

文章编号: 1001-0920(2002)01-0061-04

电驱动刚性机器人的鲁棒神经网络复合控制

白萍^{1,2}, 方廷健², 葛运建²

(1. 中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 安徽 合肥 230026;

2. 中国科学院 合肥智能机械研究所, 安徽 合肥 230031)

摘要: 采用逐步逆向的设计思想, 提出一种新的电驱动刚性机器人轨迹跟踪的鲁棒神经网络复合控制策略, 该策略不仅能有效地消除模型不确定性的影响, 而且可避免复杂的求导运算以及对关节角加速度可测的要求。给出了控制器的具体组成和神经网络连接权的在线学习算法, 理论表明该算法能保证跟踪误差及神经网络连接权估计最终一致有界, 仿真结果也验证了算法的有效性。

关键词: 电驱动刚性机器人; 鲁棒控制; 神经网络控制

中图分类号: TP 24

文献标识码: A

Hybrid robust neural network control of rigid-link electrically driven robot manipulators

BAI Ping^{1,2}, FANG Ting-jian², GE Yun-jian²

(1. Department of Electrical Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 2. Hefei Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: A new controller design approach is developed for the trajectory tracking of rigid-link electrically driven robot manipulators with uncertainties. Robust and neural network (NN) controller is incorporated into the backstepping scheme. The main advantage of the proposed approach is that a complicated differential computation is avoided and no joint angle acceleration measurement is needed. The components of the controller and the NN weight learning algorithm are given. The uniformly and ultimately bounded (UUB) stability of tracking errors and the estimates of NN weights and NN approximation error are guaranteed. Simulation results show the effectiveness of the proposed controller.

Key words: rigid-link electrically driven robot; robust control; neural network control

1 引言

在操作臂高速运动和负载快速变化的情况下, 关节驱动系统的动力学特性在整个机器人系统中起着重要的作用。它影响机器人控制系统性能的提

高^[1], 因而在设计控制器时不容忽略。近年来, 一些学者对基于由操作臂机械本体动力学和驱动器动力学组成的三阶模型的控制问题进行研究。Dawson^[2]提出的鲁棒控制律可保证系统稳定, 但算法要求知道的不确定性界不仅取决于物理参数, 而且依赖于

收稿日期: 2000-10-25; 修回日期: 2001-01-11

基金项目: 国家 863 智能机器人传感技术网点实验室项目 (863-512-9803-01)

作者简介: 白萍 (1970—), 女 (回族), 安徽合肥人, 博士生, 从事机器人神经网络控制、鲁棒控制等研究; 方廷健 (1939—), 男, 上海人, 研究员, 博士生导师, 从事智能控制、模式识别等研究。

系统状态和参考轨迹,因此相应的不确定性界很难得到。Su^[3,4]采用逐步逆向方法先后设计了鲁棒控制器和混合自适应鲁棒控制器,但需要计算基于操作臂动力学模型的虚力 I_d 的一阶导数,整个算法不仅复杂,而且要求机器人关节角加速度可测,影响了算法的应用。

近年来涌现出各种稳定的神经网络自适应控制方法^[5,6]。本文将鲁棒控制与神经网络控制相结合,提出一种新的电驱动刚性机器人的鲁棒神经网络复合控制策略。该策略采用逐步逆向方法,首先将电流信号看作操作臂机械子系统的控制输入,引入虚拟控制信号 I_d 设计鲁棒控制策略,以实现机器人关节角轨迹跟踪;然后结合神经网络控制,为系统实际的控制输入驱动电压设计控制器,使得实际电流信号趋近于上述虚拟信号,从而最终达到关节角轨迹跟踪的控制目标;最后给出神经网络连接权的在线学习算法,理论证明所提出的算法能保证跟踪误差及神经网络权估计最终一致有界。本文利用神经网络逼近虚力 I_d 的一阶导数和驱动器的动力学模型,避免了复杂的求导运算以及对关节角加速度可测的要求。与文献[7]采用两个神经网络的控制方法相比,本文方法结构简单,并能克服该算法引入变结构所带来的控制颤现象。

