

文章编号: 1001-0920(2004)11-1223-05

非线性互联系统的分散混合自适应智能控制

张天平, 顾海军, 裔 扬

(扬州大学 信息工程学院, 江苏 扬州 225009)

摘 要: 针对一类高阶互联 M M O 非线性系统, 利用 TS 模糊系统和神经网络的通用逼近能力, 在神经网络控制器中引入模糊基函数, 提出一种分散混合自适应智能控制器设计的新方案. 基于等价控制思想, 设计分散自适应控制器, 无需计算 TS 模型. 通过对不确定项进行自适应估计, 取消了其存在已知上界的假设. 通过理论分析, 证明了闭环智能控制系统所有信号有界, 跟踪误差收敛到零.

关键词: 分散自适应控制; 智能控制; 模糊模型; 神经网络; 互联系统

中图分类号: TP 273.4

文献标识码: A

Decentralized hybrid adaptive intelligent control of nonlinear interconnected systems

ZHANG Tian-ping, GU Hai-jun, YI Yang

(College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China Correspondent: ZHANG Tian-ping, E-mail: tpzhang@mail.yzu.edu.cn)

Abstract: A new design scheme of decentralized hybrid adaptive intelligent controller for a class of M M O nonlinear systems with the high-order interconnections is proposed. The design is based on the universal approximation capability of the Takagi-Sugeno (TS) fuzzy systems and neural networks. According to the principle of certainty equivalent control, a decentralized adaptive neural network controller embedded with fuzzy basis functions is designed to achieve the tracking objective without computation of the TS fuzzy model. The approach does not require the upper bound of the uncertainty term to be known through some adaptive estimation. The closed-loop intelligent control system is proven to be globally stable in the sense that all involved signals are bounded, with tracking errors converging to zero.

Key words: decentralized adaptive control; intelligent control; fuzzy model; neural networks; interconnected systems

1 引 言

在复杂系统的控制过程中, 若存在大量的子系统间信息交换, 则控制系统的实时性、容错性和鲁棒性等将受到影响, 因此研究分散控制系统的设计十分重要. 文献 [1, 2] 讨论了各子系统建模部分均为线性的情况, 所提出的分散自适应控制器设计可保

证跟踪误差收敛到一残差集. 但实际系统的复杂性和环境的不确定性使得基于精确数学模型的设计方法很难奏效. 近年来, 利用具有普适估计性能的模糊逻辑/神经网络建模和控制了成为新的研究热点^[3~12]. 以文献 [3, 4] 为代表, 针对一类 SISO 非线性系统, 基于 Lyapunov 方法提出稳定的自适应模

收稿日期: 2003-12-09; 修回日期: 2004-02-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60074013, 10371106); 江苏省教育厅指导性资助项目 (KK0310067); 扬州大学信息科学学科群资助项目 (ISG030606).

作者简介: 张天平 (1964—), 男, 江苏泰兴人, 教授, 博士, 从事自适应控制、模糊控制等研究; 顾海军 (1979—), 男, 江苏海安人, 硕士生, 从事智能控制、智能计算的研究.

糊控制方案 将这一 SISO 系统扩展到更为复杂的一类互联 MIMO 系统,文献[5]提出一种基于神经网络的分散控制器设计,但其关于耦合项上界为一阶多项式的假设可能会导致系统的不稳定^[7]。文献[6]分别针对控制增益为常数和函数两种情形,基于滑模控制原理提出稳定的分散自适应模糊控制方案,系统设计中假设耦合项的上界为全状态的高阶多项式函数,但在每一子控制器中都使用了全部状态信息,因而严格地说,它仍是一种全息控制方案。文献[8]设计的模糊滑模控制器由于包含了未知增益矩阵的求逆过程,实际上是不可实现的。文献[9,10]利用 TS 模糊模型的通用逼近能力提出两种模型参考自适应控制方案,其缺点是假设控制增益一阶导数上界已知且未考虑耦合作用。

