

文章编号: 0258-2724(2018)03-0638-08 DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2018.03.027

基于模糊补偿的 RBF 神经网络机械手控制

毛 润, 高宏力, 宋兴国

(西南交通大学机械工程学院, 四川 成都 610031)

摘 要: 针对机械手系统的高精度轨迹跟踪控制, 提出了一种基于模糊补偿的 RBF (radial basis function) 神经网络机械手控制方法. 该方法首先利用 PD (proportional-integral) 控制器获得机械手的控制策略, 将其输出作为 RBF 神经网络的输入, 并学习得到系统模型; 然后运用模糊逻辑补偿器对系统扰动和建模误差进行补偿; 最后, 在 MATLAB/Simulink 平台上针对两关节机械臂, 进行了有模糊补偿和无模糊补偿系统跟踪的均方根误差测量仿真实验. 研究结果表明, 两关节机械臂的控制精度分别提高了 60.8% 和 71.4%, 本文提出的方法能够解决机械手实际模型很难精确建立的问题, 并能对系统未建模部分和扰动部分进行自适应补偿.

关键词: 机械手; PD 控制; RBF 神经网络; 模糊逻辑

中图分类号: TP241 **文献标志码:** A

RBF Neural Network Robot Manipulator Control Based on Fuzzy Compensation

MAO Run, GAO Hongli, SONG Xingguo

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: For achieving high precision trajectory tracking control of robot manipulators, a control strategy based on fuzzy logic compensation for radial basis function (RBF) neural networks has been proposed. First, the output of a proportional-integral (PD) controller was used in conjunction with an RBF neural network for obtaining a dynamic model of the robot manipulator system. A fuzzy compensator was then introduced for addressing the modelling errors and external disturbances. Furthermore, the fuzzy compensator control scheme and the non-fuzzy compensator control scheme were applied to two-degrees-of-freedom robot manipulators through simulation with MATLAB and Simulink, and the root mean square deviation of tracking errors was thereby measured. The obtained results show that the control accuracies of the first and second joints of the robot manipulators can be improved by 60.8% and 71.4%, respectively. Furthermore, the proposed control scheme can be applied to such robot manipulators which cannot be precisely modelled by compensating the non-modelled part and external disturbances of the system.

Key words: manipulators; proportional-integral control; radial basis function networks; fuzzy logic

机械手学科是一门快速发展的综合性前沿学科, 广泛应用于工业生产系统中的各个环节, 由于其结构本身具有高度非线性、强耦合性, 同时模型

本身具有不确定性和时变性, 受到工业界和学术界的高度重视^[1-2]. 近些年, 机械手高性能控制算法一直是研究热点. 目前, 工业机器人使用最广泛的控

收稿日期: 2016-03-23

作者简介: 毛润(1990—), 男, 博士研究生, 研究方向为机器人智能控制, E-mail: maorun@my.swjtu.edu.cn

通信作者: 高宏力(1973—), 男, 教授, 工学博士, 研究方向为智能机器人、非线性控制, E-mail: hongli_gao@home.swjtu.edu.cn

引文格式: 毛润, 高宏力, 宋兴国. 基于模糊补偿的 RBF 神经网络机械手控制[J]. 西南交通大学学报, 2018, 53(3): 638-645.

MAO Run, GAO Hongli, SONG Xingguo. RBF neural network robot manipulator control based on fuzzy compensation[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2018, 53(3): 638-645.

制方法是比例微分(proportion differentiation , PD) 控制 ,但实践表明 ,线性 PD 控制往往使驱动机构有很大的初始力矩 ,且机械臂本身所承受的最大力矩也是有限的 ,这将使通过增大 PD 系数来进一步提高系统性能受到限制^[3-4] . 当控制系统受到极小的扰动 ,PD 控制基本能够满足系统的精确度要求 . 但实际系统往往受到扰动、参数不确定等因素影响 ,因此对系统的鲁棒性提出很高的要求 . 逆运动学方法也是机器人控制系统最常用到的方法之一^[2] . 逆运动学方法需要模型的先验知识 ,但是实际系统包含摩擦和未建模部分等很多不确定因素 ,所以机械手很难被精确建模 . 黄晓蓉等^[5] 提出运用 LS_SVM 对齿轮传动系统未建模部分进行逼近 ,但运用在高度非线性机械手系统中存在收敛速度不理想的问题 . 还有很多学者提出了利用神经网络补偿系统的扰动和未建模部分^[6-11] . 神经网络控制方法不需要系统的数学模型 ,并且能够逼近任意非线性函数 ,使得它在非线性系统控制中得到广泛应用 . 但是单纯运用神经网络对机器人系统进行整体逼近 ,系统会遇到过拟合和学习时间过长的问題 . 还有很多学者运用模糊系统万能逼近理论进行机械手轨迹跟踪控制 ,旨在解决传统控制方法难于建模和系统未知扰动^[12-15] . 综合对比可知常规控制很难实现快速高精度的跟踪控制 ,而传统的模糊控制对较强的非线性干扰控制效果较差 . 于是很多学者相继提出了误差补偿、时滞补偿、摩擦补偿等多种补偿控制策略^[16] ,但是单一补偿策略并不能同时获得高精度的跟踪效果和消除非线性干扰 .

