

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201008005

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20120912.1843.002.html>

模糊 CMAC 的柔性空间机器人轨迹跟踪自学习控制

张文辉¹, 周启航², 齐乃明²

(1. 丽水学院 工学院, 浙江 丽水 323000; 2. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:针对不确定自由漂浮柔性空间机器人系统,采用模糊 CMAC 神经网络自学习控制策略来解决轨迹跟踪控制问题.首先建立漂浮基空间机器人的动力学方程,然后利用具有快速学习能力的模糊 CMAC 神经网络来逼近非线性柔性臂的逆动力学模型.网络参数采用改进的有监督的 Hebb 学习规则进行自适应在线调整,并通过关联搜索进行自学习和自组织,其误差代价函数由 PID 控制器提供.仿真结果表明,这种模糊 CMAC 逆模 PID 控制器能够达到较高的控制精度,具有一定的工程应用价值.

关键词:模糊 CMAC;逆模控制;柔性空间机器人;PID 控制;轨迹跟踪;Hebb 学习规则

中图分类号:TP242 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2012)05-0457-05

Trajectory tracking self-study control for flexible space manipulators with fuzzy CMAC

ZHANG Wenhui¹, ZHOU Qihang², QI Naiming²

(1. College of Technology, Lishui University, Lishui 323000, China; 2. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Considering the uncertainty of free floating adaptable space robot systems (FSRS), cerebellar model articulation controller (CMAC) neural network self-learning control strategies are used to solve the trajectory tracking control problems of the inverse model control algorithm. Firstly, a non-linearity dynamics equation of flexible space manipulator is established. The controller based on fuzzy CMAC neural network is used for effectively learning how to compensate inverse-model, and fuzzy CMAC network parameters that could be adaptively adjusted online by improved supervisory Hebb learning rules. Error function is provided via proportional integration differential (PID) controller. The controller improved control accuracy and asymptotic convergence of tracking error. The simulation results illustrate the presented controller system has engineering value.

Keywords: fuzzy CMAC; inverse-model control; flexible space robot; PID control; trajectory tracking; Hebb learning rules

随着航天运载技术的发展,空间机械臂在大载荷运载方面凸显出极大的优势,其研究也受到专家的广泛关注^[1-3].地面机器人和空间机械臂系统均为非线性强耦合系统,但空间机器人相比地面机器人而言是非完整动力学系统,机械臂的运动与载体的位姿之间存在着更加强烈的动力学耦合作用及不确定性.为消除这些非线性因素的影响,已有自适应控制、模糊控制和神经网络控制等先进的控制策略

应用在机器人跟踪控制中,但应用于空间柔性机器人的方法还很少^[4-8].由于柔性空间机器人具有更强的耦合性,其自由漂浮模式下动力学模型难以得到,采用自适应方法虽可以取得较好的控制效果,但参数线性化的确定需要大量的计算^[9-10].由于模糊控制及神经网络控制不要求知道控制对象的精确模型,具有学习能力,在空间控制领域的应用取得了一些成果.其中文献[5-6]提出了一种模糊控制策略,模糊规则通过自适应律来调整;但是若存在的模糊规则过多,计算量将成几何倍数增加,规则过少则不能保证控制精度.文献[7]提出了神经网络的空间

柔性臂控制方案,利用梯度及反向传播误差算法来调整网络权值,该方法存在计算量大、耗时长、难以保证实时性,且由于需要离线训练,因此难以应用于复杂的空间环境。

针对以上方法的不足,本文针对柔性空间机械臂采用模糊 CMAC (cerebellum model articulation controller) 神经网络自学习控制方案. 通过模糊 CMAC 神经网络来快速学习非线性柔性臂的逆动力学模型,而学习算法采用在线的改进 Hebb 学习规则,误差调节函数由 PID 控制器来提供。

