

漂浮基空间机器人的径向基神经网络 鲁棒自适应控制

张文辉¹, 高九州¹, 马静², 齐乃明¹

(1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 东北农业大学 工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:针对一类同时具有参数及非参数不确定性的自由漂浮空间机器人系统的轨迹跟踪问题,采用了一种RBF神经网络的自适应鲁棒补偿控制策略.对于系统的参数不确定性,通过对径向基神经网络来自适应学习并补偿,逼近误差通过滑模控制器消除,神经网络权重的自适应修正规则基于Lyapunov函数方法得到;而非参数不确定通过鲁棒控制器来实时自适应估计,且未知上界不需要先验的知识.该方法从整个闭环系统的稳定性出发设计的神经网络动态补偿的鲁棒控制器,并通过引入PD反馈来便于工程应用,这种鲁棒的神经网络控制器,可以有效提高收敛速度并保证其控制精度.试验结果进一步证明了这种自适应神经网络控制算法的有效性.

关键词:神经网络;鲁棒控制;空间机器人;自适应控制

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2011)02-0114-05

The RBF neural network robust adaptive control of a free-floating space robot

ZHANG Wenhui¹, GAO Jiuzhou¹, MA Jing², QI Naiming¹

(1. School of Aerospace, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2. Northeast Agriculture University, Department of Engineering, Harbin 150001, China)

Abstract: The trajectory tracking of a class of free-floating space robot manipulators with parameter and non-parameter uncertainties was considered. An adaptive robust compensation control algorithm was proposed based on an RBF neural network. Neural networks are used for adaptive learning and compensating the unknown system for parameter uncertainties. The approaching error was eliminated by a sliding controller. The neural network weight adaptive correction laws were obtained based on the Lyapunov analysis approach, which can ensure the convergence of the algorithm. Non-parameter uncertainties were estimated and compensated in real time by a robust controller. The unknown upper bound was shown not to need priori knowledge. This control scheme is easy to use in engineering by introducing a PD feedback and designing a robustness controller in which the neural network is dynamically compensated based on the stability of the whole closed loop system. It was proven that the controller can guarantee the asymptotic convergence of tracking errors, good robustness, and the stability of a closed-loop system. The simulation results show that the presented method is effective.

Keywords: neural network; robust control; space robot; adaptive control

自由漂浮基空间机器人的主要任务是在宇宙空间代替宇航员完成捕捉失效卫星、建造空间站、维修空间站设施等工作,为节省控制燃料、增加空间机器人的有效使用寿命,进而减少发射费用,空间机器人在操作过程中载体位置、姿态均不受控制,因而不能

像地面固定基座机器人那样采用常规的控制方法.另一方面,空间机器人的动力学模型非常复杂并存在许多不确定性,如机械臂的质量、惯性矩、负载的质量等动力学参数无法获得精确值.这些使控制器设计变得非常复杂,并且容易受到不确定性影响.

为消除这些非线性因素的影响,已有各种先进的智能控制策略^[1-4]应用于空间机器人跟踪控制中.文献[5-6]提出一种自适应控制器,但是在设计

过程中需要对动力学方程进行参数线性化,为确定回归矩阵需要进行繁复的前期计算,并且自适应控制能否成功实现控制目标取决于对未知参数的准确估计,但在实际应用中往往由于不确定的外部干扰等因素而难于实现.文献[7]提出了一种智能控制方法,不要求知道控制对象的精确模型,但该方案需要过多的调整参数,增加了计算机负担,影响了实时性.文献[8-9]提出了一种 RBF 神经网络控制方案,利用神经网络自适应辨识不确定模型,但该控制方案只能保证系统的最终一致有界(UUB).文献[10]提出了一种滑模变结构神经网络控制方案,通过神经网络在线学习系统模型,但该方案需要知道先验的不确定上界.

