

带有前馈和神经网络补偿的机械手系统轨迹跟踪控制

王良勇, 杨泉

(东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 针对机械手系统的轨迹跟踪控制, 提出一种带有前馈和神经网络补偿的机械手控制策略, 该控制策略由比例微分 (proportional-derivative, PD) 控制器、前馈补偿器和神经网络补偿器组成。首先通过实验数据辨识出机械手系统的近似线性模型, 并基于此线性模型设计PD控制器的参数和前馈补偿器, 采用神经网络来补偿近似模型与实际模型的偏差。该方法不需要建立机械手系统复杂的动力学模型, 仅需要系统的输入输出数据, 既保留PD控制器的优势, 又保证了系统的控制性能。最后, 在机械手平台上进行物理实验研究, 实验结果表明: 所提的控制策略实现简单, 同时保证了系统的控制精确度。

关键词: 机械手; PD控制; 神经网络; 轨迹跟踪; 前馈

中图分类号: TP 241 文献标志码: A 文章编号: 1007-449X(2013)08-0113-06

Trajectory tracking control for robotic manipulators endowed with feedforward and neural networks

WANG Liang-yong, YANG Xiao

(State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: To deal with the trajectory tracking control of robotic manipulators, a feedforward and neural network compensator based control strategy were presented. In this scheme, neural network compensator and feedforward compensator were integrated in addition to PD controller. Firstly, a linear model was constructed from the experimental datum. The parameters of PD controller and feedforward compensator could be designed by this linear model. Then a neural network compensator was introduced to deal with the modelling error between the linear model and the real model. The proposed control scheme needed only the input and output data without building the complex dynamic model of the robotic manipulator. The advantage of PD controller and good control performance could be preserved at the same time. Finally, the proposed control scheme was applied to a robotic manipulator. Experimental results demonstrate that the addressed control strategy can easily be implemented and the control precision of the robotic manipulator is guaranteed.

Key words: robotic manipulator; PD control; neural network; trajectory tracking; feedforward

收稿日期: 2012-12-18

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61134001); 辽宁省博士启动基金(20121011); 中央高校基本科研业务费专项资金(N110308001)

作者简介: 王良勇(1982—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为神经网络控制、机器人;

杨泉(1989—), 男, 硕士研究生, 研究方向为神经网络控制。

通讯作者: 王良勇

0 引言

机械手广泛应用于工业系统,由于其具有复杂的机械结构并且具有强非线性等特点,机械手的高性能控制算法一直是研究热点^[1-6]。现有的控制方法包括基于机理模型的计算转矩控制^[1]、鲁棒控制^[1]以及自适应控制^[1]等可以获得很好的动态性能。以神经网络为代表的智能控制方法不需要系统的数学模型,在机械手研究中也得到广泛的应用。早期的机械手神经网络控制方法,采用小脑模型补偿系统的非线性动态,但是缺乏理论分析和系统稳定性的保证^[2]。此后,文献[3]和[4]提出了稳定的机械手神经网络控制方法。文献[5]将机械手神经网络控制推广到离散时间。

尽管机械手的研究方法很多,但是工业机械手控制中广泛地应用的仍然是PD控制器。由于现代工业对高速高精度的需求增加,单纯使用PD控制器很难满足高性能要求,而现有的研究方法依赖系统的动力学模型,失去了PD控制器的优势,难应用于工业中。文献[6]针对机械手的抓取任务即定位控制,提出了带有神经网络补偿的PD控制方法,该方法从采集到的数据中,提取机械手的近似线性模型,该模型用于整定PD控制器参数,而且采用神经网络来补偿近似模型与实际模型的偏差,该方法取得了良好的实验效果,但是应用于机械手的轨迹跟踪任务时,性能还有待提高。

针对机械手的轨迹跟踪控制任务,在文献[6]基础上,研究一种不依赖机械手系统动力学模型的机械手轨迹跟踪控制策略,该控制策略由PD控制器、前馈补偿器和神经网络补偿器组成,首先需要通过实验数据辨识出系统的近似线性模型,用于设计PD控制器的参数和前馈补偿器,然后采用神经网络补偿未建模部分对系统的影响。本文所要研究的方法仅需要系统的输入输出数据,结构简单,易于工业应用,同时又能保证系统的控制精确度。

1 问题描述

考虑驱动系统动态的机械手动力学模型^[7-8]为

$$M_H(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + C_H(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})\dot{\mathbf{y}} + G_H(\mathbf{y}) + \mathbf{f}_H(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \mathbf{u}. \quad (1)$$

