

## 神经网络自适应滑模控制的不确定机器人轨迹跟踪控制

范兴民, 王启志

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 提出一种针对机器人跟踪控制的神经网络自适应滑模控制策略。该控制方案将神经网络的非线性映射能力与滑模变结构和自适应控制相结合。对于机器人中不确定项, 通过 RBF 网络分别进行自适应补偿, 并通过滑模变结构控制器和自适应控制器消除逼近误差。同时基于 Lyapunov 理论保证机器人轨迹跟踪误差渐进收敛于零。仿真结果表明了该方法的优越性和有效性。

**关键词:** 不确定机器人; 神经网络; 自适应控制

中图分类号: TP

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)09-0060-03

## Neural network-based adaptive sliding mode trajectory tracking control of uncertainty robot manipulators

Fan Xingmin, Wang Qizhi

(College of Mechanic Engineering and Antumatation, Hua Qiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** A neural network-based adaptive sliding mode control, which is designed to ensure trajectory tracking by the uncertainty robot manipulators. This control algorithm integrates the nonlinear mapping of neural network and adaptive and sliding mode control. To the uncertainty of robot manipulators, neural network is used to respectively adaptively learn and compensate the unknown system, and approach error is eliminated by used variable structure and adaptive controller. And based on Lyapunov, this new controller can guarantee the asymptotic convergence of the tracking error to zero. The simulation results show the effectiveness of the presented methods.

**Key words:** uncertainty robot manipulators; neural network; adaptive control

在机器人跟踪控制研究中, 由于在建模中存在误差, 机器人系统不可避免地存在不确定性。由于机器人中存在的非线性和不确定性, 为了解决这些问题, 一些变结构方案<sup>[1]</sup>、自适应方案<sup>[2]</sup>陆续提出。近些年来神经网络在机器人智能控制中得到广泛的应用, 参考文献[3]提出一种神经网络自适应学习不确定系统, 但方案只能保证系统的最终一致有界。参考文献[4]提出一种神经网络学习系统的不确定性, 但需要机器人动力学的准确模型。

为了解决上述问题, 本文提出一种新的神经网络自适应滑模变结构控制器。对于机器人中不确定项, 分别应用神经网络进行自适应学习各种非线性, 逼近误差通过变结构和自适应控制消除。这种控制器能在控制初期加快跟踪速度, 且有很好的鲁棒性。

## 1 问题的提出

考虑  $n$  关节机器人的动力学方程<sup>[5,8]</sup>为:

$$M(q)\ddot{q} + V_m(q, \dot{q}) + G(q) + F(\dot{q}) + \tau_d = \tau \quad (1)$$

其中  $q, \dot{q}, \ddot{q} \in R^n$  为位移、速度和加速度矢量;  $M(q)$  为  $n \times n$  阶正定惯性矩阵,  $V_m(q, \dot{q})$  为  $n \times n$  阶离心和哥氏力项矩阵;  $G(q) \in R^{n \times 1}$  为重力矢量,  $F(\dot{q}) \in R^n$  为摩擦向量,  $\tau_d$  为外部未知有界干扰;  $\tau$  为控制输入。机器人动力学方程如式(1)所示, 性质和假设见参考文献[6]。其中,

$$x^T(M(q) - 2V_m(q, \dot{q}))x = 0 \quad \forall x \in R^n \quad (2)$$

定义变量为:

$$e = q_d(t) - q(t) \quad (3)$$

$$\dot{q}_r = \dot{q}_d - \Lambda e \quad (4)$$

其中  $e, \dot{q}_r$  分别为跟踪误差和辅助变量,  $\Lambda$  为正的常数矩阵。那么定义误差函数为:

$$s = \dot{q} - \dot{q}_d = \dot{e} + \Lambda e \quad (5)$$

技术与方法 Technique and Method

由式(1)、式(3)、式(4)、式(5),可以得到:

$$M(q)\dot{s} = -V_m s + f(x) - \tau_d = \tau \quad (6)$$

其中:

$$f(x) = -M(q)(\ddot{q}_d - \Lambda \dot{e}) - V_m(\dot{q}_d - \Lambda e) - E(q) - G(q) \quad (7)$$

当  $X = [\ddot{q}_d^T, \dot{q}_d^T, q_d^T, \dot{q}^T, q^T]^T$ , 那么  $f(x)$  的估计值可表示为  $\hat{f}(x) = \hat{W}^T \delta(x)$ , 则式(6)可写成:

$$M(q)\dot{s} = -V_m s + \hat{W}^T \delta + \varepsilon^* - \tau_d + \tau \quad (8)$$

2 基于 RBF 神经网络控制器的设计

采用 RBF 神经网络, 对  $f(x)$  中的各项分别进行逼近。RBF 网络算法为:

$$\phi_i = \exp\left(-\frac{\|X - c_i\|^2}{2b_i^2}\right), i = 1, 2, \dots, n_0$$

