

考虑驱动系统动态的机械手神经网络控制及应用

王良勇^{1,2} 柴天佑^{1,2} 方正^{1,2}

摘要 针对结构和参数均未知的机械手控制问题, 提出了考虑驱动系统动态的机械手神经网络控制方法, 采用稳定的径向基 (Radial basis function, RBF) 神经网络辨识机械手未知动态, 而附加的鲁棒控制可以保证存在神经网络的建模误差和外部干扰时系统的稳定性和性能, 并且该方法使机械手闭环系统一致最终有界. 同时开发了基于半实物仿真技术的机械手控制系统, 最后, 将本文方法与经典的 PD 控制器和自适应控制器在同一机械手平台上进行了实验验证与分析, 实验结果表明该方法具有良好的控制性能.

关键词 机械手, 神经网络, 鲁棒控制, 半实物仿真
中图分类号 TP24

Neural Network Control and Application of Robotic Manipulators Including Actuator Dynamics

WANG Liang-Yong^{1,2} CHAI Tian-You^{1,2}
FANG Zheng^{1,2}

Abstract A neural network control scheme is proposed for the control of robotic manipulator including actuator dynamics in this paper. In the proposed control scheme, the radial basis function (RBF) network is adopted to approximate the nonlinear dynamics of the robotic manipulator. In addition, a robust control is used to eliminate the neural network modelling error and disturbance. Uniformly ultimate boundedness (UUB) stability of the closed-loop system can be guaranteed by Lyapunov theory. Finally, a hardware-in-the-loop simulation technique based control system is developed. Furthermore, the proposed control scheme is applied to the same robotic manipulator together with PD control and adaptive control. Experiment results confirm the validity of the proposed control scheme by comparing it with other control strategies.

Key words Robotic manipulator, neural network (NN), robust control, hardware-in-the-loop simulation

机械手在工业中广泛应用, 由于其结构复杂并且具有强非线性, 因此, 高性能的机械手控制算法一直是研究热点. PD 控制不需要系统的模型, 实现简单, 广泛应用于工业中, 但是系统的动态性能不好; 基于模型的控制方法包括计算转矩控制^[1]、鲁棒控制^[2] 和自适应控制^[2]. 尽管计算转矩控制、

鲁棒控制和自适应控制三种设计方法能获得很好的动态性能, 但都需要机械手数学模型方面的知识. 基于机理模型的控制方法强依赖于机械手的数学模型, 由于机械手模型过于复杂, 很难应用于多关节机械手的控制器设计.

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, 并且可以精确地逼近非线性系统. 神经网络控制器能够通过在线或离线学习不断地改进系统的性能, 最终达到满意的控制效果; 同时, 神经网络的并行结构可以帮助解决很高的计算要求^[3]. 早期的机械手神经网络控制方法, 采用小脑模型或 BP 神经网络, 用于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^[4]. Lewis 等^[5] 采用基于 Lyapunov 方法设计神经网络权重的自适应律, 避免了离线重复训练的步骤, 保证了系统的稳定性, 为稳定神经网络的发展和应用奠定了基础. 此后, Chen 等^[6] 和 Ren 等^[7] 提出了稳定的机械手神经网络控制方法. 但是这些方法没有考虑到驱动系统动态对整个系统的影响, 并且都处于仿真研究阶段. 因此, 在研究机械手神经网络控制理论应用时, 必须考虑驱动系统动态的影响, 同时开发高性能的开放式机械手控制平台支撑神经网络的应用^[8].

针对结构和参数均未知的机械手控制问题, 提出了考虑驱动系统动态的机械手神经网络控制方法. 采用稳定的自适应神经网络辨识机械手未知动态, 并且采用基于 Lyapunov 方法设计神经网络权重的调节律, 同时附加的鲁棒控制可以保证存在神经网络的建模误差和外部干扰时系统的稳定性, 应用 Lyapunov 理论分析了系统的稳定性; 最后, 设计与开发了基于半实物仿真技术的机械手控制系统, 并将本文方法应用到 6 自由度机械手, 实验结果表明本文方法具有良好的控制性能.

