

文章编号: 1001-0920(2005)07-0732-05

基于神经网络补偿的机械臂轨迹控制策略的研究

刘建昌, 苗宇

(东北大学 教育部流程工业综合自动化实验室, 沈阳 110004)

摘要: 建立了二维机械臂的动力学方程, 分析了控制机械臂轨迹应考虑的不确定量。考虑到机械臂动力学模型的非线性和参数的不确定性, 提出了采用神经网络作为补偿器的机械臂轨迹控制策略。该策略结构简单, 采用标称值确定神经网络初始权值, 易于工业实现。仿真研究表明了所提控制策略的有效性及神经网络补偿器的泛化能力和自适应能力。

关键词: 二维机械臂; 神经网络; 补偿器; 轨迹控制

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A

Research on Trajectory Control Strategy of Robot Arm Based on Neural Network Compensation

L I U J ian-chang, M I A O Y u

(Key Laboratory of Process Industry Automation, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: L I U J ian-chang, E-mail: jcliu@mail.neu.edu.cn)

Abstract: The dynamics equations of the two dimensional robot arm are established, and the uncertain variables which should be considered to control the trajectory of robot arm are analyzed. The compensating control strategy based on neural networks is presented, which considers the nonlinearity of dynamics models and the uncertainty of parameters. The structure of the presented control strategy is simple, and the nominal value is used to fix the initial weight of neural network, which is easy to realize in industry. The simulation research shows the effectiveness of the control strategy, and the general and adaptive ability of neural network compensators.

Key words: Two dimensional robot arm; Neural network; Compensator; Trajectory control

1 引言

对于广泛应用于现代工业生产中的角关节机械臂来说, 轨迹控制是一个很重要的工作模式, 例如研磨、切割、焊接等等。但是有很多不确定因素影响了轨迹控制的精度, 特别是在高速的情况下这些因素的影响更为显著。所以需要一种方法, 根据机械臂的动态特性, 尽量去除离心力、哥氏力、重力、摩擦力等不确定因素的影响, 进行机械臂的动态控制, 从而实现高速、高精度的轨迹控制。

由于神经网络具有自学习、自适应、逼近任意非线性函数等特点^[1], 一些基于神经网络的机器人手臂控制方法也随之出现^[2~7], 本文提出一种神经网络补偿控制策略——设计神经网络(高斯径向基函

数神经网络)补偿器, 学习机械臂的非线性动力学模型来补偿机械臂的非线性特性, 克服机械臂的不确定性因素的影响, 实现机械臂高速、高精度的轨迹控制。神经网络作为补偿器, 经过一条目标轨迹训练之后便可适应不同的目标轨迹。本文所提出的控制策略采用标称值确定神经网络初始权值, 与其他的补偿控制方法^[7,8]相比, 无需根据标称值设计控制器, 且采用分散控制结构^[8,9], 使得控制器结构简单, 易于工业实现。

2 工业关节机械臂模型

图 1 所示为双连杆工业角关节机械臂。图中:
 $l_j (j = 1, 2)$ 为连杆长度; $l_j^c (j = 1, 2)$ 为中心到转轴

收稿日期: 2004-11-12; 修回日期: 2005-03-21

作者简介: 刘建昌(1960—), 男, 辽宁黑山人, 教授, 从事智能控制理论与应用等研究; 苗宇(1981—), 男, 河北胶河人, 硕士生, 从事生产执行系统的研究

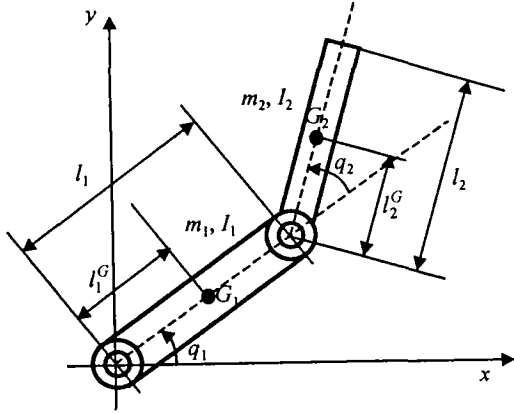


图 1 二连杆角关节机械臂

距离; $G_j (j = 1, 2)$ 为杆件重心; $m_j (j = 1, 2)$ 为杆件质量; $I_j (j = 1, 2)$ 为以重心为中心的杆件转动惯量; $q_j (j = 1, 2)$ 为杆件关节转角

