

基于神经网络的带补偿作用的机器人逆动力学控制*

谭宇明 苏开才 毛宗源

(华南理工大学自动化系·广州, 510641)

摘要: 本文提出了一种新的基于神经网络的机器人逆动力学控制方案, 不需要机器人的模型知识, 利用神经网络实现外部扰动的补偿和闭环控制. 该方法具有良好的跟踪精度和抗干扰性能.

关键词: 机器人; 逆动力学; 神经网络; 辨识

1 引言

如何实现机器人的大范围、高速度、高精度的轨迹控制, 一直是机器人动力学控制的主要问题. 为达到这一目的, 在过去十年中, 提出了多种的控制方法, 包括基于线性最优控制方法^[1], 逆动力学控制方法^[2,3], 增益分区方法^[4]等等, 并将鲁棒控制^[5]和自适应控制^[6]应用到机器人的控制中. 但是, 这些方法都依赖精确的机器人动力学模型, 而事实上, 由于机器人是一个高度复杂和非线性的系统, 要得到其准确的动力学模型是不可能的. 由于神经网络具有逼近任意非线性映射的特性, 因而近年来将神经网络用于机器人控制的研究引起极大的关注^[7,8].

本文提出了一种新的基于神经网络的机器人逆动力学控制方案. 该方案在未知机器人数学模型的情况下, 用神经网络来逼近系统的逆动力学, 并以此神经网络为控制器和进行扰动辨识, 动态地反映系统所受到的干扰并进行补偿和闭环控制. 理论和仿真结果表明, 本方案对未知的外部干扰的机器人系统是十分有效的, 能实现轨迹的高精度跟踪. 而一般的自适应控制即使是对于有常值干扰的机器人系统也难以做到无差跟踪. 因而本文方案具有优良的抗干扰性. 文章末尾给出了详尽的仿真结果.

2 机器人逆动力学模型的辨识

众所周知, 机器人的动力学方程是高度复杂和非线性的, 一方面, 建模所需要的大量测量工作只能是近似的; 另一方面, 由于存在许多未知因素, 应用传统的辨识方法显得非常复杂和困难. 如果我们把机器人动力学模型视为一组输入变量和一组输出变量之间的映射关系, 则可以由神经网络学习一系列的输入输出样本对, 最终逼近机器人的动力学关系. 这样就避免了上述两点所带来的弊端.

下面以 BP 网络为例, 说明如何实现逆动力学的辨识. 我们采用 S 型的压缩函数:

$$F(s) = \frac{1}{1 + \exp(-s)}. \quad (1)$$

输出层的误差函数为

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{k,j} [T_j^k - F(\sum_h W_{hj} F(\sum_i W_{hi} x_i^k))]^2. \quad (2)$$

其中 T_j^k 和 x_i^k 为训练组的输入输出对, W 为网络节点间的权值.

根据梯度下降法, 由隐蔽层到输出层的权值调整量为

* 国家攀登计划认识科学(神经网络模型)重大关键项目及广东省自然科学基金资助项目.

本文于 1995 年 10 月 30 日收到, 1996 年 6 月 10 日收到修改稿.

$$\Delta W_{hj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{hj}}. \quad (3)$$

对于输入层到隐蔽层及隐蔽层之间的权值调整,与式(1)~(3)具有相同的形式,只须把相应的节点变量和权值变量代入式中即可.

我们把机器人系统看作一个由关节位移 $q = [q_1, q_2, \dots, q_n]$ 、速度 $\dot{q}$ 和加速度 $\ddot{q}$ 到关节力矩 $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n]$ 的映射,即

$$\tau = F(q, \dot{q}, \ddot{q}). \quad (4)$$

这样,辨识的任务就是用 BP 网络来逼近 F . 考虑到对象的实用性和代表性,我们选用在实际中广泛应用的 PUMA560 型机器人作为辨识和控制的对象. PUMA560 型机器人具有 6 个旋转关节,其中后面 3 个关节主要用姿态控制,对机器人的动力学特性影响不大,而主要由前面 3 个基本关节确定其动力学特性. 因而,我们选用前面 3 个基本关节来进行辨识和控制.

在实际辨识中,我们通过对 PUMA560 型机器人的一个动力学模型^[9]的计算来提供学习样本. 考虑到机器人的复杂性和高度的非线性,采用有两个隐层的 BP 网络,构成了一个有 9 个输入,20 个节点的第一隐层,10 个节点的第二隐层,3 个输出的神经网络. 选 $\eta = 0.1$. 在 PC486 上训练 1000 万次后的平均误差为 0.88%,误差曲线如图 1 所示. 我们看到,经过适当训练后,神经网络已相当逼近机器人的动力学模型了.

