

机械手臂基于神经网络动态补偿的自适应控制

关新平¹, 唐英干¹, 段广仁²

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 哈尔滨工业大学 控制工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 研究了模型具有不确定性的机械手臂的跟踪控制问题. 由于模型不确定性的存在, 基于精确模型设计的控制律很难达到理想的控制效果. 针对这种情况, 在基于标称模型设计的控制律的基础上, 采用神经网络来补偿模型的不确定性, 由于神经网络存在逼近误差, 因此在控制器设计时, 引入了 H_∞ 鲁棒项, 使得网络逼近误差达到指定的削弱水平并且跟踪误差渐近收敛到零, 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词: 机械手臂; 神经网络; 自适应控制

中图分类号: TP271

文献标识码: A

Adaptive control for manipulator based on neural-network dynamic compensation

GUAN Xin-ping¹, TANG Ying-gan¹, DUAN Guang-ren²

(1. Institute of Electrical Engineering Yanshan University, Hebei Qinhuangdao 066004, China;

2. Department of Control Engineering Harbin Institute of Technology, Heilongjiang Harbin 150001, China)

Abstract: The tracking control of manipulator with model uncertainties and external disturbance is studied. Due to the uncertainties, the controller design based on exact model is difficult to achieve. Thus a neural network is introduced to compensate the uncertainties based on the controller with exact model. Considering the existence of approximation error of the neural network, the H_∞ robust controller is introduced to reduce the approximation error to a prescribed level and the tracking error tends to zero. The effectiveness of this approach is demonstrated by the simulation examples.

Key words: manipulator; neural networks; adaptive control

1 引言(Introduction)

机械手臂的动力模型是一个高度非线性、强耦合、时变的模型, 它的控制问题一直是一个研究热点^[1-4]. 国内外学者已经就这个问题提出了很多的控制方法^[5], 当机械手臂的模型精确已知时, 文[1]基于非线性系统理论中反馈线性化和无源性的概念, 提出了两种控制方案, 并研究了这两种方案的自适应方法, 使得机械手臂达到控制目标. 但是, 由于机械手臂的工作环境以及负载的变化, 精确模型很难得到, 模型中经常存在不确定性, 这使得基于精确模型设计的控制器很难达到理想的控制效果. 针对模型不确定性的存在, 现有的控制方案一般采用自适应和鲁棒控制方法来达到控制目标. 当不确定性的界已知时, 文[6, 7]采用了滑模控制方法, 众所周知, 滑模的引入会引起抖颤, 且带来设计的保守性. 文[8]提出的 H_∞ 控制策略虽然不存在这种情况, 但

这种控制器依赖于微分 Riccati 方程正定解的存在性. 因此这种方法给设计带来了困难.

近年来, 神经网络由于具有逼近任意非线性函数的能力而在非线性系统的控制中得到了广泛的应用, 并在机器人控制中得到了成功的应用^[9-13]. 但这些方法都是基于系统的精确模型并且神经网络主要是学习系统中的非线性函数. 但在实际中, 由于机器人的工作环境以及负载的变化, 系统的精确数学模型一般很难得到, 因此这些方法存在局限性.

本文考虑了精确模型未知的机械机器人的控制问题. 首先基于系统的标称模型设计了计算力矩控制器, 然后用神经网络学习实际模型与标称模型的偏差, 神经网络的输出作为补偿器. 考虑到网络逼近误差的存在, 文中引入了 H_∞ 鲁棒控制项, 使得系统渐近稳定的同时网络逼近误差达到指定的削弱水平. 仿真结果说明了该方法的有效性.

2 问题描述(Problem formulation)

n 自由度机械手臂的动力模型由下式给出

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = u(t) + d. \quad (1)$$

其中, $q, \dot{q} \in \mathbb{R}^n$ 是广义关节位置和速度矢量, $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是对称正定矩阵, $C(q, \dot{q})\dot{q}$ 是向心力矩, $G(q) \in \mathbb{R}^n$ 是重力矢量, $u(t) \in \mathbb{R}^n$ 是关节驱动力矩, $d \in \mathbb{R}^n$ 是外部干扰.