为克服上述缺陷,提出了一种鲁棒的自适应神经网络的控制方案.该方案通过鲁棒控制器对非参数不确定上界进行实时估计并补偿,通过神经网络来对参数不确定进行逼近,逼近误差通过滑模控制器消除.这种控制策略不需要确切的数学模型,并克服了通常鲁棒控制需要预知误差及扰动等非参数不确定性上界的缺陷.基于 Lyapunov 理论证明了闭环系统的稳定性. PD 反馈策略的引入使得控制方案更易于工程实现.

1 自由漂浮空间机器人动力学方程

为方便讨论及研究,不失一般性,本文对自由漂浮空间机器人进行如下假设^[11].

1) 自由漂浮空间机器人系统包含 n 个杆件,每个关节具有 1 个转动自由度,并且受主动控制.机器人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、姿态均不受控的空间机器人自由漂浮的动力学方程为^[8,12-13]

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

式中: q 为机械臂关节角; $q, \dot{q}, \ddot{q} \in \mathbf{R}^n$ 为机器人系统的关节角向量、速度和加速度向量; $M(q)$ 为机器人系统的惯量矩阵; $C(q, \dot{q})$ 为包含离心和 Coriolis 力的列阵; $d \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为包括摩擦力矩在内的未建模动态及扰动总和; $\tau \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为作用在空间机械臂关节上的驱动力矩.

空间机器人动力学方程(1)具有如下性质^[12-13].

性质 1 惯性矩阵 $M(q)$ 是对称正定矩阵.

性质 2 通过适当地选取 $C(q, \dot{q})$, 可使矩阵 $\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})$ 为斜对称阵.

下面进行的研究将用到如下假设.

假设 1 机器人期望轨迹 q_d, \dot{q}_d 及 \ddot{q}_d 有界.

假设 2 存在正常数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 使摩擦及扰动 d 的范数满足 $\|d\| \leq \lambda_1 + \lambda_2 \|e\| + \lambda_3 \|\dot{e}\|$.

在机器人系统(1)不存在未建模动态及非参数不确定性的情况下,定义 q_r 为参考轨迹, e 为位置跟踪误差, s 为跟随误差度量, $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为一正定矩阵. 其中 $\dot{q}_r = \dot{q}_d + Ae$, $e = q_d - q$, $s = \dot{e} + Ae$.

取 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2} s^T M s,$$

则

$$\dot{V} = s^T M \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s =$$

$$s^T [M(q)\ddot{q}_r + C(q, \dot{q})\dot{q}_r - \tau].$$

则控制器设计为

$$\tau = \hat{M}(q)\ddot{q}_r + \hat{C}(q, \dot{q})\dot{q}_r + K_p s. \quad (2)$$

式中: K_p 为正定矩阵, $\hat{M}(q), \hat{C}(q, \dot{q})$ 为其估计.

当系统参数精确已知且无参数不确定性的情况下时,上面的控制器能够保证闭环系统的稳定.然而,实际工程中是参数很难精确测得的,如质量、惯量、长度等,只能测得一个估计值参数.假设估计值是准确的,且外界干扰为 0,由 Lyapunov 理论可以推得 $\dot{V} < 0$,系统是稳定的.

当存在参数误差及不确定时,该控制律不能保证系统良好的动态性及稳定性,需重新设计控制律.

2 神经网络鲁棒控制器设计

考虑不确定空间机器人系统(1),则闭环系统误差方程为

$$M\dot{s} + Cs = M\ddot{q}_r + C\dot{q}_r + w - \tau. \quad (3)$$

这里考虑系统参数及非参数不确定部分均未知的情况,并通过引入 PD 控制便于工程调节,则控制器(2)修正为

$$\tau = f + K_p e + K_d \dot{e} + u, \quad (4)$$

$$f = M(q)\ddot{q}_r + C(q, \dot{q})\dot{q}_r.$$

式中: f 为参数不确定部分补偿控制律, K_p, K_d 为正定矩阵, u 为非参数不确定补偿控制律.

