

变负载柔性机械臂复合学习控制

曹怀磊，邓文翔，姚建勇

(南京理工大学机械工程学院，210094，南京)

摘要：针对末端负载质量变化的柔性连杆机械臂运动轨迹跟踪控制问题，提出了一种结合径向基神经网络(RBFNN)和干扰观测器(DOB)的复合学习控制方法。利用 RBFNN 逼近连杆柔性引起的非线性不确定性，构造 DOB 实时估计包括负载变化、非线性摩擦、RBFNN 逼近误差等效应的集中干扰，将两者用于控制器的前馈补偿设计以提升系统跟踪性能，同时设计鲁棒反馈控制律保证系统的稳定性。通过 Lyapunov 稳定性理论证明了所提控制方法可保证跟踪误差的有界性和闭环系统的稳定性。基于柔性机械臂平台的对比实验结果表明：所提控制方法在不同负载下可以保持跟踪精度在 0.5% 以内，负载变化引起的误差变化不超过 2%；与仅使用神经网络的控制方法相比，跟踪性能提升了 24.7%。

关键词：柔性机械臂；轨迹跟踪；神经网络；干扰观测器；复合学习控制

中图分类号：TP241 **文献标志码：**A

DOI：10.7652/xjtuxb202201007 **文章编号：**0253-987X(2022)01-0061-09



OSID 码

Composite Learning Control for Variable Load Flexible Manipulator

CAO Huailei, DENG Wenxiang, YAO Jianyong

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aiming at the trajectory tracking control problem of flexible link manipulators with varying tip load mass, a composite learning control (NNDORC) method combining radial basis neural network (RBFNN) and disturbance observer (DOB) is proposed. This method adopts RBFNN to approximate the nonlinear uncertainty caused by flexibility of links, and constructs DOB to estimate real-time concentrated disturbances including load change, nonlinear friction and RBFNN approximation error. The controller feedforward compensation design facilitates improving the system tracking performance, and the corresponding robust feedback control law ensures the system stability. The Lyapunov stability theory verifies that the proposed control method can guarantee the boundedness of the tracking error and the stability of the closed-loop system. Comparative experiments on the flexible manipulator platform show that the proposed control method can maintain the tracking accuracy within 0.5% under different loads, and the error change caused by the varying loads gets below 2%. Compared with the control method only using neural network, the proposed method improves the tracking performance by 24.7%.

Keywords: flexible manipulator; trajectory tracking; neural network; disturbance observer; composite learning control

机械臂广泛应用于工业^[1]、航空航天^[2]和医疗^[3]等领域。传统的机械臂刚性较强,易实现精确控制,但也存在负载自重比小、能耗高等缺点,难以满足轻量、高速、低能耗等应用需求。

柔性连杆机械臂的臂杆采用轻质材料制成,响应快、能耗低、操作灵活、工作效率高,逐渐在医疗、高精密制造业、太空探索等领域凸显出其优越性^[4]。但是,由于刚度的降低,柔性连杆机械臂在运动时会发生弹性形变,系统非线性变得更复杂,同时负载随着任务变化而变化,存在不确定性,给运动控制策略设计带来了非常大的挑战。因此,柔性机械臂的高精度运动控制成为了近些年来研究热点^[5]。

为了提高柔性连杆机械臂的运动轨迹跟踪控制性能,目前已经有多种控制方法被提出,如自适应控制^[6-7]、奇异摄动控制^[8-9]、迭代学习控制^[10-11]、自抗扰控制^[12]。这些控制方法有效的处理了柔性机械臂系统参数不确定性,实现了良好的轨迹跟踪,但并未对连杆柔性产生的非线性不确定性作出针对性处理,也未考虑末端负载变化。文献[13]针对负载不确定的柔性机械臂位置控制问题提出了一种自适应自抗扰控制方法,将系统分为快慢子系统,在快时标系统中利用线性二次型控制器处理连杆柔性的影响,在慢时标系统中采用迭代最小二乘法估计负载的质量,作为补偿项加入到自抗扰控制器中,但该方法模型结构复杂,设计过程烦琐,控制参数过多难以调节。