式中: $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^n$ 为关节位置矢量; $\dot{\mathbf{y}} \in \mathbf{R}^n$ 为关节速度矢量; $M_H(\mathbf{y}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为对称正定机械手惯量矩阵; $C_H(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})\dot{\mathbf{y}} \in \mathbf{R}^n$ 为向心力矩和哥氏力矩矢量; $G_H(\mathbf{y}) \in \mathbf{R}^n$ 为重力矩矢量; $\mathbf{f}_H(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \in \mathbf{R}^n$ 为摩擦

力矩; $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^n$ 为输入电流矢量。

由模型(1)可知,机械手动力学模型具有多变量、各关节相互耦合和非线性特性,因此可以将耦合看作是外部干扰,独立地进行各关节控制器设计。机械手各关节的数学模型可以描述为

$$M_{Hii}\ddot{y}_i + f_{ni}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

式中, $f_{ni}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 为机械手模型的非线性项,包括了摩擦力矩、重力矩以及由其他关节运动产生的耦合干扰。因此为了提高机械手的控制精确度,需要设计先进的控制方法,消除非线性的影响。

采用欧拉方法,离散化模型(2),为了简化描述,下文将机械手模型变量 \bullet_i 中的 i 省略,仍表示单关节的模型及控制器设计,因此可以得到非线性输入输出离散模型为

$$A(z^{-1})y(k+1) = B(z^{-1})u(k) + \Delta(\bar{\mathbf{x}}). \quad (3)$$

式中: $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别为系统的输入和输出; $A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2}$; $B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1}$; b_0 、 b_1 、 a_1 和 a_2 为系统未知系数; z^{-1} 为后移算子; $z^{-1}y(k) = y(k-1)$; $\bar{\mathbf{x}} = [y(k), y(k-1), u(k), u(k-1)]^T$; $\Delta(\bar{\mathbf{x}})$ 为系统的非线性项。

从上面的推导过程可以看出,只是将机械手动力学模型看作为一类非线性函数,并不考虑非线性模型的具体形式。由于系统的工作空间 Ω 有界,并且系统的控制输入也是有界的,所以系统的输入输出非线性模型(3)中的非线性项 $\Delta[\bar{\mathbf{x}}(k)]$ 在系统的工作空间 Ω 中有界。

控制目标:针对非线性输入输出离散系统(3),设计稳定的控制器,使系统的输出 y 跟踪有界的给定信号 r ,同时保证闭环系统的所有信号均有界,使得系统跟踪误差尽可能小。

2 控制器设计

控制器的设计思路是:根据对象模型(3)线性部分设计前馈补偿器,采用极点配置方法设计PD控制参数,而未建模动态部分采用神经网络动态补偿器进行补偿,提高系统的控制精确度,混合控制器的结构如图1所示。

设计带有前馈和非线性补偿的PD控制器为

$$H(z^{-1})u(k) = K_P e(k) + K_D(e(k) - e(k-1)) + A(z^{-1})H(z^{-1})r(k+1)/B(z^{-1}) - \bar{K}(z^{-1})u_\Delta(k). \quad (4)$$

其中: K_P 和 K_D 分别是PD控制器的比例和微分系数; $e(k) = r(k) - y(k)$, $H(z^{-1}) = 1 + h_1z^{-1}$ 为滤波器; h_1 是待定系数; $\bar{K}(z^{-1})$ 为补偿多项式; $u_\Delta(k)$ 是未建模动态补偿项。

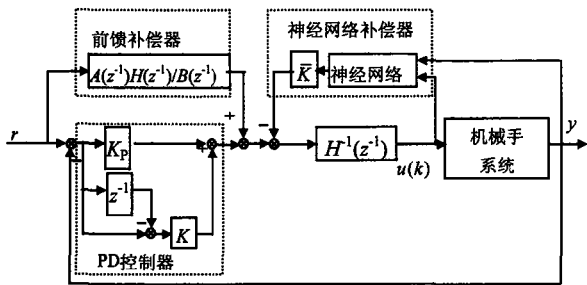


图1 带有前馈和神经网络补偿PD控制器结构

Fig.1 PD controller with NN and feedforward compensation

将控制律方程(4)代入系统方程(3), 得系统闭环方程为

$$[A(z^{-1})H(z^{-1}) + z^{-1}B(z^{-1})G(z^{-1})]e(k+1) = B(z^{-1})\bar{K}(z^{-1})u_\Delta(k) - H(z^{-1})\Delta[\bar{x}(k)]. \tag{5}$$

