda}_2(0)]^T = [0, 0]^T$ ;初始状态  $[x_{11}(0), x_{12}(0), x_{21}(0), x_{22}(0)]^T = [-0.1, 0.2, -0.5, 0.5]^T$ 。

图1~4表明本文提出的控制方案具有良好的跟踪性能。进一步,从图1和图2可以看出,系统的实际输出曲线较好地跟踪了给定的期望轨迹信号,而从图3和图4可以看出实际输出曲线和期望轨迹曲线的误差收敛到零点的一个小邻域内,达到了预期的跟踪性能;图5和图6是所设计的控制信号曲线,从图中可以看出抖振较小。

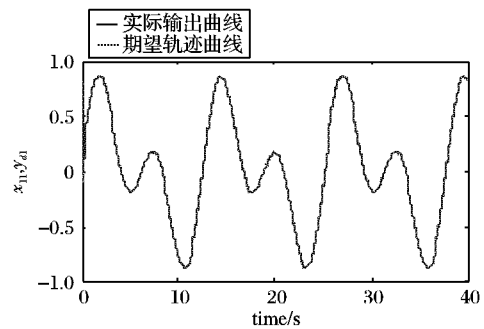


图1 状态  $x_{11}$  和期望信号  $y_{1d}$  的曲线

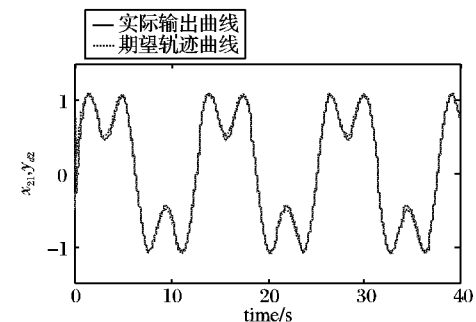
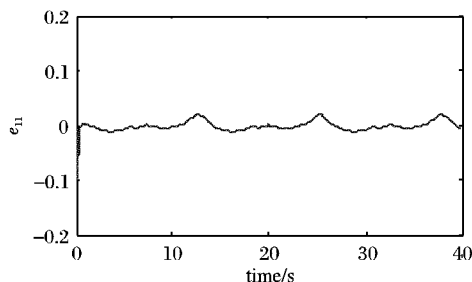
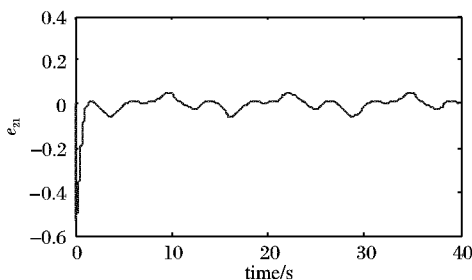
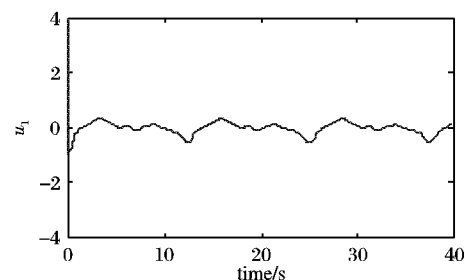
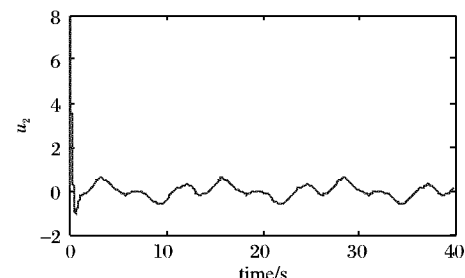


图2 状态  $x_{21}$  和期望信号  $y_{2d}$  的曲线

图 3 跟踪误差  $e_{11}$  曲线图 4 跟踪误差  $e_{21}$  曲线图 5 控制输入  $u_1$  曲线图 6 控制输入  $u_2$  曲线

## 5 结语

本文针对一类由  $N$  个互联不确定非线性子系统组成的具有时滞互联不确定项和未知扰动的非仿射大系统,提出了一种分散自适应神经网络跟踪控制方案。该方案利用神经网络来逼近未知的非线性函数,通过选取适当的 Lyapunov-Krasovskii 泛函补偿系统间相互作用的未知时变时滞互联不确定项,所设计的自适应控制方案保证了闭环系统所有的信号是半全局一致有界的,同时输出跟踪误差收敛到一个小邻域内。