其中  $c_i, b_i$  分别为基函数的中心和宽度。

那么  $f(x) = W\delta(x) + \varepsilon$ ,  $x$  为网络输入信号,  $\delta(x) = [\delta_1 \ \delta_2 \ \dots \ \delta_n]$ ,  $\varepsilon$  为神经网络逼近误差。对于  $f(x)$  分别应用神经网络则有:

$$\hat{M}(q) = W_M^T \delta_M(q), \hat{V}_m(q, \dot{q}) = W_V^T \delta_V(q, \dot{q}), \hat{G}(q) = W_G^T \delta_G(q), \hat{F}(q) = W_F^T \delta_F(q)$$

那么:

$$\hat{f}(x) = [W_M^T \xi_1(t), W_V^T \xi_2(t), W_G^T, W_F^T] \begin{bmatrix} \delta_M \\ \delta_V \\ \delta_G \\ \delta_F \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,  $\xi_1(t) = \dot{q}_d + \Lambda e, \xi_2(t) = \dot{q}_d + \Lambda e$

$$\text{自适应律取: } \dot{\hat{W}} = -\hat{W} + F\delta s^T \quad (10)$$

$$\text{即 } \dot{\hat{W}}_M = F_M \delta_M s^T, \dot{\hat{W}}_V = F_V \delta_V s^T, \dot{\hat{W}}_G = F_G \delta_G s^T, \dot{\hat{W}}_F = F_F \delta_F s^T$$

3 神经网络自适应滑模控制器设计

考虑机器人轨迹跟踪, 将控制模式设计为:  $\tau = u_n + u_{nn} + u_a$ , 其中  $u_s$  为滑模变控制规律, 取  $u_s = -k_1 s - k_2 s \text{sgn}(s)$ ;  $u_{nn}$  为神经网络控制规律, 取  $u_{nn} = -\hat{W}^T \delta$ ;  $u_a$  为自适应控制规律,  $u_a = -\frac{s}{\|s\| + u_0} \eta$ , 其中  $\eta = \frac{\|s\|^2}{\|s\| + u_0}$ , 则控制系统结构图如图 1 所示。



图1 控制系统结构图

选择 Lyapunov 函数, 证明稳定性:

$$V = \frac{1}{2} s^T M(q) s + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_M^T F_M^{-1} \tilde{W}_M) + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_V^T F_V^{-1} \tilde{W}_V) + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_G^T F_G^{-1} \tilde{W}_G) + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_F^T F_F^{-1} \tilde{W}_F) + \frac{1}{2} (\eta - \eta_0)^2$$

此时  $\eta_0$  为  $\|\varepsilon^* - \tau_d\|$  的上界。将式(6)代入则:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} s^T \dot{M}(q) s + s^T M \dot{s} + \text{tr}\{\tilde{W}_M^T F_M^{-1} \dot{\tilde{W}}_M\} + \text{tr}\{\tilde{W}_V^T F_V^{-1} \dot{\tilde{W}}_V\} \\ &+ \text{tr}\{\tilde{W}_G^T F_G^{-1} \dot{\tilde{W}}_G\} + \text{tr}\{\tilde{W}_F^T F_F^{-1} \dot{\tilde{W}}_F\} + (\eta - \eta_0) \dot{\eta} \\ &\leq \frac{1}{2} s^T \dot{M}(q) s - 2V_m s - k_1 s^T - k_2 s^T \text{sgn}(s) + \|s\| \eta_0 + \\ &\text{tr}\{\tilde{W}_M^T (F_M^{-1} \dot{\tilde{W}}_M + \delta_M s^T)\} + \text{tr}\{\tilde{W}_V^T (F_V^{-1} \dot{\tilde{W}}_V + \delta_V s^T)\} + \\ &\text{tr}\{\tilde{W}_G^T (F_G^{-1} \dot{\tilde{W}}_G + \delta_G s^T)\} + \text{tr}\{\tilde{W}_F^T (F_F^{-1} \dot{\tilde{W}}_F + \delta_F s^T)\} + \\ &(\eta - \eta_0) \left(\dot{\eta} - \frac{\|s\|^2}{\|s\| + u_0}\right) - \frac{\|s\|^2}{\|s\| + u_0} \eta_0 \end{aligned}$$

将式(2)和式(10)代入上式化简得:

$$\dot{V} \leq -k_1 s^T s - k_2 s^T \text{sgn}(s) + \frac{\|s\| \eta_0 \mu_0}{\|s\| + u_0} \leq -k_1 s^T s + \eta_0 \mu_0 \quad (11)$$

将式(11)从  $0 \rightarrow T$  积分可得,  $V(T) \geq 0, \int_0^T u_0 dt < \infty$ , 进

而有:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \text{SUP} \int_0^T \|s\|^2 dt \leq \frac{1}{k_1} (V(0) + \eta_0 \int_0^T u_0 dt) \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} = 0.$$

可得到当  $t \rightarrow \infty$  那么有  $s \rightarrow 0$ , 由式(4)可知, 当  $t \rightarrow \infty$ , 那么有  $e \rightarrow 0, \dot{e} \rightarrow 0$ .