本文结合文献 [17-18] ,提出一种基于神经网络建模和模糊补偿的 PD 控制方法 . 该控制器由径向基(radial basis function , RBF) 神经网络(neural network , NN) 和模糊补偿器两部分构成 . PD 控制器的目的是获取机械手关节的速度、角速度和角加速度数据 ,将这些数据用作 RBF 神经网络的训练得到机械手的模型参数 ,并利用模糊补偿器对未建模部分和扰动进行自适应补偿 . 该控制方法的优点是能够在不知道系统模型的情况下辨识出模型 ,并具有较高的控制精度 .

1 机械手系统动力学方程

根据 Lagrangian 方程 ,*N* 关节机械手动力学方程表示为

$$\tau + \tau_d = D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) , \quad (1)$$

式中: τ 为控制输入;

τ_d 为扰动 $\tau_d \in \mathbf{R}^n$;

$q \in \mathbf{R}^n$ 为关节角位移量;

$D(q) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为机器人的惯性力矩;

$C(q, \dot{q}) \in \mathbf{R}^n$ 为向心力和哥氏力的合力;

$G(q) \in \mathbf{R}^n$ 为重力项;

$F(\dot{q})$ 由摩擦力 F_f 、负载变化的不确定项组成 .

机械手动力学模型有以下几个特性^[19-20]:

(1) $D(q)$ 为一个正定对称矩阵 ,且是有界的 ,即存在已知正常数 m_1 和 m_2 ,使得

$$m_1 I \leq D(q) \leq m_2 I ;$$

(2) $C(q, \dot{q})$ 有界 ,即存在已知 $c_b(q)$,使得

$$\|C(q, \dot{q})\| \leq c_b(q) \|\dot{q}\|$$

成立;

(3) 矩阵 $\dot{D} - 2C$ 为斜对称矩阵 ,即满足

$$x^T (\dot{D} - 2C) x = 0 ;$$

(4) 未知扰动满足 $\tau_d \leq \tau_M$,其中 τ_M 为一个已知正常数 .

2 逆动力学控制

机械手的逆运动学是已知末端轨迹求解各个关节角度的过程 . 逆动力学控制也称为计算力矩方法 ,要求控制器已经获得模型的先验知识^[18] . 对于机械手轨迹跟踪控制系统而言 ,控制目标包括各关节角度、角速度和角加速度 . 因此设理想角位移为 q_d ,则跟踪误差为

$$\left. \begin{aligned} e &= q - q_d , \\ \dot{e} &= \dot{q} - \dot{q}_d . \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

为了书写方便将式 (1) 表示为

$$\tau + \tau_d = D(q)\ddot{q} + M(q, \dot{q}) , \quad (3)$$

式中: $M(q, \dot{q})$ 为机械手模型的非线性项 ,包含了哥氏力矩、摩擦力矩和重力矩 ,

$$M(q, \dot{q}) = C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) . \quad (4)$$

将输入控制向量 τ 表示为

$$\tau + \tau_d = \tau_p + \tau_s , \quad (5)$$

式中: τ_p 为主控制器的输入 ,

$$\tau_p = D(q_d)\ddot{q}_d + M(q_d, \dot{q}_d) ; \quad (6)$$

τ_s 为辅助控制器的输入 ,

$$\tau_s = D(q_d) (K_p e + K_v \dot{e}) , \quad (7)$$

式中: K_p 和 K_v 为增益 .

当模型被精确建立 ,且 $\tau_d = 0$ 时 ,有

$$D(q_d) = D(q) ,$$

$$C(q, \dot{q}) = M(q, \dot{q}) ,$$

$$q_d = q ,$$

联立式(3)和式(5)得稳定的闭环系统为

$$\ddot{e} + K_p e + K_v \dot{e} = 0. \quad (8)$$

但是在实际工程中,对象的实际模型很难得到,只能建立估计的名义模型.将 $D(q_d)$ 、 $M(q_d, \dot{q}_d)$ 分别估计为 $D_0(q)$ 、 $M_0(q, \dot{q})$, 将其代入式(5)中,联立式(3)得

$$\ddot{e} + K_p e + K_v \dot{e} = D_d^{-1}(\Delta D \ddot{q} + \Delta M(q, \dot{q}) + \tau_d), \quad (9)$$

式中: $\Delta D = D_0 - D$;

$$\Delta M = M_0 - M;$$

$$\begin{bmatrix} \dot{e} \\ \ddot{e} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & I \\ -K_p & -K_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ I \end{bmatrix} f. \quad (10)$$

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

其中建模不精确部分

$$f = D_0^{-1}(\Delta D \ddot{q} + \Delta M(q, \dot{q}) + \tau_d), \quad (11)$$

则式(10)可表示为

$$\dot{x} = Ax + Bf. \quad (12)$$

在本文中,为了取得名义模型 $D_0(q)$ 、 $M_0(q, \dot{q})$ 并且需要对未建模部分进行补偿,提出运用径向基神经网络模型分别逼近名义模型,并对未建模部分运用模糊补偿器进行补偿.