### 参考文献:

- [1] TANG Y, TOMIZUKA M, GUERRERO G, *et al.* Decentralized robust control of mechanical systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(4): 771–776.
- [2] NARENDRA K S, OLENG N O. Exact output tracking in decentralized adaptive control systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(2): 390–395.
- [3] HUANG S N, TAN K K, LEE T H. A decentralized neural network

- control for a class of interconnected systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1554–1557.
- [4] HUANG S N, TAN K K, LEE T H. Decentralized control design for large-scale systems with strong interconnections using neural networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(5): 805–810.
- [5] TONG S C, LI H X, CHEN G R. Adaptive fuzzy decentralized control for a class of large-scale nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 770–775.
- [6] HUANG S N, TAN K K, LEE T H. Nonlinear adaptive control of interconnected systems using neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(1): 243–246.
- [7] CHEN W S, LI J M. Decentralized output-feed-back neural control for systems with unknown interconnections[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics, 2008, 38(1): 258–266.
- [8] YOUSEF H, HAMDY M, EL-MADBOULY E, *et al.* Adaptive fuzzy decentralized control for interconnected MIMO nonlinear subsystems [J]. Automatica, 2009, 45(2): 456–462.
- [9] HUANG S N, TAN K K, LEE T H. Decentralized control of a class of large-scale nonlinear systems using neural networks[J]. Automatica, 2005, 41(9): 1645–1649.
- [10] HSIAO F H, HWANG J D, CHEN C W, *et al.* Robust stabilization of nonlinear multiple time-delay large-scale systems via decentralized fuzzy control[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(1): 152–163.
- [11] XU H. Decentralized adaptive robust control for a class of large-scale systems including delayed state perturbations in the interconnections [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(10): 1745–1751.
- [12] CHOU C H, CHENG C C. A decentralized model reference adaptive variable structure controller for large-scale time-varying delay systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(7): 1213–1217.
- [13] WU H S. Decentralized adaptive robust state feedback for uncertain large-scale interconnected systems with time delays [J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2005, 126(2): 439–462.
- [14] HUA C C, GUAN X P. Output feedback stabilization for time-delay nonlinear interconnected systems using neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(4): 673–688.
- [15] KRSTIC M, KANELAKOPOULOS I, KOKOTOVIC P. Nonlinear and Adaptive Control Design[M]. Hoboken, NJ: Wiley, 1995.
- [16] SWAROOP D, HEDRICK J K, YIP P P, *et al.* Dynamic surface control for a class of nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(10): 1893–1899.
- [17] WANG D, HUANG J. Neural network-based adaptive dynamic surface control for a class of uncertain nonlinear systems in strict-feedback form[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(1): 195–202.
- [18] YOO S J, PARK J B, CHOI Y H. Adaptive dynamic surface control for stabilization of parametric strict-feedback nonlinear systems with unknown time delays[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(12): 2360–2365.
- [19] ZHANG T P, GE S S. Adaptive neural control of MIMO nonlinear state time-varying delay systems with unknown nonlinear dead-zones and gain signs[J]. Automatica, 2007, 43(6): 1021–1033.

CQPSO<sup>[9]</sup>求解 $f_4$ 外,均优于其他7种算法,这充分说明本文算法的性能均达到或优于其他已有算法。

在对 $f_1$ 的测试中,尽管本文ACPSO算法的最优收敛值略差于TMPPO<sup>[10]</sup>,但是其平均收敛值要优于TMPPO,这充分说明本文ACPSO算法具有更好的稳定收敛性。在对 $f_4$ 的测试中,尽管本文ACPSO算法的平均收敛值略差于CQPSO<sup>[9]</sup>,但本文ACPSO算法在对 $f_2$ 、 $f_3$ 和 $f_5$ 中最优收敛值和平均收敛值能达到0和 $1.0E-16$ 级别,而CQPSO只能达到 $1.0E-03$ 级别,说明本文ACPSO方法对于复杂的高维、多极值点的函数,能够以较小的计算代价获得一定精度的全局极小。本文ACPSO算法在抗早熟能力和收敛速度要明显优于ACPSO<sup>[4]</sup>,也进一步论证了文献[4]中所述的由于每次搜索的范围比较大,很难搜索到更优位置,造成PSO算法稳定性差的结论。

