论 文

参数突变自由漂浮空间机器人神经集成控制

张文辉*, 叶晓平

丽水学院工学院, 丽水 323000

* 通信作者. E-mail: hit_zwh@126.com

收稿日期: 2010-09-14; 接受日期: 2011-02-15

浙江省自然科学基金 (批准号: LZ12F02001) 资助项目

摘要 本文以自由漂浮空间机器人为被控对象, 针对机器人手臂在捕获大质量目标后, 如何保证控制精度这一问题, 提出基于神经网络的鲁棒控制策略. 由于测量误差和外界干扰等因素的影响, 空间机器人系统存在参数和非参数两种不确定性, 利用径向基函数神经网络来学习系统的未知参数不确定性, 设计隐层和输出层之间权值参数学习律来保证自适应在线调整, 鲁棒控制器补偿非参数不确定性和神经网络的逼近误差, 利用冗余机理来集成两种控制器, 从而确保了捕获后的控制精度, 基于 Lyapunov 理论证明了整个闭环系统全局渐进稳定. 所提控制方法无需空间机械臂精确数学模型, 仿真结果表明了这种控制器的有效性, 且由于空间机械臂的低速工况, 这为神经网络提供了充足的学习时间, 保证了工程应用的实时性. 该控制方法对于国防、航空航天及其安全领域具有重要的工程应用价值.

关键词 空间机械臂 径向基函数神经网络 变结构控制 自适应 鲁棒控制 全局渐进稳定

1 引言

考虑到太空环境危险性及探索经济性, 需要空间机械臂协助或代替宇航员完成艰巨危险的任务^[1~3]. 空间机械臂的用途包括: 通过机械手臂捕捉失效卫星进行回收利用; 补充飞行器燃料及在轨修理, 进而延长机器工作寿命; 进行大型空间机构的搬运和组装; 清理太空垃圾以避免卫星相撞; 进行航天飞机和空间站对接及分离操作等. 随着太空技术的进一步发展, 空间机械臂系统将在未来空间探索中扮演越来越重要的角色. 地面机械臂本身就是一种多输入多输出非线性时变系统^[4,5], 由于空间机械臂基体的漂浮特性及所处的空间微重力状态, 呈现出比地面固定机械臂更强的耦合性和非线性. 对于漂浮基空间机械臂来说目前传统的控制策略有 PID 控制 (proportion integration differentiation)、计算力矩法、鲁棒控制、自适应控制、变结构控制等^[6~10].

但上述几种控制方法很难获得较好的控制精度, 这是因为 PID 控制完全不考虑机械臂的动力学特性, 因此系统控制精度难以保证; 计算力矩控制的思想为: 利用机械臂的动力学模型, 在内控制回路中引入非线性补偿, 使这个复杂的非线性强耦合系统实现了全局线性化解耦, 但该方法需要精确的数学模型, 这在实际控制中难以实现. 变结构控制是一种不连续的反馈控制方式, 在切换面上具有滑动方式的特点, 因而存在“抖振”现象, 且对于不确定部分需要知道未知上界; 自适应控制难以解决非参数不确定问题; 鲁棒控制需要保守的不确定上界, 因此也非最佳控制.

引用格式: 张文辉, 叶晓平. 参数突变自由漂浮空间机器人神经集成控制. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 1435–1444

图 1 空间机械臂连杆参数

Figure 1 Parameters of space manipulators

智能控制是控制理论发展的高级阶段, 是一类具有模拟人类学习和自适应能力的高级信息与控制系统, 它主要包括专家系统、模糊控制及神经网络控制等^[11~17], 用来解决那些用传统方法难以解决的复杂系统的控制问题. 智能控制的研究对象不同于传统控制, 受控对象不再需要精确的数学模型, 其研究对象的具体特征为: 1) 不确定性; 2) 高度的非线性; 3) 复杂的任务要求. 其中专家系统及模糊控制均需要先验知识, 而神经网络控制由于具有非线性学习能力而受到广泛关注, 在机械臂控制领域取得了一定的可以借鉴的成果.