$$u = \frac{(\rho \hat{\lambda})^2}{\rho \hat{\lambda} \|s\| + \varepsilon^2} s, \quad (5)$$

$$\dot{\hat{\lambda}} = \gamma_1 \rho \|s\|,$$

$$\dot{\varepsilon} = -\gamma_2 \varepsilon.$$

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

采用 RBF 局部泛化网络对系统中的参数不确定部分 \mathbf{f} 进行逼近, 可大大加快学习速度并避免局部极小问题.

$$\hat{\mathbf{f}} = \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}),$$

$$\varphi_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{\sigma_j^2}\right).$$

式中: $\hat{\mathbf{f}}$ 为神经网络的估计值; $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 为实际的网络权值矩阵; $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ 为高斯型函数; 式中 \mathbf{c}_j 是第 j 个基函数的中心; σ_j 表示基函数的宽度; $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|$ 是向量 $\mathbf{x} - \mathbf{c}_j$ 的范数. 可以利用 K 均值聚类法非监督地在线修正 \mathbf{c}_j , 用最近邻域启发方法在线调整 σ_j .

根据 RBF 网络的逼近能力, 有如下假设:

假设 3 对任意给定的小正数 ξ_{dm} , 总能找到最优的权矢量 $\boldsymbol{\theta}^*$, 使得网络的逼近误差 ξ 满足 $\|\xi\| = \|\boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}\| < \xi_{dm}$.

假设 4 最优权值 $\boldsymbol{\theta}^*$ 有界, 即存在正常数 β , 满足 $\|\boldsymbol{\theta}^*\| \leq \beta$.

于是, 可得

$$\mathbf{f} = \boldsymbol{\theta}^{*T} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + \xi,$$

则空间机器人神经变结构鲁棒控制器设计为

$$\boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{\tau}_{NN} + \Delta \boldsymbol{\tau} + \mathbf{K}_p \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{K}_d \mathbf{e} + \mathbf{u}. \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\tau}_{NN}$ 为神经网络控制器; \mathbf{u} 为非参数不确定补偿项; $\Delta \boldsymbol{\tau}$ 为了消除网络逼近误差的影响设计的变结构补偿器. 为消除抖振, 便于工程应用, 这里用饱和函数代替符号函数.

$$\boldsymbol{\tau}_{NN} = \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}),$$

$$\Delta \boldsymbol{\tau} = \xi_{dm} \text{sat}(\mathbf{s}).$$

神经网络权值矩阵的自适应学习算法为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}} = -\eta \boldsymbol{\varphi} \mathbf{s}^T. \quad (7)$$

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

定理 1 考虑空间机器人系统式(1), 设系统满足假设 1 及假设 2, 则应用自适应律式(7)及控制器式(4)和式(6), 可以保证闭环系统的全局渐近稳定.

定义如下 Lyapunov 函数来证明闭环系统稳定性

$$V = \frac{1}{2}(\mathbf{s}^T \mathbf{M} \mathbf{s} + \mathbf{e}^T (\mathbf{K}_p + \Lambda \mathbf{K}_d) \mathbf{e} + \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\theta}} \eta^{-1} \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T) + \gamma_1^{-1} \tilde{\lambda}^2 + \gamma_2^{-1} \varepsilon^2).$$

对其两边微分得

$$\dot{V} = \mathbf{s}^T \dot{\mathbf{M}} \mathbf{s} + \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \dot{\mathbf{M}} \mathbf{s} + \mathbf{e}^T \mathbf{K}_p \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{e}^T \Lambda \mathbf{K}_d \dot{\mathbf{e}} + \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}) + \gamma_1^{-1} \tilde{\lambda} \dot{\tilde{\lambda}} + \gamma_2^{-1} \varepsilon \dot{\varepsilon}.$$

由闭环系统的误差方程式(3)得

$$\mathbf{s}^T \mathbf{M} \dot{\mathbf{s}} (\mathbf{f} + \mathbf{w} - \boldsymbol{\tau} - \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \mathbf{s}). \quad (8)$$