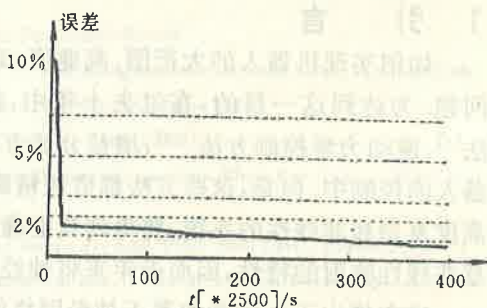


图 1 神经网络辨识平均误差示意图

3 带补偿作用的机器人逆动力学控制

机器人的动态模型可表述为

$$D(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q})\dot{q} = \tau + f. \quad (5)$$

其中, $q, \dot{q}$ 和 $\ddot{q}$ 分别为关节的位移、速度和加速度向量, $\tau \in \mathbb{R}^n$ 是广义关节力矩向量, $D(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为机器人的惯性矩阵, $h(q, \dot{q})$ 为表征离心力、哥氏力和重力的非线性耦合项, $f \in \mathbb{R}^n$ 为外部干扰和其他未建模部分.

我们选用的反馈控制规律为

$$\ddot{q}_u = \ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q). \quad (6)$$

其中, $\ddot{q}_u$ 为控制器的输入加速度, $\ddot{q}_d, \dot{q}_d, q_d$ 为给定的轨迹变量, K_v 和 K_p 为增益矩阵, 可选为对称阵.

可假设从控制器输入端到机器人系统输出端的动力学模型为

$$y = \Gamma(y_u) \quad (7)$$

其中, $y = (q^T, \dot{q}^T, \ddot{q}^T)^T$ 代表机器人系统的输出, $y_u = (q^T, \dot{q}^T, \ddot{q}^T)^T$ 代表控制器的输入, Γ 为反映动力学模型的一个映射. 如果从控制器输入端到机器人输出端的动力学模型(即映射 Γ) 近似为 1, 我们可得到以下结果:

$$y \doteq y_u. \quad (8)$$

因此,有

$$\ddot{q} \doteq \ddot{q}_u = \ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q). \quad (9)$$

这样,机器人系统的位置误差和速度误差将反映到控制器的输入端进而体现在运动的加速度上,通过对 $\ddot{q}$ 的调节使机器人跟踪给定的输入.

由式(5)可以看出,要使动力学模型 Γ 为 1, 控制器必须在克服由于运动而引起的式子左边参数变化的同时,设法补偿式子右边的未建模部分. 前者由充当控制器的训练好的神经网络

完成,后者通过用逆动力学的神经网络模型进行辨识完成.控制力矩 τ_c 可表述为两部分:

$$\tau_c = \tau_1 + \tau_2 = F(q, \dot{q}, \ddot{q}_d) + \tau_2. \quad (10)$$

τ_2 由下面的补偿算法给出:

$$\tau_2^{k+1} = \tau_2^k + K(\tau_2^k - \tau_2^{k-1}). \quad (11)$$

其中

$$\tau_2^k = F(q^k, \dot{q}^k, \ddot{q}^k) - \tau_1^k. \quad (12)$$

$F(\cdot)$ 由上面训练好的神经网络提供. 这样的 τ_2^k 就反映了前一步时的系统的外部干扰和其它未建模部分 f^k , 只要 f 为分段连续函数(通常都能满足), 在采样频率足够大的情况下, τ_2 是可以很好地补偿 f 的.

综上所述, 可得机器人的控制框图如图 2 所示:

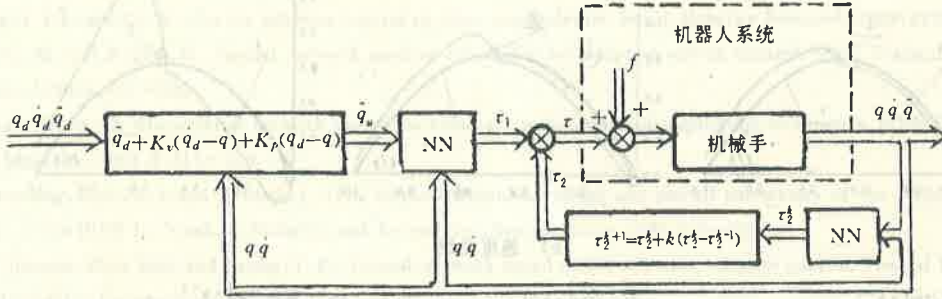


图 2 机器人闭环系统的控制框图

4 仿真实验及结果分析

在仿真实验中, 我们采用 PUMA560 型机器人作为控制对象, 以本文第二部分训练的神经网络作为其逆动力学的模型辨识.