1 柔性空间机械臂动力学模型

不失一般性,作平面运动的自由漂浮柔性空间机械臂的系统结构如图 1 所示. 建立平动的惯性坐标系 $O-XY$, 设各分体沿 $X-Y$ 平面作平面运动。

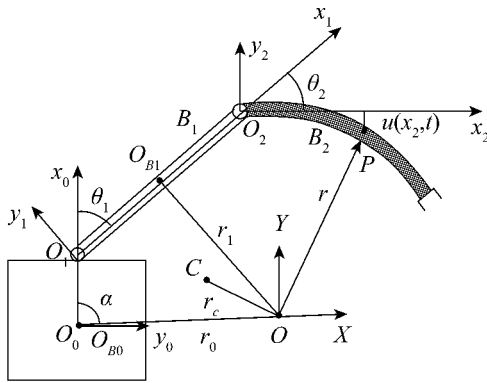


图 1 柔性臂漂浮基空间机器人

Fig. 1 Model of space robot with flexible manipulator

由于模型比较复杂,不利于进行动力学分析和控制的研究,所以需要对模型进行合理的假设和近似处理. 本文只考虑连杆的柔性,同时暂不考虑电机转子的转动惯量和电机的阻尼,在进行系统的动力学分析时,作如下假设:

- 1) 各连杆及系统本体的密度分布均匀;
- 2) 不考虑柔性连杆末端执行器的大小,将其视为集中质量;
- 3) 连杆的长度远大于其截面尺寸;
- 4) 仅考虑连杆的横向弯曲变形,忽略其轴向变形和剪切变形等,且假设横向振动为小变形。

考虑到 B_2 为柔性杆,在运动过程中必然会发生变形,由于是细长杆,根据假设,忽略其轴向变形和剪切变形的影响,将其视为一段 Euler-Bernoulli 梁进行处理,柔性梁的弹性位移 u 的模态函数展开表示为

$$u(x_2, t) = \sum_{i=1}^n \phi_i(x_2) q_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: $\phi_i(x_2)$ 为柔性臂第 i 阶模态函数, $q_i(t)$ 为与 $\phi_i(x_2)$ 对应的模态坐标, n 为截断项数。

在载体姿态为 α , 机械臂各个关节的相对转角 θ_1, θ_2 及 q_1, q_2 为广义坐标的情况下,设系统的总动能为 T , 忽略重力的作用,可认为整个系统的重力势能为零,且柔性机械臂为线弹性变形,故系统总势能 U 等于柔性连杆的弯曲应变能. 设均匀弯曲刚度为 E_1 , 由材料力学相关理论,系统的弹性势能为

$$U = \frac{1}{2} E_1 \int_0^l \frac{\partial^2 u(x_2, t)}{\partial x_2^2} dx_2. \quad (1)$$

系统的拉氏函数为

$$L = T - U. \quad (2)$$

联立式(1)~(2)并由拉格朗日方程可得

$$\frac{d}{dt} \left[\frac{dL}{dq_i} \right] - \frac{dL}{dq_i} = Q_i, \quad i = 1, 2, \dots. \quad (3)$$

式中: L 是系统的拉格朗日函数, q_i 为系统的广义坐标, Q_i 为广义坐标 q_i 相对应的广义力. 不考虑结构粘性阻尼,结合式(1)~(3),经过推导和整理,可以得到如下封闭形式的空间刚柔机械臂系统的非线性动力学方程^[7]:

$$D \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{q} \end{bmatrix} + H = \tau. \quad (4)$$

式中: $\theta = [\theta_1 \ \theta_2]^T$, $q = [q_1 \ q_2]^T$, D 为 4×4 的正定、对称广义质量阵, H 为 4×1 的耦合哥氏力、离心力和弹性力的列阵, $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ 0 \ 0]^T$ 为控制力矩。

2 模糊 CMAC 神经网络逆模控制器设计

2.1 模糊 CMAC 神经网络

模糊 CMAC 神经元网络结合神经网络的学习能力及模糊系统的逻辑认知特性,可实现任意的非线性映射,数学化形式为 $y=f(x)$, 其中 $x \in \mathbf{R}^{N_x}$ 为连续输入空间 (N_x 为输入向量维数), $y \in N_y$ 为输出空间. 其工作机理为:通过对输入的模糊量化,得出输入向量激活联想强度的活性,进而激活联想强度以恢复系统的信息. 以图 2 所示的双输入单输出模糊 CMAC 为例说明其结构。

