

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2022.106

输入受限下机器人关节神经网络自适应控制

雷源, 李聪, 宋延奎, 李俊阳, 王森
(重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要:针对机器人关节控制输入受限以及动力学模型中存在非线性摩擦、柔性变形和未知外部干扰力矩等问题,提出了一种基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的输入饱和指令滤波自适应控制方法。基于指令滤波反步法,采用饱和函数约束控制输入的幅值,使用RBF神经网络在线逼近未知干扰,并利用Lyapunov稳定性理论证明了闭环系统的所有误差最终一致有界。仿真结果表明,控制算法不仅使系统的控制输入幅值被严格约束在规定的范围之内,完成了对目标轨迹的高精度跟踪(跟踪误差约为 ± 0.003 rad),而且还可抵抗外部阶跃干扰力矩和建模误差对控制系统的不良影响,保证系统的高精度与强鲁棒性,性能优于PID(propotional integral derivative)控制和普通指令滤波反步控制(command filter backstepping control, CFBC),对机器人关节在高精度领域应用与智能控制具有重要价值。

关键词:机器人关节;输入受限;指令滤波反步法;神经网络;自适应控制系统

中图分类号:TP273.2

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2023)06-101-11

Neural network adaptive control of the robot joint with limited input

LEI Yuan, LI Cong, SONG Yankui, LI Junyang, WANG Sen

(State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: An adaptive control method of input saturation command filtering based on radial basis function (RBF) neural network was proposed to solve the problems of limited control input, nonlinear friction, flexible deformation and unknown disturbance torque in the dynamic model of the robot joint. Based on the instruction filter backstepping method, the saturation function was used to constrain the amplitude of control input and the RBF neural network was used to approach the unknown disturbances. All the errors of the closed-loop system were proved ultimately uniformly bounded by using the Lyapunov stability theory. The simulation results show that the proposed control algorithm not only makes the control input amplitude of the system strictly constrained within the specified range, but also completes the high-precision tracking of the target trajectory (the tracking error is about ± 0.003 rad). It can also resist the adverse effects of external step disturbance torque and modeling error on the control system, ensuring high accuracy and strong robustness of the system. The performance of the proposed control method is better than PID (propotional integral derivative) control and ordinary CFBC (command filter backstepping control) methods. It is of great value to the application and intelligent control of the robot joint in high precision field.

收稿日期:2021-08-27 网络出版日期:2022-03-01

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1304800)。

Supported by the National Key Research and Development Program (2018YFB1304800).

作者简介:雷源(1996—),男,硕士研究生,主要从事精密减速器研究,(E-mail)1310145469@qq.com。

通信作者:李俊阳,男,副教授,博士生导师,主要从事精密传动研究,(E-mail)lijunyang1982@sina.com。

Keywords: robot joint; limited input; command filtering backstepping; neural networks; adaptive control system

谐波减速器和永磁同步电机构成的机器人关节在实际工况中会面临多种复杂的非线性情况,谐波减速器依靠柔轮产生弹性机械波传递运动和动力,在运行时会受到柔性、摩擦等非线性传动特性的不良影响^[1],还有不确定的外部干扰作用^[2],这些因素会对机器人关节的跟踪精度产生不利影响,甚至影响关节控制系统的稳定性^[3]。大多数对机器人关节非线性控制的研究只注重系统运行的稳定性和快速性,但由于系统物理条件的限制,控制系统只能产生幅值有限的控制输入^[4],控制输入超出执行器的输出上下限时,就会产生饱和现象,降低系统的跟踪精度^[5],甚至导致系统失稳。

研究学者们对具有多种非线性因素影响和输入受限的机器人关节提出了多种控制方法。张春雷等^[6]考虑输入饱和与输出受限,采用障碍型李雅普诺夫函数以及反步法设计神经网络自适应控制器。而传统反步法会导致“复杂性爆炸”问题,王家序等^[7]使用动态面控制,引入一阶滤波器计算虚拟项微分解决了该问题,并结合RBF神经网络完成了关节存在干扰和摩擦时的轨迹跟踪控制,但未考虑输入受限情况。Fu等^[8]针对具有输入饱和的感应电动机,利用神经网络来逼近非线性项,使用指令滤波技术处理“复杂性爆炸”问题。但是,滤波器会产生滤波误差,影响控制精度,在控制系统中加以补偿是一种常见的方法^[9-10]。因此,有必要考虑系统输入受限的情况,加入指令滤波反步法^[11-12],构造误差补偿机制,提高控制精度。

笔者以谐波减速器和永磁同步电机构成的机器人关节为研究对象,建立机电耦合动力学模型,与现有动力学模型相比更接近实际控制。基于指令滤波反步法,使用二阶指令滤波器解决“复杂性爆炸”问题,同时构造了误差补偿系统以抵消滤波器产生的滤波误差,利用饱和函数约束机器人关节的控制输入,在控制律中引入饱和补偿,使用RBF神经网络在线自适应逼近摩擦、外部干扰力矩和建模误差等因素,设计输入受限下的机器人关节的非线性自适应控制策略。

1 机器人关节建模

根据Spong提出的柔性关节动力学模型^[13]和表贴式永磁同步电机的数学模型^[14],建立机电耦合动力学模型:

$$\begin{cases} J_w \ddot{\theta}_w + B_w \dot{\theta}_w - K_s \left(\frac{\theta_m}{N} - \theta_w \right) + \tau_w + \tau_f = 0; \\ J_m \ddot{\theta}_m + B_m \dot{\theta}_m + \frac{K_s}{N} \left(\frac{\theta_m}{N} - \theta_w \right) = \frac{3}{2} p_n \psi_f i_q; \\ \frac{d}{dt} i_q = -\frac{R}{L_q} i_q - \frac{1}{L_q} p_n \dot{\theta}_m (L_d i_d + \psi_f) + \frac{u_q}{L_q}; \\ \frac{d}{dt} i_d = -\frac{R}{L_d} i_d + \frac{L_q}{L_d} p_n \dot{\theta}_m i_q + \frac{u_d}{L_d}. \end{cases} \quad (1)$$

