

基于单个神经元的机器人自适应控制*

袁 军 黄心汉 陈锦江

(华中理工大学自动控制系·武汉, 430074)

摘要: 本文提出了针对多关节机器人采用单个神经元的独立关节控制方案, 控制器由 PID 反馈和 PDD² 前馈补偿构成, 关节之间的静态和动态耦合通过单个神经元控制器前馈补偿。对一个二自由度机器人采用这种控制策略进行仿真。仿真结果表明该控制器在有非线性耦合、非线性摩擦、负载变化、模型参数变化时仍能跟踪期望轨迹。

关键词: 神经元; 学习算法; 机器人自适应控制

1 引 言

神经网络控制算法引起了控制界的广泛兴趣, 将神经网络用于机器人控制已有不少研究成果^[1]。主要方法是用神经网络学习机器人非线性动力学模型和将神经网络作为自适应控制器, 学习时间较长和次数较多, 实现复杂。因此有必要找到一种适合于机器人控制、结构简单且容易实现的神经网络。本文提出了一种自适应神经元机器人控制器, 控制器由 PID 反馈加 PDD² 前馈构成, 通过学习作为机器人的近似逆模型来补偿机器人非线性动力学特性。它具有结构简单, 自组织、自学习能力强, 对对象模型精度要求不高以及抗干扰能力强等优点, 这是传统的控制算法不可比拟的。

2 机器人近似线性逆模型的建立

n 关节机器人动力学模型可以用以下二阶微分方程描述。

$$T(t) = M(\theta)\ddot{\theta} + N(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + H(\dot{\theta}). \quad (1)$$

其中 θ 为 $n \times 1$ 维关节坐标矢量, $T(t)$ 为 $n \times 1$ 维关节驱动力矩, $M(\theta)$ 为 $n \times n$ 维的对称正定惯量矩阵, $N(\theta, \dot{\theta})$ 为 $n \times 1$ 维哥氏力和向心力矩矢量, $G(\theta)$ 为 $n \times 1$ 维的重力矩矢量, $H(\dot{\theta})$ 为 $n \times 1$ 维摩擦力矩矢量。

当机械手末端加有质量为 m 的力负载 $\ddot{x}(t) = m[\ddot{x}(t) + g]$, $\ddot{x}(t)$ 为末端运动的加速度, g 为重力加速度, 由关节坐标到直角坐标的运动学关系 $x(t) = f(\theta)$ 可以得出带有负载的机器人动力学方程:

$$M^*(\theta)\ddot{\theta} + N^*(\theta, \dot{\theta}) + G^*(\theta) + H(\dot{\theta}) = T(t), \quad (2)$$

$$M^*(\theta) = M(\theta) + mJ^T(\theta)J(\theta), \quad (3)$$

$$N^*(\theta) = N(\theta, \dot{\theta}) + mJ^T(\theta)\dot{J}(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta}, \quad (4)$$

$$G^*(\theta) = G(\theta) + mJ^T(\theta)g, \quad (5)$$

$$J(\theta) = \partial f(\theta)/\partial \theta \text{ 为 } n \times n \text{ 维的雅可比矩阵。}$$

* 国家自然科学基金资助项目。

本文于1992年8月1日收到, 1993年1月8日收到修改稿。

将上述二阶非线性微分方程在希望轨迹附近线性化可得到机械手近似的时变线性多变量模型^[6].

$$A\ddot{\theta}(t) + B\dot{\theta}(t) + C\theta(t) = T(t). \quad (6)$$

其中

$$A = [M^*]_P, \quad B = \left[\frac{\partial(N^* + H)}{\partial\theta} \right]_P, \quad C = \left[\frac{\partial(N^* + G^*)}{\partial\theta} \right]_P,$$

P 为机械手预先指定的工作点.

线性化的机械手动力学模型可以由以下传递函数表示

$$\Theta(s) = (As^2 + Bs + C)^{-1}T(s) = Q(s)T(s). \quad (7)$$

从上式可以得到机械手近似的逆模

型:

$$W(s) = Q^{-1}(s) = As^2 + Bs + C. \quad (8)$$

基于近似逆模型机械手控制如图1, 整个控制器由 PID 反馈加 PDD²前馈构成.

