

基于滑模变结构的空间机器人神经网络跟踪控制

张文辉^{1,2}, 齐乃明², 尹洪亮²

(1. 徐州师范大学 机电工程学院, 江苏 徐州 221116; 2. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 研究了在无需模型估计值的情况下不确定空间机器人轨迹跟踪问题, 提出了滑模变结构的神经网络控制方案. 首先基于Lyapunov理论设计了一种径向基函数(RBF)神经网络控制器来补偿系统中的未知非线性, 该神经网络控制器能够保证闭环系统的稳定性, 而通过利用饱和函数把神经网络和滑模控制结合起来的控制器来不仅可以进一步削弱滑模控制输入的抖振, 且当神经网络控制器无效时仍能保证系统鲁棒性. 仿真结果证明了该控制器能在初期及强干扰情况下均能达到较好的控制效果.

关键词: 神经网络; 空间机器人; 滑模变结构; 自适应; 轨迹跟踪

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Neural-network tracking control of space robot based on sliding-mode variable structure

ZHANG Wen-hui^{1,2}, QI Nai-ming², YIN Hong-liang²

(1. School of Electromechanical Engineering, Xuzhou Normal University, Xuzhou Jiangsu 221116, China;

2. School of Aerospace, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang 150001, China)

Abstract: This paper investigates the tracking problem of space robot with uncertainties, without using the estimation values of a model, and puts forward a neural-network control scheme with sliding-mode variable structure. A radial-basis-function(RBF) neural-network controller based on Lyapunov theory is designed to compensate for the unknown nonlinearity in the system. The neural-network controller guarantees the stability of the closed-loop system. The controller that integrates the neural network with the variable structure by saturation function not only effectively eliminates the chattering in sliding-mode input, but also maintains the robustness of the closed-loop system when the neural-network controller fails. Simulation results show the desirable performances of the presented controller in the early phase of operation and in the strong disturbance situation.

Key words: neural network; space robot; sliding-mode variable structure; adaptive; trajectory tracking

1 引言(Introduction)

机械臂动力学系统不但具有非线性、强耦合性和时变的特点, 还存在着许多不确定因素. 从建模的角度看, 它们可归纳为建模误差和未建模误差两大类. 空间机械臂由于基座的漂浮性, 呈现出比地面机械臂更强的非线性. 传统的控制方法由于鲁棒性不强、控制精度偏低等原因已难以对空间机械臂进行有效控制. 因此一些智能控制策略已广泛应用于机械臂控制中^[1~4].

目前很多文献相继提出了地面机械臂的控制方法, 归纳起来有模糊控制、神经网络控制、滑模变结构控制等非线性控制方法. 文献[5]提出了一种鲁棒的径向基(RBF)网络控制方案, 基于李雅普诺夫理论保证了系统的一致最终有界(uniformly ultimately bounded, UUB). 文献[6, 7]提出了一种模糊神经网络控制方案可以保证系统的全局渐近稳定(global asymp-

totic stability, GAS), 但算法需要进行在线调整的参数较多, 影响了实时性工程应用. 文献[8, 9]提出了一种自适应的神经网络控制方案, 达到了较好的效果. 但上述控制方案不是针对更强耦合的空间机械臂, 且均没有考虑控制初期及强干扰造成神经网络控制器无效的情况下的鲁棒问题.

针对以上问题, 且在无需模型估计值的情况下, 本文采用一种滑模变结构的神经网络控制方案来控制非线性不确定空间机械臂系统, 利用李雅普诺夫函数法推得的自适应学习算法可以保证系统的GAS, 考虑到外界强干扰可能造成神经网络的失效, 利用快速响应的滑模控制来与神经网络结合共同补偿未知不确定, 该方案可以保证轨迹跟踪误差的渐近收敛. 仿真结果证明了方案的有效性.