式中: J_w 、 θ_w 、 B_w 、 τ_w 分别为关节输出端的转动惯量、输出角度、阻尼系数、外部干扰力矩; J_m 、 θ_m 、 B_m 分别为输入端的转动惯量、输入角度、阻尼系数; K_s 为谐波减速器的刚度; N 为减速比; τ_f 为关节的摩擦力矩; u_d 、 u_q 、 i_d 、 i_q 、 L_d 、 L_q 、 ψ_d 、 ψ_q 分别是永磁同步电机同步旋转坐标系 d 轴和 q 轴上的定子电压、电流、电感、磁链; R 为电机定子线圈电阻; p_n 为电机的极对数; ψ_f 表示永磁体磁链。

摩擦力矩 τ_f 采用Lugre摩擦模型^[7]进行描述:

$$\begin{cases} \tau_f = \sigma_0 z + \sigma_1 \frac{dz}{dt} + \sigma_2 \dot{q}_1; \\ \frac{dz}{dt} = \dot{q}_1 - \frac{|\dot{q}_1|}{g(\dot{q}_1)} z; \\ \sigma_0 g(\dot{q}_1) = \tau_c + (\tau_s - \tau_c) e^{-(\dot{q}_1/\dot{q}_s)^2}. \end{cases} \quad (2)$$

式中: t 表示时间; σ_0 表示接触面鬃毛刚度; σ_1 为鬃毛阻尼系数; σ_2 为粘性摩擦系数; z 为鬃毛的平均变形量; τ_c 为库仑摩擦力矩; τ_s 为静摩擦力矩; \dot{q}_s 为Stribeck切换速度; $g(\dot{q}_1)$ 为有界函数。

定义状态变量 $x_1 = \theta_w$, $x_2 = \dot{\theta}_w$, $x_3 = \theta_m$, $x_4 = \dot{\theta}_m$, $x_5 = i_q$, $x_6 = i_d$, 系统的输出为 $y_1 = x_1$, $y_2 = x_2$, 将式(1)转换为状态方程的形式:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2; \\ \dot{x}_2 = \frac{1}{J_w} \left[-B_w x_2 + K_s \left(\frac{x_3}{N} - x_1 \right) - \tau_w - \tau_f - \tau_1 \right]; \\ \dot{x}_3 = x_4; \\ \dot{x}_4 = \frac{1}{J_m} \left[\frac{3}{2} p_n \psi_f x_5 - B_m x_4 - \frac{K_s}{N} \left(\frac{x_3}{N} - x_1 \right) - \tau_2 \right]; \\ \dot{x}_5 = -\frac{R}{L_q} x_5 - \frac{1}{L_q} p_n x_4 (L_d x_6 + \psi_f) + \frac{u_q}{L_q} + \frac{\tau_3}{L_q}; \\ \dot{x}_6 = -\frac{R}{L_d} x_6 + \frac{L_q}{L_d} p_n x_4 x_5 + \frac{u_d}{L_d} + \frac{\tau_4}{L_d}; \\ y_1 = x_1; \\ y_2 = x_2. \end{cases} \quad (3)$$

考虑建模过程中存在的误差和未知外部干扰力矩的影响, 以及控制系统输入受限问题, 则机器人关节的状态方程(3)可写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = g_1 x_2 + f_1; \\ \dot{x}_2 = g_2 x_3 + f_2(x_1, x_2) + d_1; \\ \dot{x}_3 = g_3 x_4 + f_3; \\ \dot{x}_4 = g_4 x_5 + f_4(x_1, x_3, x_4) + d_2; \\ \dot{x}_5 = g_5 u_q^* + f_5(x_4, x_5, x_6) + d_3 + g_5(u_q - u_q^*); \\ \dot{x}_6 = g_6 u_d^* + f_6(x_4, x_5, x_6) + d_4 + g_6(u_d - u_d^*); \\ y_1 = x_1; \\ y_2 = x_2. \end{cases} \quad (4)$$

式中: u_q^* 、 u_d^* 是考虑输入受限的待设计控制输入; $g_1 = 1$, $g_2 = K_s/J_w N$, $g_3 = 1$, $g_4 = 3p_n \psi_f/2J_m$, $g_5 = 1/L_q$, $g_6 = 1/L_d$ 。

定义 $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T$, 则 $f_1 = 0$, $f_3 = 0$ 。分别将 $f_2(x_1, x_2)$ 、 $f_4(x_1, x_3, x_4)$ 、 $f_5(x_4, x_5, x_6)$ 和 $f_6(x_4, x_5, x_6)$ 写为 $f_2(\mathbf{x})$ 、 $f_4(\mathbf{x})$ 、 $f_5(\mathbf{x})$ 和 $f_6(\mathbf{x})$, 对上述已知函数化简整理得: $f_1 = 0$, $f_2(\mathbf{x}) = -(K_s x_1 + \tau_w)/J_w$, $f_3 = 0$, $f_4(\mathbf{x}) = -B_m x_4/J_m + K_s(x_3/N - x_1)/J_m N$, $f_5(\mathbf{x}) = -R x_5/L_q - p_n x_4(L_d x_6 + \psi_f)/L_q$, $f_6(\mathbf{x}) = -R x_6/L_d - p_n L_q x_4 x_5/L_q$ 。

综合考虑动力学方程中的摩擦、外部干扰以及建模误差, 将这些因素统一为干扰 d_i , $i=1,2,3,4$ 。根据式(3), d_i 定义为: $d_1 = (\tau_w + \tau_f + \tau_1)/J_w + \bar{g}_2 + \bar{f}_2(\mathbf{x})$, $d_2 = \tau_2/J_m + \bar{g}_4 + \bar{f}_4(\mathbf{x})$, $d_3 = \tau_3/L_q + \bar{g}_5 + \bar{f}_5(\mathbf{x})$, $d_4 = \tau_4/L_d + \bar{g}_6 + \bar{f}_6(\mathbf{x})$ 。其中 \bar{g}_2 、 \bar{g}_4 、 \bar{g}_5 、 \bar{g}_6 、 $\bar{f}_2(\mathbf{x})$ 、 $\bar{f}_4(\mathbf{x})$ 、 $\bar{f}_5(\mathbf{x})$ 、 $\bar{f}_6(\mathbf{x})$ 表示由动力学模型中某些参数变化而产生的建模误差。

2 机器人关节控制器设计

2.1 指令滤波器

指令滤波器的状态空间形式^[11-12]如下:

$$\begin{cases} \dot{z}_{i,1} = \omega_n z_{i,2}; \\ \dot{z}_{i,2} = -2\zeta\omega_n z_{i,2} - \omega_n(z_{i,1} - \alpha_i). \end{cases} \quad (5)$$