由于 $\xi_{dm} > \|\xi\|$, 从式(8)可知, 当满足 $\tanh(s_i) \geq \frac{\xi_i}{\xi_{dm}}$, 由自适应律式(7)、控制律式(4)及式(6)代入, 可得

$$\dot{V} \leq \mathbf{s}^T (-\mathbf{u} - \mathbf{w}) + \gamma_1^{-1} \tilde{\lambda} \dot{\tilde{\lambda}} + \gamma_2^{-1} \varepsilon \dot{\varepsilon} \leq$$

$$- \frac{(\rho \hat{\lambda})^2}{\rho \hat{\lambda} \|\mathbf{s}\| + \varepsilon^2} \|\mathbf{s}\|^2 + \|\mathbf{s}\| \cdot \|\mathbf{w}\| -$$

$$\gamma_1^{-1} \tilde{\lambda} \dot{\tilde{\lambda}} - \varepsilon^2 \leq - \frac{\varepsilon^4}{\rho \hat{\lambda} \|\mathbf{s}\| + \varepsilon^2}.$$

则采用饱和函数后, 当且仅当在一极小邻域原点附近均满足

$$\dot{V} \leq 0.$$

由 Lyapunov 稳定性理论可得系统信号 \mathbf{s} 、 \mathbf{e} 及 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ 一致有界, 由 $\mathbf{s} = \dot{\mathbf{e}} + \Lambda \mathbf{e}$ 可知 $\dot{\mathbf{e}}$ 一致有界. 再由假设 1 可得 $\ddot{\mathbf{q}}_r$ 、 $\dot{\mathbf{q}}_r$ 、 \mathbf{q} 及 $\dot{\mathbf{q}}$ 有界.

$$V_1(t) = V(t) - \int_0^t (\dot{V}(t) + \mathbf{s}^T \mathbf{K}_v \mathbf{s}) dt,$$

$$\dot{V}_1(t) = -\mathbf{s}^T \mathbf{K}_v \mathbf{s}.$$

由于 $\dot{\mathbf{s}}$ 有界, 这表明 $V_1(t)$ 是时间的一致连续函数. 又由于 $V_1(t)$ 有界且大于零, $\dot{V}_1(t) \leq 0$, 利用 Barbalat 知 $t \rightarrow \infty$ 时, $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{V}_1(t) \rightarrow 0$, 即 $\mathbf{s} \rightarrow 0$, 有 Λ 正定, 于是 $\mathbf{e} \rightarrow 0$ 及 $\dot{\mathbf{e}} \rightarrow 0$.

3 仿真算例及分析

以自由漂浮两连杆空间机器人为仿真模型来验证所提控制方案的有效性. 表 1 为机器人仿真参数.

表 1 两自由度空间机器人实际参数

Table 1 Parameters of 2-DOF space manipulator

参数	值	参数	值/m
m_0	420 kg	a_1	0.85
m_1	20 kg	a_2	0.60
m_2	16 kg	b_0	0.40
I_0	78 kg · m ²	b_1	0.55
I_1	1.5 kg · m ²	b_2	0.50
I_2	0.9 kg · m ²		

外部干扰为

$$\mathbf{d} = [\mathbf{q}_1 \dot{\mathbf{q}}_1 0.8 \sin t \quad \mathbf{q}_2 \dot{\mathbf{q}}_2 0.8 \sin t]^T.$$

空间机械臂两关节期望的轨迹为

$$\mathbf{q}_{1d} = \sin 0.2t, \mathbf{q}_{2d} = \cos 0.2t.$$

仿真参数为 $\xi_{dm} = 0.6$, $\eta = 15$, $\Lambda = \text{diag}(5, 5)$, $\gamma_1 = 8$, $\gamma_2 = 0.6$, $\mathbf{K}_d = \text{diag}(10, 10)$, $\mathbf{K}_p = \text{diag}(12, 12)$.