控制的目标是使机械手臂跟踪理想参考轨迹 q_d , 定义 $e = q - q_d$, 当机械手臂的模型精确已知且干扰为零时, 采用文[1]的计算力矩控制律, 可得闭环系统方程为

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0. \quad (2)$$

其中, $K_v, K_p \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $K_v = K_v^T > 0$, $K_p = K_p^T > 0$ 是对角阵, 通过选择适当的 K_v 和 K_p 可使得闭环系统(2)渐近稳定.

但是, 在实际应用中, 精确模型很难得到且经常存在干扰, 这就使得文[1]的计算力矩控制律很难到达控制目标. 这时, 基于标称模型

$$M_0(q)\ddot{q} + C_0(q, \dot{q})\dot{q} + G_0(q) = u(t), \quad (3)$$

设计计算力矩控制律, 可得闭环系统

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = f. \quad (4)$$

其中

$$f = M_0^{-1}(q)[\Delta M(q)\ddot{q} + \Delta C(q, \dot{q})\dot{q} + \Delta G(q) + d],$$

$$\Delta M(q) = M_0(q) - M(q),$$

$$\Delta C(q, \dot{q}) = C_0(q, \dot{q}) - C(q, \dot{q}),$$

$$\Delta G(q) = G_0(q) - G(q).$$

令 $x = (e, \dot{e})^T$, 则系统(4)可写为

$$\dot{x} = Ax + Bf. \quad (5)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -K_p & -K_v \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}.$$

显然, f 是 $\ddot{q}, \dot{q}, q$ 的非线性函数, 由于 f 是未知的, 本文用神经网络对 f 近行动态补偿, 使得闭环系统渐近稳定且满足 H_∞ 性能指标

$$\int_0^T x^T Q x dt \leq x^T(0) P x(0) + \frac{1}{2\gamma} \|\tilde{W}(0)\|^2 + \rho^2 \int_0^T \eta^T \eta dt. \quad (6)$$

其中, Q 是正定阵, P 是如下 Riccati 方程的对称正定解

$$A^T P + PA - PB \left(2R_c^{-1} - \frac{I_{n \times n}}{\rho^2} \right) B^T P + Q = 0. \quad (7)$$

其中, $R_c \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是正定对角阵, $B \in \mathbb{R}^{2n \times n}$, η 是网络逼近误差, $r > 0$ 是神经网络的学习率, $\tilde{W} \in \mathbb{R}^{n^* \times n}$ 是网络权值误差矩阵, n^* 是网络隐层节点数. 文中需要用到如下引理.

引理^[7] 如果 $f(t) \in L_2 \cap L_\infty$, 且 $\dot{f}(t) \in L_\infty$, 则有 $\lim_{t \rightarrow \infty} f(t) = 0$.

文[9]指出, 多层神经网络可以以任意精度逼近一个非线性函数. 本文用高斯径向基网络来逼近不确定性 f . 高斯径向基网络的结构如图1所示, 其输入输出映射关系为

$$y = W^T \phi(x). \quad (8)$$

其中, W 是网络权值矩阵, $\phi(x)$ 是径向基函数向量. 对于不确定性 f , 其神经网络表示为

$$\hat{f}(\ddot{q}, \dot{q}, q) = W^T \Phi(\ddot{q}, \dot{q}, q). \quad (9)$$

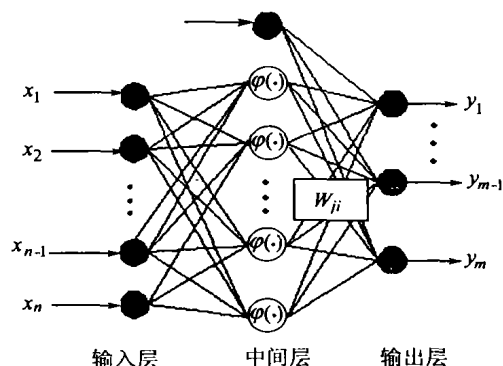


图1 高斯径向基网络

Fig. 1 Gauss radial-base-function networks

定义

$$W^* = \arg \min_{W \in \Omega} [\sup |\hat{f}(\ddot{q}, \dot{q}, q | W) - f(\ddot{q}, \dot{q}, q)|]. \quad (10)$$