Kim 等^[18] 和谢箭等^[19] 利用神经网络来学习系统的不确定部分, 且达到了最终一致有界. Huang 等^[20] 提出了神经预测控制方法, 但该方案仅用于单输入单输出系统. Hu 等^[21] 通过神经网络在线学习系统不确定模型, 利用变结构控制器来消除逼近误差和外部干扰. Edgar 等^[22] 针对多输入多输出系统提出了神经网络自适应控制方案, 通过鲁棒项消除系统的建模误差, 达到了较好的效果. 但上述神经网络控制方案均没有考虑神经网络在学习初期的动态特性, 且也没有考虑空间机械臂在攻防对抗或其他极端工况会造成模型参数发生突变, 进而导致缺乏动态特性的神经网络控制器失效后, 系统稳定性如何保证的问题.

本文采用了自适应神经集成控制策略来处理参数突变问题. 利用神经网络在其逼近域内自适应学习并逼近系统的参数不确定部分, 神经网络采用局部泛化的 RBF (radial basis function) 网络确保了学习的快速性; 隐含层及输出层间的权值参数采用在线实时调整, 无需训练样本及离线学习阶段; 非参数不确定部分采用鲁棒控制器来消除; 神经网络的状态空间按逼近特性进行划分后, 通过与变结构控制器结合, 从而形成具有冗余特性的集成控制器. 基于 Lyapunov 理论证明了系统的 global asymptotical stability (GAS). 由于空间机械臂的低速工况, 这为径向基神经网络提供了充足的学习时间, 保证了工程应用的实时性. 仿真实验表明该方案能够快速处理极端工况, 对于重大安全领域具有重要工程价值.

2 自由漂浮空间机械臂动力学方程

考虑如图 1 空间机械臂单臂模型. 定义坐标系如下: B_0 为航天器平台; $B_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为机械臂的第 i 个连杆; J_i 为连接 B_{i-1} 和 B_i 的关节; C_i 为 B_i 的质心; $\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_i \in \mathbb{R}^3$ 分别为从 J_i 指向 C_i , C_i 指向 J_{i+1} 的位置矢量; $\mathbf{k}_i \in \mathbb{R}^3$ 为表示 J_i 旋转方向的单位矢量; $\mathbf{r}_i \in \mathbb{R}^3$ 为 B_i 质心的位置矢量; $\mathbf{r}_g \in \mathbb{R}^3$ 为系统质心的未知矢量; $\mathbf{p}_e \in \mathbb{R}^3$ 为空间机械臂末端位置矢量; $I_i \in \mathbb{R}^3$ 为表示连杆 i 相对其质心的惯量; O_I 为惯性系原点; O_g 为整个系统的质心; m_i 为 B_i 的质量; M 为 $M = \sum_{i=1}^n m_i$;

$q_m \in \mathbb{R}^n$ 为空间机械臂各关节角向量, 即 $q_m = [q_1 \cdots q_n]$; $q_b \in \mathbb{R}^3$ 为表示机械臂本体的姿态矢量, $q_b = [q_{b1}, q_{b2}, q_{b3}]$; $q_d \in \mathbb{R}^n$ 为期望的关节角向量 $q_d = [q_{d1} \cdots q_{dn}]$; $\Sigma_I, \Sigma_E, \Sigma_B$ 分别表示惯性系、机械臂末端坐标系、基体坐标系.

本文对漂浮基空间机械臂进行如下假设, 且不失一般性:

1) 自由漂浮空间机械臂系统包含 n 个杆件, 每个关节具有一个转动自由度, 并且受主动控制. 机械臂载体的位置和姿态不受主动控制.

2) 不考虑机构及关节角限制, 忽略微重力, 系统不受外力及外力矩.

3) 各构件均为刚体模型, 系统为刚体系统.

考虑到实际中存在包括摩擦力矩在内的未建模动态及扰动, 则基座位置、姿态均不受控的 n 关节空间机械臂自由漂浮的动力学方程为^[19]

$$M(q_m)\ddot{q}_m + C(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_m + d = \tau, \quad (1)$$

式中 q_m 为空间机械臂关节角, $q_m, \dot{q}_m, \ddot{q}_m \in \mathbb{R}^n$ 为关节角向量、速度和加速度向量; $M(q_m) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为空间机械臂系统的惯量矩阵; $C(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_m \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为离心和科氏力的列阵; $d \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为系统摩擦及扰动; $\tau \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为作用在空间机械臂关节上的驱动力矩.

空间机械臂动力学方程 (1) 具有如下性质^[19]:

性质 1 $M(q_m)$ 是对称正定惯性矩阵.