4 仿真实验

为了验证本算法的有效性, 本文采用双关节机器人模型<sup>[7]</sup>, 动力学方程如式(1)所示。其中:

$$F(q) = 0.2 \text{sgn}(\dot{q}), \tau_d = [0.2 \sin(t) \ 0.2 \sin(t)]^T,$$

两个关节的位置指令为  $q_{d1} = 0.1 \sin t, q_{d2} = 0.1 \sin t$ , 控制参数取  $\Lambda = \text{diag}\{5, 5\}$ , 在鲁棒项中  $\varepsilon^* = 0.2$ ; 在 RBF 网络中  $b = 20$  网络的输入取  $X = [\ddot{q}_d^T, \dot{q}_d^T, q_d^T, \dot{q}^T, q^T]^T$ .

由图 2~图 6 可以看出, 本文所提出的对于机器人中不确定项, 利用神经网络分别进行逼近, 与滑模变结构和自适应控制算法相结合, 能有效地跟踪期望轨迹, 神经网络能很好对未知项进行估计, 且控制力矩不大。验证了本文所提出的算法的有效性。

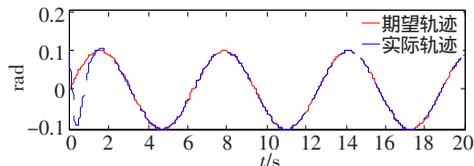


图2 关节1轨迹跟踪曲线

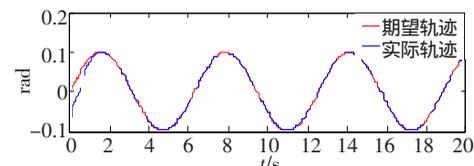


图3 关节2轨迹跟踪曲线

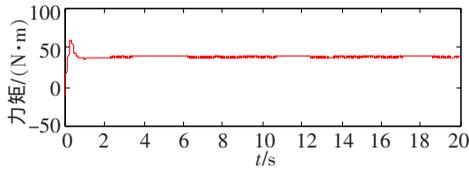


图4 关节1的控制力矩

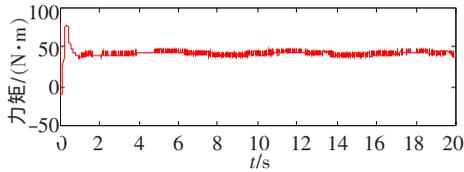
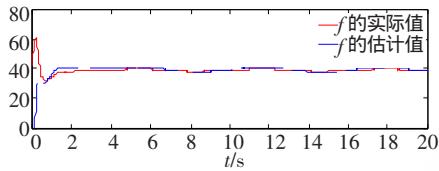


图5 关节2的控制力矩

图6 关节1和关节2的 $f(x)$ 值和 $f(x)$ 估计值

本文提出对于不确定项,利用RBF网络进行分别逼近,并与滑模变结构和自适应控制相结合的控制策略,并构建Lyapunov函数,验证了系统对轨迹进行跟踪的稳定性。利用滑模变结构和自适应控制方案补偿神经网络的逼近误差,比常规神经网络具有更好的动态特性和鲁棒性。

#### 参考文献

- [1] DOULGERI Z. Sliding regime of a nonlinear robust controller for robot manipulators [J]. IEE Proceedings

Control Theory and Application, 1999,146(6):493-498.

- [2] COLBAUGH R, GLASS K. Adaptive tracking control of rigid manipulators using only position measurements [J]. Journal of Robot and System, 1997,14(1):9-26.
- [3] KIM Y H, LEWIS F L. Neural network output feedback control of robot manipulator [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999,15(2):301-309.
- [4] CILIZ M K. Adaptive control of robot manipulators with neural network based compensation of frictional uncertainties[J]. Robotica, 2005, 23:159-167.
- [5] 张文辉,齐乃明.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):597-601.
- [6] SUN T, Pei Hailong. Neural network-based sliding mode adaptive control for robot manipulators [J]. Neurocomputing, 2011,74:2377-2384.
- [7] LU Y, Liu J K. Actuator nonlinearities compensation using RBF neural networks in robot control system [C]. IMACS Multiconference on Computational Engineering in Systems Application, 2006.
- [8] 牛玉刚,杨成梧.基于神经网络的不确定机器人自适应滑模控制[J].控制与决策,2001,16(1):79-83.

(收稿日期:2011-12-05)

#### 作者简介:

范兴民,男,1986年生,硕士,主要研究方向:智能控制及机器人跟踪控制。

王启志,男,1970年生,副研究员,主要研究方向:智能控制及过程控制。