1 机械手动力学模型与预备知识

1.1 RBF 神经网络

径向基 (Radial basis function, RBF) 神经网络是一种前馈式神经网络, 由于其结构简单, 收敛速度快, 因此在本文中 RBF 神经网络用于逼近函数 $f(\mathbf{z}) : \mathbf{R}^a \rightarrow \mathbf{R}^b$

$$f(\mathbf{z}) = W^T \phi(\mathbf{z}) \quad (1)$$

其中, 输入变量 $\mathbf{z} \in \mathbf{R}^a$, 权重矢量 $W^T = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_l] \in \mathbf{R}^{b \times l}$, 神经网络隐层数 $l > 1$, $\phi(\mathbf{z}) = [\phi_1(\mathbf{z}), \phi_2(\mathbf{z}), \dots, \phi_l(\mathbf{z})]^T$, $\phi_i(\mathbf{z})$ 为基函数, 数学描述为

$$\phi_i(\mathbf{z}) = \exp \left[\frac{-(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}_i)^T (\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}_i)}{2\beta_i^2} \right], \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}_i = [\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{ia}]^T$ 是每个神经元节点的中心, β_i 是高斯函数的宽度. 已经证明 RBF 神经网络可以以任意精度逼近紧集内连续函数^[9], 即

$$f(\mathbf{z}) = W^{*T} \phi(\mathbf{z}) + \varepsilon \quad (3)$$

其中, W^* 是理想的常量权重, ε 是神经网络建模误差.

1.2 机械手混合动力学模型

由于机械手的驱动转矩由伺服驱动系统产生, 因此, 机械手的动力学模型需要考虑驱动系统的动态, n 连杆的机械手的混合模型^[1, 10] 为

$$M_H(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_H(\mathbf{q}) + B_H\dot{\mathbf{q}} + \boldsymbol{\tau}_h = \mathbf{u} \quad (4)$$

其中, $M_H = K_\tau^{-1}(NM + N^{-1}J_m)$, $C_H = K_\tau^{-1}NC$, $\mathbf{g}_H = K_\tau^{-1}N\mathbf{g}$, $B_H = K_\tau^{-1}(NB + N^{-1}B_m)$, $\boldsymbol{\tau}_h = K_\tau^{-1}N\boldsymbol{\tau}_d$, $\mathbf{q} \in$

收稿日期 2008-06-16 收修改稿日期 2008-11-11
Received June 16, 2008; in revised form November 11, 2008
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2009CB320601), 国家自然科学基金 (60534010), 国家创新研究群体科学基金 (60521003), 高等学校学科创新引智计划 (B08015) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2009CB320601), National Natural Science Foundation of China (60534010), Funds for Creative Research Groups of China (60521003), and the Programme of Introducing Talents of Discipline to Universities (B08015)
1. 东北大学流程工业综合自动化重点实验室 沈阳 110004 2. 东北大学自动化研究中心 沈阳 110004
1. Key Laboratory of Integrated Automation of Process Industry, Northeastern University, Shenyang 110004 2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110004
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00622

\mathbf{R}^n 为关节位置矢量, $\dot{\mathbf{q}} \in \mathbf{R}^n$ 为关节速度矢量, $M(\mathbf{q}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为对称正定机械手惯量矩阵, $C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} \in \mathbf{R}^n$ 为向心力矩和哥氏力矩矢量, $\mathbf{g}(\mathbf{q}) \in \mathbf{R}^n$ 为重力矩矢量, $B \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为粘滞摩擦系数, $B_m \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 代表伺服电机的粘滞摩擦系数, $J_m \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 代表电机轴以及齿轮、轴承折合到电机轴的转动惯量, $N \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为齿轮减速比, $\boldsymbol{\tau}_d \in \mathbf{R}^n$ 为外部有界干扰矢量, $K_r \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 代表伺服电机的转矩常数, $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^n$ 为伺服电机电枢电流矢量. 很容易验证, 机械手的混合模型仍然满足机械手动力学方程的三个属性^[1-2]. 机械手的动力学方程 (4) 具有如下结构特性:

特性 1. 惯量矩阵 $M_H(\mathbf{q})$ 满足:

$$m_m \|\mathbf{x}\|^2 \leq \mathbf{x}^T M_H(\mathbf{q}) \mathbf{x} \leq m_M \|\mathbf{x}\|^2$$

其中, m_m 和 m_M 为正定常数.

特性 2. $\mathbf{x}^T [M_H(\mathbf{q}) - 2C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})] \mathbf{x} = 0, \forall \mathbf{x}, \dot{\mathbf{q}} \in \mathbf{R}^n$.

特性 3. 当忽略外部扰动时, 机械手的动力学方程 (4) 可以线性参数化为

$$Y_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \mathbf{a} + K_r^{-1} N^{-1} J_m \ddot{\mathbf{q}} = M_H(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}} + C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_H(\mathbf{q}) + B_H \dot{\mathbf{q}}$$

其中, $Y_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \in \mathbf{R}^{n \times p}$ 是已知关节变量参数 $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$ 和 $\ddot{\mathbf{q}}$ 的回归矩阵, $\mathbf{a} \in \mathbf{R}^p$ 是物理参数向量.

1.3 控制目标

针对机械手系统的混合模型 (4), 设计全局稳定神经网络控制策略, 使机械手各关节跟踪连续有界的期望轨迹 $\mathbf{q}_d, \dot{\mathbf{q}}_d$ 和 $\ddot{\mathbf{q}}_d$.