3 RBF神经网络名义模型学习

在前面提到,为了取得机械手的名义模型,采用高斯径向基神经网络进行逼近.如图1所示,理想角位移 q_d 、角速度 \dot{q}_d 和角加速度 \ddot{q}_d 输入系统,通过 RBF 神经网络学习的 q 名义模型和控制器作用,输出实际角位移和角速度,并反过来作用形成闭环反馈系统.

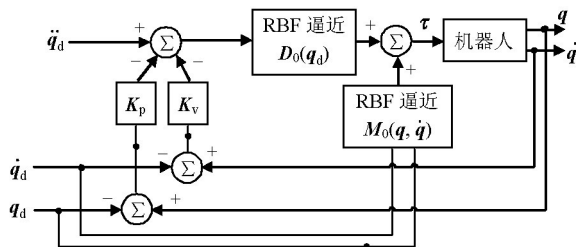


图1 基于RBF名义模型系统结构
Fig.1 RBF-based structure of the proposed model

多输入单输出高斯径向基神经网络结构如图2所示,输入 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$,

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (13)$$

式中: $c_j = (c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn})$ 为第 j 个隐层神经元的中

心点向量值;

$b = (b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_m)^T$, b_j 为隐层神经元 j 的高斯基函数的宽度.

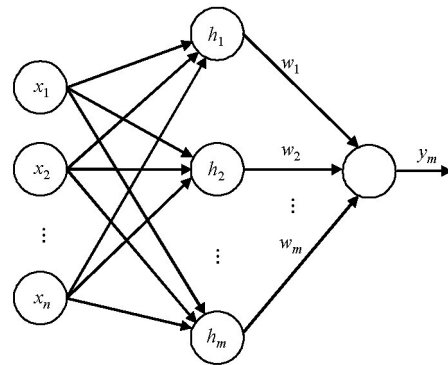


图2 RBF神经网络结构
Fig.2 Structure of RBF neural networks

设网络的权值向量

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T,$$

则 RBF 网络的输出为

$$y_m(t) = w^T \cdot h, \quad (14)$$

式中: $h = (h_1, h_2, \dots, h_m)^T$.

根据式(6),两关节机械手可表示为

$$\left. \begin{aligned} \tau_{p1,d} &= D_1(q_d) \ddot{q}_d + M_1(q_d, \dot{q}_d) \\ \tau_{p2,d} &= D_2(q_d) \ddot{q}_d + M_2(q_d, \dot{q}_d) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: D_1 、 D_2 为正定惯性矩阵 D 的两个列向量; M_1 、 M_2 为 M 的两个列向量.

在实际控制中,通常机械手的实际模型不可知,利用4个RBF神经网络分别实现对 D_1 、 D_2 、 M_1 和 M_2 的逼近,输出为 D_{10} 、 D_{20} 、 M_{10} 和 M_{20} .既能逼近未知系统模型,又能够补偿系统未知的摩擦特性^[9].这样就产生了两关节机械手近似模型,其控制力矩表示为

$$\left. \begin{aligned} \tau_{p1} &= D_{10} \ddot{q}_d + M_{10} + D_{10}(K_p e + K_v \dot{e}) \\ \tau_{p2} &= D_{20} \ddot{q}_d + M_{20} + D_{20}(K_p e + K_v \dot{e}) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

PD 控制器在系统中的作用是跟踪机械手关节的 q_d 、 \dot{q}_d 和 \ddot{q}_d . 将每个采样时间里产生的实际角度 q 、角速度 \dot{q} 和角加速度 \ddot{q} 存储在查找表里,这些数据将用作神经网络训练模型.

在模型训练过程,用于 D_1 、 D_2 模型学习的神经网络采用 1-5-1 结构形式,输入向量分别为 q_1 和 q_2 ; 用于 M_1 、 M_2 、模型学习的神经网络采用 2-5-1 结构形式,且输入向量分别为 $[q_1, \dot{q}_1]$ 、 $[q_2, \dot{q}_2]$.

运用 MATLAB 进行编程,算法如下:

开始:

步骤1 初始化设置神经网络隐层节点数、基

函数参数 c_D, c_M 和参数 b, w ,并给定输入向量和目标向量;

步骤2 求取隐层、输出层各节点的输出;

步骤3 求取目标值与实际输出的偏差 e ;

步骤4 若 e 满足要求,则训练完成;若 e 不满足,则求取隐层节点误差;

步骤5 求取网络权值自适应律,并进行权值更新;

步骤6 跳回步骤2.