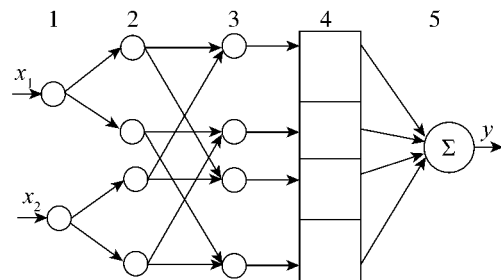


图 2 模糊 CMAC 神经网络结构

Fig. 2 FCMAC neural network structure

1) 输入层. 第 1 层的结点是输入结点:

$$O_i^{(1)} = I_i^{(1)} = x_i, \quad i = 1, 2.$$

式中: $I_i^{(1)}$ 、 $O_i^{(1)}$ 分别为第1层第 i 个神经元的输入和输出。

2) 模糊化层. 它的每个输入对应 n 个“块”, 这里 $n=2$, 完成一个输入隶属函数 $\mu_{ij}(x_i)$ 的计算, 则输入与块的输入输出关系为

$$O_{ij}^{(2)} = I_{ij}^{(2)} = \mu_{ij}(x_i), \quad i, j = 1, 2.$$

式中: $I_{ij}^{(2)}$ 、 $O_{ij}^{(2)}$ 分别为第2层神经元的输入和输出。

3) 模糊相联层. 该层用于得出输入对联想单元的激活强度, 在输入论域上相对应的“块”组成了 2^2 个超立方体, 每个超立方体与一个联想单元相对应, 每个联想单元存储着相应的联想强度, 输入与各自的隶属关系的“与”操作用乘法来实现:

$$O_{ij}^{(3)} = I_{ij}^{(3)} = O_{1i}^{(2)} \cdot O_{2j}^{(2)}.$$

式中: $I_{ij}^{(3)}$ 、 $O_{ij}^{(3)}$ 分别为第3层神经元的输入和输出。

4) 模糊后相联层. 以上层求出的激活强度激活联想单元中联想强度, 则各联想单元中输入输出的关系为:

$$\begin{aligned} I_{ij}^{(4)} &= O_{ij}^{(3)}, \\ O_{ij}^{(4)} &= I_{ij}^{(4)} \cdot w_{ij}. \end{aligned}$$

式中: $I_{ij}^{(4)}$ 、 $O_{ij}^{(4)}$ 分别为各联想单元的输入和输出, w_{ij} 为各联想单元中存储的联想强度。

5) 输出层. 对于单输出情形, 直接给出清晰化的输出值:

$$y = \sum_{i,j} O_{ij}^{(4)}.$$

该模糊CMAC中“块”的划分方式和概括程度可以通过隶属函数的参数来在线调整, 因此无需在对“块”进行多种方式的划分, 超立方体的数量将大大减少, 相应的联想单元数量也将大大减少, 这不仅节省了存储空间, 同时也大大加快了计算速度。

2.2 FCMAC 逆模控制器设计

这里采用扩展系统的增广变量输入法, 以方便应用控制系统模型. 定义 $\varphi_d = [\theta_d^T \mathbf{q}^T]^T$ 为增广的期望关节角, $\varphi = [\theta^T \mathbf{q}^T]^T$ 为增广的输入向量, 则误差向量为 $\mathbf{e} = \varphi_d - \varphi = [\mathbf{e}_\theta^T \mathbf{0}]^T$, 这里 $\mathbf{e}_\theta = \theta_d - \theta$. 柔性空间机器人系统(4)不存在未建模的情况下, 下面的控制器(5)可以保证系统的稳定性。

$$\tau = D(\ddot{\varphi}_d + K_p \mathbf{e} + K_d \dot{\mathbf{e}}) + \mathbf{H}. \quad (5)$$

式中: K_p 、 K_d 为反馈增益矩阵. 然而在实际中, 空间机器人的模型很难精确得到, 只能建立理想的模型. 如果将空间机器人估计模型表示为 \hat{D} 、 \hat{H} , 则对于估计模型的控制律设计为

$$\tau = \hat{D}(\ddot{\varphi}_d + K_p \mathbf{e} + K_d \dot{\mathbf{e}}) + \hat{H}. \quad (6)$$

将控制律式(6)代入控制律式(5)中, 得

$$\ddot{\mathbf{e}} + K_d \dot{\mathbf{e}} + K_p \mathbf{e} = \hat{D}^{-1}[\Delta D \ddot{\varphi} + \Delta H].$$

式中: $\Delta D = D - \hat{D}$, $\Delta H = H - \hat{H}$. 由上式可知, 系统建模的不确定性会导致控制性能下降。

为解决柔性空间机器人非线性动力学模型的影响, 这里考虑采用具有快速逼近能力的 FCMAC (fuzzy cerebellum model articulation controller) 来对柔性空间机器人的逆动力学模型进行逼近。