若二维机械臂为刚性臂, 则可由拉格朗日方程得到每个臂的运动学方程为

$$M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + \Gamma\dot{q} + G(q) = \tau \quad (1)$$

式中: $q = [q_1, q_2]^T$ 为机械臂转角向量; $M(q) \in R^{2 \times 2}$ 为惯性矩阵; $h(q, \dot{q}) \in R^2$ 为离心力和哥氏力向量; $\Gamma \in R^{2 \times 2}$ 为粘滞摩擦系数矩阵; $G(q) \in R^2$ 为重力向量; $\tau = [\tau_1, \tau_2]^T \in R^2$ 为关节驱动力向量

由图 1 可推导出具有减速机构和摩擦的工业关节机械臂模型

$$\begin{cases} [k_1^2 J_1^M + m_1(l_1^G)^2 + m_2(l_1^G + l_2^G)^2 + 2l_1 l_2^G \cos q_2 + \frac{m_1 l_1^2}{3} + \frac{m_2 l_2^2}{3}] \ddot{q}_1 + [m_2 l_1 l_2^G \cos q_2 + m_2 (l_2^G)^2 + \frac{m_2 l_2^2}{3}] \ddot{q}_2 - m_2 l_1 l_2^G \sin q_2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 - 2m_2 l_1 l_2^G \sin q_2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 + f_1 = \tau_1; \\ [m_2 l_1 l_2^G \cos q_2 + m_2 (l_2^G)^2 + \frac{m_2 l_2^2}{3}] \ddot{q}_1 + [k_2^2 J_2^M + m_2 (l_2^G)^2 + \frac{m_2 l_2^2}{3}] \ddot{q}_2 + m_2 l_1 l_2^G \sin q_2 \dot{q}_1^2 + f_2 = \tau_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $J_j^M (j = 1, 2)$ 为减速机构的惯性系数; $k_j (j = 1, 2)$ 为减速机构的减速比; $f_j (j = 1, 2)$ 为关节的粘性摩擦力; $\tau_j (j = 1, 2)$ 为关节驱动力

关节的粘性摩擦力 f_j 可表示为

$$\begin{cases} f_1 = D_1 \dot{q}_1 + \mu_1 \text{sgn} \dot{q}_1; \\ f_2 = D_2 \dot{q}_2 + \mu_2 \text{sgn} \dot{q}_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $D_j (j = 1, 2)$ 为粘滞摩擦系数; $\mu_j (j = 1, 2)$ 为库伦摩擦系数; $l_j, l_j^G, m_j, I_j, J_j^M, k_j, f_j (j = 1, 2)$ 各项参数虽然可通过机械臂的标称值来得到, 但存在着较大的不确定性, 这样会使得靠标称值和测量来建

立模型的控制效果受到较大影响

3 神经网络补偿控制策略

3.1 神经网络补偿器的设计

将 $[q, \dot{q}]^T$ 作为机械臂的动力学方程式 (1) 的状态量, u_q 作为新的输入, 并按如下关系进行非线性状态的反馈补偿:

$$\tau = \hat{h}(q, \dot{q}) + M(q)u_q, \quad (4)$$

式中

$$\hat{h}(q, \dot{q}) = h(q, \dot{q}) + \Gamma\dot{q} + G(q). \quad (5)$$

由式 (1), (4) 和 (5) 可得

$$\ddot{q} = u_q \quad (6)$$

如果式 (4) 中不含有建模误差, 且系统中没有外部干扰, 则机械臂能完全跟踪目标轨迹 ($q(t) = q_d(t)$). 但因外部干扰不可避免, 所以需要设置伺服控制器来减少干扰, 即

$$u_q = \ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q). \quad (7)$$

式中 K_p 和 K_v 为伺服控制器的比例和微分系数

设误差为

$$e = q_d - q \quad (8)$$

由式 (6) ~ (8) 可推导出

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0 \quad (9)$$

可见与 e 相关的各元素均收敛于 0, 因此系统可以克服外界干扰的影响

考虑到二维机械臂动力学模型的非线性和参数的不确定性, 提出二维机械臂神经网络补偿控制策略, 如图 2 所示. 图中: NN_1 和 NN_2 分别为第 1 关节和第 2 关节神经网络补偿器; τ_1 和 τ_2 分别为第 1 关节和第 2 关节的非线性状态反馈补偿量