2 控制器设计

2.1 神经网络控制器设计

定义滑模变量 $\mathbf{s} \in \mathbf{R}^n$ 为

$$\mathbf{s} = \dot{\mathbf{e}} + \Lambda \mathbf{e} = \dot{\mathbf{q}}_r - \dot{\mathbf{q}} \quad (5)$$

其中, 跟踪误差 $\mathbf{e} = \mathbf{q}_d - \mathbf{q}$, $\Lambda \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是对角正定矩阵, $\dot{\mathbf{q}}_r = \dot{\mathbf{q}}_d + \Lambda \mathbf{e}$, $\ddot{\mathbf{q}}_r = \ddot{\mathbf{q}}_d + \dot{\Lambda} \mathbf{e}$.

对式 (5) 求导, 并结合式 (4) 可得

$$M_H(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{s}} = M_H(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}}_r + C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_H(\mathbf{q}) + B_H \dot{\mathbf{q}} + \boldsymbol{\tau}_h - \mathbf{u} \quad (6)$$

当机械手结构和参数已知时, 设计控制器为

$$\mathbf{u} = \mathbf{f} + K \mathbf{s} + \mathbf{u}_s \quad (7)$$

其中, $\mathbf{f} = M_H(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}}_r + C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}}_r + \mathbf{g}_H(\mathbf{q}) + B_H \dot{\mathbf{q}}$, \mathbf{u}_s 为鲁棒补偿控制, 在下文中进行设计.

注 1. 控制器 (7) 中 $K \mathbf{s} = K(\dot{\mathbf{e}} + \Lambda \mathbf{e})$ 为 PD 控制项.

将控制器 (7) 代入到机械手模型 (4), 得到机械手闭环系统方程为

$$M_H(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{s}} + [C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + K] \mathbf{s} = \boldsymbol{\tau}_h - \mathbf{u}_s$$

如果不考虑外界干扰, 采用基本的 Lyapunov 理论, 很容易证明机械手闭环系统的稳定性和收敛性.

当机械手的模型结构和参数都未知时, 采用神经网络辨识 \mathbf{f} . 根据式 (3), $\mathbf{f}(\mathbf{z}) = W^* \boldsymbol{\phi}(\mathbf{z}) + \boldsymbol{\varepsilon}$, 其中, 输入变量为 $\mathbf{z} = [\mathbf{q}^T, \dot{\mathbf{q}}^T, \ddot{\mathbf{q}}^T, \ddot{\mathbf{q}}_r^T]^T \in \mathbf{R}^{4n}$.

因此本文神经网络控制器设计为

$$\mathbf{u} = \hat{\mathbf{f}} + K \mathbf{s} + \mathbf{u}_s \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{f}} = \hat{W}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{z})$, \hat{W} 为神经网络理想权值 W^* 的估计值. 神经网络权值调节律为

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma \boldsymbol{\phi}(\mathbf{z}) \mathbf{s}^T - \mu_w \Gamma \|\mathbf{s}\| \hat{W} \quad (9)$$

其中, $\|\cdot\|$ 代表向量的 Euclidean 范数, Γ 和 μ_w 为正定常数矩阵.

为了改善控制律的不连续性, 设计连续化鲁棒补偿控制 $\mathbf{u}_s = [u_{s1}, u_{s2}, \dots, u_{sn}]^T$. 其中,

$$u_{si} = \frac{\sigma_i s_i}{|s_i| + \delta_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

其中, $\delta_i > 0$ 是一个小常数, 用于平滑控制律的不连续特性.

假设 1. 存在正定矢量 $\boldsymbol{\sigma} \in \mathbf{R}^n$ 满足

$$|\boldsymbol{\varepsilon}_i| + |\boldsymbol{\tau}_{hi}| < \sigma_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

其中, 建模误差 $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n]^T$, 外部干扰矢量 $\boldsymbol{\tau}_h = [\boldsymbol{\tau}_{h1}, \boldsymbol{\tau}_{h2}, \dots, \boldsymbol{\tau}_{hn}]^T$.

综合可得, 本文控制器 (8) 包括三部分: PD 控制、神经网络控制和鲁棒控制. 将控制器 (8) 代入到机械手模型 (4), 可以得到系统的闭环误差动态方程

$$M_H(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{s}} + [C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + K] \mathbf{s} = \tilde{W}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{z}) + \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_h - \mathbf{u}_s \quad (12)$$

其中, 神经网络权值估计误差 $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$.

2.2 稳定性分析

定理 1. 针对机械手混合动力学模型 (4), 设计控制器 (8), 其中鲁棒补偿控制为 (10), 神经网络权值调节律为 (9), 那么闭环系统 (12) 一致最终有界 (Uniformly ultimately boundedness, UUB), 并且跟踪误差收敛到一个充分小的区域内.