结束.

4 模型不确定部分模糊补偿

在第2节中式(12)给出了基于逆运动学控制模型,但是这种控制方法鲁棒性较差.为了提高模型的鲁棒性,解决实际工况下的各种扰动和负载变化,给出了基于模糊补偿的控制系统结构,如图3所示.对比图1增加了一个模糊补偿器用于对系统的不确定因素进行补偿.

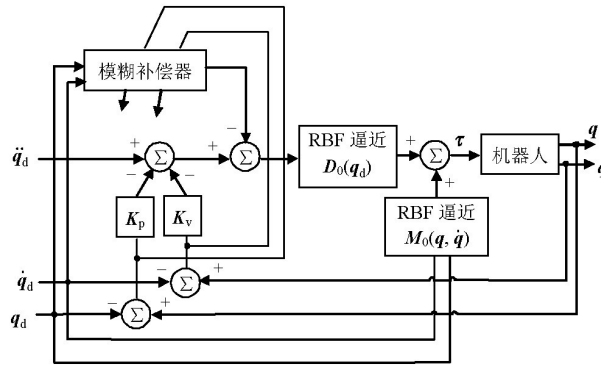


图3 基于模糊补偿控制系统结构
Fig.3 System structure of the fuzzy compensator

一个多输入多输出(MIMO)模糊系统

$$f(x) = \hat{f}(x | \theta), \tag{17}$$

对变量 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$,定义 m_i 个模糊集合 A_{i, l_i} ($l_i=1, 2, \dots, m_i$) ,用 $\prod_{i=1}^n m_i$ 条模糊规则来构造模糊系统 $\hat{f}(x | \theta)$ [12-14] .其中模糊规则是以 IF-THEN 规则表示为

IF x_1 is A_{1, l_1} ... and x_n is A_{n, l_n} ,

THEN \hat{f} is B_{l_1, \dots, l_n} .

运用乘积推理机、单值模糊器和中心平均解模糊器得

$$\hat{f}(x | \theta) = \frac{\sum_{l_1=1}^{m_1} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} \bar{y}_{u, l_1, \dots, l_n} (\prod_{i=1}^n \mu_{A_{i, l_i}}(x_i))}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} (\prod_{i=1}^n \mu_{A_{i, l_i}}(x_i))}, \tag{18}$$

式中: $\bar{y}_{u, l_1, \dots, l_n}$ 是自由参数,分别放在集合 θ 上,则 $\hat{f}(x | \theta) = \theta^T \xi(x)$ 其中 $\xi(x)$ 为 $\prod_{i=1}^n m_i$ 维模糊基向量,

$$\xi_{l_1, \dots, l_n}(x) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_{i, l_i}}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} (\prod_{i=1}^n \mu_{A_{i, l_i}}(x_i))}. \tag{19}$$

存在理想模糊系统输出 $\hat{f}(x | \theta^*)$,

$$f(x) = \hat{f}(x | \theta^*) + \varepsilon, \tag{20}$$

式中: θ^* 为 $\hat{f}(x | \theta)$ 最佳逼近模糊系统参数,

$$\theta^* = \arg \min_{\theta \in \mathbb{R}^{\prod_{i=1}^n m_i}} \left[\sup_{x \in \mathbb{R}^n} \hat{f}(x | \theta) - \hat{f}(x | \theta^*) \right]. \tag{21}$$

由于 $\hat{f}(x | \theta)$ 有界,则 θ^* 有界,式(11)可写为 $\dot{x} = Ax + B(\theta^{*T} \xi(x) + \varepsilon)$.

5 控制器设计与稳定性分析

取控制律

$$\tau = D_0(q) (\ddot{q}_d - K_p e - K_v \dot{e}) + M_0(q, \dot{q}) - D_0(q) \hat{f}, \tag{23}$$

可表示为

$$\tau = \tau_0 + \tau_f, \tag{24}$$

$$\tau_0 = D_0(q) (\ddot{q}_d - K_p e - K_v \dot{e}) + M_0(q, \dot{q}), \tag{25}$$

$$\tau_f = -D_0(q) \hat{f}. \tag{26}$$

将式(24)代入式(1)中,并且两边同时减去 $D_0(q) \ddot{q} + M_0(q, \dot{q}) \dot{q}$ 得

$$\ddot{e} + K_p e + K_v \dot{e} = f(x) - \hat{f}(x | \theta), \tag{27}$$

即 $\dot{x} = Ax + B(f(x) - \hat{f}(x | \theta))$. 又

$$f(x) - \hat{f}(x | \theta) =$$

$$f(x) - \hat{f}(x|\theta^*) + \hat{f}(x|\theta^*) - \hat{f}(x|\theta) = \varepsilon + \theta^{*T} \xi(x) - \hat{\theta}^T \xi(x),$$

式中: $\hat{f} = \hat{\theta}^T \xi(x)$; $\hat{\theta}$ 为 θ^* 的估计值.

