

文章编号: 1001-0920(2004)05-0561-04

一类不确定非线性系统反步自适应神经网络控制研究

于占东, 王庆超

(哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对含有高阶不确定扰动项且不可参数线性化的一类非线性系统, 采用反步递推方法设计基于多层神经网络的自适应控制器。多层神经网络可较好地逼近非线性系统, 其权值能在系统先验知识不多的情况下在线调整, 给出了神经网络 Lyapunov 意义下稳定的在线自适应律。在设计控制器的过程中, 采用类加权形式 Lyapunov 函数, 使得控制器能有效处理自适应控制奇异性问题。仿真结果表明, 该控制器对系统参数的不确定性和有界干扰具有一定的鲁棒性, 并能保证闭环系统全局稳定。

关键词: 不确定非线性; 反步自适应控制; 神经网络; 类加权 Lyapunov 函数; 奇异性

中图分类号: TP11 **文献标识码:** A

Adaptive backstepping neural control for a class of uncertain nonlinear systems

YU Zhan-dong, WANG Qing-chao

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China Correspondent: YU Zhan-dong, Email: zhandong_yu@sina.com)

Abstract: A class of unknown nonlinear systems, which are not in parameter-linearizable expression with uncertain high-order disturbance, are considered. Based on backstepping approach, a multiplayer neural network adaptive controller is presented for the nonlinear systems. Approximating nonlinear dynamic is one of the performances of multiplayer neural networks, and the NN weights are turned on-line without more prior knowledge of systems. The NN weight turn law is designed by Lyapunov synthesis approach, and the stabilization of the law is proved. Moreover, a novel quasiweighted Lyapunov function is modified, which disposes effectively the issue of the singularity-free adaptive control. The simulation result shows that the controller is robust to some nonlinear uncertainties and bounded disturbance, and it can guarantee the global boundedness of all closed-loop signals.

Key words: uncertain nonlinearity; adaptive backstepping control; neural network; quasiweighted Lyapunov function; singularity

1 引 言

非线性系统的自适应控制已引起人们广泛关注。研究表明, 若系统满足链式结构, 便可用反步递推方法进行控制器设计。在链式系统研究中, 线性参数化非线性系统的自适应控制取得了一定进展。文献 [1] 首次提出 Backstepping 自适应控制设计方

法, 用于解决闭环系统全局稳定和跟踪问题。随后出现许多此类不确定非线性的状态反馈控制和输出反馈控制的报道^[2~4]。但实际系统的非线性过程往往不能看成未知参数和已知非线性函数的线性组合形式, 且非线性函数已知的条件也过于苛刻。文献 [3, 4] 虽能处理不可线性参数化的非线性系统, 但也有

收稿日期: 2003-04-29; 修回日期: 2003-06-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60274002)。

作者简介: 于占东 (1976—), 男, 吉林德惠人, 博士生, 从事非线性自适应控制、智能控制等研究; 王庆超 (1950—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 教授, 博士生导师, 从事大系统递阶控制、过程控制等研究。

其局限性

本文针对含有高阶不确定扰动项且不可参数线性化的一类非线性系统,采用多层神经网络方法逼近非线性过程;对于自适应过程中控制奇异现象,通过构造类加权形式的Lyapunov函数,设计一种非奇异控制律加以解决.该控制律对系统参数不确定性和有界干扰具有一定的鲁棒性,并能保证闭环系统全局有界.

2 问题描述

2.1 非线性系统数学模型

考虑如下不确定系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = f_i(X_i) + g_i(X_i)x_{i+1} + \Delta_i(X, t), & 1 \leq i \leq n-1; \\ \dot{x}_n = f_n(X) + g_n(X)u + \Delta_n(X, t); \\ y = x_1. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u, y \in R^1$ 为系统输入和输出; $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为系统状态; $X_i = [x_1, x_2, \dots, x_i]$, $f_i(X_i)$ 和 $g_i(X_i)$ 均为未知光滑函数,且不能表示成线性化参数形式; Δ_i 是非匹配不确定项.