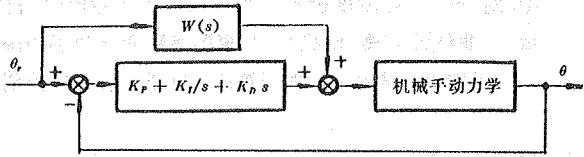


图1 基于线性逆模型的机器人控制系统

3 单个自适应神经元机器人控制器设计

自适应神经元可以看成是一非线性处理单元,如图2所示,它由多个输入($x_i(k), i=1, \dots, n$)和一个输出组成,每个输入有相应的权值,神经元总的输入为 $\sum_{i=1}^n w_i x_i$,其输出为

$$y(k+1) = f\left[\sum_{i=1}^n w_i(k)x_i(k)\right]. \quad (9)$$

$f(\cdot)$ 为一带阈值的有界非线性函数.

一般认为神经元通过修改其自身的突触加权值进行自组织. D. O. Hebb 提出的规则是神经元前置和后置突触同时触发使突触加权值增加. 作为控制器时为了反映神经元通过关联搜索对未知的外界作出反映的能力,本文采用 Hebb 学习规则^[2]和 Delta 学习规则^[5]相结合来训练权值,即

$$w_i(k+1) = w_i(k) + c_i d_i(k) [d_i(k) - y_i(k)] x_i(k). \quad (10)$$

c_i 为学习速率, $d_i(k)$ 为神经元给定输入, $y_i(k)$ 为神经元实际输出, $x_i(k)$ 是对应的第 i 输入端输入, 上式体现了两种学习规则的结合, 当学习速率较小时, $w_i(k)$ 收敛到某一稳态值 w_i^* , 使 w_i^* 与期望值的偏差达到允许的范围.

根据上面神经元模型和学习规则, 自适应神经元学习控制算法如下:

$$\begin{cases} U_i(k) = f\left[\sum_{i=1}^n w_i(k)x_i(k)\right], \\ w_i(k+1) = w_i(k) + c_i r(k) [r(k) - y(k)] x_i(k). \end{cases} \quad (11)$$

$r(k)$ 为系统给定输入, $y(k)$ 为系统实际输出, $x_i(k)$ 为自适应神经元控制器第 i 个输入, c_i 为待定的学习速率.

控制器结构如图3, 控制器采用自学习 PID 和 PDD² 前馈补偿结构. 前馈控制是为了

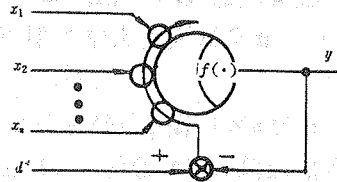


图2 神经元模型

补偿机械手非线性动力学特性,从而达到提高稳态精度和动态性能的目的;反馈控制是为了增加系统的稳定性,消除负载变化、耦合的负载效应以及非线性摩擦存在时的跟踪误差。

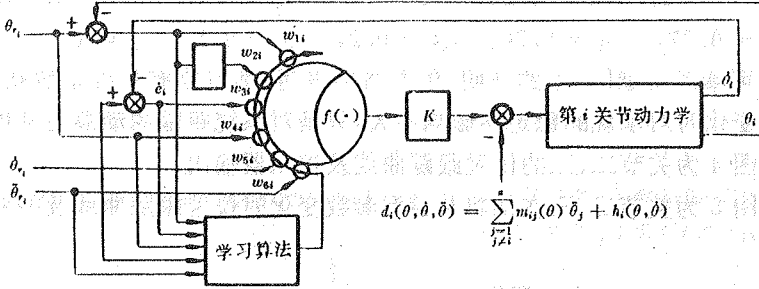


图 3 基于神经元机器人独立关节控制系统

权系数采用以上提到的 Hebb 学习规则和 Delta 学习规则来调整,反映了神经元控制器的自学习和监督学习的能力。权系数的学习是基于确保使系统跟踪误差收敛于零。只要跟踪误差存在,学习过程就不会停止,继续进行关联搜索使误差以最快的速度趋于零。

4 仿真结果

考虑两关节机器人模型:

$$\begin{bmatrix} T_1(t) \\ T_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 + a_2 \cos \theta_2 & a_3 + (a_2/2) \cos \theta_2 \\ a_3 + (a_2/2) \cos \theta_2 & a_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_1(t) \\ h_2(t) \end{bmatrix}.$$

