

## 基于 LuGre 摩擦模型的机械臂模糊神经网络控制

徐智浩<sup>a</sup>, 李 胜<sup>a</sup>, 张瑞雷<sup>a</sup>, 陈庆伟<sup>a</sup>, 侯保林<sup>b</sup>

(南京理工大学 a. 自动化学院, b. 机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 针对未知摩擦非线性会使机械臂控制精度难以提高的缺陷, 建立基于动态 LuGre 摩擦的机械臂模型. 在系统参数未知和机械臂负载变化的情况下, 设计一种自适应模糊神经网络控制器, 采用基函数中心和宽度均自适应变化的模糊神经网络补偿器, 实现对系统中包括 LuGre 摩擦在内的非线性环节的逼近, 并利用滑模控制项减小逼近误差. 通过 Lyapunov 方法证明了闭环系统的稳定性, 并通过仿真结果验证了所提出控制方法的有效性.

**关键词:** 机械臂; LuGre 摩擦; 模糊神经网络; 自适应控制

**中图分类号:** TP241

**文献标志码:** A

## Fuzzy-neural-network control for robot manipulators with LuGre friction model

XU Zhi-hao<sup>a</sup>, LI Sheng<sup>a</sup>, ZHANG Rui-lei<sup>a</sup>, CHEN Qing-wei<sup>a</sup>, HOU Bao-lin<sup>b</sup>

(a. School of Automation, b. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China. Correspondent: XU Zhi-hao, E-mail: feng11q@126.com)

**Abstract:** The dynamic model of the two-link robot manipulator based on LuGre friction is established in order to solve the problem that the control precision of manipulators is difficult to be improved of because of unknown nonlinear friction. An adaptive fuzzy-neural-network controller(AFNNC) is designed subject to the high-coupled and nonlinear of the system and numerous parameters of the LuGre friction. Fuzzy-neural-network(FNN) compensator is used to approximate the nonlinear part including the LuGre friction. The center and the width of the basic functions of the FNN can be fixed with on-line adaptation, and the approximate error is eliminated by a sliding-mode part. The stability of the close-loop system is proved by using Lyapunov function. Simulation results show the effectiveness of the control algorithm.

**Key words:** manipulator; LuGre friction; fuzzy-neural-network; adaptive control

### 0 引 言

随着现代科学技术的飞速发展, 机械臂在众多领域起到了越来越重要的作用, 因此对机械臂精确控制的要求也越来越高. 但系统由于存在包括摩擦在内的非线性环节, 且难以获得精确的系统参数, 给机械臂的高精度控制带来了困难, 需要采用合适的补偿方法抑制或消除上述情况带来的影响.

在对系统的非线性环节进行补偿之前, 有必要建立精确的机械臂摩擦模型. 目前常用的摩擦模型有库伦摩擦、黏性摩擦和 Stribeck 摩擦<sup>[1-5]</sup>, 这些摩擦模型对摩擦过程的描述均不够精确. LuGre 摩擦模型是 Cannudas 等<sup>[6]</sup>提出的一个完善的动态摩擦模型, 它能够更准确地描述摩擦过程中复杂的动静特性, 如滑动位移、摩擦滞环、变静摩擦、爬行和 Stribeck 效应

等, 广泛应用于伺服系统、汽车工业等. 目前机械臂控制领域对 LuGre 摩擦的研究较少, 因此将 LuGre 模型引入到机械臂系统, 能够更真实地模拟系统的摩擦环节, 对机械臂的高精度控制具有重要的意义.

为了采用合适的补偿方法补偿机械臂动力学的非线性和参数不确定性, 实现机械臂精确的轨迹跟踪, 研究人员做了大量的工作<sup>[7-12]</sup>. 文献[9]根据机械臂动力学模型的非线性和参数不确定性, 提出了采用神经网络作为补偿器的机械臂轨迹控制策略. 文献[10]针对空间机械臂提出了一种标称计算力矩控制器附加自适应模糊补偿器的符合控制方案. 以上两种控制方法的前提需要得到机械臂的标称模型. 文献[11]采用模糊系统逼近机械臂系统的惯性阵以及哥式力和离心力矩阵, 对机械臂的非线性动力学实现了间接补

收稿日期: 2013-04-25; 修回日期: 2013-08-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975075, 61074023, 51175266); 江苏省高校自然科学基金项目(12KJB510008).