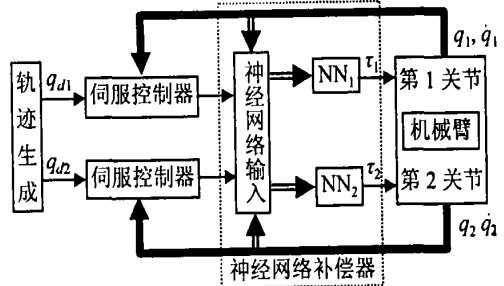


图 2 神经网络补偿控制策略

两个补偿器都采用高斯径向基函数神经网络的输出作为机械臂的关节驱动力 $\tau_j (j = 1, 2)$.

第 1 关节的神经网络输入为

$$X^T = [u_{q1}, 2\cos q_2 \ddot{q}_1 + \cos q_2 \ddot{q}_2 - 2\sin q_2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 - \sin q_2 (\dot{q}_2)^2, \ddot{q}_2, \dot{q}_1, \sin q_1]^T; \quad (10)$$

第 2 关节的神经网络输入为

$$X^T = [u_{q2}, \dot{q}_1 \cos q_2 +$$

$$[\overset{\circ}{q}_1]^2 \sin q_2, \overset{\circ}{q}_1, \overset{\circ}{q}_2, \sin \overset{\circ}{q}_2]^T; \quad (11)$$

高斯径向基函数神经网络补偿器的输出可表示为

$$\tau_j(Z_j) = \sum_{i=1}^{10} w_j^i \Psi_j(Z_j), \quad j = 1, 2 \quad (12)$$

式中

$$\begin{cases} \Psi_j(Z_j) = \exp(-d_j^i Z_j/2), \\ -d_j^i(Z_j) = \\ \sum_{i=1}^5 \sum_{k=1}^5 \frac{(h_j^i)^k (x_j^i - (\mu_j^i)^k)(x_j^k - (\mu_j^i)^k)}{(\sigma_j^i)^k (\sigma_j^i)^k}, \\ Z_j = [x_j^1, x_j^2, x_j^3, x_j^4, x_j^5]^T. \end{cases} \quad (13)$$

h_j^i 为高斯径向基函数的关联系数; μ_j^i 为高斯径向基函数的平均值; σ_j^i 为高斯径向基函数的标准差

对神经网络进行训练使得神经网络的输出为

$$\sum_{i=1}^{10} w_j^i \Psi_j(Z_j) = M_0(q) K_v [K_p(q_d - q) - \dot{q}] + h_0(q, \dot{q}) + \Gamma_0 \dot{q} + G_0(q). \quad (14)$$

采用神经网络输出进行反馈补偿, 可得闭环系统

$$\ddot{e} + K_p \dot{e} + K_v e = f. \quad (15)$$

式中

$$\begin{aligned} f = M_0^{-1}(q) \{ & M_0(q) K_v [K_p(q_d - q) - \dot{q}] - \\ & M(q) \ddot{q} + (h_0(q, \dot{q}) - h(q, \dot{q})) + \\ & (\Gamma_0 - \Gamma) \dot{q} + (G_0(q) - G(q)) \}. \end{aligned} \quad (16)$$

令 $x = (e, \dot{e})^T$, 则系统可表示为

$$\dot{x} = A x + B f. \quad (17)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -K_p & -K_v \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}.$$

采用神经网络逼近式(1)的机械臂的动力学方程, 则由式(16)可知 f 也为神经网络输出的函数, 即

$$\begin{aligned} f = M_0^{-1}(q) [& \sum_{i=1}^{10} w_j^i \Psi_j(Z_j) - M(q) \ddot{q} + \\ & h(q, \dot{q}) + \Gamma \dot{q} + G(q)] \end{aligned} \quad (18)$$

当不确定性和干扰存在时, 权值的调整规律为

$$\Delta w_j = \eta \left[\sum_{i=1}^{10} w_j^i \Psi_j(Z_j) - \tau \right] \sum_{i=1}^{10} w_j^i \Psi_j(Z_j). \quad (19)$$