其中

$$\begin{bmatrix} h_1(t) \\ h_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -(a_2 \sin \theta_2)(\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_1^2/2) \\ (a_2 \sin \theta_2) \dot{\theta}_2^2/2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_4 \cos \theta_1 + a_5 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ a_5 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \dot{\theta}_1 + v_2 \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_1) \\ v_3 \dot{\theta}_2 + v_4 \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_2) \end{bmatrix}.$$

负载力矩矢量:

$$mL(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) = mJ^T(\theta)[J(\theta)\ddot{\theta} + \dot{J}(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + g].$$

其中雅可比矩:

$$J(\theta) = \begin{bmatrix} -l_1 \sin \theta_1 - l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) & -l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ l_1 \cos \theta_1 + l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) & l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{bmatrix}.$$

以 PUMA560 机器人第二、三关节为仿真对象,质量 $m_1=15.91\text{kg}$, $m_2=11.36\text{kg}$, 长度 $l_1=l_2=0.432\text{m}$, 摩擦系数 $v_1=v_3=2.0\text{Nm/rad} \cdot \text{s}^{-1}$, $v_2=v_4=4.0\text{Nm}$, 负载 $m=10\text{kg}$, $\theta_1(0)=\theta_2(0)=-1\text{rad}$, $\dot{\theta}_1(0)=\dot{\theta}_2(0)$, 采样周期 $T=0.005\text{s}$, $K_1=K_2=200\text{Nm}$, 关节二、关节三跟踪的期望轨迹: $\theta_{r_i}=\theta_{r_2}(t)=1+6\exp(-t/0.3)-8\exp(-t/0.4)$ 。

根据参数文献[3],非线性函数 $f(\cdot)$ 取为

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > 1, \\ x, & -1 \leq x \leq 1, \\ -1, & x < -1. \end{cases}$$

对于权系数初始值的选择, PDD² 前馈权系数取为线性逆模型在 $t=0$ 附近的值, PID 反馈权系数取为不考虑 $h_1(t)$, $h_2(t)$ 时系统能稳定 PID 控制器的增益。

经过多次仿真,下组权系数初值和学习速率较为理想,可以在空载、加载以及模型参

数的变化范围内能够获得期望的跟踪性能.

关节 2: $w_{11} = 1000$, $w_{21} = 0.25$, $w_{31} = 120$, $w_{41} = 4.0$, $w_{51} = 0$, $w_{61} = 0$,
 $c_{11} = 0.94$, $c_{21} = 0.63$, $c_{31} = 0.2$, $c_{41} = 0.1$, $c_{51} = 0.1$, $c_{61} = 0.1$,

关节 3: $w_{12} = 1000$, $w_{22} = 0.20$, $w_{32} = 70$, $w_{42} = 4.0$, $w_{52} = 0$, $w_{62} = 0$,
 $c_{12} = 0.87$, $c_{22} = 0.70$, $c_{32} = 0.2$, $c_{42} = 0.1$, $c_{52} = 0.1$, $c_{62} = 0.1$.

学习速率可参考文献[5]中的证明. 仿真结果表明: 学习速率和权系数初值的选择在适当的范围内变化时对系统的稳定性影响不大, 只是对系统跟踪的动静态性能有影响.

仿真曲线图 4 为关节二、三的位置跟踪曲线及控制器输出.

仿真曲线图 5 为关节二、三在加载及模型参数变化时位置跟踪曲线及控制器输出.