此类系统控制问题的难点在于 $g_i(X)$ 的不确定性.若采用自适应估计方法,在估计过程中可能产生奇异现象.因此,本文采用类加权形式的Lyapunov函数,无需估计函数 g_i ,从而避免了奇异问题.

设 y_r 为系统的期望输出,则系统(1)满足以下假设:

假设 1 $g_i(X)$ 的符号已知,存在常数 $g_{i0} > 0$ 及光滑有界函数 $G_i(X)$ (与 $g_i(X)$ 同号),满足 $g_{i0} |g_i(X)| = |G_i(X)|$,且使 $\beta_i(x_i) = |G_i(x_i)/g_i(x_i)|$ 的导数有界.

假设 2 对于每个子系统的非匹配高阶项 $\Delta_i(X, t)$,存在已知函数 $\mu_i(X)$,使得 $|\Delta_i| \leq \lambda |\mu_i|$, $i = 1, 2, \dots, n$.式中: $\lambda > 0$ ($1 < i < n$), μ_i 为光滑非线性函数.

假设 3 $y_r^{(i)}$ ($i = 0, 1, \dots, n$) 分段连续有界,且处于已知有界紧集上.

假设 1 说明光滑函数 $g_i(X)$ 或正定,或负定,不变号.不妨设 $g_i(X) > 0$,则 $g_{i0} = g_i(X) = |G_i(X)|$.对于满足能控性要求的物理系统,不难找出 $G_i(X)$ 和 g_{i0} 作为 $g_i(X)$ 的上下界函数,且满足比值导数有界条件.不妨设 $|\dot{\beta}_i(X)| \leq 2\kappa$, $\kappa \geq 0$.

2.2 多层神经网络逼近

根据万能逼近定理(Hornik, 1991),多层神经网络能以任意精度逼近紧集上的连续实函数.本文

采用3层前向神经网络: $F = W^T \Psi(V^T Z)$.其中: $Z \in R^m$ 为输入向量; W 和 V 分别为神经网络的权值阵, $W \in R^{l \times l}$, $V \in R^{m \times l}$, l 是网络节点个数.隐层非线性采用 Sigmoid 函数.于是非线性函数可逼近为

$$h(Z) = W^{*T} \Psi(V^{*T} Z) + \rho \quad (2)$$

其中: ρ 为逼近误差, W^* 和 V^* 为最佳逼近时的理想权值矩阵.设 \hat{W} 和 \hat{V} 为自适应律对网络权值的估计值, $\tilde{W} = \hat{W} - W^*$, $\tilde{V} = \hat{V} - V^*$ 为权值估计误差,则有如下引理:

引理 1^[3] 3层神经网络逼近误差可表示为

$$\begin{cases} \hat{W}^T \Psi(\hat{V}^T Z) - W^{*T} \Psi(V^{*T} Z) = \\ \tilde{W}^T (\hat{\Psi} - \hat{\Psi} \hat{V}^T Z) + \tilde{W}^T \hat{\Psi} \hat{V}^T Z + d_u, \\ \hat{\Psi} = \Psi(\hat{V}^T Z), \hat{\Psi} = \text{diag}\{\hat{\Psi}_1, \hat{\Psi}_2, \dots, \hat{\Psi}_l\}, \\ \hat{\Psi}_i = \Psi(v_i^T Z) = d[\Psi(z_a)]/dz_a|_{z_a=v_i^T Z}, \\ |d_u| \leq \begin{bmatrix} V^* & F & ZW^T \hat{\Psi} & F + \\ W^* & \hat{\Psi} \hat{V}^T Z & + & W^* \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\|\cdot\|_1$ 为矩阵的1范数, $\|\cdot\|_2$ 为矩阵的2范数, $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的Frobenius范数.其他符号说明见文献[3].