其中: $\tau = M(q) \ddot{q} + h(q, \dot{q}) + \Gamma \dot{q} + G(q)$; η 为神经网络学习系数

综上所述

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0, \quad (20)$$

因此, 使用神经网络进行反馈补偿可使闭环系统渐近稳定

3.2 神经网络初始权值的确定

利用机械臂的标称值确定初始权值 将每一个

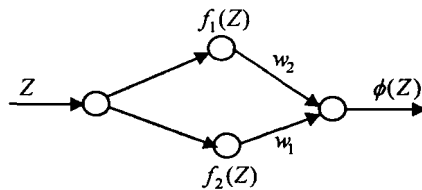


图3 用于确定初始值的子网络

输入节点到输出节点看作一种三层高斯径向基函数, 单输入、单输出、二隐层节点的子网络, 如图3所示

初始情况下令各子网络间的权值为 0, 子网络函数为

$$\begin{cases} f_i = \exp\left[-\frac{(z - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i = 1, 2; \\ \phi_z = w_1 f_1 + w_2 f_2 \end{cases} \quad (21)$$

w_i, μ_i, σ_i 分别为网络权值、子网高斯径向基函数的中心及方差

将式(21)按照泰勒级数展开, 有

$$\phi_z = \left\{ w_1 + \frac{w_1 \mu_1}{\sigma_1^2} \right\} \exp\left[-\frac{\mu_1^2}{2\sigma_1^2}\right] + \left\{ w_2 + \frac{w_2 \mu_2}{\sigma_2^2} \right\} \exp\left[-\frac{\mu_2^2}{2\sigma_2^2}\right]. \quad (22)$$

令

$$\begin{aligned} w_1 = -w_2 = w, \quad \mu_1 = -\mu_2 = Z_{\max}, \\ \sigma_1 = 0.57\mu_1, \quad \sigma_2 = 0.57\mu_2 \end{aligned} \quad (23)$$

利用机械臂的标称值可得到初始权值为

$$w = (0.57)^2 a Z_{\max} \exp[1/(2 \times 0.57^2)]/2, \quad (24)$$

式中 a 为机械臂未确定量的标称值

这样神经网络便可较快地收敛, 并尽可能的逼近实际值

采用高斯径向基函数神经网络作为补偿器可从两方面克服建模不确定性: 1) 拉格朗日方程和机械臂的标称值可以帮助确定神经网络的初始权值; 2) 学习过程可以减少近似参数值和实际值之间的误差

4 仿真研究

参考一些实际设备的参数^[10], 给出机械臂的参数: 减速机构惯性系数 $J_1^M = 2.5 \times 10^{-5} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^2, J_2^M = 1.0 \times 10^{-4} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^2$; 减速比 $k_1 = 100, k_2 = 50$; 机械臂杆件实际质量 $m_1 = 3 \text{ kg}, m_2 = 3 \text{ kg}$, 标称质量 $m_1 = 2.8 \text{ kg}, m_2 = 2.5 \text{ kg}$; 机械臂杆件实际长度 $l_1 = 1 \text{ m}, l_2 = 1 \text{ m}$, 标称长度 $l_1 = 0.8 \text{ m}, l_2 = 0.8 \text{ m}$; 杆件重心到关节实际长度 $l_1^c = 0.5 \text{ m}, l_2^c = 0.5 \text{ m}$; 摩擦系数 $D_1 = 4.86 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}/\text{rad}, D_2 = 2.72 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}/\text{rad}, \mu_1 =$

0.5 N · m, $\mu_2 = 0.5 \text{ N} \cdot \text{m}$. 学习速度参数设为 0.01.

通过仿真研究来验证神经网络补偿控制策略的控制效果. 采用转角误差的均方根(式(25))和轨迹距离误差的平均值(式(26))来衡量机械臂末端实际运行轨迹和目标轨迹的偏差, 即

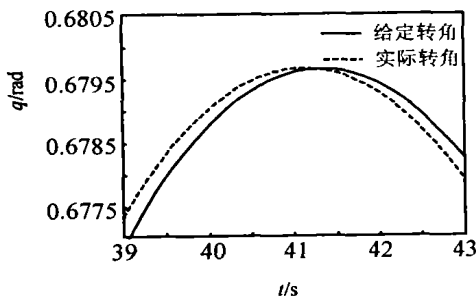
$$E^{rms} = \sqrt{\sum_{j=1}^N [((q_1^d)_j - (q_1)_j)^2 + ((q_2^d)_j - (q_2)_j)^2] / 2N}, \quad (25)$$