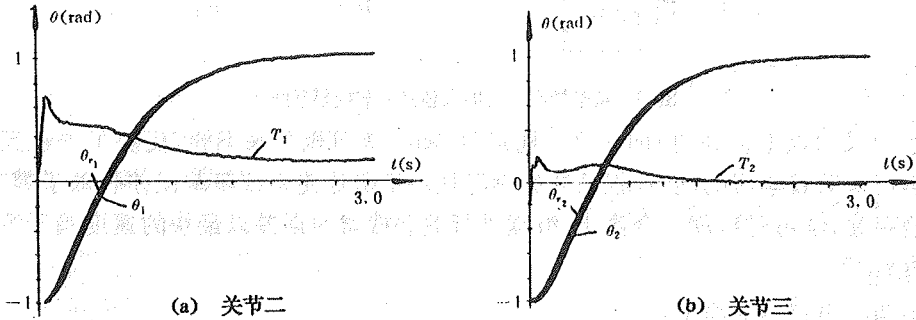


图 4 空载时位置跟踪曲线和控制器输出

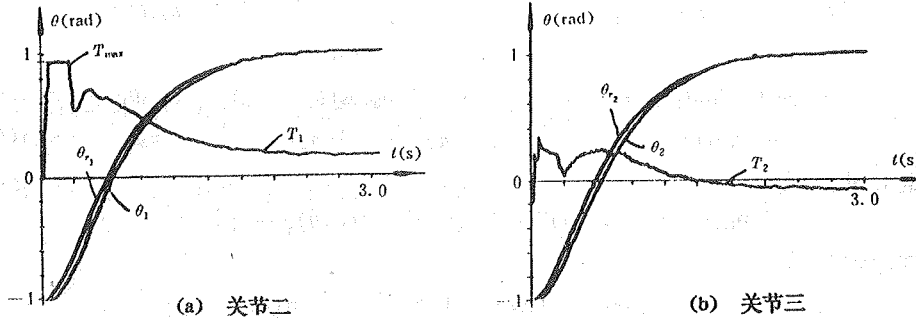


图 5 加载10kg 时位置跟踪曲线和控制器输出

5 结束语

本文提出的神经元机器人控制器结构简单, 与传统的 PID 加前馈相比, 只要相应的系数要由学习算法来调整, 实时性强, 是针对模型基于性能的控制器的设计方案, 无需进行系统的精确建模, 鲁棒性强, 具有在未建模动态(非线性摩擦), 负载变化、模型的不精确性以及强耦合的情况下仍能保持期望的跟踪性能, 对采样周期不敏感. 进一步完善和研究这种方法, 将神经元用于实际的机器人控制有极其光明的前景.

参 考 文 献

- [1] IEEE Control Systems Magazine. Special Issues on Neural Networks and Special Issues on Robotics & Automations. IEEE Trans. Automat. Contr., 1988~1992

- [2] Barto A. G. et al. . Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems IEEE Trans. on Systems Man & Cybernetics, 1983, 13;
- [3] Tsypskin, Ya. Z. et al. . Neural Networks and Fuzzy Systems. Springer-Verlag, 1992
- [4] Yanagawa Satoshi et al. . PID Auto-Tuning Controller Using a Single Neuron for DC Servomotor. Proc. IEEE Inter. Symp. on Industrial Electronics Xi'an, 1992
- [5] Yabuta, Tetsuro et al. . Learning Control Using Neural Network. IEEE Trans. on Systems Man & Cybernetics, 1992, 22
- [6] Seraji, H. . Adaptive Independent Joint Control of Manipulators; Theory and Experiment. Proc. IEEE Inter. Conf. on Robotics and Automations, 1988
- [7] 袁军, 黄心汉, 陈锦江. 基于神经网络的机器人顺应控制研究. 全国自适应控制与智能控制研讨会, 西安, 1992, 10
- [8] 王宁, 涂健, 陈锦江. 使用单个神经元的智能控制. 纪念中国自动化学会成立三十周年学术会议论文集, 北京, 1991

Adaptive Control of Robotic Manipulator Using a Single Neuron

YUAN Jun, HUANG Xinhan and CHEN Jinjiang

(Department of Automatic Control, Huazhong University of Science and Technology · Wuhan, 430074, PRC)

Abstract: This paper presents an independent joint control scheme for multi-joint robot manipulators using a single neuron. The controller consists of PID feedback plus PDD² feedforward. The static and dynamic couplings between the joint motions are compensated by the feedforward of a single neuron. Simulations are presented to a two-DOF manipulator using the proposed method. The results confirm that trajectory tracking is achieved despite nonlinear coupling, nonlinear friction, load changing and parameter changing.

Key words: neuron; learning; adaptive control of robot

本文作者简介

袁 军 1965年生, 分别于1988年、1991年在西北工业大学自动控制系获学士、硕士学位, 现为华中理工大学自动控制系博士研究生, 研究方向为装配机器人控制, 机器人力/位置控制, 控制理论和先进技术。

黄心汉 1946年生, 1969年毕业于华中工学院电机系, 现为华中理工大学自动控制系教授, 博士生导师, 长期从事自动控制理论及应用的教学和科研工作, 主要研究方向是机器人智能控制与传感技术。

陈锦江 1922年生, 教授, 博士生导师, 1946年毕业于武汉大学电机系, 1955年毕业于哈尔滨工业大学研究生班, 现为华中理工大学教授, 博士生导师, 研究方向为数字控制, 机器人控制和机器人视觉、触觉和滑觉。