式中: ω_n 表示滤波器的固有频率; ζ 为阻尼系数; α_i 为指令滤波器的输入信号; $z_{i,1}$ 和 $z_{i,2}$ 为指令滤波器的状态变量, $\alpha_i^c = z_{i,1}$, $\dot{\alpha}_i^c = \omega_n z_{i,2}$ 分别表示输入信号 α_i 的滤波信号和该滤波信号的导数。指令滤波器的初始状态为: $\alpha_i(0) = z_{i,1}(0)$, $z_{i,2}(0) = 0$ 。

2.2 RBF神经网络

给定任意连续函数 $f(\mathbf{z})$, RBF神经网络对其逼近的数学表达式^[15]为

$$f(\mathbf{z}) = \mathbf{W}^{*\top} \mathbf{h}(\mathbf{z}) + \varepsilon^* \quad (6)$$

式中: $\mathbf{z} \in \Omega \subset \mathbf{R}^n$ 为网络的输入向量; Ω 表示 \mathbf{R}^n 上的紧集, n 为 \mathbf{z} 的维数; $\mathbf{h}(\mathbf{z})$ 为神经网络基函数向量; $\mathbf{W}^* \in \mathbf{R}^M$ 为理想权值向量, 这里的 M 是隐含层神经元节点数, 用 $\hat{\mathbf{W}}$ 表示 \mathbf{W}^* 的估计值; $\mathbf{W}^{*\top} \mathbf{h}(\mathbf{z})$ 为神经网络的输出; ε^* 为逼近误差且满足 $|\varepsilon^*| \leq \varepsilon_M$ 。

则RBF神经网络对 d_i 的估计误差 \bar{d}_i 为

$$\bar{d}_i = d_i - \hat{d}_i = -\bar{\mathbf{W}}_i^\top \mathbf{h}_i(\mathbf{z}_i) + \varepsilon_i \quad (7)$$

式中: $\hat{d}_i = \hat{\mathbf{W}}_i^\top \mathbf{h}_i(\mathbf{z}_i)$, 为RBF神经网络的输出; $\bar{\mathbf{W}}_i^\top = \hat{\mathbf{W}}_i^\top - \mathbf{W}_i^\top$, 为RBF神经网络权值的估计误差。

2.3 输入受限下系统的轨迹跟踪控制器设计

控制输入超出了电机驱动器的输出上下限时, 发生输入饱和现象, 超出的部分会影响机器人关节的跟踪误差, 则需利用指令滤波反步控制法中的误差补偿机制, 在控制律中引入饱和补偿, 并使用RBF神经网络逼近建模误差、摩擦、外部干扰力矩等因素。输入受限下的机器人关节的轨迹跟踪控制器设计步骤如下。

定义误差变量

$$\bar{x}_i = x_i - x_{i,c} \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5), \quad (8)$$

式中: $x_{i,c}$ ($i = 2, 3, 4, 5$) 是每一步推导出来的虚拟控制量 α_{i-1} ($i = 2, 3, 4, 5$) 通过指令滤波器的输出信号, 当 i 为 1 时, $x_{1,c} = x_d$, $\dot{x}_{1,c} = \dot{x}_d$, x_d 表示参考轨迹。

定义跟踪误差补偿信号

$$v_i = \bar{x}_i - \zeta_i \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5)。 \quad (9)$$

式中, ζ_i 为待设计的信号, 其定义为

$$\dot{\zeta}_i = -k_i \zeta_i + g_i(x_{i+1,c} - \alpha_i) + g_i \zeta_{i+1}, \quad (10)$$

式中, $k_i > 0$ 。

由式(4)(8)和(9)对 v_1 求导得到

$$\dot{v}_1 = x_2 - \dot{x}_{1,c} - \dot{\zeta}_1 \quad (11)$$

$k_1 > 0$, 设计虚拟控制量 α_1 为

$$\alpha_1 = -k_1 \bar{x}_1 + \dot{x}_{1,c} \quad (12)$$

把式(12)和(10)带入式(11)中有

$$\dot{v}_1 = -k_1 v_1 + v_2 \quad (13)$$

由式(4)(8)和(9)对 v_2 求导得到

$$\dot{v}_2 = g_2(v_3 + \zeta_3 + x_{3,c}) + f_2(x) + d_1 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\zeta}_2 \quad (14)$$

使用RBF神经网络逼近 d_1 , 设计自适应律为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_1 = \gamma_1(\mathbf{h}_1(\mathbf{z}_1)v_2 - \eta_1 \hat{\mathbf{W}}_1) \quad (15)$$

式中: $\mathbf{z}_1 = [x_1 \ x_2]$; $\gamma_1 > 0$; $\eta_1 > 0$ 。 η_1 和 γ_1 为RBF神经网络的参数。

设计虚拟控制量 α_2 为

$$\alpha_2 = (-k_2 \bar{x}_2 + \dot{x}_{2,c} - g_2 v_1 - f_2(x) - \hat{d}_1) / g_2 \quad (16)$$

把式(16)和(10)带入式(14)中有

$$\dot{v}_2 = g_2 v_3 - k_2 v_2 - g_2 v_1 + \bar{d}_1 \quad (17)$$

由式(4)(8)和(9)对 v_3 求导有

$$\dot{v}_3 = v_4 + \zeta_4 + x_{4,c} - \dot{x}_{3,c} - \dot{\zeta}_3 \quad (18)$$

设计虚拟控制量 α_3 为

$$\alpha_3 = -k_3 \bar{x}_3 + \dot{x}_{3,c} - v_2 \quad (19)$$

把式(19)和(10)带入式(18)中有

$$\dot{v}_3 = v_4 - k_3 v_3 - v_{20} \quad (20)$$

由式(4)(8)和(9)对 v_4 求导有

$$\dot{v}_4 = g_4(v_5 + \zeta_5 + x_{5,c}) + f_4(x) + d_2 - \dot{x}_{4,c} - \dot{\zeta}_{40} \quad (21)$$

使用RBF神经网络逼近 d_2 ,设计自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_2 = \gamma_2(\mathbf{h}_2(z_2)v_4 - \eta_2 \hat{W}_2) \quad (22)$$

式中: $z_2 = [x_3 \ x_4]$, $\gamma_2 > 0$, $\eta_2 > 0$ 。

设计虚拟控制量 α_4 为

$$\alpha_4 = (-k_4 \bar{x}_4 + \dot{x}_{4,c} - f_4(x) - g_4 v_3 - \hat{d}_2) / g_{40} \quad (23)$$