3 反步自适应神经网络控制器设计

本节采用反步递推法,通过构造类加权形式的Lyapunov函数,设计非奇异的控制律.令 $z_1 = x_1 - y_r$, $z_2 = x_2 - \alpha$, ..., $z_n = x_n - \alpha_{n-1}$.其中 α 为虚拟控制量.

第 1 步 设函数 $V_0 = (1/2) \beta_1(X_1) z_1^2$,显然 V_0 正定.对该函数取时间导数,并利用假设 1 可得

$$\dot{V}_0 = z_1 \beta_1 [f_1(X_1) + g_1(X_1)(z_2 + \alpha) + \Delta_1(X, t) - \dot{y}_r] + \kappa_1 z_1^2 \quad (4)$$

在 f, g, Δ 确知的情况下,可通过上式构造出虚拟控制量 α 进而实现对系统的控制.但因 f, g, Δ 的不确定性,所以应通过神经网络对其逼近.设

$$F_1 = \beta_1 f(X_1) + \kappa_1 z_1 - \beta_1 \dot{y}_r = W_1^T \Psi(V_1^T Z_1) + \rho_1, \quad (5)$$

其中 $Z_1 = [X_1, y_r, \dot{y}_r, 1]^T$.子系统类加权Lyapunov函数为

$$V_1 = V_0 + \frac{1}{2} [\tilde{W}_1^T \Gamma_{w_1} \tilde{W}_1] + \frac{1}{2} \text{tr}\{\tilde{V}_1^T \Gamma_{v_1} \tilde{V}_1\}, \quad (6)$$

其中 Γ 表示误差权重矩阵.取式(6)的时间导数,令

$$\alpha_1 = - [W_1^T \Psi(V_1^T Z_1) + c_1 \beta_1 |\mu_1|^2 z_1 + k_1(t) z_1] / G_1(X_1), \quad (7)$$

$$\dot{W}_1 = -\Gamma_{w_1} [(\hat{\Psi} - \hat{\Psi} \hat{V}_1^T Z_1) z_1 -$$

$$\alpha_w \hat{W}_1 \alpha_w > 0, \quad (8)$$

$$V_1 = \Gamma_{v1} [Z_1 W_1^T \hat{\Psi}^T Z_1 - \alpha_{v1} V_1] \alpha_{v1} > 0, \quad (9)$$

根据假设 2 和引理 1, 有

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & z_1 G_1(X_1) z_2 - k_1(t) z_1^2 + (\rho_1 - d_{u1}) z_1 - \\ & \alpha_w \hat{W}_1^T \hat{W}_1 - \alpha_{v1} \text{tr}\{\hat{V}_1^T \hat{V}_1\} - \\ & c_1 \beta_1 [|\mu_1|^2 |z_1|^2 - \lambda_1 |\mu_1| |z_1| / c_1] \end{aligned} \quad (10)$$

因为

$$\begin{aligned} 2\hat{W}_1^T \hat{W}_1 = & \hat{W}_1^{*2} - W_1^{*2}, \\ 2\text{tr}\{\hat{V}_1^T \hat{V}_1\} = & \hat{V}_1^{*2} - V_1^{*2}, \end{aligned}$$

令

$$k_1(t) = \frac{Z_1 W_1^T \hat{\Psi}^{*2}}{\epsilon_1} + \frac{\hat{\Psi} V_1^T Z_1^2}{\epsilon_1} + \frac{1}{2\epsilon_1} + \frac{G_1(x_1)}{\epsilon_1}.$$

$$\xi_1 = \min\{g_{10}/\epsilon_1, \alpha_w/\lambda_{\max}(\Gamma_{w1}^{-1}), \alpha_{v1}/\lambda_{\max}(\Gamma_{v1}^{-1})\},$$

其中: $\lambda_{\max}(\bullet)$ 为网络加权矩阵最大特征值, $\epsilon_1 > 0$

设

$$\begin{aligned} N_1 = & \frac{1}{4}\epsilon_1 V_1^{*2} + \frac{1}{4}\epsilon_1 W_1^{*2} + \\ & \epsilon_1 W_1^{*2} + \epsilon_1 |\rho_1|^2 + \frac{1}{2}\alpha_{v1} W_1^{*2} + \\ & \frac{1}{2}\alpha_{v1} V_1^{*2} + \beta_1 \lambda_1^2 / 4c_1, \end{aligned}$$

