

基于径向基函数神经网络的多关节机器人滑模控制器

邵克勇, 马千惠, 邹运, 高杰, 韩丽娟

(东北石油大学 电气信息工程学院, 黑龙江 大庆 163000)

摘要: 针对具有不确定性的多关节机器人系统, 提出了一种径向基函数神经滑模控制方法; 该控制方案采用全局滑模面, 将神经网络的非线性映射能力与滑模控制的特点相结合, 利用径向基神经网络自适应学习系统不确定性的未知上界, 削弱了由滑模控制产生的抖动, 同时保证了系统的鲁棒性; 基于李亚普诺夫定理给出了系统稳定性的充分条件; 仿真结果表明, 该方法具有良好的轨迹跟踪和速度跟踪性能, 提高了对于建模误差和不确定干扰等因素的鲁棒性。

关键词: 多关节机器人; 径向基神经网络; 滑模控制; 轨迹跟踪

Sliding Mode Control for Multi-joint Robot Based on RBF Neural Network

Shao Keyong, Ma Qianhui, Zou Yun, Gao Jie, Han Lijuan

(School of Electrical Engineering and Information, Northeast Petroleum University, Daqing 163000, China)

Abstract: A neural sliding mode controller is given for trajectory tracking control of multi-link robots with uncertain external disturbances and system model errors. This control scheme uses global sliding surface, integrates the characteristic of sliding mode control theory and the nonlinear mapping of neural network, Radial Basis Function neural network is applied to learn the unknown bounds of system uncertainties, reduce the chattering of sliding mode controller, at the same time the system has strong robustness. Based on the Lyapunov principle, sufficient conditions for system stability are given. Simulation results verify that this method improves the performances of trajectory tracking and speed tracking, enhances the robustness to modeling error and external disturbances.

Key words: multi-joint robot; RBF neural network; sliding mode control; trajectory tracking

0 引言

机器人系统具有时变、强耦合和非线性动力学特性的多输入、多输出非线性系统, 其控制十分复杂。滑模控制因其在滑动模态对系统的干扰和摄动具有完全适应性而被广泛应用于机器人控制中。滑模控制具有控制简单、易于实现、降阶、解耦作用等优点, 但却有存在很强的抖动, 并且滑模控制要求系统各个不确定性的上界值已知, 但对于实际的机器人系统, 其上界一般无法精确测量。径向基神经网络结构简单、训练简洁且收敛速度快, 能够逼近任意非线性函数^[1]。由于滑模控制的不足, 促使其与神经网络控制相融合, 许多学者提出了神经滑模变结构控制方案。文献 [2] 用神经网络自适应学习机器人系统不确定性的未知上界, 保证机械手位置和速度跟踪误差渐近收敛于零。文献 [3] 设计了一个多连杆机器人的具有全局滑模面的神经滑模控制器, 它使得系统轨迹在初始状态就运行在滑模面上, 实现了机器人轨迹的快速跟踪。

本文在以上文献的基础上, 针对具有不确定性的多关节机器人系统, 设计一种新的神经全局滑模控制器。仿真结果显示, 控制器实现了对多关节机器人较精确的轨迹跟踪和速度跟踪, 削弱了抖振, 并保证了机器人控制系统的稳定性。

1 问题描述

一个具有 n 个旋转关节的刚性机器人的动力学特性可由一个二阶非线性微分方程来描述^[4]:

收稿日期: 2013-12-12; 修回日期: 2014-01-20。

基金项目: 黑龙江省教育厅基金(12521057)。

作者简介: 邵克勇(1969-), 男, 博士, 教授, 主要从事最优控制、智能控制以及复杂系统的鲁棒控制理论及应用方向的研究。

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

其中: $q, \dot{q}, \ddot{q} \in \mathbf{R}^n$ 分别表示机器人关节角位置矢量, 速度矢量, 加速度矢量。 $H(q), C(q, \dot{q}), G(q)$ 是机器人的标称函数, $H(q)$ 是一个 $n \times n$ 的正定惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) \in \mathbf{R}^n$ 表示离心力和哥氏力, $G(q) \in \mathbf{R}^n$ 代表重力项, $F(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 为摩擦力, τ_d 是未知干扰信号, τ 是控制输入。