其中, $W, W^* \in \mathbb{R}^{n^* \times n}$ 是权值矩阵, 在这里, 本文对网络逼近误差 η 作如下假设:

假设1 网络逼近误差 η 是范数有界的, 即 $\int_0^\infty \eta^T \eta dt < \infty$.

3 主要结果(Main results)

对于系统(1), 考虑不确定性和干扰存在时, 为达到控制目标, 选取控制律

$$u(t) = M_0(q)[\ddot{q}_d - K_v \dot{e} - K_p e] + C_0(q, \dot{q})\dot{q} + G_0(q) - M_0(q)(\hat{f} - v). \quad (11)$$

其中, $\hat{f}$ 是神经网络, v 是鲁棒项, 则可得

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = f - \hat{f}. \quad (12)$$

式(12)可写为

$$\dot{x} = Ax + B[\eta + \tilde{W}^T \Phi(\ddot{q}, \dot{q}, q) + v]. \quad (13)$$

其中, $\tilde{W} = W^* - W$, 那么可得如下结果.

定理1 对系统(1), 选取控制律(11), 神经网络

络的权值的调整规律为

$$\dot{W} = -\gamma B^T P x \Phi(\bar{q}, \dot{q}, q). \quad (14)$$

鲁棒项

$$v = -R_c^{-1} B^T P x, \quad (15)$$

则闭环系统(13)有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0, \quad (16)$$

且满足 H_∞ 性能(7). 其中, $\gamma > 0$, P 是 Riccati 方程(7)的正定解.

证 略.

注 在实际应用中,为保证网络权值的有界性,可以采用投影算法^[12].

4 仿真例子(Simulation example)

考虑二自由度机械手臂的跟踪控制问题^[7], 系统方程为

$$\begin{aligned} M(q) &= \begin{bmatrix} (m_1 + m_2)l_1^2 + m_2l_2^2 + 2m_2l_1l_2c_2 & m_2l_2^2 + m_2l_1l_2c_2 \\ m_2l_2^2 + m_2l_1l_2c_2 & m_2l_2^2 \end{bmatrix}, \\ C(q, \dot{q}) &= m_2l_1l_2s_2 \begin{bmatrix} -\dot{q}_1 & -(\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \\ \dot{q}_1 & 0 \end{bmatrix}, \\ G(q) &= g \begin{bmatrix} (m_1 + m_2)l_1c_1 + m_2l_2c_{12} \\ m_2l_2c_{12} \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

其中

$$c_1 = \cos q_1, c_2 = \cos q_2,$$

$$c_{12} = \cos(q_1 + q_2), s_2 = \sin q_2.$$

仿真参数: $l_1 = l_2 = 0.5$; 标称值: $m_1 = m_2 = 3$; 实际值: $m_1 = 2.5, m_2 = 3.6$; 参考信号: $q_{d1} = 0.2\sin(0.5\pi t), q_{d2} = 0.2\cos(0.5\pi t)$.

$$K_v = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}, K_p = \begin{bmatrix} 6 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}.$$

选取 $Q = \text{diag}\{5, 5, 5, 5\}$, 当 $\rho = 0.1$ 时, $R_c = \text{diag}\{0.0099, 0.0099\}$, 当 $\rho = 0.05$ 时, $R_c = \text{diag}\{0.00245, 0.00245\}$, 学习率 $\gamma = 0.5$. 网络隐层节点数为 5, 径向基函数的中心和宽度分别为 $(-2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2)$ 和 $(1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1)$. 仿真结果如图 2~图 4 所示.