本文受文献[11,13]的启发,考虑一类耦合 MIMO 非线性系统,将已有结果相互结合实现优势互补。即利用 TS 模糊系统进行建模,对理想控制律利用神经网络作在线逼近,提出一种新的模型参考分散混合自适应智能控制方案。控制过程以神经网络计算为主,实现自适应学习,同时控制器能够有效地利用模糊模型中的模糊规则。在分散控制中,各子系统只需要根据自己的局部信息就能确定相应的控制量。理论分析证明了闭环控制系统状态有界,跟踪误差收敛到零。

2 问题的描述与基本假设

考虑由下面 n 个相互关联的子系统:

$$P_i: \begin{cases} \dot{x}_{i1} = x_{i2}, \\ \vdots \\ \dot{x}_{im_i} = f_i(x_i) + g_i(x_i)u_i + \eta_k(x, t), \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

构成的非线性系统 P 。其中: $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{im_i})^T$ R^{m_i} 为子系统 P_i 的状态向量; u_i 为子系统 P_i 的控制输入; f_i 为未知连续函数; $g_i(x_i)$ 为未知控制增益; $\eta_k(x, t)$ 代表外界干扰与子系统间的交互作用(耦合项); $x = (x_1^T, x_2^T, \dots, x_n^T)^T$ $R^m, m = \sum_{i=1}^n m_i$ 构成系统状态向量。

控制目标要求每个子系统 P_i 尽可能好地跟踪一个指定的参考模型

$$M_i: \begin{cases} \dot{x}_{mi1} = x_{mi2}, \\ \vdots \\ \dot{x}_{mim_i} = -a_{mi}^T x_{mi} + b_{mi} r_i, \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

其中: $x_{mi} = (x_{mi1}, \dots, x_{mim_i})^T$ R^{m_i} 为参考模型 M_i 的

状态向量, $a_{mi} \in R^{m_i}$ 为使式(2)稳定的常数向量, $b_{mi} > 0, r_i$ 为有界参考输入。

参照文献[3,4,6]的讨论,假设系统(1)中控制增益 $g_i(x_i)$ 是符号已知的,且大于零,即:

假设 1 $g_i(x_i) > 0, i = 1, \dots, n$

3 模糊建模与分散自适应神经网络控制

因为系统(1)中 $f_i(x_i), g_i(x_i)$ 是未知的,所以不能直接对其进行控制器设计。考虑具有如下形式的 TS 模糊模型^[11]:

$$R_i: \text{ If } z \text{ is } Z_i \text{ Then } y = a_i x + b_i u, \quad i = 1, \dots, l \quad (3)$$

其中: $a_i^T \in R^n, b_i \in R$ 为第 i 条规则的后件参数, l 为规则数, $z \in R^q$ 为模糊模型的输入向量。设 $\mu_i(z)$ 为 z 在模糊集 Z_i 上的隶属度函数,则模型(3)的输出可表示为

$$y = \frac{\sum_{i=1}^l \mu_i(z) (a_i x + b_i u)}{\sum_{i=1}^l \mu_i(z)}, \quad (4)$$

将式(4)重写为

$$y = \sum_{i=1}^l \Phi_i(z) (a_i x + b_i u). \quad (5)$$

其中

$$\Phi_i(z) = \frac{\mu_i(z)}{\sum_{k=1}^l \mu_k(z)}, \quad (6)$$

则根据文献[11]中的说明可知,存在未知最优参数 $(a_{ij}^*)^T \in R^{m_i}, b_{ij}^* \in R^+$ 使得系统(1)可用下述 TS 模糊模型表示:

$$P_i^f: \begin{cases} \dot{x}_{i1} = x_{i2}, \\ \vdots \\ \dot{x}_{im_i} = \sum_{j=1}^{l_i} \Phi_{ij}^f(a_{ij}^* x_i + b_{ij}^* u_i) + d_i(x, t), \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad (7)$$