机器人系统 (1) 具有如下动力学特性:

性质 1: 惯性矩阵 $H(q)$ 对称、正定且有界, 其逆矩阵 $H^{-1}(q)$ 存在。

性质 2: $H(q) - 2C(q, \dot{q})$ 是斜对称阵, 即对任意向量 x 满足:

$$x^T [H(q) - 2C(q, \dot{q})] x = 0 \quad (2)$$

假设 1: 随机干扰信号 τ_d 有界, 即存在已知正数 T_0 , 满足 $\|\tau_d\| \leq T_0$ 。

多关节机器人的轨迹跟踪控制的目的是要求关节向量 q 尽可能准确地跟踪指定的关节角位移量。

2 基于 RBFNN 的机器人滑模控制器设计

2.1 机器人滑模控制

设 q_d 和 $\dot{q}_d \in \mathbf{R}^n$ 分别表示期望的关节位置矢量和速度矢量, q 和 \dot{q} 分别表示系统的实际的关节位置矢量和速度矢量。

定义跟踪误差和速度误差为:

$$e = q_d - q, \dot{e} = \dot{q}_d - \dot{q} \quad (3)$$

对于系统 (1), 选择如下全程滑模面:

$$s = \dot{e} + \alpha e - p(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)] \quad (4)$$

其中: $p(t) = \exp(-\beta t)$, $x(0), \dot{x}(0)$ 分别表示在 $t=0$ 时的系统状态。 β 为正常数, $\exp(-\beta t)$ 表示关于自然数的 $-\beta t$ 次幂级数。

$$\text{并且, } \dot{s} = \ddot{e} + \alpha \dot{e} - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)] \quad (5)$$

由式 (1) 和式 (5) 可得:

$$\begin{aligned} \dot{H}s &= H\{\ddot{e} + \alpha\dot{e} - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)]\} = \\ &H\{\ddot{q}_d - \ddot{q} + \alpha\dot{e} - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)]\} = \\ &H\{\ddot{q}_d + \alpha\dot{e} - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)]\} - H\dot{q} = \\ &H\{\ddot{q}_d + \alpha\dot{e} - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)]\} - \tau + \\ &\tau_d + G(q) + F(q, \dot{q}, \ddot{q}) - C(q, \dot{q})s + \\ &C(q, \dot{q})\{\dot{q}_d + \alpha e - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)]\} = \\ &- C(q, \dot{q})s - \tau + \tau_d + f(x) \end{aligned} \quad (6)$$

其中:

$$\begin{aligned} f(x) &= H\{\ddot{q}_d + \alpha\dot{e} - \dot{p}(t)[\dot{e}(0) + \alpha e(0)]\} + \\ &G(q) + F(q, \dot{q}, \ddot{q}) + C \begin{Bmatrix} \dot{q}_d + \alpha e - p(t) \\ [\dot{e}(0) + \alpha e(0)] \end{Bmatrix} \end{aligned}$$

在实际应用中, $f(x)$ 是未知的。这里可以用 RBF 神经网络来逼近 $f(x)$ 。神经网络的输入是在 $f(x)$ 的基础上进行选择。

$$\text{取 } x = [e^T \quad \dot{e}^T \quad q_d^T \quad \dot{q}_d^T \quad \ddot{q}_d^T]$$

取控制律如下:

$$\tau = \|H^{-1}(q)\|K \frac{s}{\|s\|} + \hat{f}(x) + K_v s \quad (7)$$

式中, $K > \eta + \|F(q, \dot{q}, \ddot{q})\|$, $\eta > 0$ 为任意小的常数, K_v 是一个对称正定常数矩阵, $\hat{f}(x)$ 是 RBF 神经网络的输出, $\hat{f}(x)$ 与 $f(x)$ 近似。