则式(27)可表示为

$$\dot{x} = Ax + B(\hat{\theta}^T \xi(x) + \varepsilon), \tag{28}$$

式中: $\tilde{\theta}^T = \theta^{*T} - \hat{\theta}^T$.

由于矩阵 A 特征根实部为负, 则存在正定矩阵 P 和 Q 满足 Lyapunov 方程,

$$PA + A^T P = -A. \tag{29}$$

定义 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} x^T P x + \frac{1}{2\eta} \text{tr}(\tilde{\theta}^T \tilde{\theta}), \tag{30}$$

$$\dot{V} = \frac{1}{2} [x^T P x + x^T P \dot{x}] + \frac{1}{\eta} \text{tr}(\tilde{\theta}^T \dot{\tilde{\theta}}) +$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} [(x^T A^T + (\tilde{\theta}^T \xi(x) + \varepsilon)^T B^T) P x + \\ & x^T P (Ax + B(\tilde{\theta}^T \xi(x) + \varepsilon))] + \\ & \frac{1}{\eta} \text{tr}(\dot{\tilde{\theta}}^T \tilde{\theta}) - \frac{1}{2} x^T Q x + \xi^T(x) \tilde{\theta} B^T P x + \\ & \varepsilon^T B^T P x + \frac{1}{\eta} \text{tr}(\dot{\tilde{\theta}}^T \tilde{\theta}), \end{aligned} \tag{31}$$

取自适应律为

$$\dot{\tilde{\theta}}^T = \eta B^T P x \xi^T(x), \tag{32}$$

则有

$$\dot{\tilde{\theta}} = \eta \xi(x) x^T P B, \tag{33}$$

代入式(31)得

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} x^T Q x + \varepsilon^T B^T P x. \tag{34}$$

由已知 $\|\varepsilon\| \leq \varepsilon_0$, $\|B\| = 1$, 设 $\lambda_{\min}(Q)$ 为矩阵 Q 的最小特征值, $\lambda_{\max}(P)$ 为矩阵 P 的最大特征值, 得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|x\| + \varepsilon_0 \lambda_{\max}(P) \|x\| = \\ & -\frac{1}{2} \|x\| (\lambda_{\min}(Q) \|x\| - 2\varepsilon_0 \lambda_{\max}(P)), \end{aligned} \tag{35}$$

要使 $\dot{V} \leq 0$ 则需满足

$$\|x\| \geq \frac{2\varepsilon_0 \lambda_{\max}(P)}{\lambda_{\min}(Q)}. \tag{36}$$

可见当 Q 的特征值越大, P 的特征值越小, 模糊补偿器误差上界 ε_0 越小, 则 x 的收敛半径越小, 跟踪效果越好. 因此用控制律式(24)能够保证闭环系统的稳定性.

6 MATLAB/Simulink 仿真

选取两关节机器人系统分析和验证控制方法的有效性. 如图4为两关节机械手结构示意图, 其

中: l_1, m_1, q_1 分别表示关节1的长度、质量和角位移; l_2, m_2, q_2 分别表示关节2的长度、质量和角位移; θ_1, θ_2 分别表示关节1、2的角度; g 表示重力加速度.

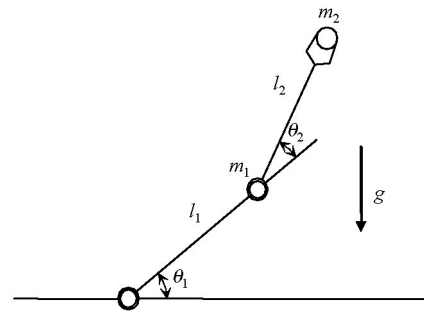


图4 两关节机械手结构示意图
Fig. 4 Structure of two-link robot manipulators

其动力学模型为式(1), 即

$$\tau + \tau_d = D(q) \ddot{q} + C(q, \dot{q}) \dot{q} + G(q) + F(\dot{q}),$$

式中:

$$D(q) = \begin{bmatrix} p_1 + p_2 + 2p_3 \cos q_2 & p_2 + 2p_3 \cos q_2 \\ p_2 + 2p_3 \cos q_2 & p_2 \end{bmatrix};$$

$$C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -p_3 \dot{q}_2 \sin q_2 & -p_3 (\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \sin q_2 \\ p_3 \dot{q}_1 \sin q_2 & 0 \end{bmatrix};$$

$$G(q) = \begin{bmatrix} p_4 g \cos q_1 + p_5 g \cos(q_1 + q_2) \\ p_5 g \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix};$$

$$F(\dot{q}) = 0.02 \text{sgn } \dot{q};$$

$$\tau_d = [0.2 \sin t \quad 0.2 \sin t]^T.$$

将 $\Delta D = D_0 - D, \Delta M = M_0 - M$ 代入式(1)得

$$\ddot{q} = D_0^{-1} (\tau - M_0 \dot{q}) + f,$$

其中 f 在式(11)中已经给出.