把式(23)和(10)带入式(21)中得到

$$\dot{v}_4 = g_4 v_5 - k_4 v_4 - g_4 v_3 + \bar{d}_2 \quad (24)$$

由式(4)(8)和(9)对 v_5 求导有

$$\dot{v}_5 = g_5 u_q + f_5(x) + d_3 - \dot{x}_{5,c} - \dot{\zeta}_{50} \quad (25)$$

若不考虑输入受限, $u_q = u_q^*$, $\zeta_5 = 0$ 。考虑输入受限时,引入饱和补偿机制, ζ_5 的定义如下:

$$\dot{\zeta}_5 = -k_5 \zeta_5 + g_5(u_q - u_q^*) \quad (26)$$

式中, $k_5 > 0$ 。使用RBF神经网络逼近 d_3 ,设计自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_3 = \gamma_3(\mathbf{h}_3(z_3)v_5 - \eta_3 \hat{W}_3) \quad (27)$$

式中: $z_3 = [x_5 \ x_6]^T$; $\gamma_3 > 0$; $\eta_3 > 0$ 。

设计 q 轴的控制输入为

$$u_q^* = \alpha_5 = (-k_5 \bar{x}_5 + \dot{x}_{5,c} - f_5(x) - v_4 - \hat{d}_3) / g_{50} \quad (28)$$

把式(28)和(26)带入式(25)中有

$$\dot{v}_5 = -k_5 v_5 - v_4 + \bar{d}_3 \quad (29)$$

为了求解 \dot{v}_6 ,设电机 d 轴期望电流为 $x_{6d} = 0$,定义第6个误差变量为

$$\bar{x}_6 = x_6 - x_{6d} \quad (30)$$

定义补偿变量

$$v_6 = \bar{x}_6 - \zeta_{60} \quad (31)$$

当不考虑输入受限时, $u_d = u_d^*$, $\zeta_6 = 0$ 。考虑输入受限时, ζ_6 的定义如下:

$$\dot{\zeta}_6 = -k_6 \zeta_6 + g_6(u_d - u_d^*) \quad (32)$$

使用RBF神经网络逼近 d_4 ,设计自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_4 = \gamma_4(\mathbf{h}_4(z_4)v_6 - \eta_4 \hat{W}_4) \quad (33)$$

式中: $z_4 = [x_5 \ x_6]^T$; $\gamma_4 > 0$; $\eta_4 > 0$ 。

设计 d 轴的控制输入为

$$u_d = (-k_6 \bar{x}_6 + \dot{x}_{6d} - f_6(x) - \hat{d}_4) / g_{60} \quad (34)$$

由式(4)(30)~(32)和(34)得

$$\dot{v}_6 = -k_6 v_6 + \bar{d}_4 \quad (35)$$

3 稳定性分析

根据李雅普诺夫稳定性判断定理定义如下函数:

$$V = \frac{1}{2} v_1^2 + \frac{1}{2g_2} v_2^2 + \frac{1}{2} v_3^2 + \frac{1}{2g_4} v_4^2 + \frac{1}{2} v_5^2 + \frac{1}{2} v_6^2 + \sum_{j=1}^4 \mu_j^{-1} \bar{W}_j^T \bar{W}_j \quad (36)$$

式中: $\mu_1 = g_2 \gamma_1$, $\mu_2 = g_4 \gamma_2$, $\mu_3 = \gamma_3$, $\mu_4 = \gamma_4$ 。

由式(13)(17)(20)(24)(29)(35)(36)可得

$$\dot{V} = -\sum_{i=1}^4 \frac{k_i}{g_i} v_i^2 - k_5 v_5^2 - k_6 v_6^2 + \frac{1}{g_2} v_2 \bar{d}_1 + \frac{1}{g_4} v_4 \bar{d}_2 + v_5 \bar{d}_3 + v_6 \bar{d}_4 + \sum_{j=1}^4 \mu_j^{-1} \bar{W}_j^T \dot{W}_j \quad (37)$$

由式(7)(15)(22)(27)(33)(37)可得

$$\dot{V} = -\sum_{i=1}^4 \frac{k_i}{g_i} v_i^2 - k_5 v_5^2 - k_6 v_6^2 - \frac{\eta_1}{g_2} \bar{W}_1^T \hat{W}_1 - \frac{\eta_2}{g_4} \bar{W}_2^T \hat{W}_2 - \sum_{j=3}^4 \eta_j \bar{W}_j^T \hat{W}_j + \frac{1}{g_2} v_2 \varepsilon_1 + \frac{1}{g_4} v_4 \varepsilon_2 + v_5 \varepsilon_3 + v_6 \varepsilon_4 \quad (38)$$

根据文献[7]有不等式

$$-\bar{W}_j^T \hat{W}_j \leq \frac{1}{2} (\|W_j\|^2 - \|\bar{W}_j\|^2) \quad (39)$$

根据杨氏不等式、式(38)和(39)得到

$$\dot{V} \leq -\sum_{i=1}^4 \frac{1}{g_i} \left(k_i - \frac{1}{2} \right) v_i^2 - \left(k_5 - \frac{1}{2} \right) v_5^2 - \left(k_6 - \frac{1}{2} \right) v_6^2 - \eta_m \mu_m \sum_{j=1}^4 \mu_j^{-1} \|\bar{W}_j\|^2 + \frac{1}{2g_2} \varepsilon_1^2 + \frac{1}{2g_4} \varepsilon_2^2 + \varepsilon_3^2 + \varepsilon_4^2 \quad (40)$$

式中: η_m 、 μ_m 为 η_i 、 μ_i 中的最大值。为了简化表达式,令上式中各参数满足 $k_i \geq r + 1/2$ ($i = 1, 2, 3, \dots, 6$); $\eta_m \mu_m \geq r$, 这里 r 为待设计的正实数; $e_M = (1/2g_2 + 1/2g_4 + 2)\varepsilon_M^2$ 。从而有

$$\dot{V} \leq -2rV + e_M \quad (41)$$

由文献[7]求解不等式(41)得:以时间 t 为变量的 $V(t)$ 指数收敛, $V(t)$ 最终以 $\frac{e_M}{2r}$ 为界。通过设计控制器参数 k_i 和RBF神经网络的参数 η_j 和 γ_j ,可以使 $\frac{e_M}{2r}$ 的值任意小。由式(36),当 $t \rightarrow \infty$ 时, $v_i \leq v_M$, v_M 为极小的正常数。由式(9)可得

$$\bar{x}_i = v_i + \zeta_i \quad (42)$$

根据文献[12],滤波误差的补偿信号满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\bar{x}_i\| \leq \eta\rho/k_{\min} \quad (43)$$