作者简介: 徐智浩(1989—), 男, 博士生, 从事多刚体动力学、多关节机器人控制的研究; 陈庆伟(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、运动体高精度跟踪控制系统等研究.

偿. 文献 [12] 采用 5 层的模糊神经网络系统对空间机械臂实现了跟踪控制, 但是未给出闭环系统的稳定性证明.

本文将 LuGre 摩擦模型引入机械臂系统, 考虑负载突变的情况, 根据模糊神经网络自学习、自适应、逼近任意非线性函数等特点, 设计一个自适应模糊神经网络控制器. 该控制器采用具有 4 层结构的自适应模糊神经网络, 逼近机械臂系统中包括摩擦在内的非线性环节, 且基函数中心和宽度都可自适应调整. 最后通过仿真实验表明了所提出控制方法的有效性.

## 1 考虑 LuGre 摩擦的机械臂系统模型

图 1 为两连杆工业机械臂模型. 图 1 中:  $l_i (i = 1, 2)$  为连杆长度;  $l_i^g (i = 1, 2)$  为连杆质心到转轴的距离;  $m_i (i = 1, 2)$  为连杆质量;  $q_i (i = 1, 2)$  为连杆关节转角;  $m_3$  为负载质量.

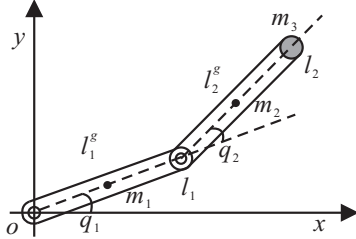


图 1 两连杆工业机械臂模型

不考虑系统柔性, 两连杆工业机械臂的动力学模型为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + f = \tau. \quad (1)$$

其中:  $q = [q_1, q_2]^T$  为机械臂转角向量;  $M(q)$  为惯性矩阵;  $C(q, \dot{q})\dot{q}$  为包含哥式力和离心力的向量;  $G(q)$  为重力矩向量;  $\tau = [\tau_1, \tau_2]^T$  为关节驱动力矩向量;  $f$  为 LuGre 摩擦力矩向量. 惯性矩阵  $M(q)$  和哥式力与离心力矩阵  $C(q, \dot{q})$  满足性质

$$y^T \left[ \frac{1}{2} \dot{M}(q) - C(q, \dot{q}) \right] y = 0, \quad \forall y \in \mathbf{R}^2. \quad (2)$$

LuGre 摩擦模型可描述<sup>[6]</sup>为

$$\begin{cases} \frac{dz}{dt} = \dot{q} - \frac{|\dot{q}|}{g(\dot{q})} z, \\ \sigma_0 g(\dot{q}) = F_c + (F_s - F_c) e^{-(\dot{q}/\dot{q}_s)^2}, \\ f = \lambda \left( \sigma_0 z + \sigma_1 \frac{dz}{dt} + \sigma_2 \dot{q} \right). \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $z$  为接触面鬃毛的平均变形量;  $\dot{q}$  为负载角速度; 非线性函数  $g(\dot{q}) > 0$  为摩擦效应;  $\sigma_0$  为摩擦刚性系数;  $F_c$  为 Coulomb 摩擦力矩;  $F_s$  为最大静摩擦力矩;  $\dot{q}_s$  为 Stribeck 速度;  $\sigma_1$  为摩擦阻尼系数;  $\sigma_2$  为粘性摩擦系数;  $\lambda$  为摩擦系数, 在实际的 LuGre 模型中,  $\lambda$  会根据工作环境的变化而变化, 因此通常用  $\lambda$  反映工作环境变化对摩擦力矩的影响.

## 2 模糊神经网络及其函数逼近

Wang 等<sup>[13]</sup>证明了模糊系统能以任意精度逼近紧致集上的任意连续实函数. 神经网络控制具有自学习性, 能够不断调整自身的参数<sup>[14]</sup>, 将神经网络与模糊系统相结合的模糊神经网络同时具有函数逼近与自学习的特点. 本文采用具有 4 层结构的模糊神经网络 (FNN) 逼近机械臂系统的非线性环节, 其模糊基函数中心和宽度均可变, 模糊神经网络结构如图 2 所示.