其中函数 Φ_{ij}^f 的定义类似于式(6), $d_i(x, t)$ 表示外界干扰与子系统间的耦合项。

为了分析方便,将式(2)和式(7)重写为

$$M_i: \dot{x}_{mi} = A_{mi} x_{mi} + B_{mi} b_{mi} r_i, \quad (8)$$

$$P_i^f: \dot{x}_i = A_i x_i + B_i \left(\sum_{j=1}^{l_i} \Phi_{ij}^f(a_{ij}^* x_i + b_{ij}^* u_i) + d_i(x, t) \right), \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

其中

$$A_{mi} = \begin{bmatrix} 0 & I_{m_i-1} \\ - & a_{mi} \end{bmatrix}, A_i = \begin{bmatrix} 0 & I_{m_i-1} \\ & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_i = [0 \dots 0 \ 1]^T R^{m_i}$$

定义子系统 P_i 的跟踪误差向量 $e_i = x_{mi} - x_i = (e_{i1}, \dots, e_{im_i})^T$, 滤波误差 $s_i = [\Lambda_i^T \ 1]e_i$ 其中 $\Lambda_i = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{(m_i-1)}]^T \in R^{m_i-1}$ 满足 $p^{m_i-1} + \lambda_{(m_i-1)}p^{m_i-2} + \dots + \lambda_1$ 是 Hurwitz 多项式, 即当 $s_i \rightarrow 0$ 时, $e_i \rightarrow 0$ 由式(8)和(9)可得

$$\dot{e}_i = A_{mi}e_i - B_i \left[\sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij}^*(a_{ij}^* x_i + b_{ij}^* u_i) + a_{mi}x_i - b_{mi}r_i + d_i(x, t) \right], \quad (10)$$

$$\dot{s}_i = - \sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij}^*(a_{ij}^* x_i + b_{ij}^* u_i) + v_i - d_i(x, t). \quad (11)$$

其中 $v_i = [0 \ \Lambda_i^T]e_i - a_{mi}e_i - a_{mi}x_i + b_{mi}r_i$ 为设计稳定的分散自适应控制, 对未知函数 $b_i^*(x_i)$ 和耦合项 $d_i(x, t)$ 作如下假设:

假设 2

$$b_{i1} \leq b_i^*(x_i) \leq b_{i0} > 0 \text{ 且 } \frac{\partial b_i^*(x_i)}{\partial x_i^{m_i}} = 0;$$

假设 3

$$|d_i(x, t)| \leq \sum_{j=1}^n (\mathcal{C}_j + \mathcal{C}_j |s_j| + \dots + \mathcal{C}_j |s_j|^p);$$

其中: $\mathcal{C}_j \sim \mathcal{C}_j^p$ (p 为正整数) 是未知正常数, $b_i^*(x_i) = \sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} b_{ij}^*$, b_{i0} 和 b_{i1} 是两个正常数(不必已知).

注 1 假设 1 假设原系统的控制增益大于零, 故模糊模型的控制增益亦作同样假设; 类似于文献 [7] 中的说明, 假设 $d_i(x, t)$ 的上界为一高阶多项式

若令

$$F_{ij}(x_i) = \frac{a_{ij}^* x_i}{\sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} b_{ij}^*},$$

$$G_i(x_i) = \frac{v_i}{\sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} b_{ij}^*} - \frac{(b_i^*(x_i)) s_i}{2 \left(\sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} b_{ij}^* \right)^2},$$

则当 a_{ij}^*, b_{ij}^* 已知, $d_i(x, t) = 0$ 时, 可取理想的控制律如下:

$$u_i^* = - \sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} F_{ij}(x_i) + G_i(x_i) + \kappa s_i, \quad (12)$$