2 系统描述(System description)

n 自由度空间机械臂的动力学方程为

$$\begin{cases} M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + F(q, \dot{q}) = \tau, \\ F(q, \dot{q}) = F_f(\dot{q}) + \tau_d(t, q, \dot{q}), \end{cases} \quad (1)$$

其中: q, \dot{q} 为关节的位移及速度矢量, $M(q)$ 为正定对称矩阵, $C(q, \dot{q})$ 为离心和科氏力项, $F(q, \dot{q})$ 为摩擦矩阵, τ_d 为外界干扰, τ 为机械臂关节力矩.

机械臂动力学方程满足如下性质及假设:

性质 1 $M(q)$ 满足 $X^T[\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})]X = 0, \forall X \in \mathbb{R}^n$.

假设 1 机械臂期望轨迹 q_d, \dot{q}_d 及 \ddot{q}_d 是有界的. 对于上式机械臂动力学方程, 定义 e 为关节角度误差, $s = \dot{e} + \Lambda e$ 为滤波跟踪误差, q_r 为理想轨迹, Λ 为正定阵. $\dot{q}_r = \dot{q}_d + \Lambda e, e = q_d - q, s = \dot{e} + \Lambda e$.

取Lyapunov函数为

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

方程两边微分得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T M \dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{M} s = \\ &= s^T [M(q)\dot{q}_r + C(q, \dot{q})\dot{q}_r + F(q, \dot{q}) - \tau]. \end{aligned} \quad (2)$$

由上式控制器可设计为

$$\tau = \hat{M}(q)\ddot{q}_r + \hat{C}(q, \dot{q})\dot{q}_r + \hat{F}(q, \dot{q}) + K_d s, \quad (3)$$

其中: K_d 为正定矩阵, $\hat{M}(q), \hat{C}(q, \dot{q}), \hat{F}(q, \dot{q})$ 为相应估计值.

当模型参数准确已知, 且外界干扰为0时, 可以证明系统的全局渐进稳定. 然而对于实际工程来说, 模型很难准确获得, 且外界干扰也一定存在, 因此需要采用一种新的控制策略来对非线性强耦合的机械臂系统进行控制.

3 基于滑模的机器人神经网络控制(Neural network control for robot base on sliding model)

不确定空间机械臂系统(1)的系统误差方程为

$$\begin{cases} M(q)\dot{s} + C(q, \dot{q})s = -\tau + f(\vartheta), \\ f(\vartheta) = M(q)\ddot{q}_r + C(q, \dot{q})\dot{q}_r + F(q, \dot{q}), \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\vartheta = (q, \dot{q}, \ddot{q})$. 对于系统的不确定非线性部分 $f(\vartheta)$, 采用具有快速学习能力的RBF神经网络对其进行补偿, 设神经网络的输出值为 $\hat{f}(\vartheta)$, $\hat{\theta}$ 为网络的权值, 其隐层采用高斯型函数^[10],

$$\hat{f} = \hat{\theta}^T \phi(x). \quad (5)$$

这里对神经网络采取如下假设:

假设 2 对于最优权矢量 θ^* , 有任意小正数 ε_M , 使网络逼近 ε 能够满足 $|\varepsilon| = |\theta^{*T} \varphi(x) - f| < \varepsilon_M$.

由假设可得

$$f(\vartheta) = \theta^{*T} \varphi(x) + \varepsilon. \quad (6)$$

基于RBF神经网络的控制器为

$$\tau = \tau_{NN} + \Delta\tau + K_d s + K_p e, \quad (7)$$

其中: τ_{NN} 为神经网络控制器, $\Delta\tau$ 为消除网络逼近误差的影响设计的鲁棒补偿器,

$$\tau_{NN} = \hat{\theta}^T \phi(x), \quad (8)$$

$$\Delta\tau = \varepsilon_M \text{sgn } s. \quad (9)$$

网络的权值的调整算法为

$$\dot{\hat{\theta}} = -\eta \phi s^T, \quad (10)$$

其中: 增益 $\eta > 0, \tilde{\theta} = \theta^* - \hat{\theta}$ 为网络权值误差值.