$$\text{取 } p = [3.60 \quad 0.84 \quad 0.89 \quad 3.90 \quad 0.50];$$

被控对象初值为

$$q_0 = [0.09 \quad -0.09]^T,$$

$$\dot{q}_0 = [0 \quad 0]^T;$$

仿真中取两种位置指令,

$$q_{1,d} = 0.2 + 0.4(\sin t + \sin 2t),$$

$$q_{2,d} = 0.4 + 0.2(\cos 4t + 0.2 \cos 6t);$$

取控制器参数为

$$K_p = 150 \text{eye}(2),$$

$$K_v = 150 \text{eye}(2),$$

$$Q = 100 \text{eye}(4).$$

上述3个控制器参数的选取, 使得 $\|x\|$ 尽量大于 $\frac{2\varepsilon_0 \lambda_{\max}(P)}{\lambda_{\min}(Q)}$, 这样系统更加稳定, 但 K_p 和 K_v 不

可过大,过大会引起超调量增大.

神经网络隐含层选择 1 层,按照经验公式进行初选,再进行简单试验对比,该隐含层选取 7 个隐含节点.

最后选取无模糊补偿系统(如图 1)和有模糊补偿系统(如图 3)进行仿真比较分析.对每个关节构造模糊系统,两个输入变量分别为角位移 q 和角速度 \dot{q} ,两关节机械手模糊补偿器输入向量为

$$x = (q_1, \dot{q}_1, q_2, \dot{q}_2),$$

基于计算速度和控制精度的考虑,模糊规则每一项折衷选择,分为 5 个模糊集构成集合 A ,

$$A = \{A_j | j=1, \dots, 5\} = \{NB, NS, O, PS, PB\},$$

隶属度函数采用高斯型.

$$\mu_{A_j, j_i}(x_i) = \exp \left[-\frac{(x_i - c_j)^2}{2\sigma_j^2} \right],$$

为隶属度函数曲线中心,取值 -1.0 、 -0.5 、 0 、 0.5 和 1.0 ; $\sigma_j = 0.3$; 该模糊系统共需 $5^4 = 625$ 条模糊规则, $\hat{\theta}$ 初始值取 0.

如图 5、6、7 分别为没有模糊补偿情况下关节 1、2 的轨迹跟踪曲线图和跟踪误差曲线图.对比增加了模糊补偿的情况,如图 8、9、10,可以看出后者的控制精度明显优于前者.如图 11、12、13 所示,增加了模糊补偿的系统,关节 1、2 的加速度跟踪效果也表现优异,关节控制力矩曲线较为缓和,整体表现满足控制要求.

为了更加直观和精确地对比两个机械手轨迹跟踪控制系统表现效果,对系统跟踪误差的均方根误差(root mean square error, RMSE)进行测量计算.如表 1 所示,结果表明运用 RBF 神经网络进行名义模型学习后,增加了模糊补偿的轨迹跟踪效果表现明显优于没有模糊补偿的控制方法,其中两关节跟踪精度分别提高了 60.8% 和 70.4%.

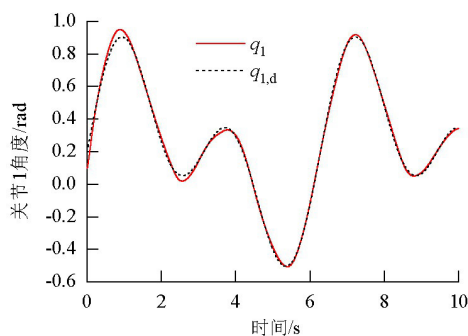


图 5 无模糊补偿关节 1 轨迹跟踪
Fig. 5 Position tracking of the first joint without fuzzy compensator

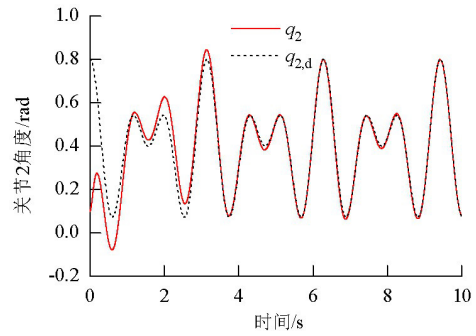


图 6 无模糊补偿关节 2 轨迹跟踪
Fig. 6 Position tracking of the second joint without fuzzy compensator

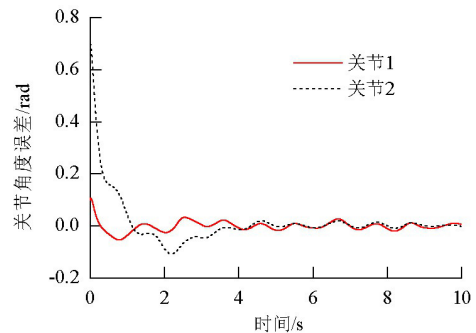


图 7 无模糊补偿两关节跟踪误差
Fig. 7 Position tracking errors of the two joints without fuzzy compensator

