

文章编号: 1001-0920(2001)01-0079-04

基于神经网络的不确定机器人自适应滑模控制

牛玉刚, 杨成梧, 陈雪如
(南京理工大学 动力学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 提出一种机器人轨迹跟踪的自适应神经滑模控制。该控制方案将神经网络的非线性映射能力与变结构控制理论相结合, 利用 RBF 网络自适应学习系统不确定性的未知上界, 神经网络的输出用于自适应修正控制律的切换增益。这种新型控制器能保证机械手位置和速度跟踪误差渐近收敛于零。仿真结果表明了该方案的有效性。

关键词: 神经网络; 机器人; 轨迹跟踪; 滑模控制

中图分类号: TP 183 **文献标识码:** A

Adaptive Sliding Mode Control for Robot Manipulators Based on Neural Network

NIU Yu-gang, YANG Cheng-wu, CHEN Xue-ru

(School of Power Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A neural network-based adaptive sliding model controller is proposed for robot manipulators. This control scheme integrates the theory of VSS and the nonlinear mapping of neural network. A key feature of this scheme is that the prior knowledge of the upper bound of the system uncertainties is not required. A RBF neural network is used to adaptively learn the unknown bounds of system uncertainties, and then the output of the neural network estimator is used to adjust the switching gain. This new controller can guarantee the asymptotic convergence of the tracking error to zero.

Key words: neural network; robot manipulators; trajectory tracking; sliding mode control

1 引言

在机器人跟踪控制中, 计算转矩法是一种十分有效的方法。但由于它依赖于机器人系统的精确模型, 而在实际应用中许多机器人系统不可避免地存在着不确定性, 因此, 如何解决机器人系统的不确定性问题受到人们广泛的关注。

近年来, 神经网络在机器人控制中得到了广泛的应用。人们提出了各种基于神经网络的控制方

案^[1,2], 用于补偿系统非线性和不确定性的影响, 以改善系统的控制性能。在众多方案中, 神经网络通常用于直接学习系统的非线性或不确定性。最近, 文献[3]提出一种基于神经网络的机器人轨迹跟踪控制方法, 通过利用神经网络自适应学习系统不确定性的未知上界来消除系统不确定性的影响。但该方案的缺陷是需要进行复杂的惯性矩阵求逆运算。

为了克服上述缺陷, 本文针对一类不确定机器

收稿日期: 1999-12-14; 修回日期: 2000-03-10

基金项目: 国防科技预研基金项目(99J16 6 1 BQ 0214)

作者简介: 牛玉刚(1964—), 男, 辽宁营口人, 博士生, 从事非线性系统、自适应控制等研究; 杨成梧(1936—), 男, 辽宁沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统、高速采样控制等研究。

人提出一种新的基于神经网络的自适应滑模控制方案。该控制方案不需要预知系统不确定性的上界,不需要求解惯性矩阵的逆,唯一需要了解的是各关节输出的位置和速度状态。类似于文献[3]的控制思想,在本文的控制方案中,神经网络不是直接去学习系统不确定性,而是用于自适应学习系统不确定性的未知界。这种新型控制器能保证机械手位置和速度矢量的跟踪误差渐近收敛于0。

2 系统模型和问题描述

考虑 n 关节机器人动态系统

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

其中, q, \dot{q} 和 $\ddot{q} \in R^n$ 分别为位置矢量、速度矢量和加速度矢量, $M(q) \in R^{n \times n}$ 为惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 为离心和哥氏项矩阵, $G(q) \in R^n$ 为作用于关节上的重力项矢量, $\tau_d \in R^n$ 为随机干扰信号, $\tau \in R^n$ 为关节控制力矩输入矢量。

机器人系统(1)具有如下性质:

- 1) $M(q)$ 为对称、正定、有界矩阵;
- 2) 对 $\forall y \in R^n, M(q)$ 和 $C(q, \dot{q})$ 满足

$$y^T \left[\frac{1}{2} \dot{M}(q) - C(q, \dot{q}) \right] y = 0 \quad (2)$$

其中 $\dot{M}(q)$ 为 $M(q)$ 的时间导数。

一般说,在实际机器人系统中,系统参数的摄动是不可避免的,因此本文考虑系统模型(1)中的参数矩阵可表示为以下形式的情况

$$\begin{cases} M(q) = M_0(q) + \delta M(q) \\ C(q, \dot{q}) = C_0(q, \dot{q}) + \delta C(q, \dot{q}) \\ G(q) = G_0(q) + \delta G(q) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $M_0(q), C_0(q, \dot{q})$ 和 $G_0(q)$ 为已知的基准部分; $\delta M(q), \delta C(q, \dot{q})$ 和 $\delta G(q)$ 为估计误差,表示参数不确定性。将式(3)代入式(1),则机器人系统模型可改写为

$$M_0(q)\ddot{q} + C_0(q, \dot{q})\dot{q} + G_0(q) + F(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \tau + \tau_d \quad (4)$$