由于具有强大的逼近非线性函数能力,神经网络在柔性机械臂控制被广泛使用^[14]。文献[15]将模糊神经和PD控制相结合,用于变负载条件下的柔性机械臂运动控制。Rahmani等采用基于线性内参数的神经网络来逼近和消除由连杆柔性引起的不确定性^[16]。但是,神经网络在实际应用时仍存在一些典型问题,如最佳学习参数难以确定^[17]、运行初始阶段逼近误差较大^[18]等。在变负载柔性机械臂系统中,除了连杆柔性引起的不确定性,还包括负载变化、非线性摩擦等效应的集中干扰,仅靠神经网络很难同时处理这些问题。

基于这些考虑,针对变负载柔性连杆机械臂的运动控制问题,本文提出了一种复合学习控制(NNDORC)方法。针对由连杆柔性引起的非线性不确定性,利用径向基神经网络(RBFNN)进行逼近和消除;针对负载变化、非线性摩擦、RBFNN逼近误差等效应的集中干扰,构造干扰观测器(DOB)进行实时估计;将两者用于控制器的前馈补偿设计以

提升系统跟踪性能。此外,设计鲁棒反馈控制律保证系统的稳定性。通过Lyapunov稳定性理论证明了所提控制方法可保证跟踪误差的有界性和闭环系统的稳定性。基于柔性机械臂平台的对比实验验证了本文所提方法的有效性和优越性。

1 动力学模型

考虑末端带有质量可变负载的单杆柔性机械臂的运动控制,将其视为Euler-Bernoulli梁^[19],物理模型如图1所示。图中: XOY 为惯性坐标系, xOy 为固连在机械臂上的浮动坐标系; g 为重力加速度;长为 L 的机械臂一端固连在驱动关节上,另一端为自由端且带有可视为质点的负载;负载质量 m 不确定,其变化范围为 $0\sim 1$ 倍的臂重; ρ 为柔性臂的线密度(即单位长度的质量); E 为弹性模量, I 为截面惯性矩, EI 为机械臂的抗弯刚度; J_h 为旋转关节的转动惯量。

旋转关节由伺服电机产生的力矩 τ 驱动,柔性臂夹持在关节上随之运动, $\theta(t)$ 为柔性机械臂的旋转角度, $\delta(x,t)$ 为在运动过程中由于臂杆柔性在 x 处产生的弹性变形。

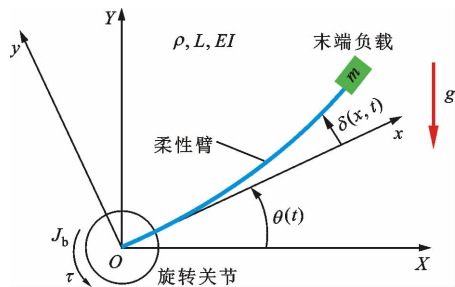


图1 柔性机械臂物理模型

Fig. 1 Physical model of flexible manipulator

根据假设模态法,在运动过程中 t 时刻,连杆在 x 处的变形可以描述为^[20]

$$\delta(x,t) = \sum_{i=1}^{\infty} \varphi_i(x) q_i(t) \quad (1)$$

式中: $\varphi_i(x)$ 表示第 i 阶振型函数; $q_i(t)$ 表示对应的模态坐标。前几阶模态足够描述机械臂的变形,剩余模态对系统的影响可以忽略不计。本文考虑系统前2阶模态,即

$$\delta(x,t) = \sum_{i=1}^2 \varphi_i(x) q_i(t) \quad (2)$$

振型函数 $\varphi_i(s)$ 表达式为

$$\varphi_i(x) = a_i [\cosh(\beta_i x) - \cos(\beta_i x) - \frac{\cosh(\beta_i L) + \cos(\beta_i L)}{\sinh(\beta_i L) + \sin(\beta_i L)} (\sinh(\beta_i x) - \sin(\beta_i x))] \quad (3)$$

式中 β_i 为频率方程的特征根,频率方程为

$$-\frac{m\beta L}{M}[\sinh(\beta L)\sin(\beta L) - \cosh(\beta L)\cos(\beta L)] = 1 + \cosh(\beta L)\cos(\beta L) \quad (4)$$