2 预备知识

2.1 机器人模型

电驱动刚性机器人的动力学模型可描述为

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

$$L\dot{I} + RI + K_e \dot{q} = u \quad (1b)$$

其中, $q \in R^n$ 是关节角向量, $M(q) \in R^{n \times n}$ 是对称正定惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) \in R^n$ 表示哥氏力矩和向心力矩向量, $G(q) \in R^n$ 是重力矩向量, $I \in R^n$ 是电枢电流, $u \in R^n$ 是电枢电压; $K_\tau, L, R, K_e \in R^{n \times n}$ 均为正定对角阵, 分别表示驱动系统的转矩常数、电感、电阻和电势常量。上述机器人动力学模型有以下性质:

性质 1 $M(q)$ 为对称正定矩阵且一致有界。

性质 2 采用 Christoffel 符号定义矩阵 $C(q, \dot{q})$, 则满足 $\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})$ 是斜对称矩阵。

性质 3 适当选择模型参数, 动力学方程可以线性化, 即

$$M(q)a + C(q, v)\xi + G(q) = \mathcal{Q}(q, a, v, \xi)\theta \quad (2)$$

其中, $\theta \in R^n$ 是适当维数的向量, 其各元素仅由模型

参数表示; $\forall q, a, v, \xi \in R^n, \mathcal{Q}(q, a, v, \xi) \in R^{n \times p}$ 称为回归阵。

2.2 FLNN 神经网络

FLNN 网络是一种两层前馈网络, 其理论和应用研究已取得一些成果^[5]。FLNN 网络输出的数学式为

$$y = W^T \Phi(p) \quad (3)$$

其中, $W \in R^{N \times m}$ 是神经网络隐层与输出层之间的连接权矩阵, $\Phi(\cdot) \in R^N$ 是隐层激发函数, $p \in R^N$ 是由输入向量 $x \in R^n$ 预处理后所得的向量。

当采用 FLNN 网络逼近函数 $f(x)$ 时, 有

$$f(x) = W^T \Phi(p) + \epsilon(x) \quad (4)$$

其中 $\epsilon(x)$ 是神经网络函数逼近误差。当隐层激发函数选择为基函数^[5]时, FLNN 网络能以任意精度逼近连续函数 $f(x)$, 即对于任给的 $\epsilon_N > 0$, 当 $f(x)$ 是一紧集 S 上的连续函数时, 存在有限个隐层神经元和理想的连接权矩阵 W , 使得逼近误差满足 $\epsilon < \epsilon_N$ 。其中隐层神经元数 N 依赖于逼近精度 ϵ_N 和函数 $f(x)$ 。

3 控制器设计

本文采用逐步逆向方法设计控制器。根据此方法, 设计过程分为两步进行: 1) 将电流 I 看作子系统 (1a) 的控制变量, 设计控制输入 I_d 实现关节角的轨迹跟踪, I_d 称为虚力; 2) 设计控制电压 u 使得 I 跟踪 I_d , 最终实现 $q(t)$ 跟踪 $q_d(t)$ 。

3.1 虚拟控制输入 I_d 的设计

利用理想的电枢电流向量 I_d , 式(1a) 可表示为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = K\tau I_d + K\tau \eta \quad (5)$$

其中 $\eta = I - I_d$ 是电流误差信号。模型(1a) 可看作是由 I_d 控制的具有输入干扰 η 的系统。为了实现关节角轨迹跟踪的目标, 定义 $e = q - q_d$ 表示关节位置跟踪误差, 并且 $\dot{q}_r = \dot{q}_d - \Lambda e$, $r = \dot{q} - \dot{q}_r = \dot{e} + \Lambda e$, $\Lambda \in R^{n \times n}$ 是正定对角矩阵。则上式可变换为

$$M(q)r + C(q, \dot{q})r = -M(q)\dot{q}_r - C(q, \dot{q})\dot{q}_r - G(q) + K\tau I_d + K\tau \eta \quad (6)$$