式中: ρ 为正常数; k_{\min} 是 k_i 的最小值。

由式(42)和(43)可知

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\bar{x}_i\| \leq v_M + \mu\rho/k_{\min} \quad (44)$$

通过设计控制器参数 k_i 和RBF神经网络的参数 η_j 和 γ_j ,并选择合理的指令滤波器参数 ω_n 和 ζ ,可以使 \bar{x}_i 指数趋近于到零附近的一极小的范围内。设置参数 k_i 、 η_j 和 γ_j 越大,系统的误差越小,当 $t \rightarrow \infty$ 时,闭环系统的输出 x_1 指数趋近于参考轨迹 x_d 。

4 仿真分析

在Matlab/Simulink中对本文所提出控制算法的有效性和鲁棒性进行仿真分析。机器人关节的动力学名义参数参照文献[7]和[16],机器人驱动关节模型参数如表1所示。

表1 机器人关节模型参数

Table 1 Robot joint model parameters

| 参数 | 数值 | 参数 | 数值 |
|-----------------------------|-----------------------|-------------------------|--------------------|
| 电枢电阻 R | 0.208 Ω | 极对数 P_n | 4 |
| d 和 q 轴电感 L_d 和 L_q | 0.79 mH | 磁链 φ | 0.017 442 Wb |
| 鬃毛刚度 σ_0 | 259 | 鬃毛阻尼系数 σ_1 | 10 |
| 粘性摩擦系数 σ_2 | 4.93 | 库仑摩擦力矩 τ_c | 7.97 N·m |
| 静摩擦力矩 τ_s | 9.42 N·m | Stribeck 速度 \dot{q}_s | 0.04 rad/s |
| 输出端转动惯量 J_w | 0.1 kg·m ² | 输出端阻尼系数 B_w | 13 μ N·m·s/rad |
| 输入端转动惯量 J_m | 0.29 g·m ² | 输出端阻尼系数 B_m | 0.17 mN·m·s/rad |
| 刚度系数 K_s | 7 160 N·m/rad | 减速比 N | 50 |

本研究中利用3个仿真实验进行验证:对比有无输入受限控制策略的跟踪性能与运行效果;验证控制器在考虑输入受限以及存在建模误差和负载端阶跃干扰作用下的跟踪性能和稳定性;对比PID控制器、没有干扰补偿的普通指令滤波反步控制器(CFBC)与本研究中提出控制方法的跟踪性能。

4.1 有无输入受限下的仿真分析

机器人关节的初始状态为 $[0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]^T$ 。控制器控制参数： $k_1=200$ ， $k_2=100$ ， $k_3=500$ ， $k_4=50$ ， $k_5=50$ ， $k_6=10$ 。指令滤波器的固有频率 $\omega_n=3\ 000$ ，阻尼系数 $\zeta=0.8$ 。根据动力学模型的参数与电机参数，将系统存在的摩擦视为干扰，设置加载至关节输出端的外部干扰力矩为： $\tau_1=[10-5\sin(2t)]\text{N}\cdot\text{m}$ ；电机端的干扰力矩： $\tau_2=[0.1+0.05\sin(10t)]\text{N}\cdot\text{m}$ ； d 轴与 q 轴的干扰分别为： $\tau_3=\sin(2t)\text{V}$ ， $\tau_4=0.1\sin t\text{V}$ 。

设置干扰 $d_i(i=1,2,3,4)$ 的 4 个 RBF 神经网络权值矩阵的初始值均取 0。RBF 神经网络自适应律的参数： $\gamma_1=1\ 818$ ， $\gamma_2=2\ 000$ ， $\gamma_3=12\ 658$ ， $\gamma_4=182$ ， $\eta_1=0.001\ 10$ ， $\eta_2=0.001\ 00$ ， $\eta_3=0.000\ 01$ ， $\eta_4=0.001\ 00$ 。定义 d 轴和 q 轴的控制输入电压限制分别为 $[-1.5,1.0]\text{V}$ 和 $[-10,10]\text{V}$ 。

图 1 和 2 分别为有无输入限制下电机 d 轴和 q 轴的控制输入。从图 1 中可知 $t=0\text{ s}$ 后的小段时间内，控制输入电压超过了给定的范围。从 2 图中看出由于饱和函数和设计的饱和补偿机制， $t=0\text{ s}$ 后的短时间内， d 轴和 q 轴的控制输入被严格约束在给定的控制输入范围内。

