2000年 6月
第 22卷第 2期

探 测 与 控 制 学 报
Journal of Detection & Control

Jun. 2000
Vol. 22. NO. 2

# 不确定机械手的自适应神经滑模控制

牛玉刚[1],赵建丛[2],杨成梧[1]

(1.南京理工大学动力学院 810室,江苏 南京 210094;
2. 河北农业大学数学教研室,河北 保定 071000)

摘 要:针对不确定机械手的跟踪控制,提出了一种基于神经网络的自适应鲁棒控制器。该控制方案利用一个 Radial basis function神经网络逼近系统非线性不确定性,然后,通过一个滑模控制项消除网络逼近误差和外部干扰的影响,从而能保证闭环系统的稳定性和系统跟踪误差的渐近收敛。

关键词:机械手;不确定性;神经网络;自适应控制;滑模控制

中图分类号:TP 183 文献标识码:A 文章编号:1008-1194(2000)02-0055-05

由于机械手具有内在未建模动态和非结构不确定性的复杂非线性动态结构,因此利用传统控制理论很难实现对机械手的有效控制。近年来,神经控制技术的发展为解决复杂系统的控制,特别是机械手的控制提供了一种有效的方法。利用神经网络优秀的非线性逼近能力,人们提出了许多基于神经网络的控制方案[1-4],用于补偿非线性和不确定性的影响,从而使得诸如稳定性、收敛性和鲁棒性等系统性能得以改善。例如,文献[1]针对柔性关节对机器人的运动控制,提出了一种神经鲁棒控制器,能够保证跟踪误差和权重 UUB(Uniformly ultimately bounded)稳定;文献[2]提出了用神经网络补偿机器人动力学模型的不确定性的方案;文献[3]设计了一种对系统动态和负载不确定性具有自适应性的机械手自适应神经控制器;文献[4]提出了一种机械手的混合控制方案,由自适应控制律和神经估计器组成,该控制方案在神经辨识模型精确的前提下,可以保证闭环系统的全局稳定性。然而,在实际应用中,由于具体实现的限制,使得利用包含有限单元的神经网络去估计非线性函数时必然存在逼近误差。因此,由于没有考虑网络逼近误差的影响,在实际应用时,文献[4]提出的控制方案难以保证闭环反馈系统的稳定性。

本文提出了一种新的不确定机械手跟踪控制方案。其中系统已知的动态特性被用来设计一个基准反馈控制器,而基于神经网络的自适应补偿器用于补偿系统非线性不确定性。为了保证系统的全局稳定性,一个滑模控制项被用来消除网络逼近误差和外部干扰的影响。这种新的控制器可以保证系统跟踪误差渐近收敛于零。

## 1 问题描述

考虑下面的 $n$ 连杆机器人模型:

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

式中 $q, \dot{q}, \ddot{q} \in R^n$ 分别表示关节位移、速度和加速度矢量。$M(q) \in R^{n\times n}$ 为惯性矩阵,$V_m(q,\dot{q}) \in R^{n\times n}$ 为离心和哥氏矩阵,$G(q) \in R^n$ 为重力项向量,$F \in R^n$ 为系统未建模动态,$T_d \in R^n$ 为外部有界干扰,$\|T_d\| \leqslant T_0$, $T_0$ 为常量。$\tau \in R^n$ 为驱动力矢量。动态系统(1)具有下面性质[3]:

* 收稿日期:1999-12-29 修改日期:2000-03-01
基金项目:国家部委预研基金资助课题(99J16.6.IBQ0214)
作者简介:牛玉刚(1964- ),男,南京理工大学,博士研究生,研究方向:非线性控制,机器人控制,自适应控制,神经网络控制。

性质 1.惯性矩阵与离心和哥氏项矩阵满足:

$$y^T\left[\frac{1}{2}\dot{M}(q) - V_m(q,\dot{q})\right]y = 0 \qquad \forall y \in R^n \tag{2}$$

式中 $\dot{M}(q)$为惯性矩阵的时间导数。

性质 2.惯性矩阵 $M(q)$为正定对称、有界矩阵。

一般在实际机器人系统中,系统参数的摄动是不可避免的,因此,本文考虑模型(1)的参数矩阵 $M(q)$, $V_m(q,\dot{q})$和 $G(q)$可以表示为下面形式的情况:

$$M(q) = m_0(q) + \Delta M(q) \tag{3}$$

$$V_m(q,\dot{q}) = V_{m0}(q,\dot{q}) + \Delta V_m(q,\dot{q}) \tag{4}$$

$$G(q) = G_0(q) + \Delta G(q) \tag{5}$$

式中 $m_0(q)$, $V_{m0}(q,\dot{q})$和 $G_0(q)$为已知部分,分别表示 $M(q)$, $V_m(q,\dot{q})$和 $G(q)$的某个基准估计;$\Delta M(q)$, $\Delta V_m(q,\dot{q})$和 $\Delta G(q)$为未知部分,表示系统的不确定性。