根据性质 3, 式(6) 中

$$M(q)\dot{q}_r + C(q, \dot{q})\dot{q}_r + G(q) = Y(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r)\theta \quad (7)$$

将回归矩阵 Y 写成 $Y^T = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]$ 的形式, y_i 是 I 的第 i 个行向量。定义

$$Y_a = \begin{bmatrix} y_1^T & 0 & \dots & 0 \\ 0 & y_2^T & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & y_n^T \end{bmatrix} \quad (8)$$

容易得到

$$Y\theta = Y_a\theta_a, \quad K\tau Y_a = Y_a K\tau_a \quad (9)$$

其中, $K\tau_a = \text{diag}[K\tau I_m]$, $\theta^T = [\theta^T \quad \theta^T \quad \dots \quad \theta^T]$.

假设机械子系统和电驱分子系统的参数是不确定的, 但已知它们的不确定性界。即存在 $\rho > 0$, $\beta_1, \beta_2 > 0$, 使得 $\theta_a \leq \rho, \beta_1 I \leq K\tau_a \leq \beta_2 I$ 。考虑鲁棒控制策略, 设计虚拟控制输入

$$I_d = Y_a(q, \dot{q}, \ddot{q}, \overset{\circ}{q}, \overset{\circ}{\dot{q}}) \Psi - K_1 r \quad (10)$$

$$\Psi = -\frac{\rho}{\beta_1} \frac{Y_a^T r}{Y_a^T r + v} \quad (11)$$

其中, 反馈增益 $K_1 \in R^{n \times n}$ 是正定对角矩阵, $v > 0$ 可以是一个较小的数。

将式(10), (11) 代入式(6), 得误差方程

$$\begin{aligned} M(q)\dot{r} + C(q, \dot{q})r = \\ Y_a K\tau_a \Psi + Y_a \theta_a - K\tau K_1 r + K\tau \eta \end{aligned} \quad (12)$$

3.2 实际控制输入 u 的设计

将 $\eta = I - I_d$ 微分并且两边同乘以 L , 利用式(1b), 有

$$L\dot{\eta} = u - F \quad (13)$$

其中 $F = RI + K_2 \dot{q} + LI_d$ 是一个相当复杂的非线性函数。为使控制器中不要求测量关节角加速度信号, 式中的 \dot{q} 将被 $M^{-1}(q)[K\tau I - C(q, \dot{q})\dot{q} - G(q)]$ 所替换, 因此 F 是关于 q, \dot{q}, r 和 I 的函数。考虑如下结构的控制输入