其中: $G(z^{-1}) = g_0 + g_1z^{-1}$; $g_0 = K_P + K_D$; $g_1 = -K_D$ 。

PD控制器的比例和微分系数为

$$\begin{cases} K_P = g_0 + g_1, \\ K_D = -g_1. \end{cases} \tag{6}$$

指定满足动态性能的闭环方程特征多项式为 $T(z^{-1})$, 为了使闭环系统具有理想的动态性能, 需满足

$$A(z^{-1})H(z^{-1}) + z^{-1}B(z^{-1})G(z^{-1}) = T(z^{-1}). \tag{7}$$

考虑到系统(3)中, 含有未建模动态, 因此为了保证系统的跟踪性能, 引入动态补偿项, 根据式(5)和式(7)可以得到

$$T(z^{-1})e(k+1) = B(z^{-1})\bar{K}(z^{-1})u_\Delta(k) - H(z^{-1})\Delta[\bar{x}(k)]. \tag{8}$$

如果非线性项 $\Delta[\bar{x}(k)]$ 已知, 则设计非线性补偿项 $u_\Delta(k) = \Delta[\bar{x}(k)]$, 为消除非线性项的影响, 选择 $\bar{K}(z^{-1})$ 满足

$$B(z^{-1})\bar{K}(z^{-1}) - H(z^{-1}) = 0. \tag{9}$$

将式(9)代入到式(8), 可以得到闭环方程为

$$T(z^{-1})e(k+1) = 0. \tag{10}$$

因此, 由式(10)很容易推导出系统的跟踪误差 e 收敛。

如果非线性项 $\Delta[\bar{x}(k)]$ 未知, 采用径向基(radial basis function, RBF)神经网络辨识 $\Delta[\bar{x}(k)]$, 而神经网络补偿动态补偿项设计为

$$u_\Delta(k) = \hat{\Delta}(\bar{x}(k)) = \hat{W}^T(k)\phi(\bar{x}(k)). \tag{11}$$

其中: $\hat{W}(k)$ 为神经网络理想权值 $\hat{W}^*(k)$ 的估计值; $\bar{x}(k)$ 为神经网络输入向量, 且 $\bar{x}(k) = [y(k), y(k-1), u(k-1), u(k-1)]$, $\phi(\bar{x}(k)) = [\phi_1(\bar{x}(k)), \dots, \phi_l(\bar{x}(k))]^T$; $\phi_i[\bar{x}(k)]$ 为基函数, 其数学描述为

$$\phi_i[\bar{x}(k)] = \exp\left[-\frac{(\bar{x} - \mu_i)^T(\bar{x} - \mu_i)}{2\sigma_i^2}\right], \tag{12}$$

$i = 1, 2, \dots, l.$

式中: $\mu_i = [\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{ia}]^T$ 为每个节点的中心; σ_i 为高斯函数的宽度。

神经网络估计误差为

$$\varepsilon(k) = \hat{\Delta}(k) - \Delta[\bar{x}(k)]. \tag{13}$$

采用文献[9]中的神经网络权值修正函数为

$$\hat{W}(k) = \hat{W}(k-1) - \text{Proj}_{\hat{W}}[\Gamma\phi(k)\varepsilon(k)]. \tag{14}$$

式中: $\Gamma = \gamma I$ 且 γ 是正数。投影函数 $\text{Proj}_\theta(*)$ 定义为 $\text{Proj}_\theta(*) = \{\text{Proj}_{\theta_j}(*_j)\}$, 第 j 个元素为

$$\text{Proj}_\theta(*_j) = \begin{cases} -*_j, & \text{if } \begin{cases} \hat{\theta}_j = \hat{\rho}_{\theta_j, \max} \text{ and } *_j < 0, \\ \hat{\theta}_j = \hat{\rho}_{\theta_j, \min} \text{ and } *_j > 0, \end{cases} \\ *_j, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{15}$$

式中: $*$ 是一个元素为 $*_j$ 的向量; $\hat{\rho}_{\theta_j, \min}$ 和 $\hat{\rho}_{\theta_j, \max}$ 是假定的 θ_j 上下限, θ 表示权值 W 。

将非线性项的神经网络估计器(11)代入式(4), 得到机械手系统的控制器为

$$H(z^{-1})u(k) = K_P e(k) + K_D(e(k) - e(k-1)) + A(z^{-1})H(z^{-1})r(k+1)/B(z^{-1}) - \bar{K}(z^{-1})\hat{\Delta}(k). \tag{16}$$