证明. 选择 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} \mathbf{s}^T M_H \mathbf{s} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W}) + \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \gamma \mathbf{e} \quad (13)$$

其中, $\text{tr}(\cdot)$ 代表矩阵的迹.

对式 (13) 求导, 并利用式 (9)、(10) 和 (12), 以及机械手特性 2 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \mathbf{s}^T [-(C_H(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + K) \mathbf{s} + \tilde{W}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{z}) + \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_h - \mathbf{u}_s] + \\ & \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \dot{M}_H(\mathbf{q}) \mathbf{s} + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}) + \mathbf{e}^T \gamma \dot{\mathbf{e}} = \\ & - \mathbf{s}^T K \mathbf{s} + \mathbf{s}^T (\boldsymbol{\tau}_h + \boldsymbol{\varepsilon}) - \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_i |s_i|^2}{|s_i| + \delta_i} + \\ & \mu_w \|\mathbf{s}\| \text{tr}[\tilde{W}^T (W^* - \tilde{W})] + \mathbf{e}^T \gamma (\mathbf{s} - \Lambda \mathbf{e}) \end{aligned} \quad (14)$$

根据 Frobenius 范数特性, 可以得到

$$\text{tr}[\tilde{W}^T (W^* - \tilde{W})] \leq \|\tilde{W}\|_F (\|W^*\|_F - \|\tilde{W}\|_F) \quad (15)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 代表矩阵的 Frobenius 范数.

将式 (15) 代入式 (14), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & - \mathbf{s}^T K \mathbf{s} + \sum_{i=1}^n \sigma_i |s_i| - \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_i |s_i|^2}{|s_i| + \delta_i} + \\ & \mu_w \|\mathbf{s}\| \|\tilde{W}\|_F (\|W^*\|_F - \|\tilde{W}\|_F) + \gamma \|\mathbf{e}\| \|\mathbf{s}\| - \\ & \gamma \mathbf{e}^T \Lambda \mathbf{e} = - \mathbf{s}^T K \mathbf{s} + \sum_{i=1}^n \sigma_i |s_i| - \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_i |s_i|^2}{|s_i| + \delta_i} - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \mu_w \|s\| \left(\frac{\|W^*\|_F}{2} - \|\tilde{W}\|_F \right)^2 + \mu_w \|s\| \frac{\|W^*\|_F^2}{4} + \\
& \gamma \|e\| \|s\| - \gamma e^T \Lambda e \leq -\lambda_{\min}(K) \|s\|^2 + \\
& \left(\frac{\mu_w \|W^*\|_F^2}{4} + \gamma \|e\| \right) \|s\| + \sigma^T \delta - \gamma e^T \Lambda e = \\
& - \left[\sqrt{\lambda_{\min}(K)} \|s\| - \frac{\mu_w \|W^*\|_F^2}{4} + \gamma \|e\| \right]^2 - \\
& a_v \|e\|^2 + b_v \|e\| + c_v
\end{aligned} \quad (16)$$

其中, $\lambda_{\min}(\cdot)$ 代表矩阵的最小特征值, $a_v = \gamma \lambda_{\min}(\Lambda) - \gamma^2 / [4\lambda_{\min}(K)]$, $b_v = \mu_w \gamma \|W^*\|_F^2 / [8\lambda_{\min}(K)]$, $c_v = \mu_w^2 \|W^*\|_F^4 / [64\lambda_{\min}(K)] + \sigma^T \delta$.

选择参数 γ , Λ 和 K 满足 $a_v > 0$, 由式 (16) 可知, 只要 $-a_v \|e\|^2 + b_v \|e\| + c_v \leq 0$, 即可满足 $\dot{V} \leq 0$, 求解此一元二次不等式可得 $\|e\| \geq (b_v + \sqrt{b_v^2 + 4a_v c_v}) / (2a_v)$, 因此, 闭环系统 (12) 一致最终有界, 并且跟踪误差最终收敛到零的邻域 Ω 内, 并且 $\Omega = \{e | \|e\| \leq (b_v + \sqrt{b_v^2 + 4a_v c_v}) / (2a_v)\}$. \square

注 2. Ω 是由于神经网络自适应律采用修正项和鲁棒补偿控制中采用连续函数而产生的, 选择合适的参数 μ_w 和 δ , 可以使 Ω 充分小.