关节位置和速度初始状态分别取为

$$\mathbf{q}_1(0) = 0, \mathbf{q}_2(0) = 0, \dot{\mathbf{q}}_1(0) = \dot{\mathbf{q}}_2(0) = 0.$$

网络初始权值为0,各基函数宽度为10,基函数中心在输入输出域中选取. 仿真结果见图1~3. 其中图2为神经网络对未知模型的逼近情形图.

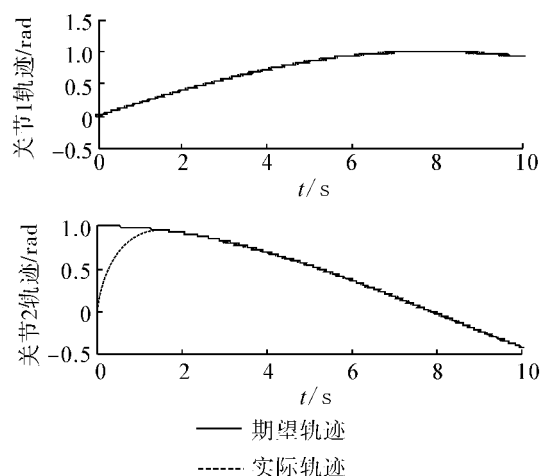


图1 轨迹跟踪情形

Fig. 1 Trajectory tracking curves

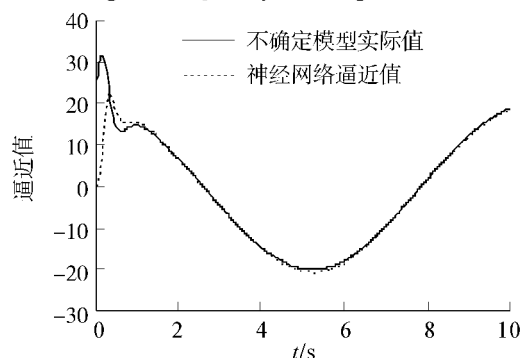


图2 系统不确定模型及其神经网络逼近比较图

Fig. 2 Unknown model and its neural network approach

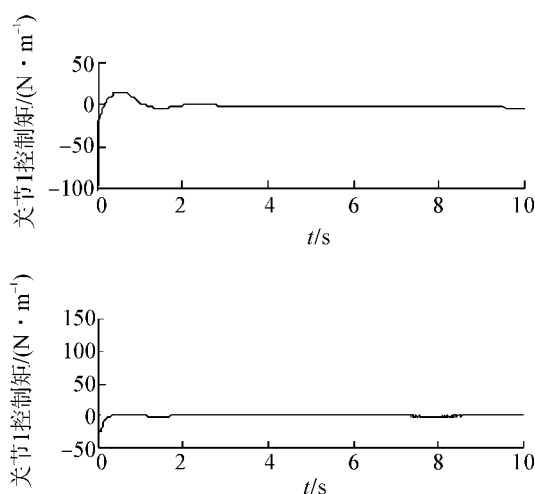


图3 控制力矩情形

Fig. 3 Control torque of space robot

由图1看出,实际轨迹能够在2s时准确跟踪期望轨迹,且整个控制过程所需控制力矩不大. 由图2中可以看出,经过初期学习,神经网络在不到2s

内达到完全学习而较好地逼近真实模型,既说明所设计的自适应律是有效的,也说明径向神经网络这种局部泛化网络,具有较快的学习速度. 且考虑到空间机器人为保持其姿态,通常运行在慢速工况下,这为神经网络的提供了学习时间,完全能够满足实时性要求.

4 结束语

针对自由漂浮空间机器人模型的不确定性,提出了一种鲁棒的自适应神经网络的控制方案. 该方案通过鲁棒控制器对非参数不确定上界进行实时估计并补偿,通过神经网络来对参数不确定进行逼近,逼近误差通过滑模控制器消除. 这种控制策略不需要确切的数学模型,并克服了通常鲁棒控制需要预知误差及扰动等非参数不确定性上界的缺陷. 权值调整算法在线实时进行,不需要离线学习阶段,基于Lyapunov理论证明了闭环系统的全局渐进稳定. PD反馈策略的引入使得控制方案更易于工程应用. 仿真结果表明了该方案的有效性,具有较好的工程参考价值.