性质 2 $\dot{M}(q_m) - 2C(q_m, \dot{q}_m)$ 为斜对称阵, 满足 $X^T[\dot{M} - 2C]X = 0$.

下面进行的研究将用到如下假设:

假设 1 自由漂浮空间机械臂期望轨迹 $q_d, \dot{q}_d$ 及 $\ddot{q}_d$ 均有界.

3 自由漂浮空间机械臂神经集成鲁棒控制

对于自由漂浮空间机械臂模型 (1), 定义 q_r 为参考轨迹, $\dot{q}_r = \dot{q}_d + \Lambda e$, e 为位置跟踪误差, $e = q_d - q_m$, s 为滤波误差滑面, $s = \dot{e} + \Lambda e$, K_v 为正定矩阵, $\Lambda \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为正定矩阵. 则自由漂浮空间机械臂的闭环系统误差方程为

$$M(q_m)\dot{s} + C(q_m, \dot{q}_m)s = M(q_m)\ddot{q}_r + C(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r + d - \tau. \quad (2)$$

这里假设 $d = 0$, 且空间机械臂的参数动力学模型可以精确获得, 设计补偿项加 PD 控制的控制律, 即 $\tau = M(q_m)\ddot{q}_r + C(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r + K_v s$, 通过 Lyapunov 理论可以获得闭环系统的 GAS. 然而对于实际工况, 空间机械臂动力学参数模型很难精确获得, 同时还要考虑不确定因素 $d \neq 0$. 因而在实际工程中只能建立空间机械臂的估计模型 $\hat{M}(q_m)$ 和 $\hat{C}(q_m, \dot{q}_m)$, 设计其控制律为

$$\tau = \hat{M}(q_m)\ddot{q}_r + \hat{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r + K_v s. \quad (3)$$

定义误差参数模型为 $\tilde{M} = M - \hat{M}$, $\tilde{C} = C - \hat{C}$, 取 Lyapunov 函数为 $V = \frac{1}{2}s^T M s$, 通过联立式 (2) 及 (3) 可以得到下式:

$$\dot{V} = s^T [\tilde{M}(q_m)\ddot{q}_r + \tilde{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r + d - K_v s]. \quad (4)$$

由上式可以看出, 当 $\tilde{M} \neq 0$, $\tilde{C} \neq 0$ 或 $d \neq 0$ 时, 则无法获得 $\dot{V} \leq 0$, 即系统的稳定性无法保证. 为了获得较好的控制效果, 需要补偿系统不确定部分, 即参数不确定部分 $\tilde{M}(q_m)\ddot{q}_r + \tilde{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r$ 及非参数不确定部分 d .

假设 2 存在正常数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 使非参数不确定部分 d 的范数满足 $\|d\| \leq \lambda_1 + \lambda_2\|e\| + \lambda_3\|\dot{e}\|$.

这里设系统参数不确定部分补偿项为 f , 非参数不确定补偿项为 u . 令 $\hat{\lambda} = \gamma_1\rho\|\alpha\|$, $\dot{\alpha} = -\gamma_2\alpha$, 则

$$f = \tilde{M}(q_m)\ddot{q}_r + \tilde{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r, \quad (5)$$

$$u = \frac{(\rho\hat{\lambda})^2}{\rho\hat{\lambda}\|s\| + \alpha^2}s, \quad (6)$$

其中 $\rho = \max(1, \|e\|, \|\dot{e}\|)$, $\hat{\lambda}$ 为 λ 的估计. γ_1, γ_2 为任意正常数.

则补偿后的控制律为

$$\tau = \hat{M}(q_m)\ddot{q}_r + \hat{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r + K_v s + f + u. \quad (7)$$

上述补偿后的控制律代入 Lyapunov 函数可以得出 $\dot{V} \leq 0$, 从而保证系统的稳定性.

神经网络控制具有自学习、自组织的能力, 能够在线和离线学习, 能够逼近任意非线性函数, 且具有联想存储功能和一定的容错的能力, 因而近些年受到控制界的广泛关注. 目前用于非线性逼近的神经网络模型主要有 BP 网络、径向基函数网络、CMAC 神经网络和动态神经网络等. 考虑到工程的实时应用, BP 网络及动态神经网络由于算法耗时而很少用于运动控制等方面, CMAC 由于计算速度快而最早用于机械臂控制, 但控制精度不高. RBF 神经网络属于局部泛化网络, 因而具有快速学习能力且可以无局部极小问题.