其中 $F(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \delta M(q)\ddot{q} + \delta C(q, \dot{q})\dot{q} + \delta G(q)$ 表示系统不确定性。

假设 1 1) 系统不确定性 $F(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 有界,即

$$|F(q, \dot{q}, \ddot{q})| < F_0$$

其中 F_0 为正函数;

2) 随机干扰信号 τ_d 有界,即存在已知正数 T_0 , 满足

$$|\tau_d| < T_0 \quad (5)$$

设 q_d 和 $\dot{q}_d \in R^n$ 分别表示期望的关节位置矢量和速度矢量。定义跟踪误差 $e = q - q_d, \dot{e} = \dot{q} - \dot{q}_d$ 。对机器人系统(4),选择如下切换面

$$s = \dot{e} + \Lambda e \quad (6)$$

其中 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n), \lambda_i > 0$ 。利用式(6),可将系统模型(4)改写为

$$M_0 \dot{s} = -M_0 \dot{q}_r - C_0 \dot{q}_r - G_0 - C_0 s + \tau - F + \tau_d \quad (7)$$

其中 $\dot{q}_r = \dot{q}_d - \Lambda \dot{e}, \ddot{q}_r = \ddot{q}_d - \Lambda \dot{e}$ 。

机器人系统(1)的控制目标是设计一个控制律,以使关节位置矢量和速度矢量的跟踪误差渐近收敛于0。换言之,这种控制律应能驱使系统的误差状态沿切换面 $s = 0$ 运动。

如果系统不确定性的上界 F_0 已知,那么利用滑模控制技术可将控制律设计为

$$\tau = M_0 \dot{q}_r + C_0 \dot{q}_r + G_0 - Ks - (F_0 + T_0) \text{sign}(s) \quad (8)$$

其中对于 $s \in R^n, \text{sign}(s) = [\text{sign}(s_1), \text{sign}(s_2), \dots, \text{sign}(s_n)]^T$ 。

定理 1 对于机器人系统(4)和切换面(6),控制律(8)可保证关节位置矢量和速度矢量的跟踪误差渐近收敛于0。其中 $K \in R^{n \times n}$ 为正定矩阵。

证明略。

注 1 在滑模控制律(8)中,只需要知道系统不确定性的上界,但在实际应用中,许多系统的不确定界却难以得到,因此本文考虑 F_0 未知的情况。

3 神经滑模控制

3.1 神经网络

本文利用一个 RBF 神经网络自适应学习系统不确定性的未知界 F_0 , 即

$$\hat{F}_0 = \hat{\theta}^T \phi(X) \quad (9)$$

其中 $\hat{\theta}$ 是网络权重 θ 的估计, $\phi(X)$ 为高斯类型函数,其第 i 个元素定义为

$$\phi_i(X) = \exp \left[- \frac{(X - c_i)^2}{\sigma^2} \right] \quad (10)$$

其中, c_i 为第 i 个基函数的中心, σ 为基函数的宽度。

为进一步分析,现做如下假设:

假设 2 1) 对任意小的正数 w , 均存在网络最优权重 θ^* , 满足

$$|\epsilon(X)| = |\theta^{*T} \phi(X) - F_0| < w \quad (11)$$

其中 $\epsilon(X)$ 为网络逼近误差。

2) 系统不确定性的上界 F_0 满足下列不等式

$$F_0 - F(q, \dot{q}, \ddot{q}) > w_0 > w \quad (12)$$

注2 假设2中的1) 已被证明是合理的^[4,5], 它反映了神经网络可以任意逼近非线性函数的能力。

注3 由于对于 w_0 , 一定可以选取 w 任意小, 使其满足 $w_0 > w$; 同时由假设2中的1) 知, 对于该 w , 存在 θ^* 使式(11) 成立, 因此假设2中的2) 是合理的。

下面利用神经估计器(9) 的输出修正切换增益, 以保证切换面 $s = 0$ 渐近稳定, 从而使机械手的跟踪误差渐近收敛于 0。

3.2 神经滑模控制器的设计

本文设计的控制律为

$$\tau = M \ddot{q}_r + C_0 \dot{q}_r + G_0 - Ks - [\hat{\theta}^T \phi(x) + T_0] \text{sign}(s) \quad (13)$$