机器人的期望轨迹为

$$\ddot{q}_{di} = 10 - 20t, \quad i = 1, 2, 3. \quad (13)$$

反馈参数定为

$$k_{pi} = 50, \quad k_{vi} = 20, \quad i = 1, 2, 3. \quad (14)$$

控制器的采样时间设为 10ms.

假设外部扰动为

$$\begin{cases} f_1 = \{-30, -60, -30\}^T, & t \leq 0.5s, \\ f_1 = \{30, 60, 30\}^T, & 1s \geq t \geq 0.5s. \end{cases} \quad (15)$$

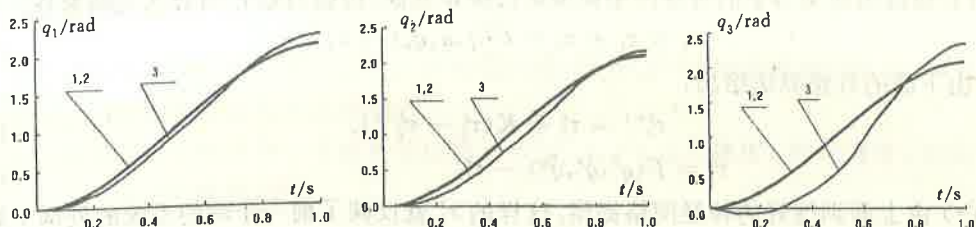
机器人的起始位置、速度、加速度和起始误差均定为零.

仿真结果如图 3 所示. 曲线 1 表示机器人的期望轨迹, 曲线 2 表示加入基于神经网络的补偿环节后机器人的响应轨迹, 曲线 3 表示未加补偿环节的响应轨迹. 从图 3(a) 可看出, 未加入基于神经网络的补偿环节前, 有较大误差. 这主要是由于系统企图只通过加大或减少 $\ddot{q}_u$ 来消除因扰动 f 而引起的误差, 但由于机器人的强耦合作用, 这种方法效果并不理想, 图 3(c) 和 (d) 表明, 这种方法只能引起机器人累积误差的不断增大. 系统在加入基于神经网络的补偿环节后, 性能明显改善. 系统只在 $t = 0s$ 和 $t = 0.5s$ 两个时刻出现较大扰动, 而这两点正好是扰动 f 的奇点, 因而系统需要经过若干步的学习才能适应. 这与前面的分析是一致的.

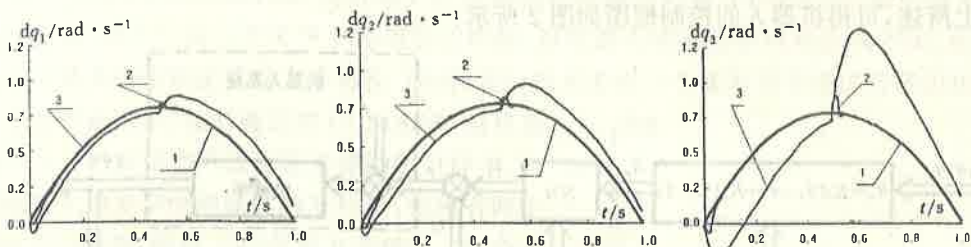
若加入正弦函数的外部干扰:

$$f_2 = \{30\sin(10t), 60\sin(10t), 30\sin(10t)\}^T, \quad (16)$$

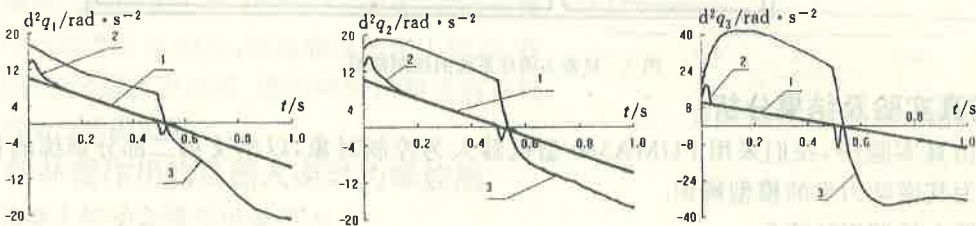
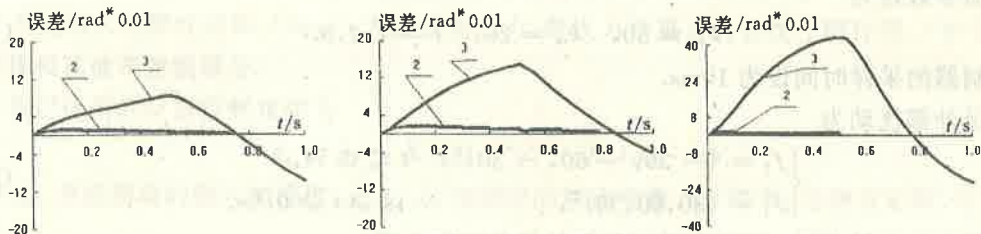
也得到类似的结果.