利用(3)~(5)式,可以将系统(1)改写为

$$M_0(q)\ddot{q} + V_{m0}(q,\dot{q})\dot{q} + G_0(q) + \Delta M(q)\ddot{q} + \Delta V_m(q,\dot{q})\dot{q} + \Delta G(q) + F(\dot{q}) + T_d = \tau \tag{6}$$

当系统不存在不确定性和外部干扰时,系统的基准模型为

$$M_0(q)\ddot{q} + V_{m0}(q,\dot{q})\dot{q} + G_0(q) = \tau_0 \tag{7}$$

此时下面的控制律[5]

$$\tau_0 = m_0(q)\ddot{q}_r + V_{m0}(q,\dot{q})\dot{q}_r + G_0(q) - K_D s \tag{8}$$

可以保证位置和速度矢量的跟踪误差 $\tilde{q}$和 $\dot{\tilde{q}}$渐近收敛于 0,即可以保证 $s$位于滑面 $s = \dot{\tilde{q}} + \Lambda\tilde{q} = 0$。其中 $\dot{q}_r = \dot{q}_d - \Lambda\tilde{q}$, $\ddot{q}_r = \ddot{q}_d - \Lambda\dot{\tilde{q}}$, $\tilde{q} = q - q_d$, $q_d$为位移矢量期望轨迹, $s = \dot{\tilde{q}} + \Lambda\tilde{q}$为误差滤波信号, $\Lambda \in R^{n\times n}$为对角正定控制增益阵, $K_D$为正定阵。但当系统存在不确定性和外部干扰时,控制律(8)将不再保证闭环系统的稳定和跟踪误差的渐近收敛性。

为进一步分析,本文作出下面假设:

A1为离心和哥氏项矩阵 $V_m(q,\dot{q})$和重力项向量 $G(q)$有界。

A2为位移矢量期望轨迹 $q_d$及其导数 $\dot{q}_d$和 $\ddot{q}_d$有界。

现在考虑模型(6),为了消除系统不确定性和干扰的影响,本文设计闭环系统的控制输入 $\tau$为基准控制(8)加上一个补偿项 $\Delta\tau$,即

$$\tau = \tau_0 + \Delta\tau \tag{9}$$

在控制律(9)作用下,由动态方程(6)得到下面的误差方程

$$M\dot{s} = -K_D s - V_m s + \Delta\tau - \Delta(q,\dot{q},\ddot{q}) - T_d \tag{10}$$

式中 $\Delta(q,\dot{q},\ddot{q}) = \Delta M(q)\ddot{q}_r + \Delta V_m(q,\dot{q})\dot{q}_r + \Delta G + F(\dot{q})$

下面设计 $\Delta\tau$,以消除系统不确定性 $\Delta(q,\dot{q},\ddot{q})$的影响。

## 2 自适应神经滑模控制器

本文利用一个 RBF神经网络逼近系统非线性不确定性 $\Delta(q,\dot{q},\ddot{q})$

$$\hat{\Delta}(q,\dot{q},\ddot{q}) = \hat{\theta}^T h(X) \tag{11}$$

式中 $\hat{\theta}$为网络权重 $\theta$的估计, $h(X)$为高斯型函数,其第 $i$个元素定义为:

$$h_i = \exp\left[-\frac{\| X - c_i \|^2}{e^2}\right] \tag{12}$$

式中 $c_i$为第 $i$个基函数的中心, $e$为基函数的宽度。

关于 RBF神经网络 ( 11) ,本文假设:

A3为对任意给定的小正数 $w_1$,总能找到最优的权向量 $\theta^*$ ,使得网络的逼近误差 X满足:

$$|X| = |\theta^{*T} h(X) - W(q,\dot{q})| < w_1 \tag{13}$$

A4为最优权重向量有界 ,即存在正常数 $w_2$ 满足

$$\|\theta^*\| \leqslant w_2$$

于是由 ( 3)式可得

$$W(q,\dot{q})\theta^{*T} h(X) + X \tag{14}$$

注: 假设 A3反映了神经网络的逼近能力。一般来说 ,增加网络可调权的数量 (即增加网络层数或神经元数 )可减小逼近误差 ,并且可调权数充分大时 ,网络逼近误差可以任意小。