3 实验结果

3.1 机械手实验系统描述

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, 开发了基于半实物仿真技术的开放式机械手控制系统, 如图 1 所示, 控制系统主要由上位机 PC、dSPACE 系统和驱动器组成. 上位机 PC 的功能是监控和编写控制程序并下载到 dSPACE 系统, dSPACE 系统是由德国 dSPACE 公司开发的一套基于 Matlab/Simulink 的控制系统开发和测试平台, 实现了和 Matlab/Simulink 的完全无缝链接, 系统包括主频为 1GHz 的 Power PC 处理器, 16 位模拟输出和编码器接口卡. 驱动器为电流型驱动器, 内部配有电流环, 用于驱动机械手系统的伺服电机. 在本系统中, 采用增量式光电码盘检测机械手各关节的角位置, 检测精度为 1.3×10^{-4} 弧度.

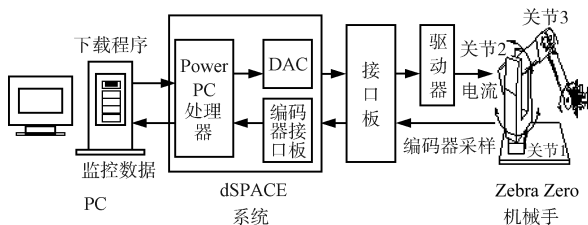


图 1 机械手系统的硬件结构图

Fig. 1 Hardware system of the robotic manipulator

3.2 性能指标

为了评估控制算法的性能, 在本文中定义如下性能指标^[11]:

- 1) 平均跟踪误差 $L_2[e_i] = \sqrt{(1/T_f) \int_0^{T_f} |e_i|^2 dt}$ 用于衡量平均跟踪性能, 其中, T_f 为总的运行时间, $i = 1, 2, \dots, n$.
- 2) 跟踪误差最后 5s 内的最大绝对值 $e_{iF} =$

$\max_{T_f-5 \leq t \leq T_f} |e_i(t)|$ 用于衡量最终的跟踪精度.

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

4) 控制输入的最大绝对值 $u_{im} = \max |u_i|$ 用于衡量系统的暂态性能.

3.3 实验结果与分析

由于机械手末端位置由机械手的前三个关节确定, 因此在本文中研究前三个关节的轨迹跟踪控制问题. 关节 1 参考轨迹为 $q_{d1}(t) = 0.2\sin t$, 关节 2 的参考轨迹为 $q_{d2}(t) = (\pi/2) + 0.2\sin(0.5t)$, 关节 3 参考轨迹为 $q_{d3}(t) = 0.2\sin t$. 各关节位置的初始值为 $q(0) = [0, \pi/2, 0]^T$, 采样周期设定为 1ms. 为了说明本文的控制方法的优势, 下面将本文的控制方法与 PD 控制器和经典的自适应控制器进行了比较.

3.3.1 神经网络控制器

本文提出的考虑驱动系统动态的机械手神经网络控制器为式 (8)~(11). 控制器参数设计为 $K = \text{diag}\{0.4, 0.5, 0.5\}$, $\Lambda = \text{diag}\{30, 30, 30\}$. 神经网络输入变量个数为 12, 输出变量个数为 3, 隐层单元个数为 21, 平均分布高斯函数中心点, 高斯函数宽度为 4, 神经网络的初始权重均为零, 神经网络调节律的参数设计为 $\Gamma = 0.8I$, $\mu_w = 0.02I$.

图 2 为机械手各关节的跟踪性能曲线, 从图中可以看到机械手各关节的实际轨迹和参考轨迹基本重合, 说明本文方法有良好的控制性能. 图 3 (见下页) 为本文控制方法的机械手关节跟踪误差曲线. 图 4 和图 5 (见下页) 分别为本文控制器机械手各关节总输出和神经网络分量的输出, 对图 4 和图 5 进行比较可以看出, 神经网络分量在控制器输出中起主导作用, 而 PD 控制器只是在初始阶段神经网络还未得到充分训练时, 起到关键的稳定系统作用, 当神经网络训练完成后, PD 控制器则起到辅助的控制作用.

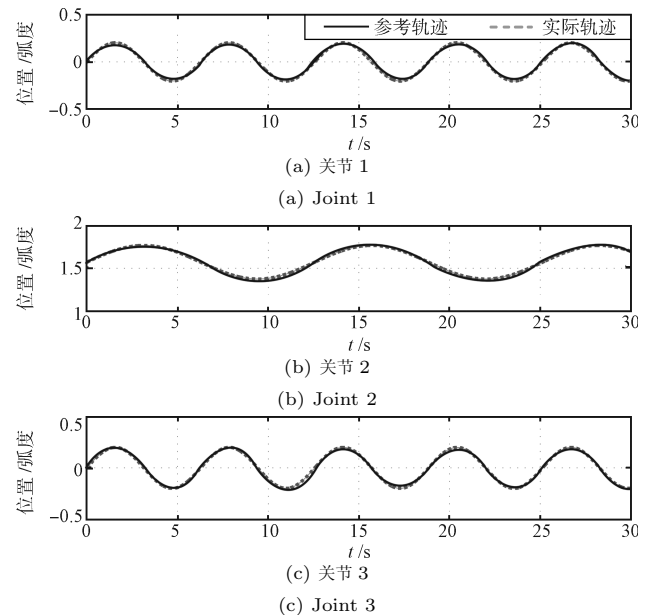


图 2 本文神经网络控制方法的跟踪性能

Fig. 2 The tracking performance of the neural network control

3.3.2 PD 控制器

PD 控制器设计为: $u = K_P e + K_D \dot{e}$. K_P 和 K_D 分别为比例和微分系数. K_P 和 K_D 分别设计为 $\text{diag}\{36, 45, 48\}$