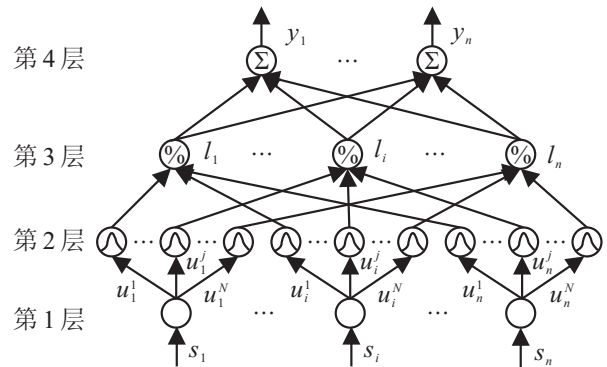


图 2 模糊神经网络结构

第 1 层为输入层,  $s_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为模糊神经网络输入, 其中  $n$  为输入个数.

第 2 层为输入各分量的模糊隶属度计算层, 采用高斯函数

$$u_i^j(s_i) = \exp\left(-\left(\frac{s_i - m_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right). \quad (4)$$

其中:  $m_i^j$  和  $\sigma_i^j (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, N)$  分别为模糊基函数 (FNNBF) 的中心和宽度, 其基函数中心和宽度向量分别为

$$m = [m_1^1, m_1^2, \dots, m_1^N, m_2^1, m_2^2, \dots, m_2^N, \dots, m_n^1, m_n^2, \dots, m_n^N]^T \in \mathbf{R}^{N_r \times 1},$$

$$\sigma = [\sigma_1^1, \sigma_1^2, \dots, \sigma_1^N, \sigma_2^1, \sigma_2^2, \dots, \sigma_2^N, \dots, \sigma_n^1, \sigma_n^2, \dots, \sigma_n^N]^T \in \mathbf{R}^{N_r \times 1},$$

$$N_r = n \times N.$$

第 3 层用于匹配模糊规则的前件, 完成的运算为

$$l_j = \frac{\prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{s_i - m_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right)}{\sum_{j=1}^N \left[ \prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{s_i - m_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right) \right]}. \quad (5)$$

第 4 层为输出层, 实现的是清晰化计算, 即

$$y_i = \sum_{j=1}^N w_i^j l_j, \quad (6)$$

其中  $y_i (i = 1, 2, \dots, r)$  为输出向量.

模糊神经网络的矩阵形式为

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_r]^T = WL. \quad (7)$$

其中:  $W \in \mathbf{R}^{n \times N}$  为权值矩阵,  $L \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ .

### 3 自适应模糊控制器设计

#### 3.1 自适应模糊控制器设计

假设机械臂的关节转角  $q$  和关节角速度  $\dot{q}$  可测, 期望角度  $q_d$  及其导数  $\dot{q}_d$  已知, 系统的其他参数均未知. 设计自适应模糊神经网络控制器 (AFNNC), 使机械臂关节转角  $q$  尽可能精确地跟踪其期望值  $q_d$ .

定义角度误差

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

角速度误差

$$\dot{e} = \dot{q} - \dot{q}_d. \quad (9)$$

定义滑模函数

$$s = \dot{e} + \alpha e, \quad (10)$$

其中常数  $\alpha > 0$ . 添加中间变量  $q_r$ , 定义为

$$\dot{q}_r = \dot{q}_d - \alpha e. \quad (11)$$

对式 (11) 求导, 得

$$\ddot{q}_r = \ddot{q}_d - \alpha \dot{e}. \quad (12)$$

联立式 (8)~(12), 得到

$$\begin{cases} M\dot{s} = -Cs + \tau - F, \\ F = M\ddot{q}_r - C\dot{q}_r - f - G, \end{cases} \quad (13)$$

其中  $F$  为包含 LuGre 摩擦在内的非线性函数. 采用上文提到的模糊神经网络进行逼近, 有

$$F = W^*L^* + \varepsilon. \quad (14)$$

其中:  $W^*$  为  $W$  的最优值,  $L^*$  为  $L$  的最优值,  $\varepsilon$  为最优逼近误差向量. 取控制率

$$\tau = \hat{W}\hat{L} - K_d s - K_r \text{sgn}(s). \quad (15)$$

其中:  $K_d, K_r$  为正定对角阵;  $-K_r \text{sgn}(s)$  为滑模控制项;  $\hat{W}\hat{L}$  为非线性补偿项, 用来补偿非线性函数  $F$ ;  $\hat{W}, \hat{L}$  分别为  $W^*$  和  $L^*$  的估计值, 补偿误差为

$$\tilde{F} = F^* - \hat{W}\hat{L} = W^*L^* + \varepsilon - \hat{W}\hat{L}, \quad (16)$$