上述算法在神经网络控制器正常工作的情况下能够使逼近误差渐进收敛. 然而人工智能的神经网络在对不确定进行学习时, 需要一定的学习时间, 这就造成在控制的开始阶段, 神经网络不能立即逼近学习的模型, 而且出现外界干扰很强时, 由于神经网络的学习率等因素的影响, 很有可能造成神经网络控制器的失效.

为了解决这一问题, 通过饱和函数来结合滑模控制器及神经网络控制器^[11]可以获得两者优点. 对RBF网络的状态域划分为神经控制域 \mathfrak{R}_{NN} 、滑模控制域 \mathfrak{R}_{SM} 及两者之间的共同控制域 \mathfrak{R}_{NS} .

由于 $x = (q, \dot{q}, \ddot{q}, \ddot{q}_r)$, x_0 为状态域的固定位置, r_{NN} 是学习域的半径, r_{NS} 是共同控制区的半径. 定义变量 (\cdot) 的加权 \bar{p} 范数为 $\|(\cdot)\|_{\bar{p}, w}$. 且

$$\phi(t) = \max\{0, \text{sat}(\frac{\|x - x_0\|_{\bar{p}, w} - r_{NN}}{r_{NS} - r_{NN}})\}, \quad (11)$$

$$\mathfrak{R}_{NN} = \{x \mid \|x - x_0\|_{\bar{p}, w} \leq r_{NN}\}, \quad (12)$$

$$\mathfrak{R}_{SM} = \{x \mid \|x - x_0\|_{\bar{p}, w} > r_{NS}\}, \quad (13)$$

$$\mathfrak{R}_{NS} = \{x \mid r_{NN} < \|x - x_0\|_{\bar{p}, w} \leq r_{NS}\}, \quad (14)$$

则新的滑模神经控制器为

$$\begin{aligned} \tau &= (1 - \phi(t))(\tau_{NN} + \Delta\tau) + \\ &= \phi(t)\tau_{SM} + K_d s + K_p e, \end{aligned} \quad (15)$$

$$\tau_{SM} = U_d \text{sgn } s. \quad (16)$$

为克服滑模变结构部分的抖动, 可选取饱和函数 \tanh 代替符号函数 sgn ^[12,13]. 则式(16)改写为

$$\tau_{SM} = U_d \cdot \tanh s, \quad (17)$$

这里 $U_d = \text{diag}\{u_1, \dots, u_n\}$ 为增益阵, 且 $u_i \geq |f_i|$.

神经网络权重的自适应调整律为

$$\dot{\hat{\theta}} = -(1 - \phi(t))\eta \varphi s^T. \quad (18)$$

定义如下Lyapunov函数来证明闭环系统稳定性:

$$V = \frac{1}{2}s^T M s + \frac{1}{2}e^T K_p e + \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{\theta}^T \eta^{-1} \tilde{\theta}). \quad (19)$$

对其两边微分, 并代入闭环误差式(4)得

$$\dot{V} = s^T (f(\vartheta) - \tau) + e^T K_p \dot{e} + \text{tr}(\tilde{\theta}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{\theta}}). \quad (20)$$

将控制律按式(15)(12)及式(18)代入得

$$\dot{V} = s^T(f(\vartheta) - K_p e - K_d s - (1 - \phi(t))(\hat{\theta}^T \varphi(x) + \varepsilon_M \tanh s) - \phi(t)U_d \tanh s).$$

把 $s = \dot{e} + \Lambda e$ 代入得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -s^T K_d s - e^T K_p \Lambda \dot{e} - \psi(t) s^T (U_d \tanh s - f(\vartheta)) + (1 - \phi(t)) s^T (f(\vartheta) - \hat{\theta}^T \varphi(x) - \varepsilon_M \tanh s) + \text{tr}(\tilde{\theta} \eta^{-1} \tilde{\theta}^T). \end{aligned}$$