$$u = \hat{F} - K_2 \eta \quad (14)$$

其中, \hat{F} 是 F 的估计, $K_2 \in R^{n \times n}$ 是正定的增益矩阵。

现采用 FLNN 网络逼近式(13) 中的非线性函数 F 。设存在理想连接权 W , 使得

$$F = W^T \phi + \epsilon, \quad \epsilon \in \epsilon_v \quad (15)$$

定义

$$\hat{F} = \hat{W}^T \phi \quad (16)$$

其中 \hat{W} 是由权学习算法估计的网络的当前权值。综合式(13), (14) 和(16), 则得

$$L\dot{\eta} = -\hat{W}^T \phi - K_2 \eta + \epsilon \quad (17)$$

其中 $\tilde{W} = W - \hat{W}$ 是权估计误差。

整个控制系统的结构如图 1 所示。

3.3 稳定性分析

定理 1 设期望轨迹 q_d 及其直到三阶的各阶导数均有界, 对式(1) 描述的电驱动刚性机器人系统

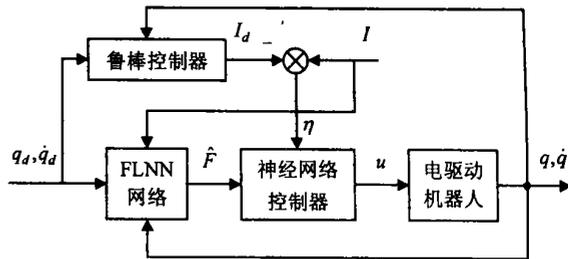


图 1 控制系统结构

应用如式(10), (11)和(14)的控制结构, 并且权学习算法如下

$$\dot{\tilde{W}} = -g\phi\eta^T - \sigma\tilde{W} \quad (18)$$

其中 $g > 0$ 和 $\sigma > 0$ 是常数。则跟踪误差 $r(t), \eta(t)$ 和神经网络权估计最终一致有界(UUB)。

证明 选取 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2}r^T M(q)r + \frac{1}{2}\eta^T L\eta + \frac{1}{2g}\text{tr}(\tilde{W}^T \tilde{W}) \quad (19)$$

显然有

$$\frac{1}{2}P_1(r^2 + \eta^2) + \frac{1}{2g}\|\tilde{W}\|_F^2$$

$$V \leq \frac{1}{2}P_2(r^2 + \eta^2) + \frac{1}{2g}\|\tilde{W}\|_F^2 \quad (20)$$

其中, $P_1 = \min\{\lambda_{\min}(M), \lambda_{\min}(L)\}$, $P_2 = \max\{\lambda_{\max}(M), \lambda_{\max}(L)\}$ 。

对式(19) 两边求导, 并应用式(12) 和(17), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -r^T K\tau K_1 r - \eta^T K_2 \eta + \\ & r^T (Y_a K\tau_a \Psi + Y_a \theta_a) + r^T K\tau \eta - \\ & \eta^T \tilde{W}^T \phi + \eta^T \epsilon + \frac{1}{g}\text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) \end{aligned} \quad (21)$$

将式(11), (18) 代入(21), 有

$$\begin{aligned} \dot{V} = & (\lambda_{\min}(K\tau K_1) - 0.5\beta_2)r^2 - \\ & (\lambda_{\min}(K_2) - 0.5 - 0.5\beta_2)\eta^2 + \\ & \frac{\sigma}{g}\text{tr}(\tilde{W}^T \hat{W}) + 0.5\|\epsilon\|^2 + \rho v \end{aligned} \quad (22)$$

由于

$$\begin{aligned} \text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) = & \frac{1}{2}[-\text{tr}(\tilde{W}^T \tilde{W}) - \text{tr}(\hat{W}^T \hat{W}) + \\ & \text{tr}(W^T W)] \end{aligned} \quad (23)$$

所以

$$\begin{aligned} \dot{V} = & P_3(r^2 + \eta^2) - \\ & \frac{\sigma}{2g}\text{tr}(\tilde{W}^T \tilde{W}) + \delta \end{aligned} \quad (24)$$

其中

$$\begin{aligned} P_3 = & \min\{\lambda_{\min}(K\tau K_1) - 0.5\beta_2, \\ & \lambda_{\min}(K_2) - 0.5 - 0.5\beta_2\} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\delta = \frac{\sigma}{2g}\text{tr}(\tilde{W}^T \tilde{W}) + 0.5\|\epsilon\|^2 + \rho v \quad (26)$$

令 $\lambda = \min\{2P_3/P_2, \sigma\}$, 则有

$$\dot{V} = -\lambda V + \delta \quad (27)$$

解得

$$V(t) = \delta/\lambda + (V(0) - \delta/\lambda)e^{-\lambda t} \quad (28)$$

由式(20)和(28)知, $r(t)$, $\eta(t)$ 和 W_F 均最终一致有界。

注1 本文中 $\lambda_{\min}(\cdot)$ 和 $\lambda_{\max}(\cdot)$ 分别表示矩阵的最小和最大特征值; 矩阵 A 的 Frobenius 范数定义为 $\|A\|_F = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$ 。

注2 从证明过程看出, 通过选择较大的控制参数 K_1, K_2 及 g , 可使跟踪误差的界任意小, 达到较高的控制精度。但需注意的是, 控制参数的增大往往引起较大的控制输出, 所以在实际应用中应考虑选择一个折衷的方案。

4 仿真实验

为了验证设计的控制算法, 本文给出一个由直流电机驱动的两关节机械手的仿真。该机械手的动力学模型和参数的取值参见文献[7]。假定已知机器人参数不确定性的上界 $\rho = 30, \beta_1 = 1, \beta_2 = 3$ 。