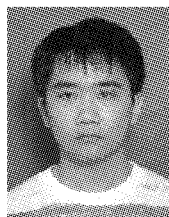
参考文献:

- [1] DUBOWSKY S, PAPADOPULOS E G. The kinematics, dynamics and control of free-flying space robotic systems[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1993, 9: 531-543.
- [2] 任艳青, 马保离. 基于后退设计的空间机器人系统的自适应控制[J]. 航空学报, 2007, 28(2): 490-494.
REN Yanqing, MA Baoli. Adaptive control of space robot system based on back stepping design[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2007, 28(2): 490-494.
- [3] CHEAH C C, KAWAMURA S, ARIMOTO S, et al. H^∞ tuning for task-space feedback control of robot with uncertain Jacobian matrix[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(8): 1313-1318.
- [4] 洪在地, 俞超, 陈力. 柔性臂漂浮基空间机器人建模与轨迹跟踪控制[J]. 机器人, 2007, 29(1): 92-96.
HONG Zaidi, YUN Chao, CHEN Li. Modeling and trajectory tracking control of a free-floating space robot with flexible manipulators[J]. Robot, 2007, 29(1): 92-96.
- [5] YOSHIDA K, HASHIZURME K, ABIKO S. Zero reaction maneuver flight validation with ETS-VII space robot and extension to kinematically redundant arm[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA, 2001: 441-446.
- [6] CHEN Li. Adaptive and robust composite control of coordi-

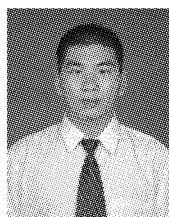
- nated motion of space robot system with prismatic joint [C]//Proc of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation. Shanghai, China, 2002, 2: 1255-1259.
- [7] GU Y L, XU Y S. A normal form augmentation approach to adaptive control of space robot systems [C]//Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Atlanta, USA, 1993: 731-737.
- [8] 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[J]. 宇航学报, 2010, 31(1): 123-129.
- XIE Jian, LIU Guoliang, YAN Shizuo, et al. Study on neural network adaptive control method for uncertain space manipulator[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(1): 123-129.
- [9] KIM Y H, LEWIS F L. Neural network output feedback control of robot manipulators[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1999, 15(2): 301-309.
- [10] HU H, WOO P Y. Fuzzy supervisory sliding-mode and neural-network control for robotic manipulators[J]. IEEE Trans. Ind Electron, 2006, 53(3): 929-940.
- [11] 魏承, 赵阳, 田浩. 空间机器人捕获漂浮目标的抓取控制[J]. 航空学报, 2010, 31(3): 632-637.
- WEI Cheng, ZHAO Yang, TIAN Hao. Grasping control of space robot for capturing floating target[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2010, 31(3): 632-637.
- [12] MANOJ M, CHUANG C H, JUAN J N. Nonlinear control of space manipulators with model uncertainty [C]//The American Institute of Aeronautics and Astronautics. [S. l.] 1994: 1009-1019.

- [13] XU Y S, KANADE T. Space robotics : dynamics and control[M]. Kluwer Academic Publishers, 1992: 123-127.

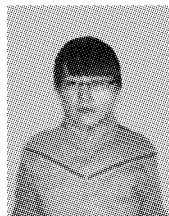
作者简介:



张文辉,男,1980年生,博士研究生,主要研究方向为机器人智能控制、神经网络控制,发表学术论文10余篇。



高九州,男,1987年生,硕士研究生,主要研究方向为空间机器人控制。



马静,女,1983年生,硕士研究生,主要研究方向为计算机信息处理及控制,发表文章多篇。



齐乃明,男,1962年生,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为空间飞行器动力学与控制,发表学术论文10余篇。