$\tilde{W} = W^* - \hat{W}, \tilde{L} = L^* - \hat{L}$ . 根据式 (5),  $l$  为  $m, \sigma$  的函数, 对于  $L = [l_1, l_2, \dots, l_N]^T$ , 有

$$\tilde{L} = [\tilde{l}_1 \ \tilde{l}_2 \ \dots \ \tilde{l}_N]^T = \begin{bmatrix} \partial l_1 / \partial m^T \\ \partial l_2 / \partial m^T \\ \vdots \\ \partial l_N / \partial m^T \end{bmatrix} \Big|_{m=\hat{m}} (m^* - \hat{m}) + \begin{bmatrix} \partial l_1 / \partial \sigma^T \\ \partial l_2 / \partial \sigma^T \\ \vdots \\ \partial l_N / \partial \sigma^T \end{bmatrix} \Big|_{\sigma=\hat{\sigma}} (\sigma^* - \hat{\sigma}) + o_n. \quad (17)$$

其中

$$\tilde{m} = m^* - \hat{m}, \tilde{\sigma} = \sigma^* - \hat{\sigma},$$

$$l_m = \left[ \frac{\partial l_1}{\partial m^T} \ \frac{\partial l_2}{\partial m^T} \ \dots \ \frac{\partial l_N}{\partial m^T} \right] \Big|_{m=\hat{m}} \in \mathbf{R}^{N \times N_r},$$

$$l_\sigma = \left[ \frac{\partial l_1}{\partial \sigma^T} \ \frac{\partial l_2}{\partial \sigma^T} \ \dots \ \frac{\partial l_N}{\partial \sigma^T} \right] \Big|_{\sigma=\hat{\sigma}} \in \mathbf{R}^{N \times N_r},$$

$o_n$  为高阶项. 将式 (17) 代入 (16), 得到

$$\begin{aligned} \tilde{F} &= W^*L^* + \varepsilon - \hat{W}\hat{L} = \\ &(\tilde{W} + \hat{W})(\hat{L} + l_m \tilde{m} + l_\sigma \tilde{\sigma} + o_n - \hat{W}\hat{L}) + \varepsilon = \\ &\tilde{W}\hat{L} + \hat{W}l_m \tilde{m} + \hat{W}l_\sigma \tilde{\sigma} + \Delta F, \end{aligned} \quad (18)$$

其中

$$\Delta F = \tilde{W}l_m \tilde{m} + \tilde{W}l_\sigma \tilde{\sigma} + W^*o_n + \varepsilon \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$$

有界. 则存在正定阵  $\Delta F^* = \text{diag}(\Delta F_1^*, \Delta F_2^*)$ , 对于有界的  $\Delta F = [\Delta F_1, \Delta F_2]^T$ , 满足

$$0 < |\Delta F_1| \leq \Delta F_1^*, \quad 0 < |\Delta F_2| \leq \Delta F_2^*.$$

取参数自适应律为

$$\begin{cases} \dot{\hat{W}} = -\Gamma_1 s \hat{L}^T, \\ \dot{\hat{m}} = -\Gamma_2 l_m^T \hat{W}^T s, \\ \dot{\hat{\sigma}} = -\Gamma_3 l_\sigma^T \hat{W}^T s, \end{cases} \quad (19)$$

其中  $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3$  为正定对角矩阵.

#### 3.2 稳定性分析

**定理 1** 当参数自适应律取式 (19) 时, 机械臂 (1) 与控制器 (15) 组成的自适应模糊系统稳定, 只需  $K_r - \Delta F^*$  正定.

**证明** 取 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} s^T M s + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_1^{-1} \tilde{W}) + \frac{1}{2} \tilde{m}^T \Gamma_2^{-1} \tilde{m} + \frac{1}{2} \tilde{\sigma}^T \Gamma_3^{-1} \tilde{\sigma}. \quad (20)$$

对式 (20) 求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T M \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_2^{-1} \dot{\tilde{W}}) + \\ &\tilde{m}^T \Gamma_2^{-1} \dot{\tilde{m}} + \tilde{\sigma}^T \Gamma_3^{-1} \dot{\tilde{\sigma}}. \end{aligned} \quad (21)$$