$$E = \sqrt{\sum_{j=1}^N [(x_j^d - x_j)^2 + (y_j^d - y_j)^2] / N}. \quad (26)$$

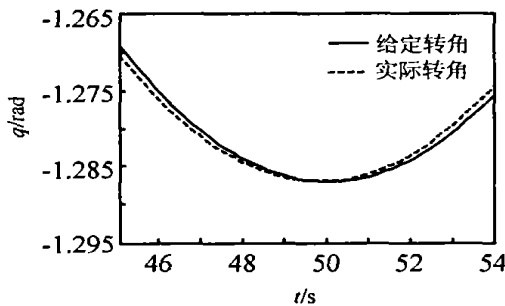
目标轨迹为

$$\begin{cases} x = 0.2 \sin(0.02t\pi), \\ y = 0.2 \cos(0.02t\pi). \end{cases} \quad (27)$$

机械臂各关节转角跟踪效果如图 4 所示. 经计算, 采用高斯径向基函数神经网络补偿器的轨迹距离误差的平均值为 1.2 mm, 最大轨迹距离误差为 1.3 mm; 轨迹转角误差均方根为 0.002 2 rad.



(a) 机械臂第一关节角度

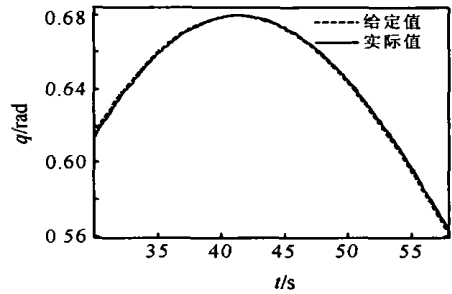


(b) 机械臂第二关节角度

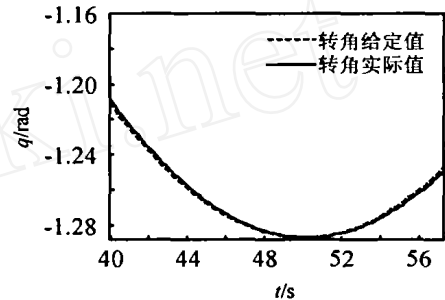
图 4 机械臂各关节转角跟踪曲线

在机械臂的末端加 0.5 kg 的负载, 机械臂各关节转角控制效果如图 5 所示. 经计算, 轨迹距离误差的平均值为 1.8 mm, 最大轨迹距离误差为 3.5 mm; 轨迹转角误差均方根为 0.003 4 rad. 机械臂负载改变后的跟踪误差依然较小, 轨迹控制效果依然良好.

为了验证训练后的神经网络补偿器能适应不同的目标轨迹, 采用不同于训练用的目标轨迹作为测试

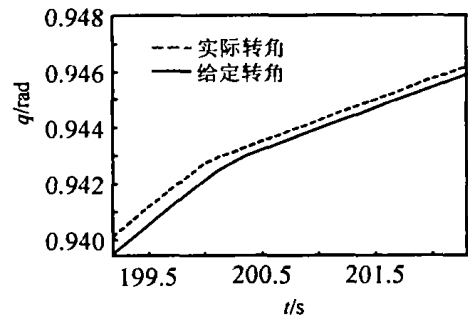


(a) 机械臂第一关节角度

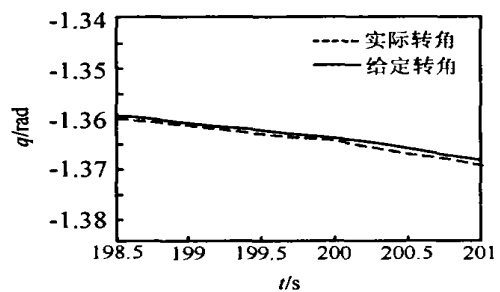


(b) 机械臂第二关节角度

图 5 改变机械臂负载后机械臂各关节转角跟踪曲线



(a) 机械臂第一关节角度



(b) 机械臂第二关节角度

图 6 改变跟踪轨迹后机械臂各关节转角跟踪曲线

轨迹, 其坐标方程表示为

$$\begin{cases} x = \begin{cases} 0.002t, & t \in [0, 200]; \\ 0.4 - 0.002(t - 200), & t \in [200, 400]; \\ 0, & t > 400 \end{cases} \\ y = \begin{cases} 2 - 0.0025t, & t \in [0, 400]; \\ 1, & t > 400 \end{cases} \end{cases} \quad (28)$$

仿真结果如图6所示。经计算, 轨迹距离误差的平均值为 0.643 36 mm, 最大偏差为 0.809 33 mm; 轨迹转角误差均方根为 0.002 2 rad