对于 RBF 神经网络来说, 设神经网络的输入为 x , θ^* 为神经网络的最优网络连接权值, ε 为神经网络的逼近误差, 则理想输出为

$$f = \theta^{*T}\phi(x) + \varepsilon, \quad (8)$$

$$\phi_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{\sigma_j^2}\right), \quad (9)$$

其中 $\phi(x)$ 为高斯型函数, 式中 c_j 是第 j 个基函数的中心, σ_j 表示基函数的宽度, $\|x - c_j\|$ 是向量 $x - c_j$ 的范数.

下面的讨论需要对 RBF 神经网络作如下假设:

假设 3 ε 满足 $|\varepsilon| = |\theta^{*T}\phi(x) - f| < \varepsilon_{dm}$, 这里 $\varepsilon_{dm} > 0$ 为任意小数.

假设 4 θ^* 有界, 且满足 $\|\theta^*\| \leq k$, $k > 0$.

则神经网络的估计输出为

$$\hat{f} = \hat{\theta}^T\phi(x), \quad (10)$$

其中 $\hat{\theta}$ 为神经网络的网络权值估计.

神经网络虽然具有较好的学习能力, 但是需要一定的学习时间, 且参数学习均是在逼近域内展开的, 有一定的逼近误差. 由于变结构控制具有良好的动态特性, 将变结构控制应用于逼近误差的消除可以使系统获得良好的鲁棒性. Sanner 等^[23]提出了神经网络与变结构结合的控制思想, 可以较好地利用各自的优点, 特别是利用变结构控制不受扰动的参数变化的影响这一重要特性. 考虑到空间机械臂所处的环境, 例如卫星的捕获等一些特殊工况, 当模型参数发生大的突然改变时, 系统稳定性可能破坏. 本文采用神经集成思想对参数突变不确定自由漂浮空间机械臂进行进一步研究. 将神经网络状

图 2 控制系统结构图

Figure 2 Control system structure

态空间划分为神经网络控制域 Ω_{NN} , 变结构控制域 Ω_{VS} 及两者共同控制域 Ω_{NV} . 对于神经网络的状态空间, 令 $x = (q, \dot{q}, \ddot{q}_r, \ddot{q}_r)$, x_0 为固定状态空间的位置, r_{nn} 为神经网络逼近域的球形半径, r_{nv} 为集成控制域的球形半径, $\|(\cdot)\|_{\bar{p}, w}$ 表示变量 $(\cdot)$ 的加权 $\bar{p}$ 范数.

对于参数不确定部分, 其神经集成补偿器设计为

$$\hat{f} = (1 - \psi(t))(\tau_{nn} + \tau_r) + \psi(t)\tau_v. \quad (11)$$

集成函数为

$$\psi(t) = \max \left\{ 0, \tanh \frac{\|x - x_0\|_{\bar{p}, w} - r_{nn}}{r_{nv} - r_{nn}} \right\}. \quad (12)$$

其中 $\|(\cdot)\|_{\bar{p}, w}$ 表示加权 $\bar{p}$ 范数, 当 $p = \infty$ 时

$$\|x\|_{\bar{p}, w} = \max \left\{ \frac{|x_1|}{w_1}, \frac{|x_2|}{w_2}, \dots, \frac{|x_n|}{w_n} \right\},$$

则基于神经集成的控制结构系统如图 2 所示.

引入 PD 控制便于调节, 则新的神经集成控制律设计为

$$\tau = \hat{M}(q_m)\ddot{q}_r + \hat{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_r + u + K_p e + K_d \dot{e} + \hat{f}, \quad (13)$$

$$\tau_{nn} = \hat{\theta}^T \varphi(x), \quad (14)$$

$$\tau_v = W_d \text{sgn}(s), \quad (15)$$

$$\tau_r = \varepsilon_{dm} \text{sgn}(s), \quad (16)$$

其中, τ_{nn} 为神经网络控制器, τ_v 为滑模变结构控制器, τ_r 为鲁棒控制器, $\tilde{\theta} = \theta^* - \hat{\theta}$ 为神经网络的权值估计误差, K_p, K_d 为增益正矩阵, $\eta > 0$, 式中 $W_d = \text{diag}\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 为变结构增益矩阵, 且满足 $w_i \geq |f_i|$, $(i = 1, 2, \dots, n)$.