其中 $\kappa > 0$ 为常数 取正定函数 $V_{si} = s_i^2 / (2b_i^*(x_i))$, 将式(12)代入式(9) 不难推出 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{i1}(t) = 0$ 因 a_{ij}^* ,

b_{ij}^* 未知且 $d_i(x, t) \neq 0$, 故控制律(12) 是不可实现的 于是, 假定采用如下的控制律:

$$u_i = u_{if} + u_{ia} \quad (13)$$

其中: u_{if} 是对 u_i^* 的估计, u_{ia} 则是用于控制系统状态、补偿建模误差和参数估计误差的额外项 采用 RBF 神经网络在有界闭集 Ω_c 上对 $F_{ij}(x_i), G_i(x_i)$ 进行逼近, 即

$$F_{ij}(\bar{z}_i) = W_{ilj}^{*T} \Phi_{lj}(\bar{z}_i) + \epsilon_{lj}(\bar{z}_i), \forall \bar{z}_i \in \Omega_c; \quad (14)$$

$$G_i(\bar{z}_i) = W_{i2}^{*T} \Phi_2(\bar{z}_i) + \epsilon_2(\bar{z}_i), \forall \bar{z}_i \in \Omega_c; \quad (15)$$

$$W_{ilj}^* = \arg \min_{W_{ilj}} \left\{ \sup_{\bar{z}_i \in \Omega_c} \left| W_{ilj}^T \Phi_{lj}(\bar{z}_i) - F_{ij}(\bar{z}_i) \right| \right\}; \quad (16)$$

$$W_{i2}^* = \arg \min_{W_{i2}} \left\{ \sup_{\bar{z}_i \in \Omega_c} \left| W_{i2}^T \Phi_2(\bar{z}_i) - G_i(\bar{z}_i) \right| \right\}. \quad (17)$$

其中: W_{ilj}^*, W_{i2}^* 为理想的连接权; $W_{ij} = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN}]^T \in R^N, N > 1$ 为节点数; $\Phi(\bar{z}_i) = [\mathcal{Q}_1, \mathcal{Q}_2, \dots, \mathcal{Q}_N]^T \in R^N$ 为基函数向量, $\bar{z}_i = [x_i^T, s_i, v_i]^T, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, l_i$. 定义最优逼近误差如下:

$$\epsilon_{wi} = \max_{\bar{z}_i \in \Omega_c} \left| \sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} \epsilon_{lj}(\bar{z}_i) + \epsilon_2(\bar{z}_i) \right|. \quad (18)$$

令

$$\epsilon_i^* = \epsilon_{wi} + \frac{1}{b_{i0}} \sum_{j=1}^n \mathcal{C}_j, \quad (19)$$

$$d_{ik}^* = \xi_{ik} + I(k) \xi_i, \quad I(k) = \begin{cases} 1, & k = 1; \\ 0, & k = 2, \dots, n. \end{cases} \quad (20)$$

其中: $\xi_k = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^n b_{i0}^{-1} \xi_{li}^k, \xi_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^n \mathcal{C}_j, i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, p$.

采用如下控制律:

$$u_{if} = \kappa s_i - \sum_{j=1}^{l_i} \mathcal{Q}_{ij} \hat{W}_{ilj}^T(t) \Phi_{lj}(\bar{z}_i) + \hat{W}_{i2}^T(t) \Phi_2(\bar{z}_i), \quad (21)$$

$$u_{ia} = \hat{\epsilon}_i(t) \text{sgn}(s_i) + \sum_{k=1}^p \hat{d}_{ik}(t) s_i^{2k-1}. \quad (22)$$

其中 $\hat{W}_{ilj}(t), \hat{W}_{i2}(t), \hat{\epsilon}_i(t), \hat{d}_{ik}(t)$ 分别表示在 t 时刻对 $W_{ilj}^*, W_{i2}^*, \epsilon_i^*, d_{ik}^*$ 的估计. 控制器结构如图 1 所示