由柔性空间机器人的非线性动力学模型(4)得

$$\tau = D \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\mathbf{q}} \end{bmatrix} + \mathbf{H} = F(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{\mathbf{q}}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}).$$

式中: 总控制输入 τ 由 PID 反馈控制器 τ_{PID} 和 FCMAC 逆模学习控制器 τ_{NN} 组成。

设计 PID 反馈控制器为

$$\tau_{\text{PID}} = K_d \dot{\mathbf{e}} + K_p \mathbf{e}. \quad (7)$$

FCMAC 控制器设计为

$$\tau_{\text{NN}} = M(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{\mathbf{q}}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}, \mathbf{w}). \quad (8)$$

式中: \mathbf{w} 为 FCMAC 的连接权值。

由式(7)~(8)得总控制律为

$$\tau = \tau_{\text{PID}} + \tau_{\text{NN}}.$$

这里定义 FCMAC 网络的学习误差 E 为

$$E = \tau_{\text{PID}}.$$

采用5层模糊CMAC神经网络为控制器, 其隶属函数采用高斯函数:

$$\mu(x_i) = e^{-\frac{(x_i - \sigma_{ij})^2}{v_{ij}}}, \quad i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 9.$$

由于模糊CMAC神经网络只有输出层有权值, 且只有与被激活的神经元相连的局部连接权值得到修正, 再由于空间环境的不确定性, 离线学习结果很难适应环境变化. 因此, 本文采用改进的有监督的 Hebb 学习规则, 以输出偏差为监督信号, 通过关联在线搜索进行自学习和自组织, 使相应输出增强或减弱, 以逼近期望输出。

$$w_i(k+1) = (1-c)w_i(k) + \eta r_i(k),$$

$$r_i(k) = E(k)y(k)x_i(k); \quad (9)$$

$$y(k) = y(k-1) + k \sum_{i=1}^n \bar{w}_i(k)x_i,$$

$$\bar{w}_i(k) = \frac{w_i(k)}{\sum_{i=1}^n |w_i(k)|}. \quad (10)$$

式中: $r_i(k)$ 为递进信号, 随过程的进行逐步衰减; $E(k) = \tau_{\text{PID}}$ 为输出误差信号; $\eta > 0$ 为步长或学习率; $0 \leq c \leq 1$ 为正常数。

联立式(9)~(10)得

$$\Delta w_i(k) = -c[w_i(k) + \frac{\eta}{c} E(k)y(k)x_i(k)]. \quad (11)$$

式中: $\Delta w_i(k) = w_i(k+1) - w_i(k)$. 如果存在函数

$f_i(w_i(k)E(k)y(k)x_i(k))$, 则有

$$\frac{\partial f_i}{\partial w_i} = w_i(k) - \frac{\eta}{c} \gamma_i(E(k), y(k), x_i(k)).$$

则式(11)可写成

$$\Delta w_i(k) = -c \frac{\partial f_i}{\partial w_i(k)}. \quad (12)$$

式(12)表明: 加权系数 $w_i(k)$ 的修正函数 $f(\cdot)$ 按照 $w_i(k)$ 的负梯度方向进行搜索. 应用随机逼近理论可以证明: 当 c 充分小时, 使用上述学习算法, $w_i(k)$ 可收敛到某一稳定值 w_i^* , 且与期望值在允许误差范围内. 通过上述权值更新算法, 在线边学习边控制, 逐渐建立比较精确的机器人系统逆模型.

3 仿真算例及分析

以图1所示的柔性空间机械臂为例. 系统惯性参数为 $l_0 = 0.5 \text{ m}$, $l_1 = l_2 = 1.5 \text{ m}$, $a = 1 \text{ m}$; 各分体质量或密度为 $m_0 = 40 \text{ kg}$, $m_1 = 2 \text{ kg}$, $\rho = 0.5 \text{ kg/m}$; 均匀弯曲刚度为 $E_1 = 300 \text{ N} \cdot \text{m}^2$; 各分体中心惯量矩 $I_0 = 25 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $I_1 = 0.5 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$. 特别地, 为说明本文算法的有效性, 与 PID 控制器进行仿真对比实验.