取李雅普诺夫函数为 $V = \frac{1}{2}s^T H(q)s$, 则:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T H\dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{H}s = s^T(-C(q, \dot{q})s - \tau + \tau_d + \\ &f(x)) + \frac{1}{2}s^T \dot{H}(q)s = \end{aligned}$$

$$\frac{1}{2}s^T(\dot{H}(q) - 2C(q, \dot{q}))s + s^T(-\tau + \tau_d + f(x))$$

由性质 2 可知: $s^T(\dot{H}(q) - 2C(q, \dot{q}))s = 0$ 。

然后带入控制律 (7) 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T(-\|H^{-1}(q)\|K \frac{s}{\|s\|} + \tilde{f}(x) - K_v s + \tau_d) \leq \\ &-\|H^{-1}(q)\|K\|s\| + s^T \zeta_0 - s^T K_v s \end{aligned}$$

式中, $\tilde{f}(x) = f(x) - \hat{f}(x)$, $\zeta_0 = \tilde{f}(x) + \tau_d$ 。

上述公式表明, 控制系统的稳定性取决于 ζ_0 , 也就是取决于近似精度和 τ_d 的大小。

2.2 基于 RBFNN 的机器人滑模控制

RBF 神经网络的基本思想是^[5]: 用径向基作为隐单元的“基”, 构成隐含层空间, 隐含层对输入矢量进行变换, 将低维模式输入数据变换到多维空间内, 使得在低维空间内线性不可分问题在高维空间内线性可分。本文用 RBF 神经网络对不确定项 $f(x)$ 进行逼近。

RBF 网络算法为:

$$\varphi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right), i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$$f(x) = W^T \varphi(x) + \epsilon \quad (9)$$

其中: $\varphi(x)$ 为高斯类型函数, x 为网络的输入信号, c_i 为第 i 个基函数的中心, σ 为基函数的宽度, W^* 是神经网络的权重向量, ϵ 为神经网络逼近误差。

RBF 神经网络的输出:

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T \varphi(x) \quad (10)$$

可以得到:

$$\zeta_0 = \tilde{f}(x) + \tau_d = \tilde{W}^T \varphi(x) + \epsilon + \tau_d \quad (11)$$

其中: $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$, $\|W^*\|_F \leq W_{\max}$

取控制律为:

$$\tau = \|H^{-1}(q)\|K \frac{s}{\|s\|} + \hat{f}(x) + K_v s - v \quad (12)$$

其中: v 是用来克服神经网络逼近误差 ϵ 和干扰 τ_d 的鲁棒项。

取鲁棒项:

$$v = -(\epsilon_N + T_0) \text{sign}(s) \quad (13)$$

其中: $\|\epsilon\| \leq \epsilon_N$, $s \in R^n$, $\text{sign}(s) = [\text{sign}(s_1) \quad \text{sign}(s_2) \quad \dots \quad \text{sign}(s_n)]$ 。

2.3 构成定理

选取李雅普诺夫函数: $V = \frac{1}{2}s^T H(q)s + \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{W}^T \eta^{-1} \tilde{W})$

其中 η 是正定矩阵, 且逆矩阵 η^{-1} 存在。

所以, $\dot{V} = s^T H\dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{H}s + \text{tr}(\tilde{W}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{W}})$

带入公式 (12) 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T H\dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{H}s + \text{tr}(\tilde{W}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{W}}) = \\ &s^T(-C(q, \dot{q})s - \tau + \tau_d + f(x)) + \frac{1}{2}s^T \dot{H}(q)s + \\ &\text{tr}(\tilde{W}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{W}}) = \\ &\frac{1}{2}s^T(\dot{H}(q) - 2C(q, \dot{q}))s + s^T(-\tau + \tau_d + \\ &f(x)) + \text{tr}(\tilde{W}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{W}}) \end{aligned}$$