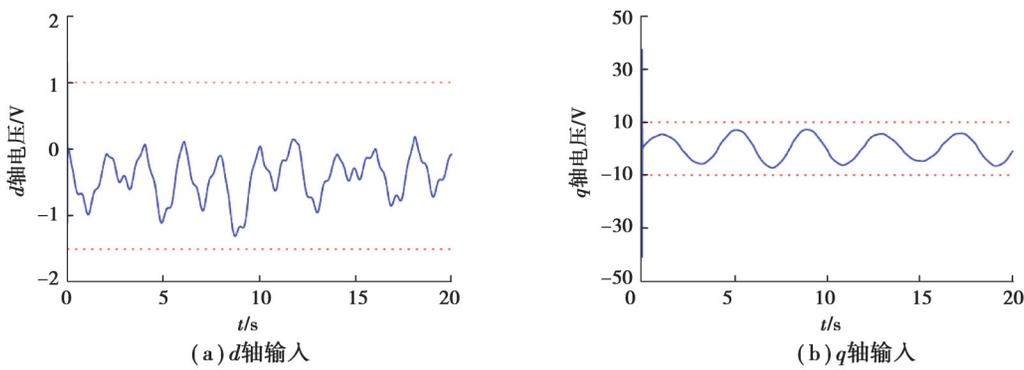


图 1 无输入限制下的控制输入

Fig. 1 Control input without input limit

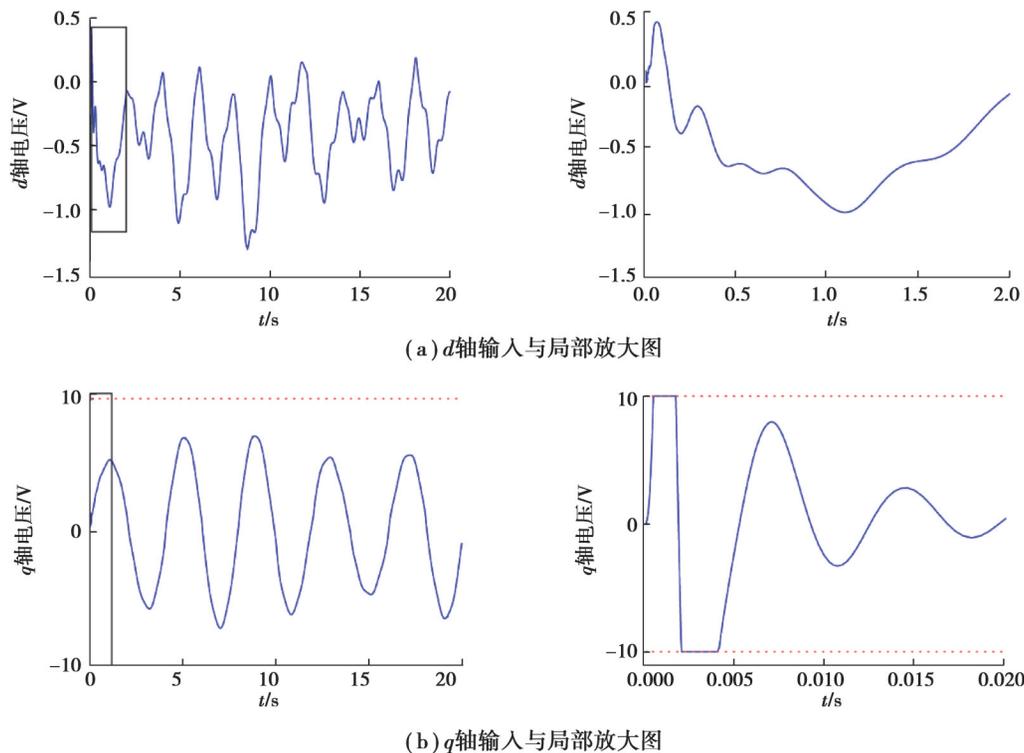


图 2 带输入饱和补偿的控制输入

Fig. 2 Control input with input saturation compensation

图3为无输入限制和带有输入饱和补偿的跟踪误差图。在控制器结构和参数一致、受到相同摩擦和外部干扰作用下,2种控制器的跟踪误差曲线几乎重合,且都能以很小的误差(约为 ± 0.003 rad)跟踪期望轨迹,说明了带饱和补偿的控制策略同样具有优越的跟踪性能,并可严格约束控制输入,保护系统物理结构。

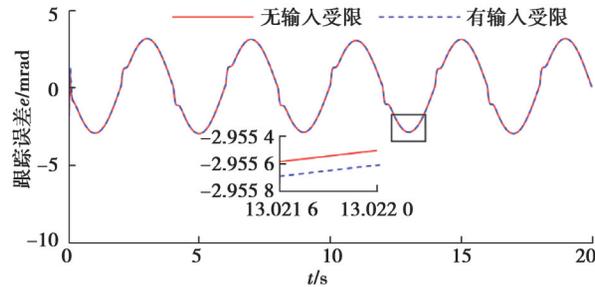


图3 有无输入限制和带有输入饱和补偿的跟踪误差

Fig. 3 Tracking error with input saturation compensation with or without input limitation

4.2 建模误差和干扰下的仿真分析

假设系统存在建模误差,参数变化如表2所示。在 $t=5$ s时,在负载端又加载 $10 \text{ N}\cdot\text{m}$ 的阶跃干扰力矩,以验证控制器的鲁棒性,负载端的干扰力矩为: $\tau_1 = [10 - 5\sin(2t)] \text{ N}\cdot\text{m}$, ($t < 5$); $\tau_1 = [20 - 5\sin(2t)] \text{ N}\cdot\text{m}$, ($t \geq 5$)。选取位移参考信号 $x_d = 1 - \cos(0.5\pi t)$ 。

表2 模型参数变化

Table 2 Changes of model parameters

| 数值类型 | $J_m/(\text{g}\cdot\text{m}^2)$ | $J_w/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$ | $B_m/(\text{mN}\cdot\text{m}\cdot\text{s}\cdot\text{rad}^{-1})$ | $B_w/(\text{mN}\cdot\text{m}\cdot\text{s}\cdot\text{rad}^{-1})$ | $K_s/(\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{rad}^{-1})$ | ϕ/Wb |
|------|---------------------------------|----------------------------------|---|---|---|------------------|
| 名义值 | 0.29 | 0.1 | 0.17 | 0.013 | 7 160 | 0.017 442 |
| 实际值 | 0.58 | 0.2 | 0.85 | 0.065 | 5 728 | 0.034 884 |

存在建模误差和干扰情况下系统的控制输入如图4所示。在 $t=0$ s和 $t=5$ s时刻,在干扰的作用下,控制输入虽然出现短时间的抖动,但是由于输入饱和和补偿机制,系统控制输入被限制在规定的范围内。

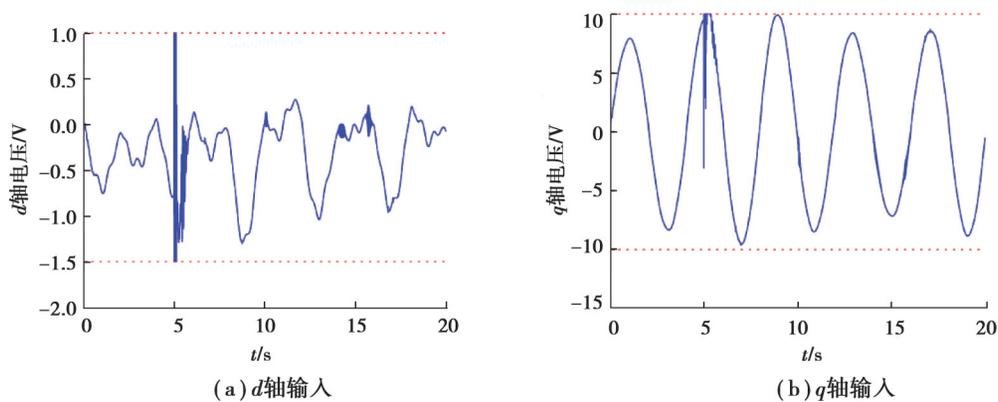


图4 建模误差和干扰下的控制输入

Fig. 4 Control input under modeling error and interference

图5为RBF神经网络对摩擦力矩、建模误差和外部干扰的估计。在 $t=5$ s时由于外部阶跃干扰力矩的作用,RBF神经网络的估计效果变差,干扰估计曲线出现突变,但在很短时间内收敛于实际干扰值。