(a) 位移曲线



(b) 速度曲线

(c) 加速度 $\ddot{q}_u$ 曲线

(d) 位移误差曲线

图 3 外加扰动 f_1 时机器人系统的动态性能

5 结 论

本文讨论了如何在未知机器人模型的情况下,利用神经网络实现辨识,并进一步在辨识结果的基础上实现对未建模部分和外部扰动的补偿,进而实现机器人的逆动力补偿控制.仿真结果表明,本文所提方案具有良好的跟踪精度,比传统的逆动力学控制具有更好的抗干扰能力.本文方案的推导不依赖于具体的机器人数学模型和干扰模型,因而适用范围广,具有较好的推广应用价值.

进一步的研究包括如何提高系统的采样频率和实现神经网络的在线学习,这主要靠改进神经网络的算法和采用并行处理方式来实现.

参 考 文 献

- 1 Shin, K. G. and Mcday, N. . Minimum time control of a robotic manipulators. Proc. of IEEE Conf. on System, Man and Cybernetics, 1988
- 2 An, C. H. et. al. . Experimental evaluation of feedforward and computed torque control. Proc. of IEEE Conf. on Robotics and Automation, 1987, 1: 165—168
- 3 Spong, M. W. and Ortega R. . On adaptive inverse dynamics control of rigid robots. IEEE Automat. Contr. , 1990, AC-35 (1): 92—85
- 4 Seriji, H. . An approach to multivariable control of manipulators. J. Dyn. Syst. Meas. Contr. , 1987, 109(2): 146—154
- 5 Spong, M. W. , et. al. . Robust microprocessor control of robot manipulators. Automatica, 1987, 23;
- 6 Craig, J. J. E. and Li, W. . On the adaptive control of robot manipulators. Int. J. Robotics Research, 1987, 6(3): 49—59
- 7 Leahy, M. and Rogers, S. . Neural network payload estimation for adaptive robotic control. IEEE Trans. Neural Networks, 1990, 4: 501—520
- 8 Kawato, M. et. al. . Hierarchical network model for voluntary movement with application to robotics. IEEE Control System Magazine, 1988, 8: 315—319
- 9 Armstrong, Khatib, O. and Burdick, J. . The Explicit dynamical model and inertial parameters of the PUMA560 arm. Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, San Francisco, 1986, 510—518
- 10 Xu Jianmin, Zhou Qijie and Leung, T. P. . Neural-network-based model reference adaptive control. Proc. of IEEE Conf. on Computer, Communication and Automation, Beijing, 1993

Neural-Network-Based Inverse Dynamics Control with Compensation for Robot

TAN Yuming, SU Kaicai and MAO Zongyuan

(Department of Automation, South University of Technology • Guangzhou, 510641, PRC)

Abstract: The paper proposes a new neural-network-based inverse dynamics control for robot scheme. It can apply neural network to realize close-loop control and compensating control without the model of robot. The method is proved to have good accuracy and anti-interference characteristic.

Key words: robot; inverse dynamics; neural network; identification

本文作者简介

谭宇明 1971年生. 1993年7月大学毕业于华南理工大学自动化系, 获学士学位. 1994年7月, 在华南理工大学工商管理学院修完工业管理工程本科课程, 获管理工程专业毕业文凭. 1996年3月在华南理工大学自动化系获工学硕士学位. 现在广东省移动通信局工作. 研究兴趣包括计算机控制技术, 智能控制, 移动通信及管理科学. 已在核心期刊上发表论文3篇.

苏开才 1944年生. 1970年7月大学毕业于华南工学院. 现为华南理工大学自动化系副教授. 研究兴趣包括电力电子应用技术, 计算机控制技术. 已出版专著一本, 在各类刊物上发表论文20多篇.

毛宗源 1936年生. 1962年7月大学毕业于大连工学院. 现为华南理工大学自动化系教授, 博士生导师. 研究兴趣包括工业自动化, 智能控制. 已出版著作6本, 发表论文70篇.