则式(10)可简化为

$$\dot{V}_1 = -\xi_1 V_1 + N_1 + z_1 G_1(X_1) z_2 \quad (11)$$

第 n 步 设第 n 阶子系统类加权 Lyapunov 函数为

$$\begin{aligned} V_n = & V_{n-1} + \frac{1}{2}\beta_n z_n^2 + \frac{1}{2}[W_n^T \Gamma_{wn} W_n] + \\ & \frac{1}{2}\text{tr}\{\hat{V}_n^T \Gamma_{vn}^{-1} \hat{V}_n\}. \end{aligned} \quad (12)$$

利用第 1 步方法得到如下控制律和自适应律:

$$u = -[W_n^T \hat{\Psi}(V_n^T Z_n) + c_n \beta_n |\mu_n|^2 z_n + k_n(t) z_n + G_{n-1}(X_{n-1}) z_{n-1}] / G_n(X), \quad (13)$$

$$\dot{W}_n = \Gamma_{wn} [(\hat{\Psi} - \hat{\Psi} V_n^T Z_n) z_n - \alpha_{wn} \hat{W}_n], \quad (14)$$

$$\dot{V}_n = \Gamma_{vn} [Z_n W_n^T \hat{\Psi}^T z_n - \alpha_{vn} \hat{V}_n] \quad (15)$$

最终式(12)的导数可简化为

$$\dot{V}_n = -\xi_n V_n + \sum_{j=1}^n N_j, \quad (16)$$

其中

$$\begin{aligned} \xi_n = \min\{& g_{n0}/\epsilon_n, \dots, g_{n0}/\epsilon_n, \alpha_{wn}/\lambda_{\max}(\Gamma_{wn}^{-1}), \dots, \\ & \alpha_{wn}/\lambda_{\max}(\Gamma_{wn}^{-1}), \alpha_{vn}/\lambda_{\max}(\Gamma_{vn}^{-1}), \dots, \\ & \alpha_{vn}/\lambda_{\max}(\Gamma_{vn}^{-1})\}, \end{aligned}$$

而 $k_i(t)$ 和 N_i 的表达式分别与 $k_1(t)$ 和 N_1 的相似, 只是各变量的下角标变为 i

式(13) ~ (15) 即为反步自适应神经网络控制

律 该控制律的求取过程由于采用了类加权形式的 Lyapunov 函数, 从而避免了对子系统控制增益直接估计所带来的控制奇异问题

在文献[3, 4]中, 神经网络输入节点为 $Z_i = [X_i, \alpha_{i-1}, \hat{\alpha}_{i-1}/\alpha_{i-1}, \omega_{i-1}, 1]^T, 2 \leq i \leq n$ 其中

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{i-1} = & \frac{\partial \alpha_{i-1}}{\partial X_{i-1}} \lambda_{i-1} + \omega_{i-1}, \\ \omega_{i-1} = & \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\partial \alpha_{i-1}}{\partial y_r^{(i-1)}} y_r^{(j)} + \\ & \sum_{j=1}^{i-1} \left[\frac{\partial \alpha_{i-1}}{\partial W_j} W_j + \sum_{r=1}^N \frac{\partial \alpha_{i-1}}{\partial V_{jr}} V_{jr} \right]. \end{aligned}$$

因 α_{i-1} 解析式较为复杂, 其偏导数的求取比较困难, 故本文多层神经网络输入节点直接选取 $Z_i = [X_i, \alpha_{i-1}, \hat{\alpha}_{i-1}, 1]^T$, 其中 α_{i-1} 的导数可采用数值形式 当采样时间足够短时, 这样近似是合理的