柔性空间机械臂两关节期望的轨迹为:

$$\theta_{1d} = 1 + 0.2 \cos(\pi t),$$

$$\theta_{2d} = 1 + 0.2 \sin(\pi t).$$

PID 控制器的增益及参数为 $K_p = \text{diag}(20, 20)$, $K_d = \text{diag}(30, 30)$, $\eta = 0.08$, 基座及机械臂关节运动初始值均取 0. 仿真结果见图 3~6. 其中图 3 为关闭 FCMAC 控制器仅采用 PID 控制器所获得的轨迹跟踪图, 图 4 为采用本文混合算法所获得的跟踪情形图; 图 5 为 PID 算法的控制力矩情形图, 图 6 为本文算法控制力矩情形图.

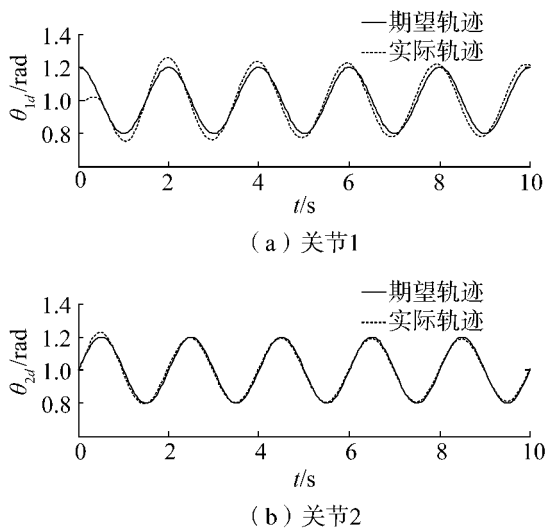


图3 PID 轨迹跟踪情形

Fig. 3 Trajectory tracking curves of PID

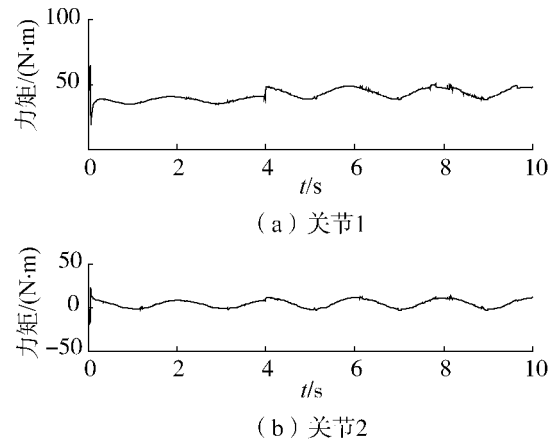


图4 PID 控制力矩情形

Fig. 4 Control torque of input of PID

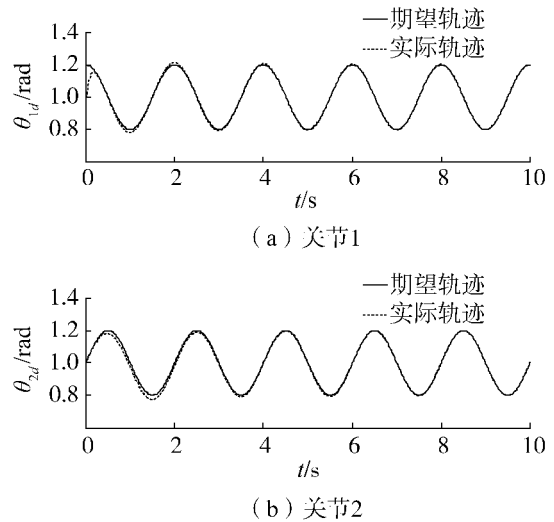


图5 本文方法轨迹跟踪情形

Fig. 5 Trajectory tracking curves of our method

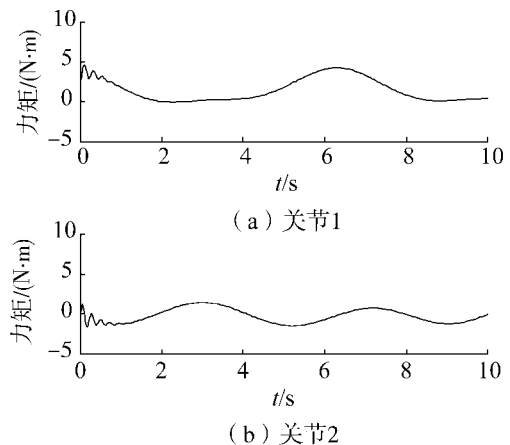


图6 本文方法控制力矩情形

Fig. 6 Control torque of input of our method

由图 3、4 可以看出, 由于空间柔性机械臂的非线性及强耦合性, 采用传统的 PID 控制器难以很好地逼近期望轨迹, 且控制力矩较大. 而由图 5、6 可以

看出,所设计的基于FCMAC的逆模PID控制器能在较短时间 $t=1\text{ s}$ 内快速跟踪期望轨迹,且整个过程控制力矩不大.这是由于本文方法在控制过程的开始阶段,神经网络未能比较精确逼近机器人逆模型时,与常规PID反馈控制器共同作用,以满足关节角的轨迹跟踪.神经网络的学习需要一定的时间,但考虑到空间机器人为了保持基体姿态,通常运动很慢,这为神经网络的学习提供了足够的时间,可以满足实时要求.

4 结束语

针对不确定性柔性自由漂浮空间机器人系统的轨迹跟踪控制问题,本文采用模糊CMAC神经网络自适应控制方法.该方法利用模糊CMAC神经网络来逼近逆动力学模型,通过改进的有监督的Hebb学习规则来进行参数的学习,避免了离线学习阶段,加快了学习速度,误差代价函数由PID控制器提供,从而达到了自学习和自组织的目的,仿真结果表明了所提方案的有效性.

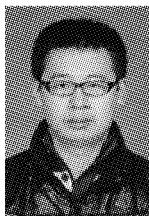
参考文献:

- [1] ABDOLLAHI F, TALEBI H A, PATEL R V. A stable neural network-based observer with application to flexible-joint manipulators[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(1): 118-129.
- [2] 张文辉,齐乃明,尹洪亮.自由漂浮空间机器人神经网络自适应补偿控制[J].宇航学报,2011,32(6):1312-1317.
ZHANG Wenhui, QI Naiming, YIN Hongliang. Neural network adaptive compensation control of free-floating space robot[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(6): 1312-1317.
- [3] HU H, WOO P Y. Fuzzy supervisory sliding-mode and neural-network control for robotic manipulators[J]. IEEE Transactions on Electronics, 2006, 53(3): 929-940.