将 $f(\vartheta)$ 按式(7), 权值调整律 $\dot{\hat{\theta}}$ 按式(18)代入得

$$\dot{V} = -s^T K_d s - e^T K_p \Lambda \dot{e} - \psi(t) s^T (U_d \tanh s - f(\vartheta)) + (1 - \phi(t)) s^T (\varepsilon - \varepsilon_M \tanh s).$$

考虑到 $u_i \geq |f_i|$, 则

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -s^T K_d s - e^T K_p \Lambda \dot{e} - \phi(t) s^T (U_d \tanh s - f(\vartheta)) + (1 - \phi(t)) \sum_{i=1}^n (s_i \varepsilon_i - |s_i \varepsilon_M \tanh s|). \end{aligned}$$

由于 $u_i \geq |f_i(\vartheta)|$, $\varepsilon_M > |\varepsilon_i|$, 从上式可知, 当满足 $\tanh s_i \geq \frac{f_i(\vartheta)}{u_i}$ 及 $\tanh s_i \geq \frac{\varepsilon_i}{\varepsilon_M}$, 则

$$\dot{V} < 0. \tag{21}$$

采用饱和函数后, 当且仅当在原点一极小邻域外均满足 $\dot{V} < 0$. 饱和函数取得越陡, 其原点邻域就越小, 则越可以近似符号函数. 因而由Lyapunov稳定性理论可得误差将收敛于原点附近的某邻域内, 且随着 u_i 及 ε_M 的增大, 误差将越趋于零点.

4 算例研究(Examples research)

仿真时各参数实际值为: $m_0 = 200 \text{ kg}$, $r_1 = 1 \text{ m}$, $r_2 = 0.8 \text{ m}$, $m_1 = 0.5 \text{ kg}$, $m_2 = 2 \text{ kg}$, $I_0 = 50 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $I_1 = 3 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $I_2 = 2 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $a_1 = 1.0 \text{ m}$, $a_2 = 0.8 \text{ m}$, $b_0 = 0.5 \text{ m}$, $b_1 = 0.6 \text{ m}$, $b_2 = 0.5 \text{ m}$. 设系统摩擦及干扰为:

$$\begin{aligned} F_f &= [0.2 \text{sgn } \dot{q}_1 \quad 0.2 \text{sgn } \dot{q}_2]^T, \\ \tau_d &= [q_1 \dot{q}_1 0.3 \sin t \quad q_2 \dot{q}_2 0.3 \sin t]^T. \end{aligned}$$

期望关节角度为

$$q_d = [0.5(\sin t + \sin 2t) \quad 0.5(\cos 3t + \cos 4t)]^T.$$

通过与文献[12]的神经网络控制器比较, 来说明采用神经滑模控制器(15)更能获得良好的鲁棒性, 这里两控制器中各参数取相同值. 即: $\Lambda = \text{diag}\{5, 5\}$, $\varepsilon_M = 0.6$, $K_p = \text{diag}\{20, 20\}$, $K_d = \text{diag}\{50, 50\}$, $\eta = 8$; $U_d = \text{diag}\{180, 180\}$; 位置和关节速度初始值: $q_1(0) = 0.1$, $q_2(0) = -0.1$, $\dot{q}_1(0) = \dot{q}_2(0) = 0$. 其中 $x = [q \quad \dot{q} \quad \ddot{q}] \in \mathbb{R}^8$, $r_{NN} = 1.0$, $r_{NS} = 1.05$.

仿真结果见图1~3. 本文假设在4s时空间机械手突然承受了30 kg负荷情形基础上, 对神经网络无效

情况下的控制状况进行进一步论述.