将式 (13)、(15)、(19) 代入 (21), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T (-Cs - K_d s - K_r \text{sgn}(s) + \hat{W}\hat{L} - \\ &W^*L^* - \varepsilon) + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_1^{-1} \dot{\tilde{W}}) + \\ &\tilde{m}^T \Gamma_2^{-1} \dot{\tilde{m}} + \tilde{\sigma}^T \Gamma_3^{-1} \dot{\tilde{\sigma}}. \end{aligned} \quad (22)$$

根据性质 (2), 将式 (19) 代入 (22), 得到

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T (-K_d s - K_r \text{sgn}(s) - \tilde{W}\hat{L} - \hat{W}l_m \tilde{m} - \\ &\hat{W}l_\sigma \tilde{\sigma} - \Delta F) + \text{tr}(\tilde{W}^T s \hat{L}^T) + \\ &\tilde{m}^T l_m^T W^T s + \tilde{\sigma}^T l_\sigma^T W^T s. \end{aligned} \quad (23)$$

因为

$$\text{tr}(\tilde{W}^T s \hat{L}^T) = \text{tr}((s^T \tilde{W}) \hat{L}) = s^T \tilde{W} \hat{L},$$

所以有

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T (-K_d s - K_r \text{sgn}(s) - \Delta F) = \\ &-s^T K_d s - s^T (K_r \text{sgn}(s) + \Delta F). \end{aligned} \quad (24)$$

因为  $K_r - \Delta F^*$  正定, 即对于  $K_r = \text{diag}(K_{r1}, K_{r2})$ , 满足  $K_{r1} > \Delta F_1^* \geq |\Delta F_1|$ ,  $K_{r2} > \Delta F_2^* \geq |\Delta F_2|$ , 得到

$$-s^T(K_r \text{sgn}(s) + \Delta F) < 0, \quad (25)$$

所以有

$$\dot{V} \leq -s^T K_d s \leq 0. \quad (26)$$

由此可知闭环系统是稳定的.  $\square$

自适应模糊神经网络控制器 (AFNNC) 的结构如图3所示.

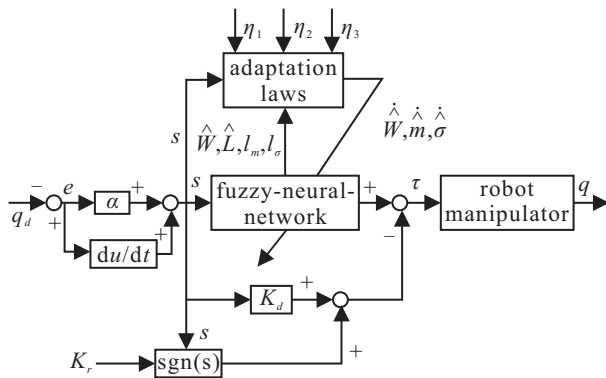


图3 自适应模糊神经网络控制器结构

## 4 仿真实验

为了验证上述方案的有效性, 对图1所示机械臂进行数值仿真 (Matlab 2010b), 各参数取值如下:  $m_1 = 1 \text{ kg}$ ,  $m_2 = 1 \text{ kg}$ ,  $l_1 = 1 \text{ m}$ ,  $l_2 = 1 \text{ m}$ ,  $l_1^g = 0.5 \text{ m}$ ,  $l_2^g = 0.5 \text{ m}$ , 负载  $m_3$  可变. LuGre 摩擦模型的相关参数如下:  $F_c = 0.3$ ,  $F_s = 0.45$ ,  $w_s = 0.005$ ,  $\sigma_0 = 10000$ ,  $\sigma_1 = 35$ ,  $\sigma_2 = 0.2$ . 控制器参数如下:  $K_r = \text{diag}(10, 10)$ ,  $K_d = \text{diag}(100, 50)$ , 神经网络基函数 (FNNBF) 的中心和宽度的初值选取为

$$m = [-1.5, -1, -0.5, 0, 0.5, 1, 1.5, -1.5, -1, -0.5, 0, 0.5, 1, 1.5]^T,$$

$$\sigma = [2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2]^T.$$

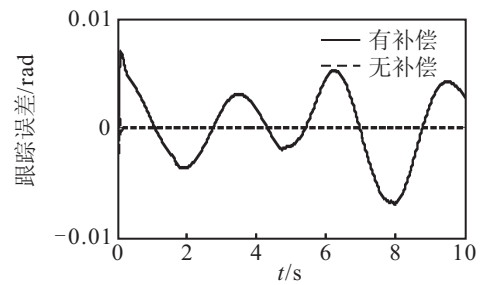
### 4.1 非线性补偿性能

为了考察在系统参数全部未知的情况下, 该控制方案提出的FNN补偿器的有效性, 对机械臂进行如下两个仿真实验.