图6为存在建模误差和外部阶跃干扰时的控制器对参考轨迹的跟踪效果。控制器对参考轨迹的跟踪误差如图7所示。在有建模误差时,采用输入饱和补偿的控制器可以良好追踪期望曲线,当出现外部阶跃干扰力矩时,位置轨迹出现偏差,跟踪误差迅速增大至 -0.04 rad,其后由于RBF神经网络实时逼近干扰,跟

跟踪误差经过短时间的波动, 迅速收敛至未加入阶跃干扰前的水平(约为±0.003 rad)。

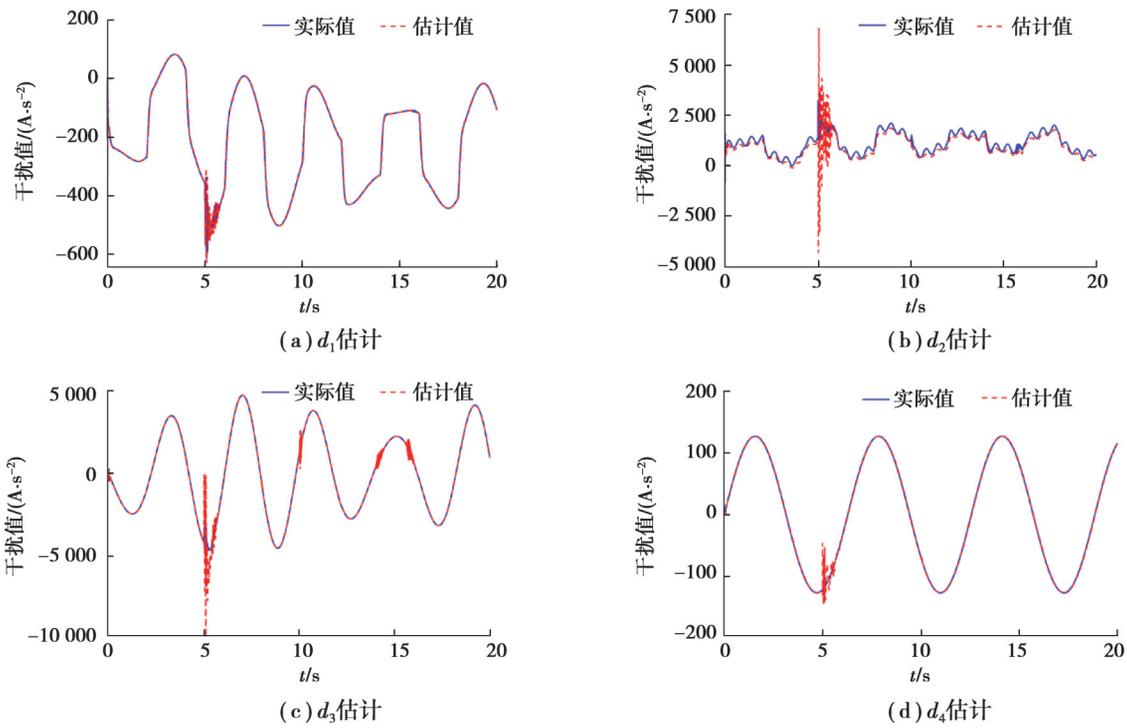


图 5 RBF 神经网络对建模误差和干扰的估计

Fig. 5 Estimation of modeling error and interference by RBF neural network

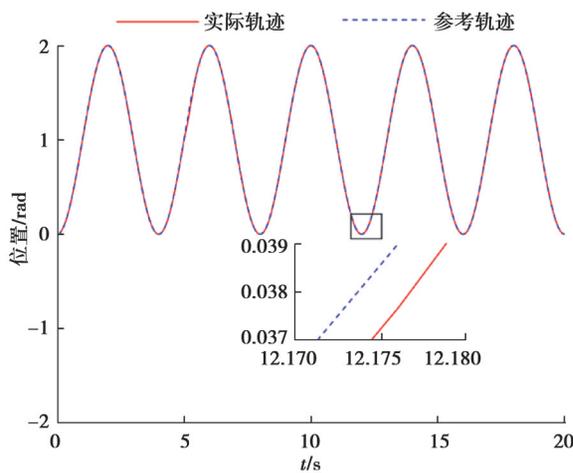


图 6 建模误差和干扰下的轨迹跟踪效果

Fig. 6 Trajectory tracking effect under modeling error and interference

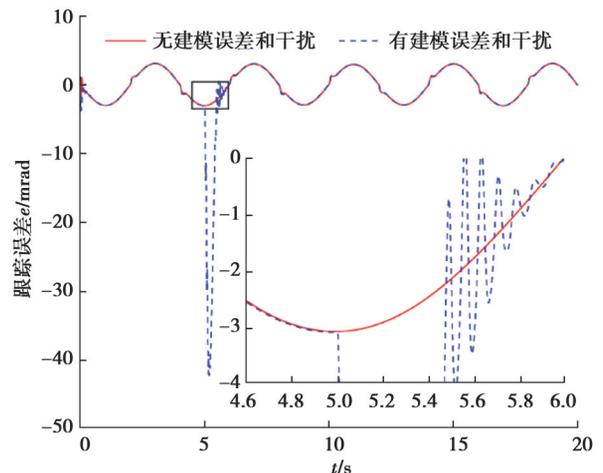


图 7 有无建模误差和干扰下的轨迹跟踪误差

Fig. 7 Trajectory tracking error under interference with or without modeling error

4.3 不同控制器跟踪性能的仿真分析

在摩擦和不确定干扰作用下且模型参数确定时, 对比PID控制器、没有干扰补偿的普通指令滤波反步控制器(CFBC)与本文中提出的控制方法的跟踪性能。CFBC控制器参数与本文中设计的控制器相同。 q 轴PID控制器的参数为: $k_p=200$, $k_i=0.1$, $k_d=0$; d 轴PID控制器参数为: $k_p=50$, $k_i=0.1$, $k_d=10$ 。