可以看出, 神经网络补偿器有效地克服了模型非线性的影响, 并具有较强的泛化能力和自适应能力

5 结 语

本文对二维机械臂模型的非线性和不确定性进行了研究, 并提出二维机械臂神经网络补偿控制策略, 为实现机械臂高速、高精度的轨迹控制奠定了基础。仿真结果表明了该控制策略的有效性, 同时表明, 本文设计的高斯径向基函数神经网络补偿器可有效地补偿模型的非线性, 并具有较强的泛化能力和自适应能力

参考文献(References)

[1] 王士同, 於东军. 径向基神经网络的构造理论[J]. *华东船舶工业学院学报*, 1999, 13(2): 6-13
(Wang S T, Yu D J. The Construction Theory of RBF Neural Networks[J]. *J of East China Shipbuilding Institute*, 1999, 13(2): 6-13)

[2] 任雪梅. 基于神经网络的机器人轨迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 1997, 12(4): 317-384
(Ren X M. Trajectory Tracking Control of Robot Manipulator Using Neural Network [J]. *Control and Decision*, 1997, 12(4): 317-384)

[3] 聂娟, 邵诚. 基于神经网络的机器人轨迹鲁棒跟踪控制[J]. *神经网络与模糊控制*, 2002, 21(6): 14-18
(Nie J, Shao C. Neural Networks-based Trajectory Tracking Control for Robots[J]. *Neural Network and Fuzzy Control*, 2002, 21(6): 14-18)

[4] 曾珂, 张乃尧, 徐文立. 用 T-S 型模糊神经网络的机械手轨迹跟踪自适应控制[J]. *清华大学学报*, 2000, 40(1): 116-119
(Zeng K, Zhang N R, Xu W L. Adaptive Control of an

Industrial Manipulator Trajectory Tracking System Using T-S Model Based Fuzzy Neural Network [J]. *J of Tsinghua University*, 2000, 40(1): 116-119)

[5] Zhang T, Masatoshi Nakamura. High-Precision Contour Control by Gaussian Neural Network Controller for Industrial Articulated Robot Arm with Uncertainties[J]. *The Institute of Control, Automation and Systems Engineers*, 2001, 4(3): 1-12

[6] 孙伟, 王耀南. 模糊小波基神经网络的机器人轨迹跟踪控制[J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(1): 49-53
(Sun W, Wang Y N. Robot Tracking Control Based on Fuzzy Wavelet Basis Neural Networks [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(1): 49-53)

[7] 关新平, 唐英干, 段广仁. 机械手臂基于神经网络动态补偿的自适应控制[J]. *控制理论与应用*, 2003, 21(1): 102-104
(Guan X P, Tang Y G, Duan G R. Adaptive Control for Manipulator Based on Neural-network Dynamic Compensation [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(1): 102-104)

[8] 石宗英, 钟宜生, 徐文立. 参数不确定机器人分散鲁棒跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2004, 19(7): 759-763
(Shi Z Y, Zhong Y S, Xu W L. Decentralized Robust Tracking Control for Robots with Uncertain Parameters [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(7): 759-763)

[9] 王洪斌, 吴建珍, 王洪瑞. 机器人的鲁棒自适应分散跟踪控制[J]. *电器传动自动化*, 2001, 23(6): 26-28
(Wang H B, Wu J Z, Wang H R. Decentralized Robust Adaptive Control of Robot Manipulator [J]. *Electric Drive Automation*, 2001, 23(6): 26-28)

[10] Daisuke Kushida, Masatoshi Nakamura, Satoru Goto, Nobuhiro Kyura. Flexible Motion Realized by Force-free Control Pull-Out Work by an Articulated Robot Arm [J]. *Int J of Control, Automation, and Systems*, 2003, 4(1): 1-10

下 期 要 目

统计过程监测与调整: 评述与展望	张 黎
多变量系统状态空间模型的递阶辨识	丁 锋, 萧德云
T-S 模糊故障树分析方法	宋 华, 等
复杂控制系统随机参量的广义自相关性分析	毛明毅, 等
随机延迟网络控制系统中的分段时戳动态矩阵控制	张奇智, 等
基于残缺互补判断矩阵的交互式决策方法	徐泽水
智能控制方法在焦炉控制中的应用	高宪文, 等
仿射非线性奇异系统的反馈控制与稳定化	王文涛, 等