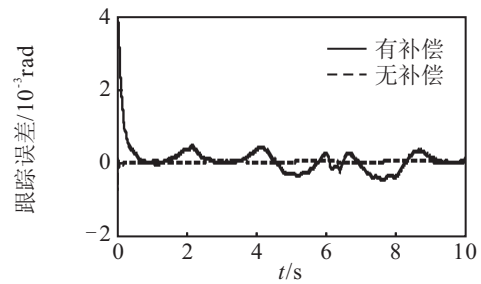
**仿真1** 对空载时的机械臂进行分组仿真研究, 一组采用FNN补偿, 另外一组不采用任何补偿. 参数取值为  $\lambda = 1$ ,  $m_3 = 0 \text{ kg}$ , 关节转角的期望轨迹为  $q_1(t) = \sin(t)$ ,  $q_2(t) = 0.5\sin(1.5t + \pi)$ . 得到的两组机械臂各关节转角误差曲线对比如图4所示.

引入FNN补偿后系统误差远小于无补偿情况, FNN补偿器能够有效地补偿系统的非线性环节, 使关节转角稳态误差保持在很小的范围内. 为了进一步研究FNN补偿器对系统非线性环节的补偿性能, 将非

线性函数  $F$  与FNN补偿器得到的函数逼近曲线作对比, 结果如图5所示. 在空载、摩擦系统不变的条件下, 该FNN补偿器具有良好的非线性补偿性能.

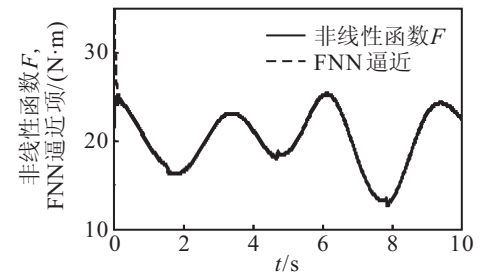


(a) 关节1

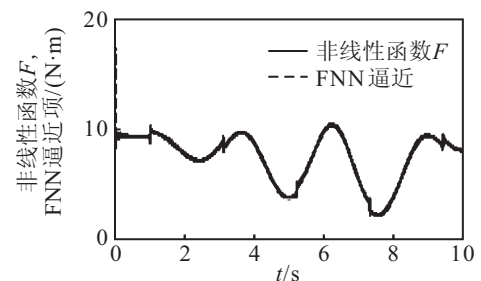


(b) 关节2

图4 有无FNN补偿器跟踪误差比较



(a) 关节1



(b) 关节2

图5 空载、摩擦不变时FNN补偿器补偿效果

**仿真2** 考察系统摩擦系数时变情况下控制器的跟踪性能. 参数取值为  $m_3 = 0 \text{ kg}$ , 系统摩擦系数随时间变化函数为  $\lambda = 4 + \sin(6\pi t)$ .

关节转角误差如图6所示, 系统的稳态误差仍能保持在较小范围内 ( $3 \times 10^{-4} \text{ rad}$ ). 系统非线性函数和FNN补偿器的非线性补偿曲线对比如图7所示. 在因关节角速度变向使系统摩擦发生跳变时, FNN补偿器仍能进行有效的补偿.