3 稳定性和收敛性分析

定理1: 对于被控对象(3), 采用控制器(16), 且控制器参数满足式(7)和式(9), 采用神经网络估计器(11)及其权值修正函数(14), 那么闭环系统的输入输出信号有界, 且跟踪误差收敛。

证明: 将控制器(16)作用于被控对象(3), 得到系统的闭环方程为

$$T(z^{-1})e(k+1) = H(z^{-1})\varepsilon(k+1). \quad (17)$$

由于采用了投影算法(15), 保证 $\hat{W}(k)$ 有界^[9], 而 $\Delta[\bar{x}(k)]$ 在系统的工作空间内有界, 由式(13)可知 $\varepsilon(k)$ 有界。根据文献[10]中的引理可知, 存在常数 C_1 和 C_2 使得

$$|e(k+1)| \leq C_1 + C_2 \cdot \max_{0 \leq \tau \leq k} |\varepsilon(\tau)|. \quad (18)$$

因此可得系统的跟踪误差是有界的, 由式(16)可知, 方程左侧所有变量都是有界的, 闭环系统的控制量也是有界的。

由式(17)知, 闭环系统的稳态跟踪误差

$$e = \lim_{k \rightarrow \infty} \left| \frac{H(1)\varepsilon(k)}{T(1)} \right| = \frac{H(1)}{T(1)} \varepsilon(\infty). \quad (19)$$

式中, $\varepsilon(\infty)$ 为RBF神经网络稳态估计误差。由RBF神经网络的逼近特性^[11]可知, 设计合适的RBF神经网络结构, 可使神经网络的稳态估计误差充分小。由式(19)可知, 闭环系统的稳态跟踪误差同样收敛到充分小的值。

4 实验研究

4.1 实验平台描述

本实验选用ZEBRA ZERO机械手为研究对象, ZEBRA ZERO机械手是美国IMI公司生产的一台小型低惯量的六自由度机械手, 驱动电机采用美国PITTMAN公司生产的高精度直流伺服电机。为了实现本文研究的控制算法, 采用基于快速原型技术的开放式机械手控制系统dSpace, 将Simulink方框图生成可执行的C代码, 并下载到嵌入式系统中。关于该机械手系统的详细介绍见文献[7-8]。

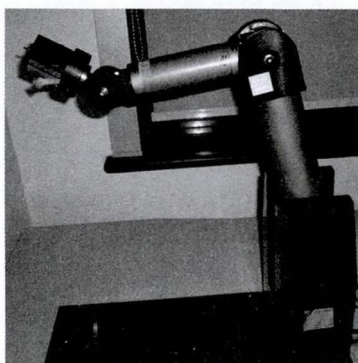


图2 ZEBRA ZERO机械手
Fig. 2 ZEBRA ZERO robotic manipulator

4.2 控制器参数设计

在设计控制器之前, 需要辨识机械手各关节的近似线性模型。机械手各关节控制输入为正弦或余弦信号, 采集输入输出数据, 选择采样周期 $T_0=0.001$ s, 然后采用递推最小二乘法辨识机械手控制器设计模型中线性模型。以机械手第一关节为例, 辨识得到机械手第一关节的对象模型为 $A(z^{-1})=1-1.933z^{-1}+0.933z^{-2}$, $B(z^{-1})=2.5 \times 10^{-5}+2.4 \times 10^{-5}z^{-1}$ 。选择闭环系统特征多项式为 $T(z^{-1})=1-1.921z^{-1}+0.923z^{-2}$ 。求解方程(7)可以得到PD控制器参数为 $H(z^{-1})=1+0.03z^{-1}$, $G(z^{-1})=1468-1436.6z^{-1}$ 。根据式(6)和式(9)可以求得 $K_P=31.4$ 和 $K_D=1436.6$, $\bar{K}=2.1 \times 10^4$ 。神经网络的隐节点数为 $l=11$, 平均分布高斯函数中心点, 高斯函数宽度为4, 初始权值 $\hat{W}(0)=0$ 。假定的权值 $\hat{W}(k)$ 的上下限为 ± 0.5 。选择神经网络的学习率为 $\gamma=0.1$ 。