图 8 为不同控制器的轨迹跟踪效果, 3 种控制器均能实现对参考轨迹一定精度的跟踪, 从局部放大图中可以看出, 本文中提出的控制方法输出轨迹最接近参考轨迹。图 9 为不同控制器的轨迹跟踪误差图, 可知PID控制器在阶跃干扰后的轨迹跟踪误差范围在±0.06 rad 以内, 普通 CFBC 在 0.027 rad 到 0.003 rad 之

间,普通CFBC的最大跟踪误差仅为PID的45%,而本研究中设计的控制器跟踪误差在 ± 0.003 rad之间,最大跟踪误差为普通CFBC的12%。所提出的控制算法虽然受外界干扰的突变程度高于其他2种控制器,但整体的跟踪精度更高。

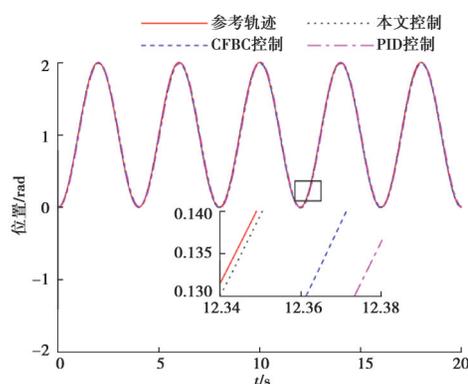


图8 不同控制器的轨迹跟踪效果

Fig. 8 Trajectory tracking effects of different controllers

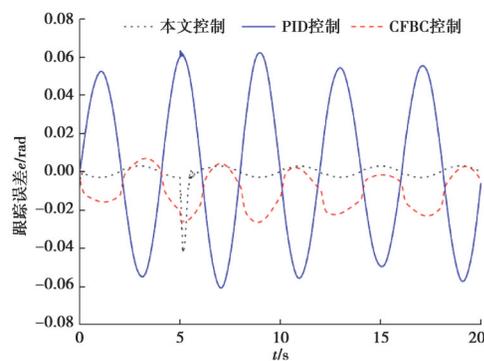


图9 不同控制器的轨迹跟踪误差

Fig. 9 Trajectory tracking error of different controllers

5 结论

研究了在摩擦、外部干扰和建模误差作用下的机器人关节输入受限非线性自适应控制。使用RBF神经网络在线逼近关节动力学模型中的摩擦、外部干扰和建模误差等未知项,在控制律中引入饱和补偿机制约束机器人关节的控制输入,构造系统的Lyapunov函数验证了闭环系统的收敛性和控制器的稳定性。仿真结果证明了基于RBF神经网络的指令滤波反步控制算法的有效性,设计的输入饱和补偿机制能够严格限制控制输入的幅值大小,有无输入限制的控制器稳态跟踪误差曲线几乎重合,误差大小均在 ± 0.003 rad范围内,表明了控制器可以在摩擦、外部干扰、建模误差以及控制输入受限作用下保持良好跟踪控制性能,跟踪精度高于PID控制器和普通CFBC控制器,控制算法具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] Zhang H B, Pan B, Wang L, et al. Non-linear dynamic modeling and experiment of harmonic gear drive[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 668/669: 217-220.
- [2] 魏新江, 张林青. 一类随机系统基于干扰观测器的抗干扰控制[J]. 控制与决策, 2017, 32(5): 939-942.
Wei X J, Zhang L Q. Anti-disturbance control for a stochastic systems with disturbances based on disturbance observer[J]. Control and Decision, 2017, 32(5): 939-942. (in Chinese)
- [3] 陈正升, 王雪松, 程玉虎. 考虑扰动与输入饱和的机械臂连续非奇异快速终端滑模控制[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 903-912.
Chen Z S, Wang X S, Cheng Y H. Continuous nonsingular fast terminal sliding mode control of manipulator considering disturbance and input saturation[J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 903-912. (in Chinese)
- [4] Chen M, Tao G, Jiang B. Dynamic surface control using neural networks for a class of uncertain nonlinear systems with input saturation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(9): 2086-2097.
- [5] 魏青铜, 陈谋, 吴庆宪. 输入饱和和与姿态受限的四旋翼无人机反步姿态控制[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(10): 1361-1369.
Wei Q T, Chen M, Wu Q X. Backstepping-based attitude control for a quadrotor UAV with input saturation and attitude constraints[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(10): 1361-1369. (in Chinese)
- [6] 张春蕾, 王立东, 高闯, 等. 输入饱和及输出受限的纯反馈非线性系统控制[J]. 控制工程, 2021, 28(3): 531-539.
Zhang C L, Wang L D, Gao C, et al. Pure feedback nonlinear system control with input saturation and output constraints[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(3): 531-539. (in Chinese)

- [7] 王家序, 刘彪, 李俊阳, 等. 谐波驱动系统自适应神经网络动态面控制[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015, 43(10): 81-86.
Wang J X, Liu B, Li J Y, et al. Adaptive neural-network dynamic surface control of the harmonic drive system[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2015, 43(10): 81-86. (in Chinese)
- [8] Fu C, Zhao L, Yu J P, et al. Neural network-based command filtered control for induction motors with input saturation[J]. IET Control Theory & Applications, 2017, 11(15): 2636-2642.
- [9] Su J Y, Chen W H, Li B B. High order disturbance observer design for linear and nonlinear systems[C]//2015 IEEE International Conference on Information and Automation, August 8-10, 2015, Lijiang, China. IEEE, 2015: 1893-1898.
- [10] Lee K, Ha W, Back J. Overview of disturbance observation techniques for linear and nonlinear systems[J]. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 2016, 22(5): 332-338.
- [11] Farrell J A, Polycarpou M, Sharma M, et al. Command filtered backstepping[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1391-1395.
- [12] Dong W J, Farrell J A, Polycarpou M M, et al. Command filtered adaptive backstepping[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 20(3): 566-580.
- [13] Spong M W. Modeling and control of elastic joint robots[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1987, 109(4): 310-318.
- [14] 姚光耀. 永磁同步电机全速域无位置传感器矢量控制系统研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2018.
Yao G Y. Research on full speed sensorless vector control system of permanent magnet synchronous motor[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2018. (in Chinese)
- [15] 刘金琨. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真: 基本理论与设计方法 [M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2015.
Liu J K. Sliding mode control design and MATLAB simulation: the basic theory and design method [M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2015. (in Chinese)
- [16] Lu Q, Gang T Q, Hao G B, et al. Compound optimal control of harmonic drive considering hysteresis characteristic[J]. Mechanical Sciences, 2019, 10(2): 383-391.

(编辑 罗敏)