采用如下的自适应律:

$$\dot{\hat{W}}_{ilj}(t) = - \eta_{1j} \mathcal{Q}_{ij} s_i \Phi_{lj}(\bar{z}_i), j = 1, \dots, l_i, \quad (23)$$

$$\dot{\hat{W}}_{i2}(t) = - \eta_{2s} s_i \Phi_2(\bar{z}_i), \quad (24)$$

$$\dot{\hat{\epsilon}}_i(t) = \eta_{3s} |s_i|, \quad (25)$$

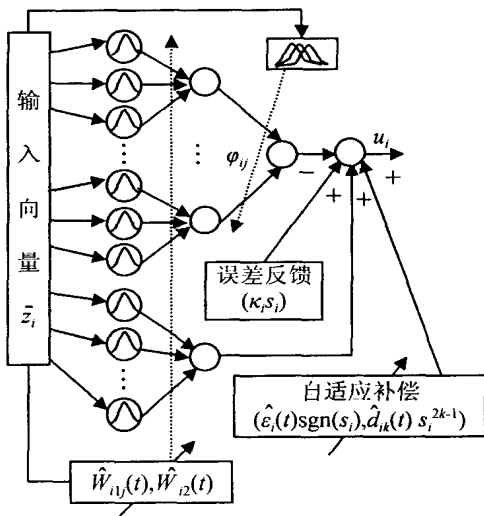


图 1 混合智能控制器结构

$$\hat{d}_{ik}(t) = \eta_{4k} s_i^{2k}, k = 1, \dots, p. \quad (26)$$

其中 $\eta_1 > 0, \eta_2 > 0, \eta_3 > 0, \eta_4 > 0$ 均为自适应率

4 稳定性分析

定理 1 考虑过程(1)及其模糊模型(7)和参考模型(2), 其控制律由式(13), (21), (22)确定, 其自适应律由式(23)~(26)确定, 并满足假设1~假设3, 则闭环模糊控制系统中所有信号有界, 跟踪误差收敛到零

证明 令

$$V_{i1}(t) = \frac{1}{2b_i^*(x_i)} s_i^2, \quad (27)$$

结合式(10)~(12), 并将式(27)两边同时对 t 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i1}(t) = & \frac{1}{b_i^*(x_i)} s_i \left[\sum_{j=1}^{l_i} \varphi_{ij} b_{ij}^* (u_i^* - \kappa s_i) - \right. \\ & \left. \sum_{j=1}^{l_i} \varphi_{ij} b_{ij}^* u_i - d_i(x, t) \right]. \end{aligned} \quad (28)$$

根据假设 2 和假设 3 进一步可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i1}(t) = & \kappa s_i^2 + s_i (u_i^* - u_i) + |s_i| \frac{|d_i(x, t)|}{b_i^*(x_i)} \\ & - \kappa s_i^2 + s_i (u_i^* - u_i) + \\ & \frac{1}{b_i^*(x_i)} |s_i| \left[\sum_{j=1}^n \sum_{k=0}^p \zeta_j |s_j|^k \right]. \end{aligned} \quad (29)$$

取 Lyapunov 函数

$$\begin{aligned} V(t) = & \sum_{i=1}^n \left[V_{i1} + \frac{1}{2\eta_{k1}} \sum_{j=1}^{l_i} \tilde{W}_{ij}^T \tilde{W}_{ij} + \right. \\ & \left. \frac{1}{2\eta_2} \tilde{W}_{i2}^T \tilde{W}_{i2} + \frac{1}{2\eta_3} \tilde{\epsilon}_i + \frac{1}{2\eta_{4k}} \sum_{k=1}^p \tilde{d}_{ik}^2 \right]. \end{aligned} \quad (30)$$

其中: $\tilde{W}_{ij} = W_{ij}^* - \hat{W}_{ij}, \tilde{W}_{i2} = W_{i2}^* - \hat{W}_{i2}, \tilde{\epsilon}_i = \epsilon_i^* - \hat{\epsilon}_i, \tilde{d}_{ik} = d_{ik}^* - \hat{d}_{ik}$