图中,虚线表示参考轨迹,实线表示系统的实际输出.从仿真图中可以看出,采用神经网络补偿后,跟踪性能大大提高.并且随着削弱水平的减少,跟踪性能有所提高.这说明文中采用的 H_∞ 策略能有效补偿网络的逼近误差.

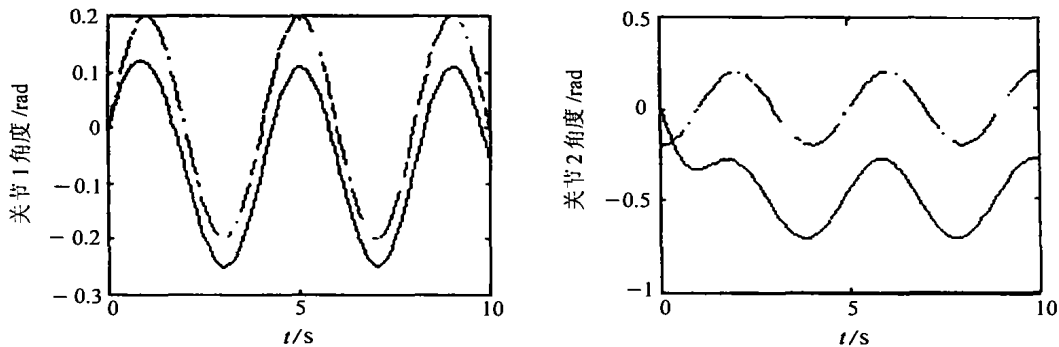


图2 未加神经网络时的关节角度
Fig. 2 The output of the system when no neural network applied

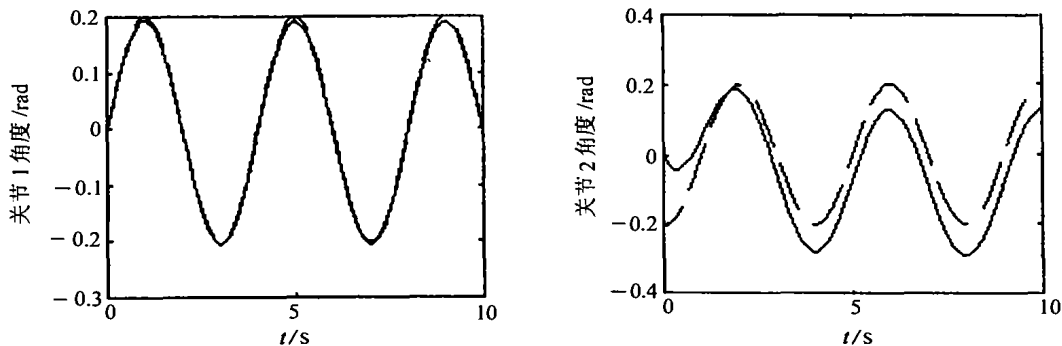


图3 采用神经网络后的关节角度, $\rho=0.1$ 时的跟踪结果
Fig. 3 The tracking results when neural network applied ($\rho=0.1$)