本文的目标是利用上面神经网络的输出产生补偿信号 $\Delta f$,为此 ,本文设计了下面的神经补偿器

$$\Delta f = \hat{\theta}^T h + f_{st} \tag{15}$$

式中

$$f_{st} = - k_{st}\,\mathrm{sign}(s) \tag{16}$$

为滑模控制项 ,用于消除网络逼近误差和干扰的影响。 变增益项 $k_{st}$由下式给出

$$k_{st} = w_1 + T_0 + \_ \tag{17}$$

_ 为小正常数。

神经网络补偿器 ( 15)的网络权重自适应修正规则为

$$\dot{\theta} = Z h s^T \tag{18}$$

式中自适应增益 $Z > 0$, $\tilde{\theta} = \theta^* - \hat{\theta}$为权重误差。

## 3 稳定性分析

我们利用下面的 Lyapunov 函数分析闭环系统的稳定性

$$V = \frac{1}{2}s^T M s + \frac{1}{2} tr(\tilde{\theta}^T Z^{-1}\tilde{\theta}) \tag{19}$$

计算 $V$ 的时间导数 ,得

$$\dot{V} = s^T M\dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{M} s + tr(\tilde{\theta}^T Z^{-1}\dot{\tilde{\theta}})$$

利用 ( 10)式 ,可得

$$\dot{V} = -s^T K_D s + s^T[\Delta f - W(q,\dot{q}) - T_d] + s^T(\frac{1}{2}\dot{M} - V_m)s + tr(\tilde{\theta}^T Z^{-1}\dot{\tilde{\theta}})$$

将 ( 14)和 ( 15)式代入上式 ,并利用性质 1,于是得到

$$\dot{V} = -s^T K_D s - s^T(\tilde{\theta}^T h) + tr(\tilde{\theta}^T Z^{-1}\dot{\tilde{\theta}}) + s^T(-k_{st}\,\mathrm{sign}(s) - X - T_d)$$

当网络权重按规则 ( 18)式自适应修正时 ,利用

$$tr(\tilde{\theta}^T h s^T) = tr(s\tilde{\theta}^T h) = s^T\tilde{\theta}^T h$$

可得

$$\dot{V} = -s^T K_D s + s^T(-k_{st}\,\mathrm{sign}(s) - X - T_d)$$

根据 ( 17)式易知 ,上式第二项满足下面的不等式

$$s^T(-k_{st}\,\mathrm{sign}(s) - X - T_d) \leqslant -\_\sum_{i=1}^{n}|s_i|$$

由此 ,可以得到

$$\dot{V} \leqslant -s^T K_D s - \_\sum_{i=1}^{n}|s_i|$$

上式说明 Lyapunov函数 $V$ 的时间导数为半负定($\dot{V}\le 0$)。于是根据 Lyapunov稳定性理论可知误差滤波信号 $s$ 和权重误差 $\tilde{\theta}$ 一致有界。

由 $s$ 一致有界可得 $\tilde{q}$ 一致有界,这样由假设 A2,可知 $\dot{q}_r$ 和 $\ddot{q}_r$ 有界。考虑到假设 A4,由 $\tilde{\theta}$ 的有界性可得 $\hat{\theta}$ 有界。这样,(15)和(17)式的右边各项均一致有界,于是可得 $\Delta f$ 和 $f_s$ 一致有界。进一步,考虑到性质 2和假设 A1,由(10)式可知 $\dot{s}$ 一致有界,从而得到 $s$ 一致连续。

设 $V_1(t)=V(t)-\int_0^L(\dot{V}(\xi)+s^TK_Ds)\mathrm{d}\xi$,由 $\dot{V}\le -s^TK_Ds$ 得,$V_1(t)\ge 0$,即 $V_1(t)$ 下有界。又由 $\dot{V}_1=-s^TK_Ds$ 知 $\dot{V}_1(t)\le 0$,即 $\dot{V}_1$ 半负定。最后,由 $s$ 一致连续得到 $\dot{V}_1$ 一致连续。

至此,根据 Barbalat引理[6],可得 $\lim_{t\to\infty}\dot{V}_1(t)=0$,从而得到 $s\to 0(t\to\infty)$。由此可知,关节位移和速度矢量的跟踪误差渐近收敛于零。

## 4 仿真实验

本文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:

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

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

$$G(q)=\begin{pmatrix}-(m_1+m_2)gr_1\cos(q_2)-m_2gr_2\cos(q_1+q_2)\\ -m_2gr_2\cos(q_1+q_2)\end{pmatrix}\qquad F(\dot{q})=\begin{pmatrix}2.288\dot{q}_1\\ 0.175\dot{q}_2\end{pmatrix}$$

设各参数的实际值为: $m_1=0.5$ kg, $m_2=1.5$ kg, $r_1=1$ m, $r_2=0.8$ m,其中 $m_1$、$m_2$ 的验前估计值为 $m_{10}=0.4$ kg, $m_{20}=1.2$ kg,采样时间为 2 ms。