4.3 实验结果

关节1参考轨迹为 $y(t)=0.2\sin t$, 初始值为 $q(0)=0$, 采样周期设定为1ms。控制器包括PD控制器、前馈和神经网络补偿控制三部分组成, 为了研究控制器中各个部分对系统的影响, 下面分别实现采用PD控制器、PD+神经网络(文献[6]控制方法)、PD+前馈和PD+神经网络+前馈控制器的实验, 实验结果分别如图3~图7所示。图3为本文控制方法的跟踪性能曲线, 从图中可以看到机械手的实际轨迹与参考轨迹基本重合。图4~图7为不同控制方法的跟踪误差曲线。

在分析不同控制算法的性能之前, 首先需要建立一套评价标准, 来衡量不同算法的优劣。为了定量地评估控制算法的性能, 在本文中定义如下性能指标^[12],

1) 平均跟踪误差 $L_2[e] = \sqrt{\frac{1}{T_f} \int_0^{T_f} |e|^2 dt}$ 用于衡量平均跟踪性能, 其中 T_f 为总的运行时间。

2) 跟踪误差最后2s内最大绝对值 $e_F = \max_{T_f-2 \leq t \leq T_f} \{|e(t)|\}$ 用于衡量最终的跟踪精度。

3) 平均控制输入 $L_2[u] = \sqrt{\frac{1}{T_f} \int_0^{T_f} |u|^2 dt}$ 用于衡量控制量的大小。

4) 控制输入的最大绝对值 $u_m = \max\{|u(t)|\}$ 用于衡量系统的暂态性能。

为了量化控制算法的控制效果, 分别计算4个控制算法的性能指标, 如表1所示。从表中可以看

到, 4个控制算法的平均控制输入相当; 就跟踪误差而言, 本文控制方法控制效果最好, 最终定位误差分别为 2.0×10^{-4} rad, 逼近光电编码器的采样精确度。