神经网络权值矩阵的自适应学习算法为

$$\dot{\tilde{\theta}} = -(1 - \psi(t))\eta\phi s^T, \quad (17)$$

其中增益 $\eta > 0$, $\tilde{\theta} = \theta^* - \hat{\theta}$ 为权值估计误差.

4 自由漂浮空间机械臂系统的稳定性分析

定理 1 对于自由漂浮空间机械臂的动力学方程 (1), 在满足控制律式 (13) 及自适应律式 (17) 条件下, 可以保证闭环系统的全局渐近稳定.

取 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2}s^T Ms + \frac{1}{2}e^T(K_P + \Lambda K_d)e + \frac{1}{2}\gamma_1^{-1}\tilde{\lambda}^2 + \frac{1}{2}\gamma_2^{-1}\varepsilon^2 + \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{\theta}\eta^{-1}\tilde{\theta}^T). \quad (18)$$

对其两边微分得

$$\dot{V} = s^T M\dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{M}s + e^T K_P \dot{e} + e^T \Lambda K_d \dot{e} + \text{tr}(\tilde{\theta}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{\theta}}) + \gamma_1^{-1} \tilde{\lambda} \dot{\tilde{\lambda}} + \gamma_2^{-1} \varepsilon \dot{\varepsilon}. \quad (19)$$

由误差方程式 (2) 得

$$s^T M\dot{s} = s^T(f + d - \tau - Cs).$$

由于 $w_i \geq |f_i|$, $\varepsilon_{dm} > |\varepsilon_i|$, 从上式可知, 当满足 $\text{sgn}(s_i) \geq \frac{f_i}{w_i}$ 及 $\text{sgn}(s_i) \geq \frac{\varepsilon_i}{\varepsilon_{dm}}$, 由自适应律式 (17), 控制律式 (13) 代入, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq s^T(-u - d) + \gamma_1^{-1} \tilde{\lambda} \dot{\tilde{\lambda}} + \gamma_2^{-1} \varepsilon \dot{\varepsilon} \\ &\leq -\frac{(\rho\hat{\lambda})^2}{\rho\hat{\lambda}\|s\| + \varepsilon^2} \|s\|^2 + \|s\| \cdot \|d\| - \gamma_1^{-1} \tilde{\lambda} \dot{\tilde{\lambda}} - \varepsilon^2 \\ &\leq -\frac{\varepsilon^4}{\rho\hat{\lambda}\|s\| + \varepsilon^2}, \end{aligned} \quad (20)$$

则

$$\dot{V} \leq 0. \quad (21)$$

由 Lyapunov 稳定性理论可得系统信号 s , e 及 $\tilde{\theta}$ 一致有界, 由 $s = \dot{e} + \Lambda e$ 可知 $\dot{e}$ 一致有界. 再由假设 1 可得 $\ddot{q}_r$, $\dot{q}_r$, q 及 $\dot{q}$ 有界. 由假设 4 及 $\tilde{\theta}$ 有界, 可得 $\dot{\tilde{\theta}}$ 有界, 进而可得 $\dot{f}$ 及 τ 有界. 考虑到性质 2 及假设 1, 由式 (2) 得 $\dot{s}$ 有界. 设连续非负函数

$$V_1(t) = V(t) - \int_0^t (\dot{V}(t) + s^T K_v s) dt, \quad (22)$$

$$\dot{V}_1(t) = -s^T K_v s. \quad (23)$$

由于 $\dot{s}$ 有界, 则 s 一致连续, 这表明 $\dot{V}_1(t)$ 为时间的一致连续函数. 又 $V_1(t) > 0$ 且有界及 $\dot{V}_1(t) \leq 0$, 利用 Barbalat 引理可知 $t \rightarrow \infty$ 时, $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{V}_1(t) = 0$, 则 $e \rightarrow 0$ 及 $\dot{e} \rightarrow 0$.