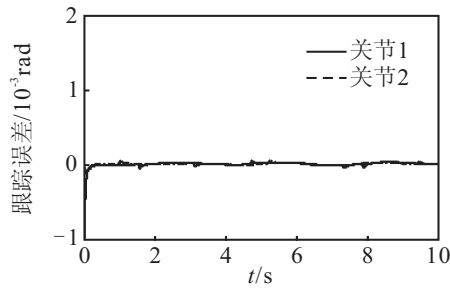
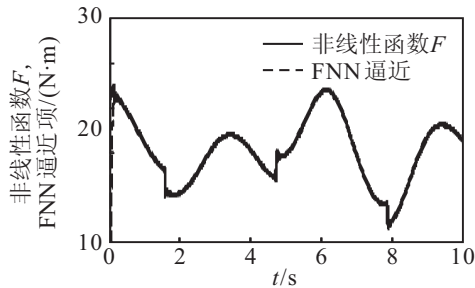
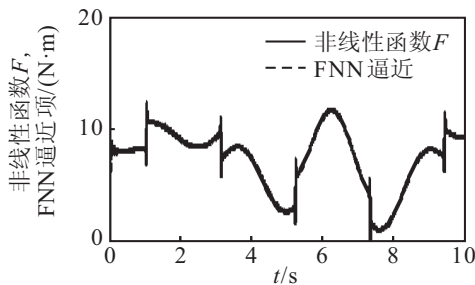


图6 摩擦时变时跟踪误差曲线



(a) 关节1



(b) 关节2

图7 摩擦时变时FNN补偿器补偿效果

### 4.2 鲁棒性能

为了进一步考察控制器的鲁棒性能,在系统摩擦系数时变、负载也发生突变的情况下验证控制器的跟踪性能。与文献[14]的神经网络算法(RBF)进行比较,并选取误差指标函数为绝对误差积分

$$J_{TAE} = \int_0^T |e| dt.$$

参数取值为: 初始时刻  $m_3 = 0 \text{ kg}$ ,  $t = 4 \sim 14 \text{ s}$  时负载随时间变化函数为

$$m_3 = 1 + \cos(t);$$

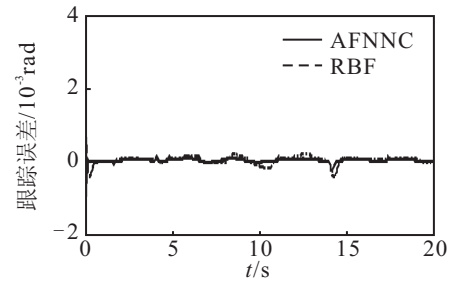
$t = 14 \text{ s}$  后  $m_3 = 0 \text{ kg}$ , 摩擦系数随时间变化的函数为

$$\lambda = 4 + \sin(6\pi t).$$

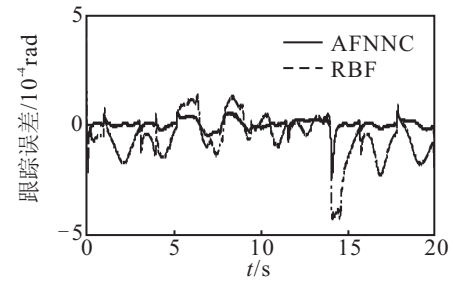
两种算法得到的误差性能指标如表1所示, 关节跟踪误差如图8所示。本文提出的控制方法(AFNNC)稳态误差能保持在更小的范围内, 在负载跳变时( $t = 4 \text{ s}$ ,  $t = 14 \text{ s}$ ), 关节转角误差较小, 且能够更快收敛。

表1 摩擦及负载变化时误差性能指标对比 rad

J	关节1	关节2
AFNNC	$5.8142 \times 10^{-4}$	$3.4395 \times 10^{-4}$
RBF	$1.6744 \times 10^{-3}$	$1.7949 \times 10^{-3}$



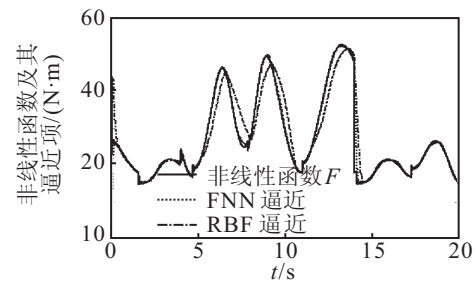
(a) 关节1



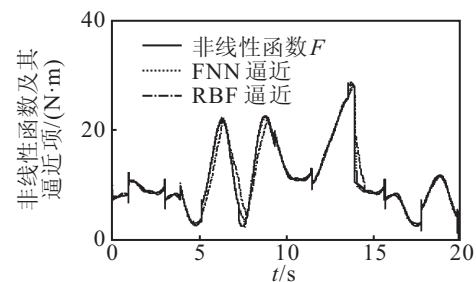
(b) 关节2

图8 摩擦和负载变化时误差跟踪对比

两种算法的补偿器补偿结果如图9所示, 在系统负载未发生跳变时( $t < 4 \text{ s}$ ), 两种算法均能够有效补偿系统的非线性环节F; 当系统负载变化时(包括  $t = 4 \text{ s}$ 、 $t = 14 \text{ s}$  时的负载突变和  $t = 4 \sim 14 \text{ s}$  时的负载连续变化), FNN补偿器能够更快地逼近非线性环节的真实值, 且补偿精度更高。