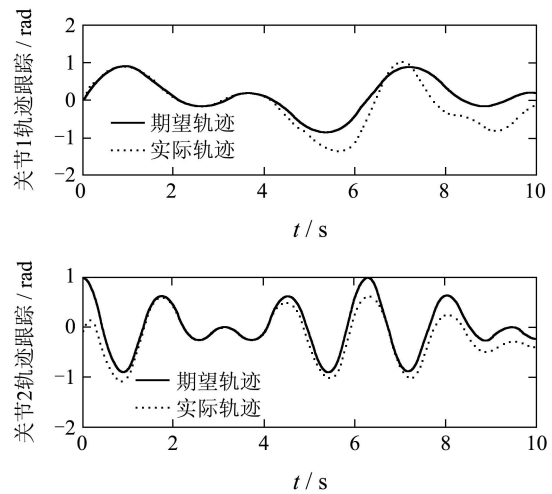


图 1 神经网络算法曲线情形图

Fig. 1 Tracking curves of neural network controller

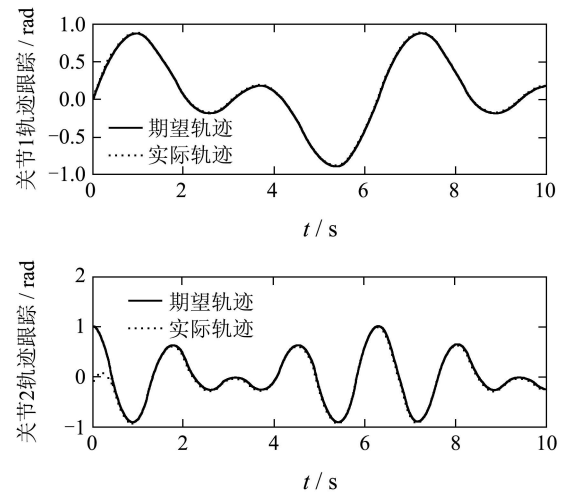


图 2 滑模神经算法曲线情形图

Fig. 2 Tracking curves of sliding-model neural network

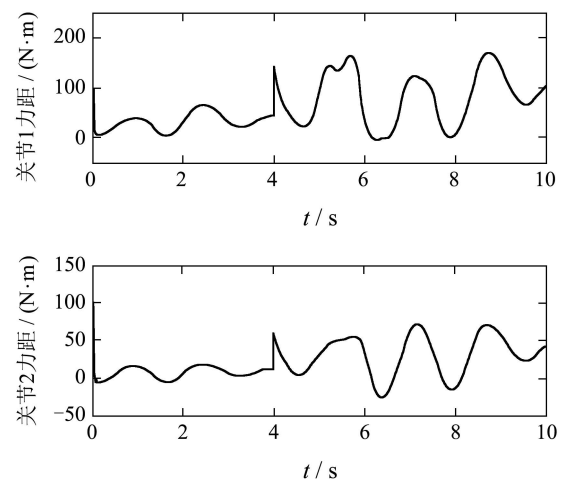


图 3 滑模神经控制器输出力矩

Fig. 3 Control torque of sliding-model neural network

由图1中可以看出, 神经网络控制器能够在2s内

达到关节轨迹的较好跟踪,其控制力矩不大.而滑模神经控制器则能够在不到1 s内达到轨迹的较好跟踪,且只在控制阶段初期关节力矩相较神经网络控制器的力矩略大,其余时间控制力矩不大.图1中轨迹跟踪在4 s后突然变坏,但图2中可以看出,加重载后并未对控制效果造成任何影响.这是因为对于加重载后的模型,由于虽然神经网络在短时间不能对其模型进行较好逼近,但具有快速响应特性的滑模控制器能够立即启动,控制力矩突然加大,并起主导地位,从而获得了较高的控制精度.

通过进一步仿真还发现,系统的未知非线性越强,所需控制力矩越大,外界造成的系统模型变化越巨大,所需的控制力矩越大.欲达到较好的控制精度需要增加控制力矩输出.