和 $\text{diag}\{1.2, 1.5, 1.5\}$, 采用 PD 控制器的轨迹跟踪误差曲线如图 6 所示.

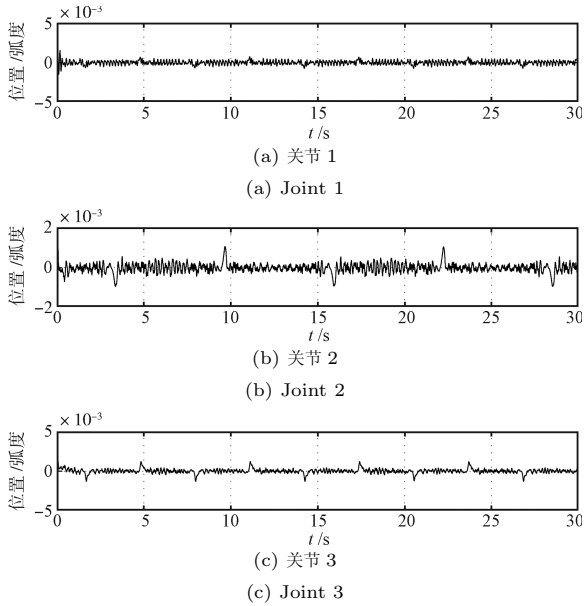


图 3 本文神经网络控制方法的关节跟踪误差

Fig. 3 Tracking errors of the neural network control

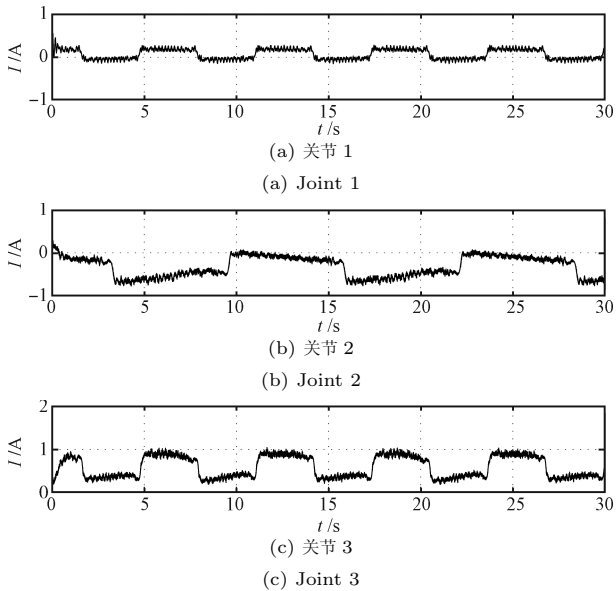


图 4 控制器输出 u

Fig. 4 Control values u

3.3.3 自适应控制

基于机理模型的自适应控制在机械手的控制中已经得到广泛应用, 一般应用于两关节的机械手控制器设计, 但是当机械手含有两个以上关节时, 机械手的动力学模型过于复杂, 很难应用于控制器设计, 因此, 本文选择比较有代表性的关节 2 和关节 3 为研究对象.

参考文献 [1, 12], 设计基于机理模型的自适应控制器为

$$u = Y_H(q, \dot{q}, \ddot{q}_d) \hat{a} + K_\tau^{-1} N^{-1} J_m \ddot{q}_d + K_P e + K_D \dot{e}$$

其中, \hat{a} 是机械手未知参数矢量 a 的估计值, 伺服电机的转矩常数 K_τ 和转动惯量 J_m 以及减速比 N 为已知常数矩阵, K_P 和 K_D 分别为比例和微分系数.