将 $V(t)$ 对时间 t 求导, 并利用式(13), (21)~(24), (29)得

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & \sum_{i=1}^n \left\{ -\kappa s_i^2 + s_i \left[- \sum_{j=1}^{l_i} \varphi_{ij} \tilde{W}_{ij}^T \Phi_{i1} + \right. \right. \\ & \left. \tilde{W}_{i2}^T \Phi_{i2} - \kappa s_i \right] + |s_i| \left[\epsilon_i - |s_i| \hat{\epsilon}_i - \right. \\ & \left. \sum_{k=1}^p \hat{d}_{ik} s_i^{2k} \right] + \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{b_i^*(x_i)} \sum_{j=1}^n \sum_{k=0}^p \zeta_j |s_j|^k |s_i| \right] - \\ & \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{\eta_1} \sum_{j=1}^{l_i} \tilde{W}_{ij}^T \tilde{W}_{ij} + \frac{1}{\eta_2} \tilde{W}_{i2}^T \tilde{W}_{i2} + \right. \\ & \left. \frac{1}{\eta_3} \tilde{\epsilon}_i + \frac{1}{\eta_{4k}} \sum_{k=1}^p \tilde{d}_{ik} d_{ik}^* \right], \end{aligned}$$

由于

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \left[|s_i| \epsilon_i + \frac{1}{b_i^*(x_i)} \sum_{j=1}^n \sum_{k=0}^p \zeta_j |s_j|^k |s_i| \right] \\ & \sum_{i=1}^n \left[|s_i| \epsilon_i + \frac{1}{b_{i0}} \sum_{j=1}^n \zeta_j |s_j| \right] + \\ & \sum_{i=1}^n \frac{1}{2b_{i0}} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^n \left[\zeta_j (|s_j|^{2k} + |s_i|^2) \right] = \\ & \sum_{i=1}^n \epsilon_i^* |s_i| + \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^p \left[\sum_{i=1}^n \frac{1}{2} b_{i0}^{-1} \zeta_j \right] |s_j|^{2k} + \\ & \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{2} b_{i0}^{-1} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^n \zeta_j \right] |s_i|^2 = \\ & \sum_{i=1}^n \epsilon_i^* |s_i| + \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^p \xi_{jk} |s_j|^{2k} + \sum_{i=1}^n \xi_i |s_i|^2 = \\ & \sum_{i=1}^n \epsilon_i^* |s_i| + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^p d_{ik}^* |s_i|^{2k}. \end{aligned}$$

其中: $\epsilon_i^* = \epsilon_{i0} + b_{i0}^{-1} \sum_{j=1}^n \zeta_j, \xi_{jk} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} b_{i0}^{-1} \zeta_j, \xi_i =$

$\frac{1}{2} b_{i0}^{-1} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^n \zeta_j, d_{i1} = \xi_{i1} + \xi_i, d_{ik}^* = \xi_{ik}, k = 2, \dots, p.$

所以

$$\dot{V}(t) = -2 \sum_{i=1}^n \kappa s_i^2 - \kappa s_i^2 \leq 0, \forall t > 0 \quad (31)$$

从而推出 $s_i, \hat{W}_{ij}, \hat{W}_{i2}, \hat{\epsilon}_i, \hat{d}_{ik} \in L^\infty, V(t) \in L^\infty$, 又 $\int_0^\infty s_i^2 dt = [V(0) - V(\infty)]/\kappa \in L^1$, 即 $s_i(t) \in L^2$

根据 Barbalat 引理知, $\lim_{t \rightarrow \infty} |s_i| = 0$ 进一步可知 $\lim_{t \rightarrow \infty} |e_{i1}| = 0$

由 e_i 的定义可知 $x_i = e_i + x_{mi}$, 而

$s_i^2/(2b_{ii}) \quad V(t) \quad V(0), \forall t > 0$, 所以 $x_i \in \Omega, \forall t > 0$. $\Omega = \{s_i(t) \mid |s_i(t)| \leq \sqrt{2b_{ii}V(0)}, W_{ij}(0) \leq W_{ij}^0, W_{i2}(0) \leq W_{i2}^0\}$. 即神经网络逼近是在一个有界闭区域上进行的, 从而其最优逼近误差是存在的^[13].