5 结论(Conclusion)

针对机器人的关节控制问题,本文提出了无需模型估计值的滑模神经网络控制方案.利用神经网络作为补偿器来逼近非线性不确定模型,基于李氏函数法的权值调整律可以对不确定界做实时估计来保证闭环系统的稳定性.考虑到强干扰可能导致的神经网络失效,利用快速响应的滑模控制来与神经网络结合共同并补偿未知不确定.仿真首先分析了控制初期的工作状况,接着着重分析了在神经控制器无效时的滑模控制器工作机理,并通过比较证明了所采用的方案的有效性.

参考文献(References):

- [1] KIM Y H, LEWIS F L. Neural network output feedback control of robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1999, 15(2): 301 – 309.
- [2] Lin C K. Non-singular terminal sliding mode control of robot manipulators using fuzzy wavelet networks[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2006, 14(6): 849 – 859.
- [3] 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.)
- [4] HU H, WOO P Y. Fuzzy supervisory sliding-mode and neural-network control for robotic manipulators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2006, 53(3): 929 – 940.
- [5] 王洪斌, 李铁龙, 郭继丽. 机器人的神经网络鲁棒轨迹跟踪控制[J]. *电机与控制学报*, 2005, 9(2): 145 – 148. (WANG Hongbin, LI Tielong, GUO Jili. Neural network robust control for trajectory tracking of robot manipulators[J]. *Electric machines and Control*, 2005, 9(2): 145 – 148.)
- [6] HSU C F. Self-organizing adaptive fuzzy neural control for a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006, 14(6): 755 – 766.
- [7] 俞建成, 张艾群, 王晓辉, 等. 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制[J]. *自动化学报*, 2007, 33(8): 840 – 846. (YU Jiancheng, ZHANG Aiquan, WANG Xiaohui, et al. Direct adaptive control of underwater vehicles base on fuzzy neural networks[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 840 – 846.)
- [8] LEE M J, CHOI Y K. A adaptive neural controller using RBFN for robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2004, 51(3): 711 – 717.
- [9] ZOU A M, ZENG G H, MIN T, et al. Tracking control of a mobile robot with kinematic uncertainty using neural networks[C] // *The 13th International Conference on Neural Informational Processing*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2006, (4234): 721 – 730.
- [10] OJALA T, VUORIMAA P. Modified kohonen's learning laws for RBF network[C] // *Proceedings of the 4th World Congress on International Conference on Neural Nets and GA*. Atlanta, USA: IEEE, 1995: 356 – 359.
- [11] SANNER R M, SLOTINE J J E. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 13(6): 2116 – 2123.
- [12] 陈丽, 陈卫东, 王洪瑞. 改进的机器人神经网络变结构混合控制[J]. *系统工程与电子技术*, 2006, 28(3): 429 – 431. (CHEN Li, CHEN Weidong, WANG Hongrui. Improved neural-variable structure control of robot manipulators[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2006, 28(3): 429 – 431.)
- [13] 魏立新, 李二超, 王洪瑞. 基于CMAC在线自学习模糊自适应控制的机器人力/位置鲁棒控制[J]. *电工技术学报*, 2005, 20(5): 40 – 44. (WEI Lixin, LI Erchao, WANG Hongrui. Fuzzy adaptive control based on CMAC on-Line and It's application on robot[J]. *Transactions of China Electronic Technical Society*, 2005, 20(5): 40 – 44.)

作者简介:

张文辉 (1980—), 男, 博士, 讲师, 目前研究方向为空间机械臂动力学与控制、智能控制等, E-mail: Hit_zwh@126.com;

齐乃明 (1962—), 男, 博士生导师, 教授, 目前研究方向为飞行器机电一体化控制等, E-mail: Hit_qnm@126.com;

尹洪亮 (1984—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为非线性控制, E-mail: yinghl@163.com.