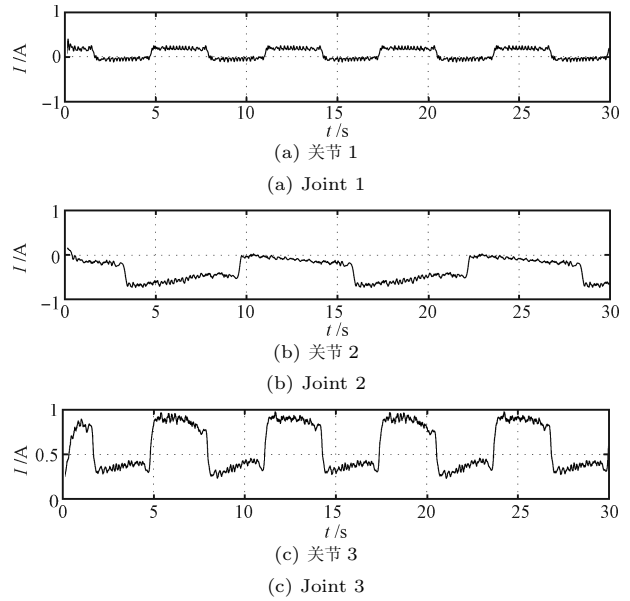


图 5 神经网络分量输出

Fig. 5 Control values branch of the neural network

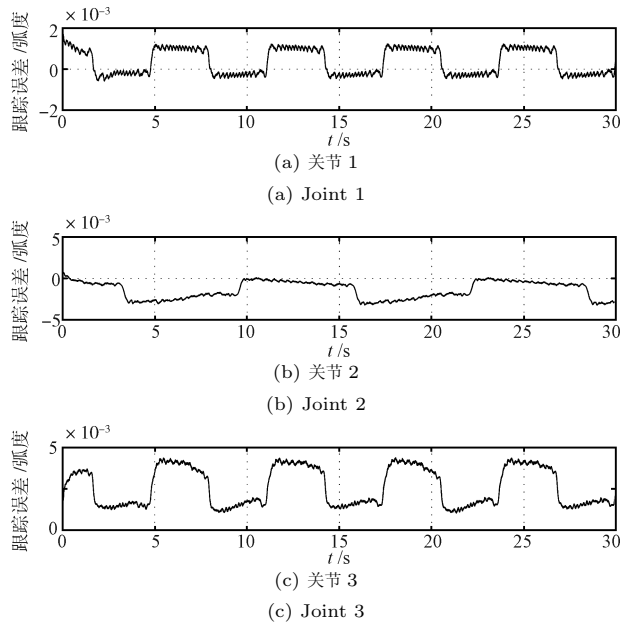


图 6 PD 控制器跟踪误差

Fig. 6 Tracking errors of the PD control

机械手未知参数矢量 a 调节律为

$$\dot{\hat{a}} = \Gamma_a Y_H^T(q, \dot{q}, \ddot{q}_d) s$$

其中, Γ_a 为对称正定的常数矩阵, 滑模变量 s 与本文方法相同.

自适应控制器参数设置为: K_P 和 K_D 分别设计为 $\text{diag}\{12, 15, 15\}$ 和 $\text{diag}\{0.4, 0.5, 0.5\}$, Γ_a 为 $\text{diag}\{80, 40, 120, 120, 100, 240, 240\}$, 参数估计值 \hat{a} 初始值为零. 自适应控制器的轨迹跟踪误差曲线如图 7 (见下页) 所示.

为了量化控制算法的控制效果,分别计算三个控制算法的性能指标,如表 1 所示。从表中可以看到,三个控制算法的平均控制输入相当,PD 控制器具有最大的控制输入,最容易导致驱动器饱和以及系统不稳定;就跟踪误差而言,本文控制方法控制效果最好,三个关节的平均跟踪误差分别为 2.9×10^{-4} 弧度, 2.3×10^{-4} 弧度和 2.8×10^{-4} 弧度,逼近光电编码器的采样精度。