α_i 为归一化函数求出的非 0 常数,归一化函数为^[21]

$$\int_0^L \rho \varphi_i(x) \varphi_i(x) dx + m \varphi_i(L) \varphi_i(L) = 1 \quad (5)$$

当柔性臂末端无负载即 $m=0$ 时, $\alpha_i=1/\sqrt{L\rho}$ 。当 $m \neq 0$ 时, $\alpha_i=[L\rho+m^{-1}(\rho/\beta_i)^2(1+\cosh(\beta_i L) \cdot \cos(\beta_i L))/(\sinh(\beta_i L)+\sin(\beta_i L))]^{-\frac{1}{2}}$ 。

结合假设模态法和 Lagrange 法^[22-23],柔性连杆机械臂动力学方程可以写为

$$\mathbf{M} \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\mathbf{q}} \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{\mathbf{q}} \end{bmatrix} + \mathbf{K} \begin{bmatrix} \theta \\ \mathbf{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_\theta \\ \mathbf{f}_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_\theta \\ \mathbf{G}_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau + \Delta \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{\theta\theta} & m_{\theta\mathbf{q}} \\ m_{\theta\mathbf{q}}^T & m_{\mathbf{q}\mathbf{q}} \end{bmatrix}; \mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_\theta & 0 \\ 0 & b_q \end{bmatrix}; \mathbf{K} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & k \end{bmatrix}$$

式中: $\mathbf{M}$ 为质量正定矩阵; $\mathbf{B}$ 为阻尼矩阵; $\mathbf{K}$ 为刚度矩阵; $\mathbf{f}$ 为科氏力和向心力矩阵; $\mathbf{G}$ 为重力矩阵; θ 和 $\mathbf{q}=[q_1 \ q_2]^T$ 分别代表机械臂的刚性转角和弹性变形的模态坐标; Δ 为系统非线性摩擦、建模误差等综合项; 由文献^[24]可知, $\tau=k_u u$, 其中 k_u 为力矩放大系数, u 为控制输入。

为了便于分析系统的非线性项和控制器设计,将动力学方程式(6)重新写为

$$m_{\theta\theta}\ddot{\theta} + m_{\theta\mathbf{q}}\ddot{\mathbf{q}} + b_\theta\dot{\theta} + f_\theta + G_\theta = k_u u + \Delta \quad (7)$$

$$m_{\theta\mathbf{q}}^T\ddot{\theta} + m_{\mathbf{q}\mathbf{q}}\ddot{\mathbf{q}} + b_q\dot{\mathbf{q}} + k\mathbf{q} + \mathbf{f}_q + \mathbf{G}_q = \mathbf{0} \quad (8)$$

式(7)代表系统的刚性部分,主要表征运动中连杆的角度变化,式(8)代表系统的柔性部分,主要表征运动中连杆的弹性变形。两式互相耦合,式(8)可以重新写为

$$\ddot{\theta} = -m_{\theta\mathbf{q}}^{-1}(m_{\theta\theta}^T\ddot{\theta} + b_\theta\dot{\theta} + k\mathbf{q} + f_\theta + G_\theta) \quad (9)$$

将式(9)代入式(7),可以得到新的动力学方程

$$m^* \ddot{\theta} = k_u u - b_\theta \dot{\theta} - G_\theta + h + \Delta \quad (10)$$

$$m^* = m_{\theta\theta} - m_{\theta\mathbf{q}} m_{\mathbf{q}\mathbf{q}}^{-1} m_{\mathbf{q}\theta}^T$$

$$h = -f_\theta + m_{\theta\mathbf{q}} m_{\mathbf{q}\mathbf{q}}^{-1} (b_q \dot{\mathbf{q}} + k\mathbf{q} + f_q + G_q)$$