- [4] 张文辉,齐乃明,李运迁.基于模糊基函数网络的机械臂免模型输出反馈PD控制[J].国防科技大学学报,2010,32(6):163-170.
ZHANG Wenhui, QI Naiming, LI Yunqian. Output feedback PD control of robot manipulators dispense with model based on fuzzy-basis-function-network[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2010, 32(6): 163-170.
- [5] GREEN A, SASIADEK J Z. Adaptive control of a flexible robot using fuzzy logic[J]. AIAA Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2005, 28(1): 36-42.
- [6] 张晓东,贾庆轩,孙汉旭,等.空间机器人柔性关节轨迹控制研究[J].宇航学报,2008,29(6):1865-1869.
ZHANG Xiaodong, JIA Qingxuan, SUN Hanxu, et al. The research of space robot flexible joint trajectory control[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(6): 1865-1869.
- [7] 洪在地,负超,陈力.漂浮基空间机器人及其柔性影响下逆模神经网络控制[J].宇航学报,2007,28(6):1510-1514.
HONG Zaidi, YUN Chao, CHEN Li. Inverse model neuron control of free floating space robot with rigid manipulators and rigid flexible manipulators[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(6): 1510-1514.
- [8] 张文辉,齐乃明,尹洪亮.自适应神经变结构的机器人轨迹跟踪控制[J].控制与决策,2011,26(4):597-600.
ZHANG Wenhui, QI Naiming, YIN Hongliang. Neural-variable structure-based adaptive trajectory tracking control of robot manipulators[J]. Control and Decision, 2011, 26(4): 597-600.
- [9] YOSHIDA K, HASHIZUME 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. Seoul, Korea, 2001: 441-446.
- [10] CHEN Li. Adaptive and robust composite control of coordinated motion of space robot system with prismatic joint[C]//Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation. Shanghai, China, 2002, 2: 1255-1259.

作者简介:



张文辉,男,1980年生,讲师,博士,主要研究方向为机器人动力学与控制,发表学术论文20余篇.



周启航,男,1987年生,硕士研究生,主要研究方向为机器人动力学与控制.



齐乃明,男,1962年生,教授,博士生导师,主要研究方向为空间动力学与控制、微重力环境模拟等,发表学术论文70余篇.