5 仿真算例及分析

以如图 3 所示的自由漂浮双连杆空间机械臂为模型来验证所提控制方案的有效性. 其仿真参数为 $m_0 = 400$ kg, $m_1 = 10$ kg, $m_2 = 9$ kg, $I_0 = 66$ kg·m², $I_1 = 1.5$ kg·m², $I_2 = 0.5$ kg·m², $a_1 = 0.75$ m, $a_2 = 0.5$ m, $b_0 = 0.5$ m, $b_1 = 0.75$ m, $b_2 = 0.5$ m. 这里假设在 $t=7$ s 时空间机械臂系统参数发生很大变化, m_2 由 9 kg 变为 400 kg.

图 3 微重力环境下双连杆机械臂

Figure 3 2-DOF space manipulator in micro-gravity circumstance

通过与文献 [19] 进行仿真对比来说明所采用算法的有效性. 文献 [19] 所提的神经网络控制律仅能使系统达到一致最终有界.

$$\begin{aligned}\tau &= \hat{M}(q_m)(\ddot{q}_d + K_p e + K_d \dot{e}) + \hat{C}(q_m, \dot{q}_m)\dot{q}_m + \hat{f}, \\ \hat{f} &= \hat{\theta}^T \phi(x).\end{aligned}$$

为以示公平, 文献 [19] 中用到的 PD 控制器增益 K_p 和 K_d , 模型估计值 $\hat{M}, \hat{C}$ 及神经网络的结构参数与本文参数取相同值, 设工程实际中的估计取为 $\hat{M} = 0.5M$, $\hat{C} = 0.5C$. 摩擦及扰动为 $d = [q_1 \dot{q}_1 2 \sin t, q_2 \dot{q}_2 2 \sin t]^T$. 自由漂浮空间机械臂期望轨迹为 $q_{1d} = 1 + 0.5(\sin 0.2t + \sin 0.4t)$, $q_{2d} = 1 + 0.5(\cos 0.2t + \cos 0.4t)$. 仿真参数为 $W_d = \text{diag}\{500, 500\}$, $\varepsilon_{dm} = 0.6$, $\eta = 15$, $\Lambda = \text{diag}(5, 5)$, $\gamma_1 = 8$, $\gamma_2 = 0.6$, $R_{NN} = 1.0$, $R_{VS} = 1.05$, $K_d = \text{diag}\{10, 10\}$, $K_p = \text{diag}\{12, 12\}$. 基座及机械臂关节初始值分别取 $q_b(0) = 0$, $\dot{q}_1(0) = \dot{q}_2(0) = 0$, $q_1(0) = 0.1$, $q_2(0) = -0.1$. 选择状态空间参数为 $\|x - x_0\|_{\bar{p}, w} = \max(q_m/2, \dot{q}_m/4, \dot{q}_r/5, \ddot{q}_r/15)$. 神经网络控制域半径为 $r_{nn} = 1.0$, 两者共同的控制域半径为 $r_{nv} = 1.05$. 神经网络初始权值均为 0, 各基函数宽度为 10, 中心在零域附近随机选取. 隐层节点数为 60. 仿真结果见图 4~6. 其中图 5 为神经网络对不确定部分的逼近图, 逼近值为其无穷范数 $\|f(\cdot)\|$.

由图 4 可以看出, 两种控制方法均能够在大约不到 $t = 2$ s 内较好跟踪期望轨迹 q_d , 而由图 5 可以看出, 神经网络大约在不到 3 s 内精确逼近不确定模型, 从而获得了较好的控制效果. 由图 6(b) 可以看出, 变结构的参与使得初始阶段控制力矩相较图 6(a) 略大.

在 $t = 7$ s, 当空间机械臂模型参数发生很大改变时, 由图 4(a) 可以看出, 实际轨迹 q_m 开始脱离理想轨迹 q_d , 控制精度变差, 而图 4(b) 中可以看出, 实际轨迹 q_m 仍能够很好跟踪期望轨迹 q_d , 不受模型参数变化影响. 由图 5 可以看出两种算法的神经网络在控制的初始阶段, 神经网络估计值均能较好地逼近不确定模型真实值, 但当空间机械臂模型参数发生较大改变后, 两种控制方法的不确定模型真实值却相差很大, 图 5(a) 中不确定模型值远大于图 5(b) 的不确定模型值. 造成这种结果的主要原因为自由漂浮空间机械臂属于非线性强耦合时变系统, 其不确定模型值与 m_2 , q_m 及 e 等均有耦合关系, 当空间机械臂模型质量参数发生很大变化时, 由图 5(a) 中可以看出神经网络难以快速逼近变化后的不确定模型, 此时仅有 PID 控制器起主要控制作用, 从而造成控制误差 e 变大, 其不确定模型真实