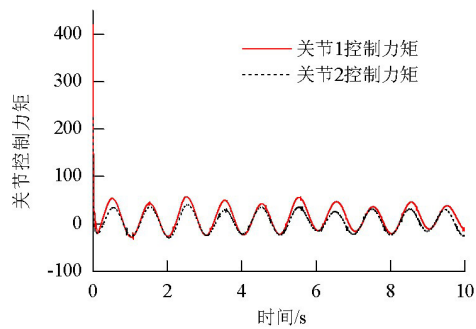


图 8 无模糊补偿两关节控制力矩
Fig. 8 Control torques of the two joints without fuzzy compensator

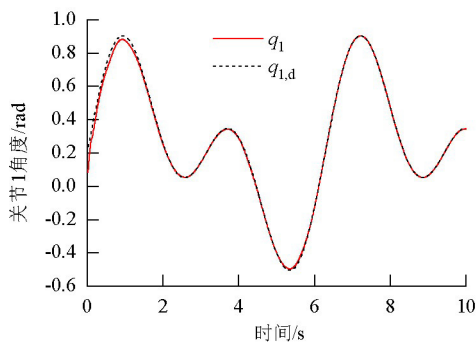


图 9 有模糊补偿关节 1 轨迹跟踪
Fig. 9 Position tracking of the first joint with fuzzy compensator

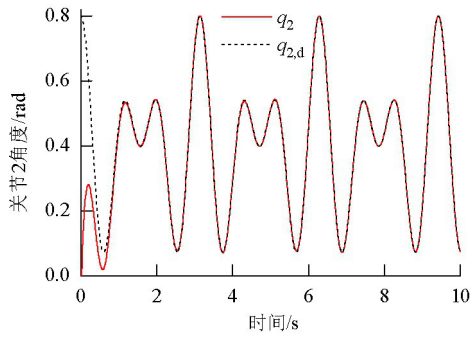


图 10 有模糊补偿关节 2 轨迹跟踪
Fig. 10 Position tracking of the second joint with fuzzy compensator

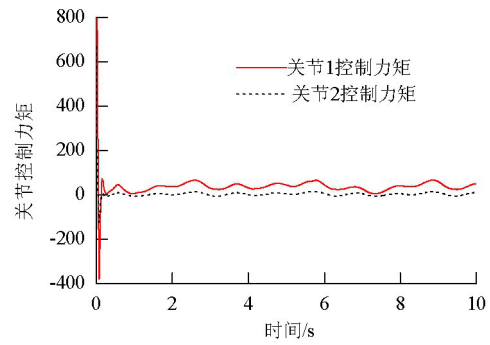


图 14 有模糊补偿两关节控制力矩
Fig. 14 Control torques of the two joints with fuzzy compensator

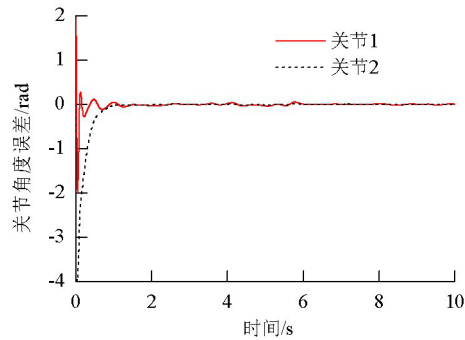


图 11 有模糊补偿两关节跟踪误差
Fig. 11 Position tracking errors of the two joints with fuzzy compensator

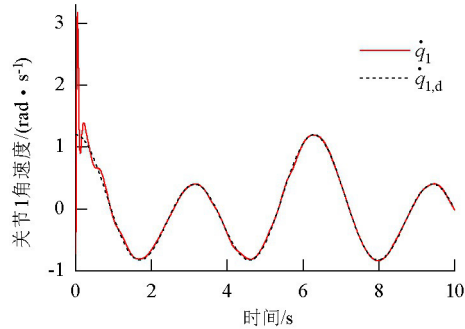


图 12 有模糊补偿关节 1 角速度
Fig. 12 Angular velocity of the first joint with fuzzy compensator

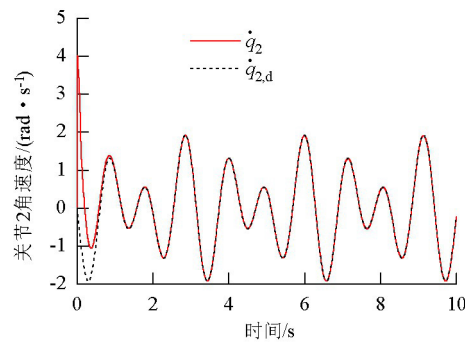


图 13 有模糊补偿关节 2 角速度
Fig. 13 Angular velocity of the second joint with fuzzy compensator