由系统特性 2 可知:

$$x^T[\dot{H}(q) - 2C(q, \dot{q})]x = 0$$

然后带入控制律 (12) 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T(-\|H^{-1}(q)\|K \frac{s}{\|s\|} + \tilde{f}(x) - K_v s + \tau_d + v) + \\ &\text{tr}(\tilde{W}^T \eta^{-1} \dot{\tilde{W}}) = \\ &-s^T K_v s - \|H^{-1}(q)\|K\|s\| + s^T(\epsilon + \tau_d + v) + \\ &\text{tr}(\tilde{W}^T (\eta^{-1} \dot{\tilde{W}} + \phi s^T)) \end{aligned}$$

考虑机器人特性, 取 $\dot{\tilde{W}} = -\eta \phi s^T$ 。

即, 网络的自适应律为 $\dot{\tilde{W}} = -\eta \phi s^T$ (14)

所以, $\dot{V} = -s^T K_v s - \|H^{-1}(q)\|K\|s\| + s^T(\epsilon + \tau_d + v)$ 因为, $s^T(\epsilon + \tau_d + v) = s^T(\epsilon + \tau_d) + s^T v = s^T(\epsilon + \tau_d) - \|s\|(\epsilon_N + \tau_d) \leq 0$

所以 $\dot{V} \leq 0$ 。因此系统满足了李亚普诺夫稳定性理论, 保证了系统具有渐进稳定性。根据上述理论可以得出以下定理。

定理 1: 对于 (1) 式所描述的多关节机器人动力学方程, 采用控制律 (12), 可使机器人系统实现全局渐进稳定。

3 仿真研究

取二关节机器人系统的 MIMO 动力学模型为^[5]:

$$H(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \tau - \tau_d$$

其中:

$$\begin{aligned} H(q) &= \begin{bmatrix} 0.1 + 0.01\cos(q_2) & 0.01\sin(q_2) \\ 0.01\sin(q_2) & 0.1 \end{bmatrix} \\ C(q, \dot{q}) &= \begin{bmatrix} -0.005\sin(q_2)\dot{q}_2 & 0.005\cos(q_2)\dot{q}_2 \\ 0.005\cos(q_1)\dot{q}_2 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$G(q) = \begin{bmatrix} 0.01g\cos(q_1 + q_2) \\ 0.01g\cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix},$$

$$F(q, \dot{q}, \ddot{q}) = 0.02\text{sgn}(\dot{q}), g = 9.8$$

$$\tau_d = [0.1\sin\pi t \quad 0.1\sin\pi t]^T$$

其中系统的初始状态 $x(0)$ 为 $[1 \ 0 \ 0 \ 0]$ 。二关节的期望的轨迹为 $q_1 = \cos(\pi t)$ 和 $q_2 = \sin(\pi t)$ 。神经网络的输入取 $x = [e^T \ \dot{e}^T \ q_d^T \ \dot{q}_d^T \ \ddot{q}_d^T]$ 。在鲁棒项中, 选取 $\epsilon_N = 0.40$, $T_0 = 0.40$, 基宽向量值取 10, 高斯基函数参数的初始值取 $[-3 \ -1.5 \ -0.5 \ 0 \ 0.5 \ 1.5 \ 3]$ 。控制器参数分别是: $K_v = \text{diag}\{10, 10\}$, $\eta = \text{diag}\{15, 15\}$, $\alpha = \text{diag}\{5, 5\}$ 。控制器如式 (12) 所示, 自适应律为式 (14)。仿真图如下所示。图 1 和 2 分别为神经滑模控制和全程滑模控制的轨迹跟踪仿真图。图 3 和 4 分别为神经滑模控制和全程滑模控制的速度跟踪仿真图。图 5 和 6 分别为神经滑模控制和全程滑模控制的控制输入仿真图。