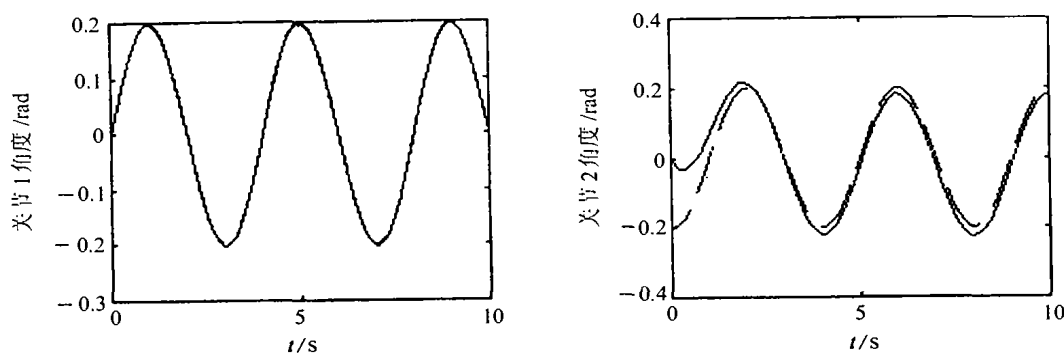


图4 采用神经网络后的关节角度, $\rho=0.05$ 时的跟踪结果

Fig. 4 The tracking results when neural network applied ($\rho=0.05$)

5 结论(Conclusion)

本文研究了具有模型不确定性机械手臂的控制问题. 针对模型不确定性的存在, 本文采用神经网络对不确定性建模, 进行动态补偿. 文中采用的 H_∞ 控制策略有效地补偿了建模误差对控制目标的影响, 对具有不确定性的机械手臂进行了有效地控制.

参考文献(References):

- [1] ORLEGA R, SPONG M W. Adaptive motion control of rigid robots: a tutorial [J]. *Automatica*, 1989, 25(6): 877 - 888.
- [2] BERGHUIS H, NIJMEIJER H. A passivity approach to controller-observer design for robots [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1993, 19(6): 740 - 754.
- [3] HWANG M C, HU X, SHRIVASTAVEA Y. Adaptive H_∞ neural networks tracking controller for electrically driven manipulators [J]. *IEE Proc-Control Theory and Applications*, 1998, 145(6): 594 - 601.
- [4] FENG G. A new stable tracking control scheme for robotic manipulators [J]. *IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1997, 27(3): 510 - 516.
- [5] SAGE H G, DE MATHELIN M E, OSTERTAG E. Robust control of robotic manipulators: a survey [J]. *Int J Control*, 1999, 72(6): 1498 - 1522.
- [6] STEPANENKO Y, SU C Y. Variable structure control of robust manipulators with nonlinear sliding manifolds [J]. *Int J Control*, 1993, 58(2): 285 - 300.
- [7] SUN Fuchun, SUN Zengqi, ZAHNG Bo. Observer-based adaptive control for robot trajectory tracking using neural networks [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, 25(3): 295 - 302 (in Chinese).
- [8] CHEN B S, CHANG B S, CHANG Y C, et al. Adaptive control in robotic system with H_∞ tracking performance [J]. *Automatica*, 1997, 33(2): 227 - 234.
- [9] HORNIK K, STINCHCOMBE M, WHITE H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359 - 366.
- [10] MAN Z H, WU H R, PALANISWAMI M. Adaptive tracking controller using neural networks for a class of nonlinear systems [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1998, 9(5): 947 - 955.
- [11] SANNER R M, SLOTINE J J E. Gaussian networks for direct adaptive control [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, 3(6): 837 - 863.
- [12] CHEN B S, LEE C H, CHANG Y C. H_∞ tracking design of uncertain nonlinear SISO systems: adaptive fuzzy approach [J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 1996, 4(1): 32 - 43.
- [13] CHANG Y C, CHEN B S. A nonlinear adaptive H_∞ tracking control design in robotic systems via neural networks [J]. *IEEE Trans on Control System Technology*, 1997, 5(1): 13 - 29.

作者简介:

关新平 (1963 —), 男, 博士, 燕山大学电气工程学院院长, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为鲁棒控制, 时滞系统, 混沌系统, 神经网络, ATM 网络控制. 在国内外刊物发表论文 80 余篇.

唐英平 (1975 —), 男, 硕士. 研究方向: 神经网络, 小波分析.

段广仁 (1962 —), 男, 博士, 哈尔滨工业大学控制工程系教授, 博士生导师. 主要研究方向为鲁棒控制, 广义系统及其在航天领域中的应用.