(a) 关节1



(b) 关节2

图9 摩擦及负载变化时补偿器补偿效果对比

## 5 结论

本文将LuGre摩擦模型引入到机械臂系统, 在系统参数未知的情况下, 设计了一种自适应模糊神经网络控制器, 并使用Lyapunov理论给出了系统的稳定性证明。仿真结果表明, 所提出控制方法能够在负载

和工作环境变化的情况下保持对关节期望角度的高精度跟踪, 具有较好的鲁棒性.

### 参考文献(References)

- [1] Shang Wei-wei, Cong Shuang. Nonlinear adaptive task space control for a 2-DOF redundantly actuated parallel manipulator[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2010, 59(1/2): 61-72.
- [2] Wang San-xiu, Jiang Sheng-tao. Adaptive friction compensation of robot manipulator[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2011, 97(1): 127-134.
- [3] Tsai Ching-chi, Cheng Meng-bi, Lin Shui-chun. Robust tracking controller for a wheeled mobile manipulator with arms using hybrid sliding-mode neural network[J]. *Asian J of Control*, 2007, 9(4): 377-388.
- [4] 林雷, 王洪瑞, 任华彬. 基于模糊变结构的机械臂控制[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(4): 633-645.  
(Lin L, Wang H R, Ren H B. Fuzzy-based variable structure control for robotics manipulators[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(4): 633-645.)
- [5] Chen C Y, Cheng M H M, Yang C F, et al. Robust adaptive control for robot manipulators with friction[C]. *Proc of the 3rd Int Conf on Innovative Computing Information and Control*. Dalian: IEEE, 2008: 422.
- [6] Canudas de Wit C, Olsson H, Lischinsky P. A new model for control of systems with Friction[J]. *Automatic Control*, 1995, 40(3): 419-425.
- [7] 史先鹏, 刘士荣. 机械臂轨迹跟踪控制研究进展[J]. *控制工程*, 2008, 25(6): 990-994.  
(Shi X P, Liu S R. A survey of trajectory tracking control for robot manipulators[J]. *Control Engineering of China*, 2008, 25(6): 990-994.)
- [8] Moreno-Valenzuela J, Santibáñez V. Robust saturated PI joint control for robot manipulators[J]. *Asian J of Control*, 2013, 15(1): 64-79.
- [9] 刘建昌, 苗宇. 基于神经网络补偿的机械臂轨迹控制策略的研究[J]. *控制与决策*, 2005, 20(7): 732-736.  
(Liu J C, Miao Y. Research on trajectory control strategy of robot arm based on neural network compensation[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(7): 732-736.)
- [10] 梁捷, 陈力. 空间机械臂关节运动的自适应模糊补偿控制[J]. *系统仿真学报*, 2011, 23(3): 577-582.  
(Liang J, Chen L. Fuzzy logic adaptive compensation control for space manipulator to track desired trajectory in joint space[J]. *J of System Simulation*, 2011, 23(3): 577-582.)
- [11] Rong H J. Indirect adaptive fuzzy-neural control of robot manipulator[C]. *Proc of the 9th Int Conf on Embedded Software and Systems and the 14th Int Conf on High Performance Computing and Communication*. Liverpool: IEEE, 2012: 1776-1781.
- [12] 洪昭斌, 陈力. 基于高斯基模糊神经网络的漂浮基柔性空间机械臂自学习控制[J]. *工程力学*, 2009, 26(6): 172-177.  
(Hong Z B, Chen L. Self-learning control of space flexible manipulator based on gauss function fuzzy neural network[J]. *Engineering Mechanics*, 2009, 26(6): 172-177.)
- [13] Wang L X, Mendel J M. Fuzzy basis functions, universal approximation and orthogonal least squares learning[J]. *Neural Networks*, 1992, 3(5): 807-814.
- [14] Lewis F L, Dawson D M, Abdallah C T. *Robot manipulator control: Theory and practice*[M]. Florida: CRC Press, 2003: 123-129.

(责任编辑: 郑晓蕾)