设理想轨迹 $q_d(t) = [\cos t \quad \sin t]^T$, 初始状态 $q(0) = [0.02 \quad 0.01]^T, \dot{q}(0) = [0.05 \quad 0.05]^T$ 。选取反馈增益 $\Lambda = \text{diag}\{8, 8\}, K_1 = \text{diag}\{20, 20\}, K_2 = \text{diag}\{30, 30\}$ 。神经网络的输入 $p = [1 \quad \dot{q}^T \quad \ddot{q}^T \quad \cos(q)^T \quad \sin(q)^T \quad \dot{q}^T \quad r^T \quad I^T]^T$, 基函数 $\phi(z) = 1/(1 + \exp(-z))$, 隐层神经元数为15, 输出层神经元数为2, 权调整规则中的学习参数 $g = 30, \sigma = 0.8$ 。两个关节角跟踪期望轨迹时的位置误差和力矩变化仿真结果如图2和图3所示。

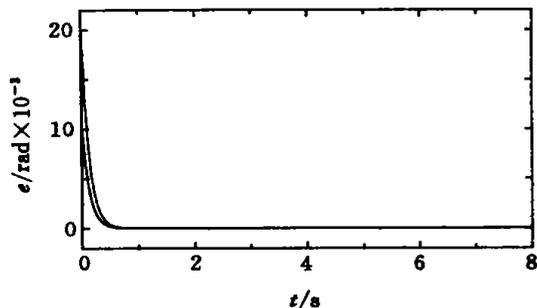


图2 关节角位置跟踪误差

从图中可以看出, 本文设计的鲁棒神经网络复合控制器能有效地消除模型不确定性的影响, 使各

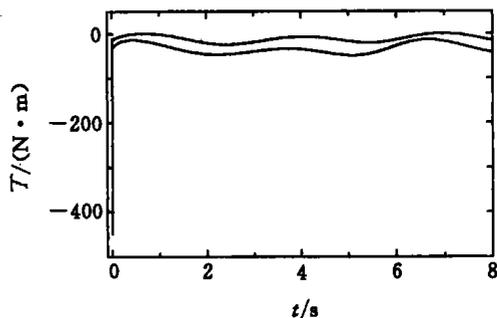


图3 关节力矩变化曲线

个关节角快速跟踪期望轨迹, 跟踪误差较小, 暂态性能良好, 而且兼顾了保持较小输出力矩的要求。

5 结论

本文提出一种新的电驱动刚性机器人的鲁棒神经网络复合控制方法, 给出了控制器的具体组成和神经网络连接权的在线学习算法, 可保证跟踪误差及神经网络连接权估计均最终一致有界。理论和仿真均证明了算法的可靠性和有效性。

参考文献(References):

- [1] Tarn T J, A K Bejczy, X Yun, et al. Effect of motor dynamics on nonlinear feedback robot arm control[J]. IEEE Trans on Robot Autom, 1991, 7(1): 114-122.
- [2] Dawson D M, Z Qu, J J Carroll. Tracking control of rigid-link electrically-driven robot manipulators[J]. Int J Control, 1992, 56(5): 911-1006.
- [3] Su C Y, Y Stepanenko. On the robust control of robot manipulators including actuator dynamics[J]. J Robot Syst, 1996, 13(1): 1-10.
- [4] Su C Y, Y Stepanenko. Hybrid adaptive/robust motion control of rigid-link electrically-driven robot manipulators[J]. IEEE Trans on Robot Autom, 1995, 11(3): 426-432.
- [5] Lewis F L, K Liu, A Yesildirek. Neural net robot controller with guaranteed tracking performance[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6(3): 703-715.
- [6] Lewis F L, A Yesildirek, K Liu. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1996, 7(2): 388-399.
- [7] Kwan C, F L Lewis, D M Dawson. Robust neural-network control of rigid-link electrically driven robots[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1998, 9(4): 581-588.