设期望轨迹为

$$q_{d1}=0.5\sin t,\quad q_{d2}=0.5\cos t$$

初始关节位置和速度分别取为

$$q_1(0)=q_2(0)=-0.4\qquad \dot{q}_1(0)=\dot{q}_2(0)=0$$

应用由(9)、(8)和(15)~(18)构成的控制器对上面机器人系统进行仿真,其结果如图 1~图 5所示。其中,网络初始权值均为 0,各基函数宽度为 0.25,中心输入输出域中随机选取。

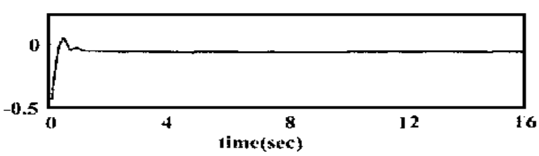


图 1 关节 1位置跟踪误差(rad)

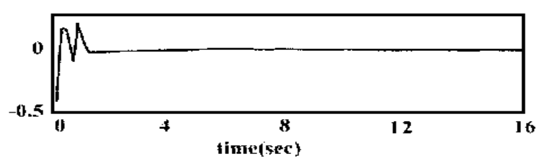


图 2 关节 2位置跟踪误差(rad)

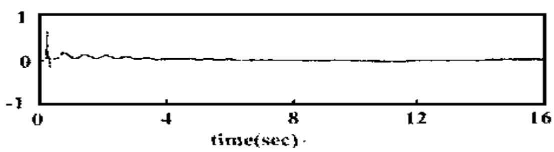


图 3 关节 1速度跟踪误差(rad/sec)

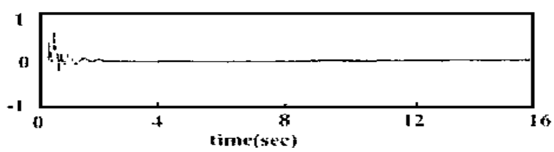


图 4 关节 2速度跟踪误差(rad/sec)

由上面仿真结果可知,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。

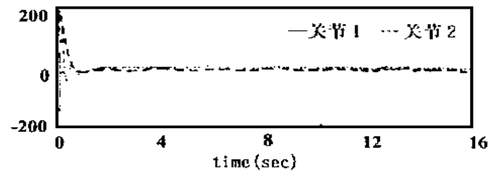


图 5 关节 1和关节 2输出力矩曲线

## 5 结论

本文提出了一种不确定性机械手的自适应神经鲁棒控制。该控制利用神经网络的输出补偿系统非线性不确定性,同时利用一个滑模控制项消除网络逼近误差和外部干扰的影响。这种控制方案可以保证闭环系统的全局稳定性和系统跟踪误差的渐近收敛。

参 考 文 献:

[1] C M Kwan, F L Lewis, Y H Kim. Robust Neural Network Control of Flexible-joint Robots[A]. in Proc. the 34th Conf. on Dec. and Dontr[C]. New orleans: LA-Dec, 1995: 1296-1301.

[2] B H Nam, S J Lee, S W Lee. A Neural Network for the Trajectory Control of Robotic Manipulators with Uncertainties. in Proc. amer. comtr. conf., 1997: 1777-1780.

[3] R Carelli, E F Camacho, D Patino. A Neural Network Based Feedforward Adaptive Controller for Robots[J]. IEEE trans. systim, man, and cybernetics, 1995, 25(9): 1281-1278.

[4] L Behera, M Gopal, S chaudhury. Neuro-Adaptive Hybrid Control for Rrobot-Manipulator Tracking Control [J]. IEEE prlc. -D, 1995, 142(2): 170-175.

[5] Slotine, J-J E, LI, W. On the Adaptive Control of Robotic Manipulators[J]. Int J robot. res., 1987, 6(3): 49-59.

[6] K S Narenera, A M Annasntamy. Stable Adaptive Systems[M]. Englewood Cliffs[M]. NJ: Prentice-Hall, 1989.

## Neiral Network-Based Adaptive Sliding Model Control of Uncertain Manipulators

NIU Yu-gang[1], ZHAO Jian-cong[2], YANG Cheng-wu[1]

(1. Office810, Nanjing University of science & technology, Nanjing 210094, China;

2. Mathematics Office, Hebei University of agriculture, Baoding 071000, China)

**Abstract** An adaptive sliding model control scheme based on neural networks is proposed according to the tracking control of uncertain robot-manipulators is this paper. The control scheme uses the nonlinear uncertainty of a RBF neural network approximation system, and then eliminates the effects of network approcximation errors and external disturbances with the help of a sliding model controller, which can guarantee the stability of a closed loop system and the asymptotic convergence of system tracking errors.

**Key words**: manipulators; uncertainty; neural network; tracking control; sliding model control; adaptive control