可见本文ACPSO算法具有更好的搜索精度,较强的抗早熟能力和较快的收敛速度,并且算法也更加稳定。

#### 4 结语

本文充分利用粒子群优化算法的收敛速度较快及混沌运动的遍历性的优点,提出一种基于自适应 Tent 混沌搜索的粒子群优化(ACPSO)算法,对于每次混沌搜索的范围采用自适应调整方法,改善了粒子群优化算法摆脱局部极值点的能力,提高了算法的收敛速度和精度。通过对5个基准测试函数的仿真,并与文献中相应算法优化结果的比较,证明了该算法具有快速收敛和鲁棒性好的特点。本文ACPSO算法对于复杂函数全局优化问题是一种合适的工具,对于高维、多极值点的函数,能够以较小的计算代价获得一定精度的全局极小值。

#### 参考文献:

- [1] van den BERGH F, ENGELBREEHT A P. A new locally convergent particle swarm optimizer[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 3-6.
- [2] van den BERGH F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria, South Africa: University of Pretoria, 2002.
- [3] RIGET J, VESTERSTROEM J S. A diversity-guided particle swarm optimizer - the ARPSO [R]. Aarhus, Denmark: University of Aarhus, Department of Computer Science, 2002.
- [4] 唐贤伦. 混沌粒子群优化算法理论及应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2007.
- [5] 王刚, 张定华, 陈冰. 基于分工合作和搜索空间重构的粒子群优化[J]. 计算机工程, 2010, 46(2): 51-54.
- [6] 任小波, 杨忠秀. 一种动态扩散粒子群算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(1): 159-161.
- [7] 刘怀亮, 苏瑞娟, 许若宁, 等. 协同粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(11): 3068-3071.
- [8] 刘怀亮, 苏瑞娟, 许若宁, 等. 基于 Hénon 混沌与动态非线性方程的改进粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2010, 30(1): 92-95.
- [9] 康燕, 冯海朋, 须文波, 等. 合作的具有量子行为粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(4): 39-42.
- [10] 田东平. 基于 Tent 混沌序列的粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 180-186.
- [11] 单梁, 强浩, 李军, 等. 基于 Tent 映射的混沌优化算法[J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 179-182.
- [12] ZHANG TIANPING, ZHOU CAIYING, ZHU QING. Adaptive variable structure control of MIMO nonlinear systems with time-varying delays and unknown dead-zones[J]. International Journal of Automation and Computing, 2009, 6(2): 124-136.
- [13] KARIMI B, MENHAJ M B, KARIMI-CHARTEMANI M, et al. Decentralized adaptive control of large-scale affine and non-affine nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(8): 2459-2467.
- [14] GE S S, ZHANG J. Neural-network control of nonaffine nonlinear system with zero dynamics by state and output feedback[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(4): 900-918.
- [15] YANG B J, CALISE A J. Adaptive control of a class of non-affine systems using neural networks[C]// Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 2568-2573.
- [16] YANG B J, CALISE A J. Adaptive stabilization for a class of nonaffine non-minimum phase systems using neural networks[C]// Proceedings of the American Control Conference. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 2291-2296.
- [17] YANG B J, CALISE A J. Adaptive regulation for a class of nonaffine systems using neural network backstepping with tuning functions[C]// Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 3028-3033.
- [18] YANG B J, CALISE A J. Adaptive tracking control for a class of nonaffine nonminimum phase systems[C]// Proceedings of the American Control Conference. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 4009-4014.
- [19] HOVAKIMYAN N, YANG B J, CALISE A J. Adaptive output feedback control methodology applicable to non-minimum phase nonlinear systems[J]. Automatica, 2006, 42(4): 513-522.
- [20] WANG M, CHEN B, SHI P. Adaptive neural control for a class of perturbed strict-feedback nonlinear time-delay systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 2008, 38(3): 721-730.
- [21] LIN W, QIAN C J. Adaptive control of nonlinearly parameterized systems: The smooth feedback case[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(8): 1249-1266.
- [22] GE S S, TEE K P. Approximation-based control of nonlinear MIMO time-delay systems[J]. Automatica, 2007, 43(1): 31-43.
- [23] SANNER R M, SLOTINE J E. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 837-863.
- [24] LANG S. Real analysis[M]. New York: Addison Wesley, 1983.

(上接第482页)