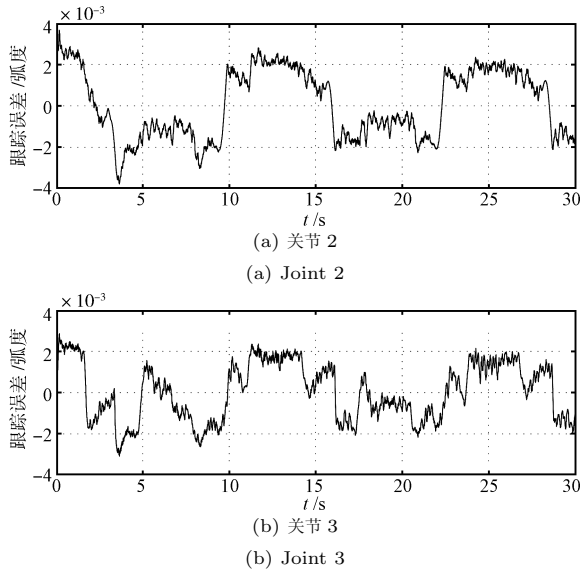


图 7 自适应控制器跟踪误差

Fig. 7 Tracking errors of the adaptive control

表 1 各控制算法的性能指标

Table 1 Performance indexes

控制器	$L_2(e_i)$ (10^{-3} rad)	e_{iF} (10^{-3} rad)	$L_2(u_i)$ (A)	u_{im} (A)
关节 1				
PD 控制	0.72	1.2	0.13	1.26
自适应控制	无	无	无	无
神经网络控制	0.29	0.74	0.13	0.57
关节 2				
PD 控制	1.7	3.2	0.40	0.86
自适应控制	1.6	2.8	0.40	0.78
神经网络控制	0.23	1.1	0.40	0.77
关节 3				
PD 控制	2.9	4.4	0.65	1.58
自适应控制	1.4	2.4	0.64	1.50
神经网络控制	0.28	1.3	0.64	1.04

4 结论

本文提出了考虑驱动系统动态的机械手神经网络控制方法,不依赖机械手的数学模型,当机械手的结构和参数均未知时,仍能保证机械手系统具有良好的跟踪性能;采用基于 Lyapunov 方法设计神经网络权重的调节律,不需要离线训练神经网络,简化了神经网络控制器的设计,实验结果验证了基于半实物仿真技术的机械手控制系统和本文神经网络控制方法的有效性。在本文基础上,我们今后将在以下方面进一步进行研究:由于机械手的任务都是在笛卡尔空间内给定,传统的方法需要求解逆运动学,将给定任务转化到关节空间内,在笛卡尔空间内为开环控制,因此将神经网络控制方法推广到笛卡尔空间内,并且实现双闭环的控制,进一步提高机械手的操作精度,是一个很有前景的研究方向。

References

- 1 Reyesa F, Kelly R. Experimental evaluation of model-based controllers on a direct drive robot arm. *Mechatronics*, 2001, **11**(3): 267–282
- 2 Slotine J E, Li W P. *Applied Nonlinear Control*. New Jersey: Prentice Hall, 1991. 392–416
- 3 Wilamowski B M, Cotton N J, Kaynak O, Dundar G. Computing gradient vector and Jacobian matrix in arbitrarily connected neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, **55**(10): 3784–3790
- 4 Sun Fu-Chun, Sun Zeng-Qi, Zhang Bo. *Theory and Approaches for Stable Adaptive Control of Robotic Manipulators Using Neural Networks*. Beijing: Higher Education Press, 2005. 1–9
(孙富春, 孙增圻, 张钹. 机械手神经网络稳定自适应控制的理论和方法. 北京: 高等教育出版社, 2005. 1–9)
- 5 Lewis F L, Yesildirek A, Liu K. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, **7**(2): 388–399
- 6 Chen Z M, Zhang J G, Wang Z Y, Zeng J C. Sliding mode control of robot manipulators based on neural network reaching law. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Control and Automation*. Guangzhou, China: IEEE, 2007. 370–373
- 7 Ren X M, Rad A B, Lewis F L. Neural network-based compensation control of robot manipulators with unknown dynamics. In: *Proceedings of the American Control Conference*. New York, USA: IEEE, 2007. 13–18
- 8 Jung S, Kim S S. Hardware implementation of a real-time neural network controller with a DSP and an FPGA for nonlinear systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **54**(1): 265–271
- 9 Park J, Sandberg I W. Universal approximation using radial basis-function networks. *Neural Computation*, 1990, **3**(2): 246–257
- 10 Yoo D S, Chung M J, Bien Z. Real-time implementation and evaluation of dynamic control algorithms for industrial manipulators. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1991, **38**(1): 26–31
- 11 Xu L, Yao B. Adaptive robust precision motion control of linear motors with negligible electrical dynamics: theory and experiments. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2001, **6**(4): 444–452
- 12 Whitcomb L L, Rizzi A A, Koditschek D E. Comparative experiments with a new adaptive controller for robot arms. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1993, **9**(1): 59–70

王良勇 东北大学流程工业重点实验室博士研究生. 主要研究方向为非线性控制、神经网络、机器人. 本文通信作者。

E-mail: sywangliangyong@gmail.com

(WANG Liang-Yong Ph. D. candidate at the Key Laboratory of Process Industry Integrated Automation, Northeastern University. His research interest covers nonlinear control, neural network, and robotics. Corresponding author of this paper.)

柴天佑 中国工程院院士, 东北大学教授. 主要研究方向为自适应控制和智能解耦. E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

(CHAI Tian-You Academician of Chinese Engineering Academy and professor at Northeastern University. His research interest covers adaptive control and intelligent control.)

方正 东北大学流程工业重点实验室讲师. 主要研究方向为机器人和智能控制. E-mail: fangzheng@mail.neu.edu.cn

(FANG Zheng Lecturer at the Key Laboratory of Process Industry Integrated Automation, Northeastern University. His research interest covers robotics and intelligent control.)