其中网络权重自适应修正规则为

$$\dot{\hat{\theta}} = \eta \phi(x) s \quad (14)$$

$\eta > 0$ 为自适应速率。

定理2 设机器人系统(4) 满足假设1和假设2, 切换面由式(6) 定义, 网络权重按规则(14) 自适应调节, 则控制律(13) 能保证机械手位置矢量和速度矢量的跟踪误差渐近收敛于 0。

证明 通过选择 Lyapunov 函数: $V = \frac{1}{2} s^T M s + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{\theta}^T \eta^{-1} \tilde{\theta})$, 其中 $\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta^*$, $\dot{\tilde{\theta}} = \dot{\hat{\theta}}$ 利用 Lyapunov 理论可以证明, s 在有限时间内收敛于 0。于是得, $e \rightarrow 0, \dot{e} \rightarrow 0(t \rightarrow \infty)$ 。

注4 定理2 利用神经网络估计系统不确定性的未知界, 克服了常规滑模控制需要已知不确定性界的限制。

注5 定理2 表明, 本文方法并不要求网络权重 $\hat{\theta}$ 收敛到最优值 θ^* 。事实上, 神经网络的权重将按 Lyapunov 稳定性理论自适应修正, 直到滑动矢量 s 收敛到 0。此后, 网络权重将保持常值, 以使误差动态位于滑模状态, 从而保证系统输出跟踪误差渐近收敛于 0。

注6 由式(1) 和式(17) 构成的闭环系统存在“抖振”问题, “抖振”会激发系统高频未建模动态, 为了消除“抖振”现象, 可利用饱和函数^[6] 或 S 型函数^[7] 代替符号函数 $\text{sign}(x)$ 。

4 仿真实验

现以一个二自由度机器人为例检验本文的控制方案, 设机器人动力学模型为^[8]

$$M(q) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2)r_1^2 + m_2r_2^2 + & m_2r_2^2 + m_2r_1r_2\cos(q_2) \\ 2m_2r_1r_2\cos(q_2) & \\ m_2^2r_2^2 + m_2r_1r_2\cos(q_2) & m_2r_2^2 \end{bmatrix}$$

$$C(q)\dot{q} = \begin{bmatrix} m_1r_1r_2\sin(q_2)\dot{q}_1^2 + 2m_1r_1r_2\sin(q_2)\dot{q}_1\dot{q}_2 \\ -m_1r_1r_2\sin(q_2)\dot{q}_2^2 \end{bmatrix}$$

$$G(q) = \begin{bmatrix} -(m_1 + m_2)gr_1\cos(q_2) \\ m_2gr_2\cos(q_1 + q_2) \\ -m_2gr_2\cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix}$$

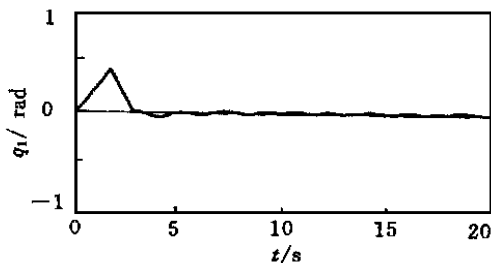


图1 关节1位置跟踪误差

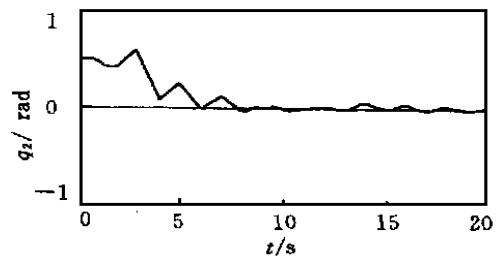


图2 关节2位置跟踪误差

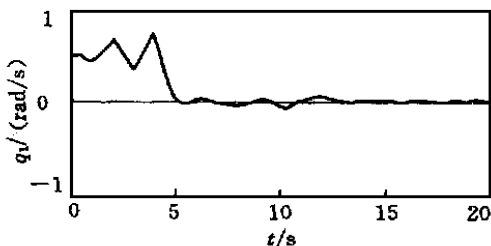


图3 关节1速度跟踪误差

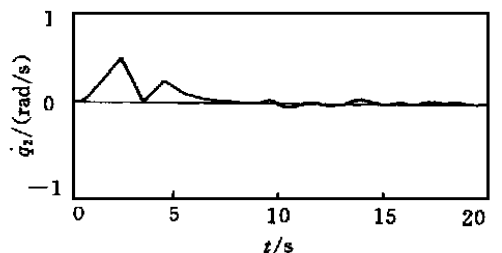


图4 关节2速度跟踪误差

设外部干扰 $\tau_d = \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \sin(t) \\ \dot{q}_2 \cos(t) \end{bmatrix}$, 各参数的实际值为: m_1