4 稳定性分析

定理 1 在假设 1 ~ 3 下, 将控制律(13) ~ (15) 作用于此类不确定非线性系统(1), 则闭环系统信号全局一致有界, 且闭环系统跟踪误差满足

$$\begin{aligned} |y - y_d| \leq & \sqrt{2 \left| V(0) - \frac{1}{\xi_n} \sum_{j=1}^n N_j \right|} e^{-\xi_n t} + \sqrt{\frac{2}{\xi_n} \sum_{j=1}^n N_j}. \end{aligned} \quad (17)$$

证明 取系统 Lyapunov 函数 $V(t)$, 利用式(16)得

$$\frac{d}{dt}(V(t) e^{\xi_n t}) = e^{\xi_n t} \sum_{j=1}^n N_j \quad (18)$$

对式(18)在 $[0, t]$ 上积分, 并用 $e^{-\xi_n t}$ 乘以该式两端, 得

$$V(t) = \left[V(0) - \frac{1}{\xi_n} \sum_{j=1}^n N_j \right] e^{-\xi_n t} + \frac{1}{\xi_n} \sum_{j=1}^n N_j \quad (19)$$

由 $V(t)$ 和 N_j 的定义及式(19)可知, 当 t 足够大时, $V(t)$ 的有界性不依赖于 Lyapunov 函数的初值, 而仅取决于式(19)右端第 2 项 由第 3 节可知该项有界, 因此 z_i, W 和 V 全局有界 又因 $V = (y - y_r)^2/2$, 所以

$$\begin{aligned} (y - y_r)^2 \leq & 2 \left[V(0) - \frac{1}{\xi_n} \sum_{j=1}^n N_j \right] e^{-\xi_n t} + \frac{2}{\xi_n} \sum_{j=1}^n N_j, \end{aligned} \quad (20)$$

则式(17)得证

闭环系统仅能保证输出有界跟踪, 却无法使误差充分小 这主要因为式(17)中存在第 2 项 通过调整 $\epsilon_i, \Gamma_{wi}, \Gamma_{vi}, \alpha_{wi}$ 和 α_{vi} 可减少输出误差, 但应综合考

考虑 ϵ 的大小影响 Lyapunov 函数的收敛速度, 过大会使 Lyapunov 函数的收敛速度减慢, 过小会影响系统鲁棒性能 Γ_{w_i} 和 Γ_{v_i} 是 Lyapunov 函数中神经网络参数误差的权重比, 提高权重可提高逼近精度, 但权重过大, 会使 Lyapunov 函数中状态变量的影响降低, 控制精度不能保证 σ_{w_i} 和 σ_{v_i} 影响神经网络参数估计的收敛速度, 也需适当调整

5 仿真算例

将反步自适应神经网络控制器应用于一阶倒立摆系统, 研究其在跟踪正弦轨迹控制问题中的具体应用

倒立摆动力学方程为

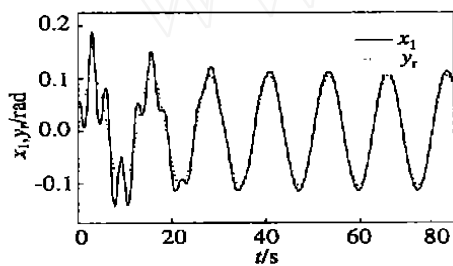
$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, \\ \dot{x}_2 &= \frac{215.6 \sin x_2 - 0.5 \sin(2x_1)}{14.67 - \cos^2 x_1} + \frac{20 \cos x_1}{14.67 - \cos^2 x_1} u + \Delta \end{aligned}$$

其中: x_1 为摆臂的转角, x_2 为摆臂的角速度, u 为系统控制量, $\Delta = 10x_2 \sin(10t)$ 为非匹配高阶扰动项

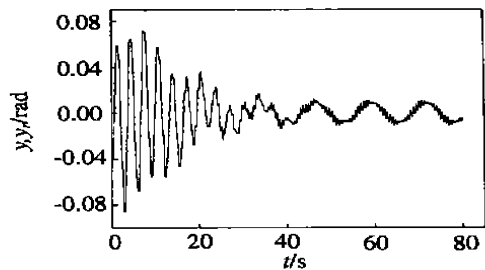
参考信号选为 $y_r = (\pi/30) \sin(0.5t)$.