图 4 两种控制算法轨迹跟踪情形图

Figure 4 Trajectory tracking of two algorithms. (a) Ref. [19]; (b) this paper

图 5 两种算法中系统不确定模型及其神经网络逼近比较图

Figure 5 Uncertain model and its neural network approach of two algorithms. (a) Ref. [19]; (b) this paper

图 6 两种控制算法的控制力矩情形图

Figure 6 Control torque of two algorithms. (a) Ref. [19]; (b) this paper

值是在误差 e 很大的情况下得到的, 且控制力矩也较大. 而由图 5(b) 可以看出, 神经网络估计值同样没有较好逼近变化后的模型, 但由于快速启动的变结构控制器迅速补偿不确定模型, 抑制住了误差, 从而得到是 $e \rightarrow 0$ 时的不确定模型.

6 结论

针对极端工况下带参数及非参数不确定性自由漂浮空间机械臂的控制精度问题, 本文采用了神经网络的变结构集成鲁棒控制策略. 所提方案无需空间机械臂精确的数学模型, 基于 Lyapunov 理论证明了系统的全局渐近稳定 (GAS). 该控制器通过结合了神经网络较好的逼近能力及变结构较强的动态性, 可以很好地补偿不确定模型, 在模型参数发生很大改变时, 在神经网络逼近区域外, 利用变结构来进行补偿, 从而加快跟踪误差收敛速度, 并抑制不确定模型的变化. 权值学习算法在线自适应实时调整, 无需离线学习阶段. 非参数不确定性采用鲁棒控制器消除. 考虑到漂浮空间机械臂通常的低速状态, 这为具有快速学习能力的径向基网络提供了充足的学习时间, 保证了运动控制的实时性. 仿真结果表明这种集成控制器的有效性, 对于国防、航空航天及其他重大安全领域具有重要的工程应用价值.

参考文献

- 1 King D. Space servicing: past, present and future. In: Proceedings of the 6th International Symposium on Artificial Intelligence, Robot and Automation in Space, Montreal, 2001
- 2 Dubowsky S, Papadopoulos E G. The kinematics, dynamics and control of free-flying space robotic systems. *IEEE Trans Robot Autom*, 1993, 9: 531–543
- 3 Bejczy A K, Venkataraman S T. Introduction to the special issue on space robotics. *IEEE Trans Robot Autom*. 1993, 9: 521–523
- 4 Xu W B, Chen X B. Artificial moment method for swarm robot formation control. *Sci China Ser F-Inf Sci*, 2008, 51: 1521–1531 [徐望宝, 陈雪波. 组群机器人队形控制的人工力矩法. *中国科学 F 辑: 信息科学*, 2008, 51: 1521–1531]
- 5 Zhuang Y, Gu M W, Wang W, et al. Multi-robot cooperative localization based on autonomous motion state estimation and laser data interaction. *Sci China Inf Sci*, 2010, 53: 2240–2250 [庄严, 顾明伟, 王伟, 等. 基于自主运动状态估计及信息交互的多移动机器人协作定位. *中国科学: 信息科学*, 2010, 53: 2240–2250]
- 6 Chen L. Adaptive and robust composite control of coordinated motion of space robot system with prismatic joint. In: Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, Shanghai, 2002. 1255–1259
- 7 Duan Z H, Cai Z X, Yu J X. An adaptive particle filter for soft fault compensation of mobile robots. *Sci China Ser F-Inf Sci*, 2008, 51: 2033–2046 [段琢华, 蔡自兴, 于金霞. 移动机器人软故障检测与补偿的自适应粒子滤波算法. *中国科学 F 辑: 信息科学*, 2008, 51: 2033–2046]
- 8 Cheah C C, Kawamura S, Lee K S A. H_∞ tuning for task-space feedback control of robot with uncertain jacobian matrix. *IEEE Trans Autom Control*, 2001, 46: 1313–1318
- 9 Mokhtar S S, Hamid R M. A new impedance and robust adaptive inverse control approach for a tele-operation system with varying time delay. *Sci China Ser E-Tech Sci*, 2009, 52: 2629–2643
- 10 Gu Y L, Xu Y S. A normal form augmentation approach to adaptive control of space robot systems. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Atlanta, 1993. 731–737
- 11 Lin C K. Non-singular terminal sliding model control of robot manipulators using fuzzy wavelet networks. *IEEE Trans Fuzzy Syst*, 2009, 160: 1765–1786
- 12 Wang S D, Lin C K. Adaptive control of robot manipulator using fuzzy compensator. *Fuzzy Sets Syst*, 2000, 110: 351–363
- 13 Wang C H, Tsai C H, Lin W S. Robust fuzzy model-following control of robot manipulators. *IEEE Trans Fuzzy Syst*, 2000, 8: 462–469
- 14 Lin C K. H_∞ reinforcement learning control of robot manipulators using fuzzy wavelet networks. *Fuzzy Sets Syst*, 2009, 160: 1765–1786
- 15 Lewis F L, Kim Y H. Intelligent optimal control of robotic manipulators using neural networks. *Automatica*, 2000, 36: 1355–1364
- 16 Chen L. Adaptive and robust composite control of coordinated motion of space robot system with prismatic joint. In: Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, Shanghai, 2002. 1255–1259