表 1 两种控制方法误差 RMSE 对比

Tab. 1 Tracking errors represented by the RMSE for each joint using various control schemes

RMSE	关节 1	关节 2
RBF 无模糊补偿	0.205 0	0.490 8
RBF 有模糊补偿	0.080 3	0.140 6

7 结束语

本文提出一种基于逆模型 RBF 神经网络名义模型学习和模糊补偿的控制策略,首先对机械手关节模型进行逆运动学分析,构造出计算力矩模型,再运用 RBF 神经网络对名义模型进行学习,最后增加模糊补偿器对系统未建模部分和扰动进行补偿.该方法不依赖于机械手复杂的数学模型,易于实现,最后仿真实验表明该方法取得很好的控制效果,对于工业机器人轨迹跟踪控制研究有一定的参考价值.

本文在理论上提供一种解决机械臂轨迹跟踪的方法,对于模型学习,模糊补偿带来的系统复杂度提高是否影响系统快速性问题尚未提供量化分析.工业应用中,既要考虑精度又要考虑效率,因此今后的研究中可以将此建立优化模型,针对不同的应用场景,提供最优控制方案.

参考文献:

[1] 蔡自兴. 机器人学 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 3-4.
 [2] CRAIG J J. Introduction to robotics: mechanics and control [M]. [S. l.]: Addison-Wesley Pub. Co., 1986: 95-98.
 [3] 焦晓红, 李运锋, 方一鸣, 等. 一种机器人鲁棒自适应控制法 [J]. 机器人技术与应用, 2002(3): 40-43.
 JIAO Xiaohong, LI Yunfeng, FANG Yiming, et al. A robust adaptive control strategy of robotic

- manipulator[J]. Robot Technique and Application , 2002(3): 40-43.
- [4] 陈启军,王月娟,陈辉堂. 基于PD控制的机器人轨迹跟踪性能研究与比较[J]. 控制与决策, 2003(1): 53-57.
CHEN Qijun, WANG Yuejuan, CHEN Huitang. Comparative research of trajectory tracking performance of robotic manipulator based on PD control scheme[J]. Control and Decision, 2003(1): 53-57.
- [5] 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, CAI Tianyou. Neural network compensator based PD control of robotic manipulator[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(12): 110-115.
- [6] 王良勇,杨泉. 带有前馈和神经网络补偿的机械手系统轨迹跟踪控制[J]. 电机与控制学报, 2013, 17(8): 113-118.
WANG Liangyong, YANG Xiao. Trajectory tracking control for robotic manipulators endowed with feedforward and neural networks[J]. Electric Machines and Control, 2013, 17(8): 113-118.
- [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(1): 101-104.
GUAN Xinping, TANG Yinggan, DUAN Guangren. Adaptive control for manipulator based on neural network dynamic compensation[J]. Control Theory & Applications, 2003(1): 101-104.
- [8] WAI R J, CHEN P C. Robust neural fuzzy network control for robot manipulator including actuator dynamics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53(4): 1328-1349.
- [9] FENG G. A compensating scheme for robot tracking based on neural networks[J]. Robotics & Autonomous Systems, 1995, 15(3): 199-206.
- [10] KIM Y H, LEWIS F L. Neural network output feedback control of robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1999, 15(2): 301-309.
- [11] 董立红. 基于模糊补偿的机械手鲁棒自适应模糊控制研究[J]. 计算机工程与科学, 2012, 34(1): 169-173.
DONG Lihong. Research on the robust adaptive fuzzy control of manipulator based on fuzzy compensation[J]. Computer Engineering & Science, 2012, 34(1): 169-173.
- [12] CHEN Y, MA G, LIN S, et al. Adaptive fuzzy computed torque control for robot manipulator with uncertain dynamics[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2012, 9(1): 142-170.
- [13] YOO B K, HAM W C. Adaptive control of robot manipulator using fuzzy compensator[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2000, 8(2): 186-199.
- [14] SUN F C, SUN Z Q, FENG G. An adaptive fuzzy controller based on sliding mode for robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B, 1999, 29(5): 661-667.
- [15] HSU C F, CHENG K H, LEE T T. Robust wavelet-based adaptive neural controller design with a fuzzy compensator[J]. Neurocomputing, 2009, 73(1): 423-431.
- [16] KIM D, HUH S H, SEO S J, et al. Self-organizing radial basis function network modeling for robot manipulator[C]// 18th International Conference on Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems: Innovations in Applied Artificial Intelligence. Bari: IEA/AIE, 2005: 579-587.
- [17] ABDESSEMED F. Svm-based control system for a robot manipulator[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2012, 9(6): 247.
- [18] 刘金琨. 智能控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014: 92-93.
- [19] 刘金琨. 机器人控制系统的设计与MATLAB仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 35-36.

(编辑:唐 晴)