因为控制增益项小于 1.46, 故取 $G_2(X) = 1.5$ 取神经网络隐层节点数为 10, $W_1, W_2 \in R^{10}, V_1, V_2 \in R^{4 \times 10}, V_3 \in R^{5 \times 10}$. 神经网络权值的初始值 $W_1(0)$ 和 $W_2(0)$ 取零向量, $V_1(0)$ 和 $V_2(0)$ 矩阵的元素在 $[-0.5, 0.5]$ 之间任意取值 系统状态初值 $x_1 = \pi/60, x_2 = 0$ 其他参数: $\Gamma_{w_1} = \text{diag}\{1\}, \Gamma_{w_2} = \text{diag}\{20\}, \Gamma_{v_1} = \text{diag}\{10\}, \Gamma_{v_2} = \text{diag}\{10\}, \sigma_{w_1} = 0.01, \sigma_{w_2} = 0.05, \sigma_{v_1} = 10^{-4}, \sigma_{v_2} = 0.002, \epsilon_1 = \epsilon_2 = 5$, 神经网络 Sigmoid 函数的参数 $\gamma = 3$ 因为 $|\Delta_2| < 10$, 故有 $|\mu_2| = 1$ 仿真过程中取 $c_2 \beta_2 = 15.0$, 采样时间为 0.01 s 仿真结果如图 1 所示

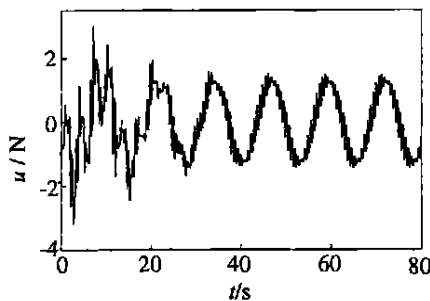
图 1(a) 和 (b) 分别是闭环系统状态输出曲线及跟踪偏差曲线 可以看出, 在初始阶段, 由于神经网络权值参数逐渐调整, 系统跟踪误差较大; 但经过 2 个周期之后, 系统跟踪误差趋于稳定 由图 1(c) 可知, 控制量在神经网络权值初始调整阶段偏大, 但一段时间之后, 控制量趋于稳定 图 1(d) 说明多层神经网络加权矩阵的范数有界, 并趋于稳定



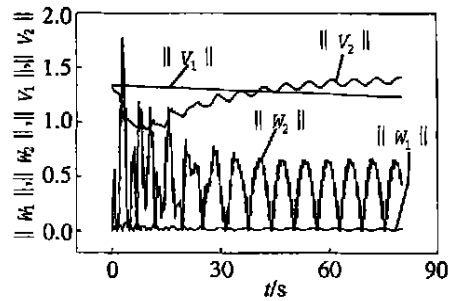
(a) 状态输出



(b) 跟踪偏差



(c) 控制量



(d) 加权矩阵范数

图 1 系统仿真曲线

6 结 语

本文研究具有不确定性扰动项且不可参数线性化的一类非线性系统的控制问题 文中采用反步递推方法, 设计基于多层神经网络的自适应控制器 该模型带有不确知匹配项 g , 并且存在高阶未知非

匹配项 Δ , 代表了更为广泛的一类非线性系统 为避免自适应控制中的奇异现象, 采用类加权形式 Lyapunov 函数, 得到了稳定的控制律 本文对神经网络输入节点的选取更为简洁, 有利于在线实时计算 (下转第 569 页)

$$\hat{\theta}(t) = 7 - \int_0^t \left[\frac{1}{35} s(\tilde{q}(\zeta)) - \frac{1}{130} s_9(\theta(\zeta)) \right] d\zeta$$