- 17 Gu Y, Xu Y S. A normal form augmentation approach to adaptive control of space robot systems. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Atlanta, 1993. 731–737
- 18 Kim Y H, Lewis F L. Neural network output feedback control of robot manipulators. *IEEE Trans Robot Autom*, 1999, 15: 301–309
- 19 Xie J, Liu G L, Yan S Z, et al. Study on neural network adaptive control method for uncertain space manipulator. *J Astronaut*, 2010, 31: 123–129 [谢箭, 刘国良, 颜世佐, 等. 基于神经网络的不确定性空间机器人自适应控制方法研究. *宇航学报*, 2010, 31: 123–129]
- 20 Huang J Q, Lewis F L. Neural-network predictive control for nonlinear dynamic systems with time-delay. *IEEE Trans Neural Netw*, 2003, 14: 377–389
- 21 Hu H, Woo P Y. Fuzzy supervisory sliding-mode and neural-network control for robotic manipulators. *IEEE Trans Indust Electron*, 2006, 53: 929–940
- 22 Edgar N S, Miguel A B. Adaptive recurrent neural control for nonlinear system tracking. *IEEE Trans Syst Man Cybern, Part B: Cybern*, 2000, 30: 886–889
- 23 Sanner R M, Slotine J J E. Gaussian networks for direct adaptive control. *IEEE Trans Neu Netw*, 1992, 3: 837–863

Neural network integrated control for free-floating space robot with suddenly changing parameters

ZHANG WenHui* & YE XiaoPing

College of Technology, Lishui University, Lishui 323000, China

*E-mail: hit_zwh@126.com

Abstract This paper studies the free-floating space robot as a control object. In order to answer the question how control precisions are ensured after a great quality target is caught by a space robot arm, this paper brings forward a robust control method based on neural networks. Because of the influence of such factors as measuring errors and outside disturbance, two kinds of uncertainties exist in the space robot system, namely, parameter uncertainties and the non-parameter uncertainties. The radial function neural network makes use of the study ability of itself. Parameter uncertainties are studied by the neural network, and the network weights between concealed layer and output layer are adjusted online real-time. Non-parameter uncertainties and approach errors are compensated by the robust controller, and two controllers are integrated by redundancy theory. Global asymptotic stability of the whole closed-loop system based on Lyapunov theory is demonstrated in the paper. This scheme does not need a precise space robot model. Simulation results show that the controller is valid. The space robot manipulators run at the low speed condition, which provides ample study time for the neural network, so engineering application real-time quality is guaranteed because of the above reasons. The control method brought forward by this paper has potential applications in defense, aerospace and other major security fields.

Keywords space manipulators, radial basis function neural network, variable structure, adaptive, robust control, global asymptotical stability

ZHANG WenHui was born in 1980. He received the Ph.D. degree in Harbin Institute of Technology in 2011. Currently, he is a Prelector at Institute of Technology, Lishui University, Lishui 323000, China. His research interests include robust control, adaptive and intelligent control and their application.

YE XiaoPing was born in 1965. He received the B.S. degree in Zhejiang University in 1983. Currently, he is a Professor and Vice President of College of Technology in Lishui University. His research interests include mchanical-design, mechanical and electrical integration, design of control system.