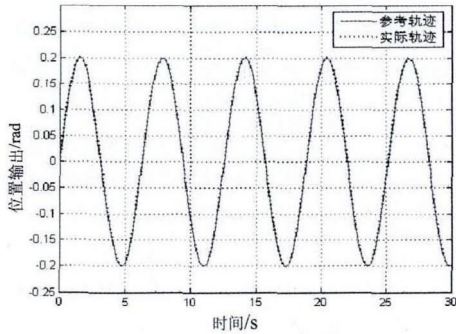


图3 PD+NN+前馈控制器跟踪性能

Fig. 3 Tracking performance of PD+NN+Feedforward controller

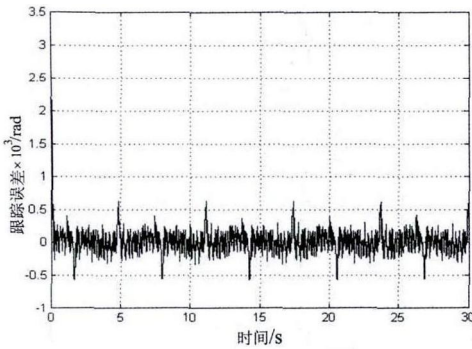


图4 PD+NN+前馈控制器跟踪误差

Fig. 4 Tracking error of PD+NN+Feedforward controller

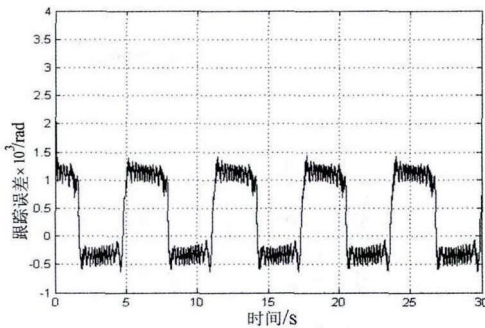


图5 PD控制器跟踪误差

Fig. 5 Tracking error of PD controller

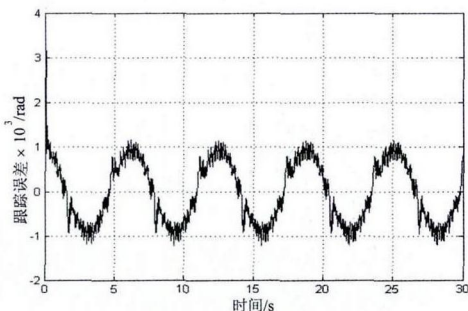


图6 PD+NN控制器跟踪误差

Fig. 6 Tracking error of PD+NN controller

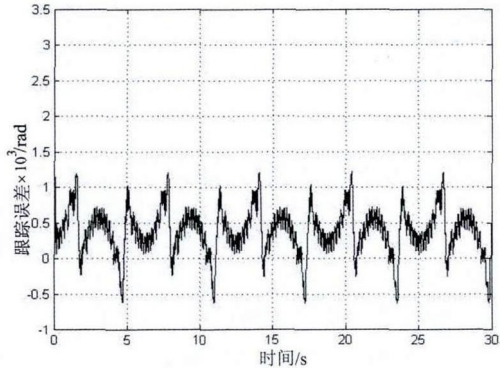


图7 PD+前馈控制器跟踪误差

Fig. 7 Tracking error of PD+Feedforward controller

表1 各控制算法的性能指标

Tab. 1 Performance indices

控制器 算法	$L_2(e)/$ 10^{-3} rad	$e_F/$ 10^{-3} rad	$L_2(u)/$ A	$u_m/$ A
PD控制	0.81	1.40	0.127	0.5
PD+NN	0.69	1.20	0.130	0.5
PD+前馈	0.51	1.20	0.128	0.5
PD+NN+前馈	0.20	0.62	0.129	0.5

从实验结果和性能指标, 可以得出以下结论:

1) 神经网络的功能是补偿机械手模型中的非线性部分。

在未加神经网络补偿时, 从图5和图7可以看到, 由于受到摩擦力, 特别是静摩擦力(库仑摩擦力)的影响, 当机械手在换向运动时, 静摩擦力突变, 跟踪误差也跟着产生很大的突变。当加入神经网络补偿时, 由图6可以看到, 跟踪误差部比较规则的正弦信号, 没有受到静摩擦力突变的影响, 说明神经网络已经能够基本补偿了机械手模型中的非线性部分。

2) 本文中的前馈控制补偿的是机械手模型的线性部分的动态。

比较图4和图6, 可以看到当神经网络补偿了机械手模型中的非线性部分以后, 再加入前馈补偿, 可以明显减小系统的跟踪误差。

5 结论

本文提出一种带有前馈和神经网络补偿的PD控制策略, 首先通过实验数据辨识出系统的近似线性模型, 并基于此线性模型设计PD控制器的参数和前馈补偿器, 采用神经网络来补偿近似模型与实际模型的偏差。该方法充分利用数据和模型的信息, 不依赖机械手系统复杂的数学模型, 易于实现, 实验过程表明该方法有着重要的应用价值。

参考文献:

- [1] REYESA F, KELLY R. Experimental evaluation of model-based controllers on a direct drive robot arm[J]. *Mechatronics*, 2001, 11(3): 267-282.
- [2] WAIR J, CHEN P C. Robust neural- fuzzy-network control for robot manipulator including actuator dynamics[J]. *IEEE Transactions on Industry Electronics*, 2006, 53(4): 1328-1349.
- [3] REN X, RAD A B, LEWIS F L. Neural network-based compensation control of robot manipulators with unknown dynamics[C]//The American Control Conference, July 9-13, 2007. New York City, USA. 2007: 13-18.
- [4] GE S S, HANG C C, Woon L C. Adaptive neural network control of robot manipulators in task space[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1997, 44(6): 746-752.
- [5] SUN F, LI H, LI L. Robot discrete adaptive control based on dynamic inversion using dynamical neural networks[J]. *Automatica*, 2002, 38(11): 1977-1983.
- [6] 王良勇, 柴天佑. 带有神经网络补偿的机械手PD控制[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(12): 110-115.
WANG Liangyong, CHAI Tianyou. Neural network compensator based PD control of robotic manipulator [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(12): 110-115.
- [7] WANG L, CHAI T, FANG Z. Neural-network-based two-loops control of robotic manipulators including actuator dynamics in task space [J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2009, 7(2): 112-118.
- [8] WANG L, CHAI T, YANG C. Neural-network-based contouring control for robotic manipulators in operational space [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2012, 20(4): 1073-1080.
- [9] GE S S, ZHANG J, Lee T H. Adaptive MNN control for a class of non-affine NARMAX systems with disturbances[J]. *Systems & Control Letters*, 2004, 53(1): 1-12.
- [10] GOODWIN G C, RAMADGE P J, CAINES P E. Discrete-time multivariable adaptive control[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1980, 25(3): 449-456.
- [11] PARK J, SANDBERG I W. Universal approximation using radial basis-function networks[J]. *Neural Computation*, 1990, 3(2): 246-257.
- [12] XU L, YAO B. Adaptive robust precision motion control of linear motors with negligible electrical dynamics: theory and experiments [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2001, 6(4): 444-452.

(编辑:刘素菊)