当估计参数域包含参数真实值且存在干扰时, 图 1(估计参数域 Ω 为 [7, 11]) 为两种控制算法仿真结果的比较。显然, 输出反馈鲁棒自适应控制系统仍是稳定的, 而常规自适应系统则是不稳定的。

当估计参数域不包含真实参数 θ 时, 图 2(估计参数域为 [0, 8]) 验证了鲁棒控制器对参数域估计误差的鲁棒性, 包括有干扰和无干扰两种情况。

需要指出的是, 控制信号均已进入控制器的饱和区, 这说明输入受限的设计起了作用。该算例充分验证了本文算法的鲁棒性和有效性。

5 结 语

考虑输入受限的情况, 在文献[9]提出的鲁棒自适应状态反馈跟踪控制的基础上, 本文通过一个线性一阶滤波器, 实现鲁棒自适应的输出反馈跟踪控制, 解决了机器人力矩受限条件下的输出反馈自适应跟踪控制及其鲁棒性的问题, 并证明了当满足持续激励条件且估计参数域包含参数真实值时, 闭环系统能够实现渐近稳定跟踪。本算法简单有效, 提高了控制系统的鲁棒性和控制品质, 特别对于参数域估计误差即参数域的估计错误也具有很强的鲁棒性。

参考文献(References):

- [1] Lin Z. Global control of linear systems with saturating actuators[J]. *Automatica*, 1998, 34(7): 897-905.
- [2] Hu T, Lin Z. Practical stabilization of exponential unstable linear systems subject to actuator saturation nonlinearity and disturbance[J]. *Int J Robust Nonlinear Control*, 2001, 11(6): 555-588.
- [3] Huang S, Lam J. Saturated linear quadratic regulation

of uncertain linear systems: stability region estimation and controller design[J]. *Int J Control*, 2002, 75(2): 97-110.

- [4] Dona J A, Goodwin G C, Moheimani S O R. Combining switching, over-saturation and scaling to optimize control performance in the presence of model uncertainty and input saturation[J]. *Automatica*, 2002, 38(7): 1153-1162.
- [5] Glad S T, Isaksson A J. Bounds on the response time under control constraints [J]. *Automatica*, 2001, 37(12): 2073-2076.
- [6] Lozano R, Brogliato B. Adaptive control of robot manipulators with flexible joints [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1992, 37(2): 174-181.
- [7] Laib A. Adaptive output regulation of robot manipulators under actuator constraints [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2000, 16(1): 29-35.
- [8] Dixon W E, Queiroz M S, Zhang F, et al. Tracking control of robot manipulators with bounded torque inputs[J]. *Robotica*, 1999, 17(2): 121-129.
- [9] 黄春庆, 王兴贵, 王祖光. 输入力矩受限的机器人鲁棒自适应跟踪控制[J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(3): 338-344.
(Huang C Q, Wang X G, Wang Z G. Robust-adaptive tracking control of robot manipulators with bounded torque inputs [J]. *Control Theory and Applications*, 2003, 20(3): 338-344.)
- [10] Huang C Q, Wang X G, Wang Z G. A class of transpose jacobian-based NPD regulators for robot manipulators with an uncertain kinematics [J]. *J of Robotic Systems*, 2002, 19(11): 527-539.

(上接第 564 页)

参考文献(References):

- [1] Kanellakopoulos L, Kokotovic P V, Morse A S. Systematic design of adaptive controllers for feedback linearizable systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1991, 36(11): 1241-1253.
- [2] Nikiforov V O, Voronov K V. Adaptive backstepping with a high-order turner [J]. *Automatica*, 2001, 37(12): 1953-1960.

- [3] Wang D, Huang J. Adaptive neural network control for a class of uncertain nonlinear systems in pure-feedback form [J]. *Automatica*, 2002, 38(8): 1365-1372.
- [4] Zhang T, Ge S, Hang C. Adaptive neural network control for strict-feedback nonlinear systems using backstepping design [J]. *Automatica*, 2000, 36(12): 1835-1846.