注 2 与文献[11]类似, 本文所设计的控制律包含了符号函数, 可能会引起控制信号抖动. 为消除抖动除采用文献[11]的方法外, 还可将符号函数替换为饱和函数(sat(\bullet)); 为防止参数漂移, 可将式(20)~(23)改写为

$$\hat{W}_{ij}(t) = \text{Proj}(-\eta_1 \mathcal{Q}_{ij} s_i \Phi_1), j = 1, \dots, l; \quad (32)$$

$$\hat{W}_{i2}(t) = \text{Proj}(\eta_2 s_i \Phi_2); \quad (33)$$

$$\hat{\epsilon}_i(t) = \eta_3 |s_i| - \sigma_{\epsilon_i} \hat{\epsilon}_i(t); \quad (34)$$

$$\hat{d}_{ik}(t) = \eta_4 s_i^{2k} - \sigma_{d_{ik}} \hat{d}_{ik}(t), k = 1, \dots, p. \quad (35)$$

其中: $\text{Proj}(\bullet)$ 为投影算子^[3,4], σ_{ϵ_i} 和 $\sigma_{d_{ik}}$ 为任意小的正常数^[7].

注 3 显然, 本文结果可直接退化到 SISO 形式. 此时与文献[11]相比, 本文的控制策略无需 TS 模糊控制器, 因此 TS 模型只要存在即可, 无需计算; 基于等价控制思想设计分散自适应控制, 无需假设存在最优参数使得原系统与 TS 模型有关参数间存在一定的关系(参见文献[11]中的引理); 通过对不确定项(耦合)进行自适应估计, 取消了文献[11]中对其存在已知上界的假设.

限于篇幅, 仿真结果略.

5 结 语

本文基于 TS 模糊模型提出一种 MIMO 非线性系统的模型参考分散自适应控制新方案. 将神经网络和模糊逻辑有机结合设计控制器, 实现优势互补. 通过对相关参数和不确定项进行自适应估计, 取消了不确定项存在已知常数上界的假设, 且无需计算模糊模型. 通过理论分析, 证明了闭环模糊控制系统的全局稳定性.

参考文献(References):

[1] Shi L, Singh S K. Decentralized adaptive controller design for large-scale systems with higher order intercon-

nections[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1992, 37(8): 1106-1118.

[2] Gavel D T, Siljak D D. Decentralized adaptive control: Structural conditions for stability[J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 1989, 34(4): 413-426.

[3] Wang L X. *Adaptive Fuzzy Systems and Control—Design and Stability Analysis*[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1994: 102-181.

[4] Wang L X. Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1993, 1(2): 146-155.

[5] Spooner J T, Passino K M. Decentralized adaptive control of nonlinear systems using radial basis neural networks[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1999, 44(11): 2050-2057.

[6] Zhang T P. Stable adaptive fuzzy sliding mode control of interconnected systems[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 122(1): 5-19.

[7] Huang S N, Tan K K, Lee T H. A decentralized control of interconnected systems using neural networks[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2002, 13(6): 1554-1557.

[8] Lin W S, Chen C S. Robust adaptive sliding mode control using fuzzy modeling for a class of uncertain MIMO nonlinear systems[J]. *IEE Proc of Control Theory and Applications*, 2002, 149(3): 193-201.

[9] Golea N, Golea A, Benmhammed K. Stable indirect fuzzy adaptive control[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2003, 137(3): 353-366.

[10] Golea N, Golea A, Benmhammed K. Fuzzy model reference adaptive control[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2002, 10(4): 436-444.

[11] Golea N, Golea A, Benmhammed K. Fuzzy approximation-based model reference adaptive control of nonlinear systems[A]. *Proc of 2003 IEEE Conf on Control Applications*[C]. Istanbul, 2003: 836-840.

[12] Zhang T, Ge S S, Hang C C. Design and performance analysis of a direct adaptive controller for nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1999, 35(11): 1809-1817.

[13] Narendra K S, Olgun N O. Decentralized adaptive control[A]. *Proc of the American Control Conference*[C]. Alaska, 2002: 3407-3412.