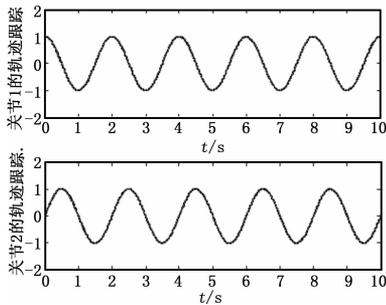


图 1 神经滑模控制的关节 1 和 2 的轨迹跟踪

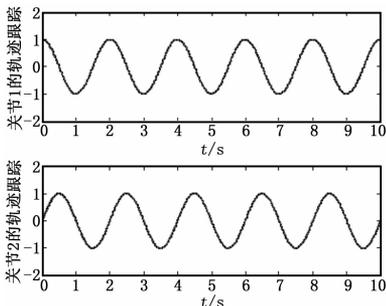


图 2 全程滑模控制的关节 1 和 2 的轨迹跟踪

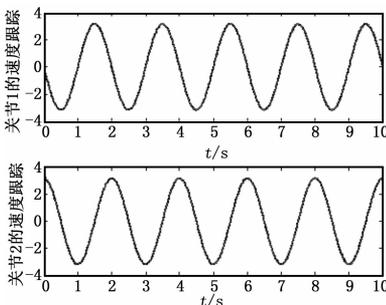


图 3 神经滑模控制的关节 1 和 2 的速度跟踪

由仿真图 1~6 可知, 径向基神经滑模控制器对系统在不确定干扰完全未知的情况下, 控制效果明显好于全局滑模控制器, 能够较精确的实现轨迹跟踪和速度跟踪, 并且有效的消弱了滑模控制器产生的抖振问题。由此可见本文设计的控制器能够有效的补偿系统的不确定性干扰的影响, 保证了多关节机器人系统对期望轨迹的快速精确跟踪。

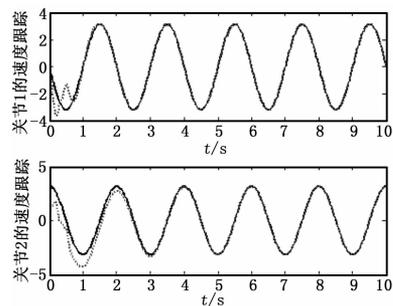


图 4 全程滑模控制的关节 1 和 2 的速度跟踪

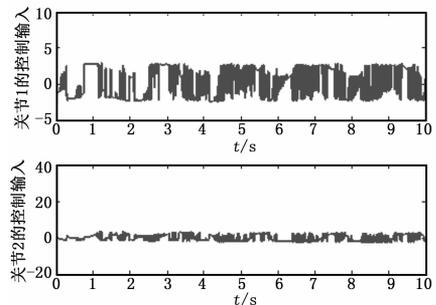


图 5 神经滑模控制的关节 1 和 2 的控制输入

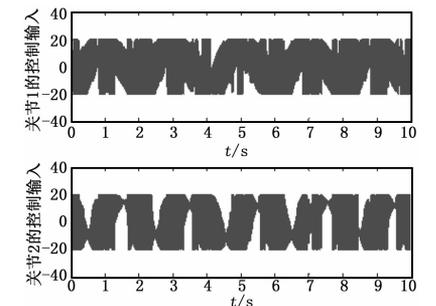


图 6 全程滑模控制的关节 1 和 2 的控制输入

4 结论

本文主要研究了具有不确定性的多关节机器人系统的轨迹跟踪控制问题。本文将全局滑模控制和神经网络相结合, 提出了一种新的神经滑模控制方案, 并用李亚普诺夫定理给出了神经滑模控制系统稳定性的证明。仿真结果表明控制器可以较精确的进行轨迹跟踪, 并且具有较强的鲁棒性。但是该方案在初始时刻有较大的波动, 今后需进一步研究改善。

参考文献:

[1] 王学林, 周俊, 姬长英, 等. 基于卡尔曼滤波的 RBF 神经网络和 PD 复合控制研究 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (8): 1551-1553.

[2] 牛玉刚, 杨成梧, 陈雪如. 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, 2000; 16 (1): 79-82.

[3] Mu X J, Chen Y Z. Neural sliding mode control for multilink robots [A]. Proceeding of the CCDC Conference [C], 2008; 3513-3517.

[4] Liu J K, Wang X H. Advanced Sliding Mode Control for Mechanical Systems [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2011.

[5] 徐传忠. 非线性机器人的智能反演滑模控制研究 [D]. 厦门: 华侨大学, 2012.