$= 0.5 \text{ kg}$, $m_2 = 1.5 \text{ kg}$, $r_1 = 1 \text{ m}$, $r_2 = 0.8 \text{ m}$, 其中 m_1 和 m_2 的验前估计值为 $m_{10} = 0.4 \text{ kg}$, $m_{20} = 1.2 \text{ kg}$, 采样时间为 5 ms , 设期望轨迹为

$$q_{d1} = 0.5 \sin t - 0.5 \text{ (rad)}$$

$$q_{d2} = -0.5 \cos t + 0.5 \text{ (rad)}$$

初始关节位置和速度分别取为

$$q_1(0) = q_2(0) = 0.4$$

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

仿真结果如图 1~4 所示。其中 $\lambda_1 = \lambda_2 = 10$, $K = \text{diag}(8, 12)$, $\eta = 0.4$, 网络初始权值均为 0.5 , 各基函数宽度为 0.25 , 中心在 $(-2, 2)$ 中随机选取。

由仿真结果可见, 本文设计的控制器能够有效补偿系统不确定性的影响, 保证机器人系统对期望轨迹的快速跟踪。

5 结 论

本文将变结构系统的理论和神经网络的非线性映射能力相结合, 提出一种基于神经网络的机械手自适应滑模控制器。该控制方案克服了常规滑模控制对系统不确定性界的要求, 同时可保证机械手位置矢量和速度矢量的跟踪误差渐近收敛于 0。

参考文献:

- [1] B H Nam, S J Lee, S W Lee. A neural network for the trajectory control of robotic manipulators with uncertainties[A]. Proc Amer Contr Conf[C]. Philadelphia, 1997. 3120-3123
- [2] R Carelli, E F Camacho, D Patino. A neural network feedforward adaptive controller for robots[J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 1995, 25(9): 1281-1287.
- [3] Z Man, X H Yu, K Eshraghian *et al.* A robust adaptive sliding mode tracking control using a RBF neural network for robotic manipulators[A]. Proc of IEEE Int Conf Neural Network[C]. San Diego, 1995. 2403-2408
- [4] N Sadegh. Nonlinear identification and control via neural networks[A]. Control Systems with Dynamic Models, A SME Meeting[C]. Hawaii, 1991. 735-737.
- [5] R M Sanner, J-J E Slotine. Gaussian networks for directive control[A]. IEEE Trans on Neural Networks [C]. 1992
- [6] Slotine J J E, Lee W. Applied nonlinear control[M]. Prentice Hall, 1991.
- [7] M Ertugrul, O kaynak. Neural computation of the equivalent control in sliding mode for robot trajectory control applications[A]. Proc IEEE Int Conf Robot Auto[C]. Belgium, 1998. 2042-2047.
- [8] K K D Young. A variable structure model following control design for robotics application[J]. IEEE Trans on Auto Contr, 1988, 4(5): 556-561.

(上接第 78 页)

参考文献:

- [1] David L H, James L. An introduction to multisensor data fusion[J]. Proc of the IEEE, 1997, 85(1): 6-23
- [2] Waltz E. Data fusion for C³I: A tutorial—Command and control communications intelligence (C³I) handbook [M]. Palo Alto: EW Communications, 1986. 217-226
- [3] Waltz E, Llinas J. Multisensor data fusion[M]. Artech House, 1990
- [4] Crowley J L, Demazeu Y. Principles and techniques for sensor data fusion[J]. Signal Processing, 1993, 32: 5-27.
- [5] Cires J, Romo P A, Zufiria P J *et al.* Comparative analysis of some neural network architectures for data fusion[A]. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks [C]. 1995. 79-83
- [6] Wan W, Fraser D. Multisource data fusion with multiple self-organizing maps[J]. IEEE Trans on Geosci Remote Sensing, 1999, 37(3): 1344-1349.
- [7] Fukuda T. Multisensor integration system based on fuzzy inference and neural network [J]. Information Sciences, 1993, 71(1): 27-41.
- [8] Pawlak Z. Rough sets theoretical aspects of reasoning about data[M]. Poland Nowowiejska, 1990
- [9] 曾黄麟. 粗集理论及其应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1998
- [10] 王珏. Rough Set 约减与数据浓缩[J]. 高技术通讯, 1997, 7(1): 40-45
- [11] Lingras P. Comparison of neofuzzy and rough neural networks[J]. Information Sciences, 1998, 110: 207-215