$$G_\theta = (0.5g\rho L^2 + mgL)\cos\theta$$

式(10)从形式上看类似于刚性机械臂的运动学方程,但其中 m^* 是综合了刚性和柔性项的等效质量,而 h 则代表了由于系统柔性部分带来的系统非线性不确定函数。

将柔性机械臂转角信号 θ 作为系统输出, $\theta, \dot{\theta}$ 作为系统状态变量,定义 $\mathbf{x}=[x_1 \ x_2]^T=[\theta \ \dot{\theta}]^T$,则系统的状态方程为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \alpha_{1n} u - \alpha_{2n} x_2 - \alpha_{3n} \cos x_1 + \bar{h}(x) + \bar{\Delta} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\alpha_{1n}=\alpha_1-\Delta\alpha_1$, $\alpha_1=k_u/m^*$; $\alpha_{2n}=\alpha_2-\Delta\alpha_2$, $\alpha_2=b_\theta/m^*$; $\alpha_{3n}=\alpha_3-\Delta\alpha_{3n}$, $\alpha_3=(0.5g\rho L^2+mgL)/m^*$; $\alpha_{1n}, \alpha_{2n}, \alpha_{3n}$ 分别表示 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 的名义值; $\bar{h}(x)=h/m^*$; $\bar{\Delta}=(\Delta\alpha_1 u - \Delta\alpha_2 x_2 + \Delta)/m^*$ 。因系统负载变化、建模误差等不确定性, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 的准确值是未知的,只能得到其名义值 $\alpha_{1n}, \alpha_{2n}, \alpha_{3n}$; $\bar{h}(x)$ 和 $\bar{\Delta}$ 均是未知的。

为便于控制器设计,做出如下合理假设。

假设 1 系统期望角度信号 $x_{1d}(t)$ 二阶连续可微且其各阶导数均有界。

假设 2 系统综合干扰 $\bar{\Delta}$ 可导且导数有界。

2 控制器设计

本文的控制目标是在柔性机械臂末端负载质量变化的情况下,能够克服系统非线性不确定性和集中干扰,使系统状态 x_1 能够跟踪到期望角度信号 x_{1d} ,控制器结构如图 2 所示。

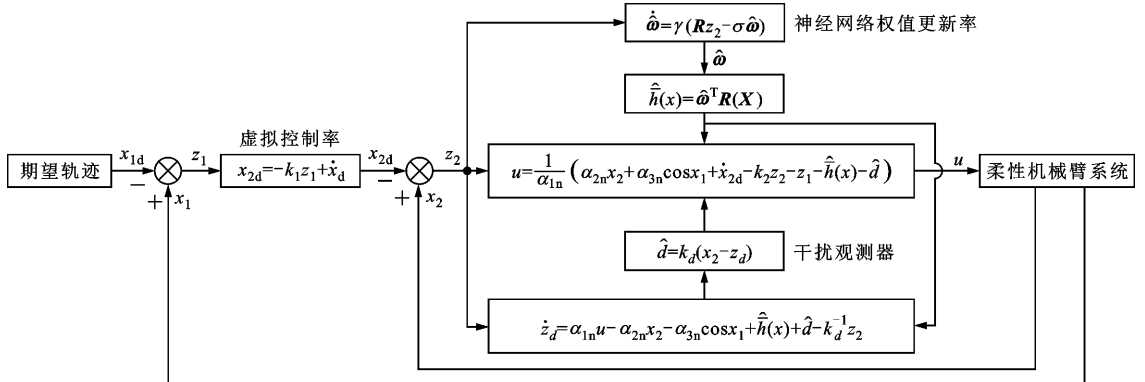


图 2 NNDORC 控制器结构

Fig. 2 Structure of NNDORC controller

定义误差变量

$$\begin{cases} z_1 = x_1 - x_{1d} \\ z_2 = x_1 - x_{2d} \end{cases} \quad (12)$$

式中: z_1 为角度跟踪误差; x_{2d} 为状态 x_2 的虚拟控制律; z_2 为两者之间的偏差。

设计虚拟控制律 x_{2d} 为

$$x_{2d} = -k_1 z_1 + \dot{x}_d \quad (13)$$

式中 k_1 为反馈增益系数, $k_1 > 0$ 。

根据式(11)~(13), 可以得到误差动态方程

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = -k_1 z_1 + z_2 \\ \dot{z}_2 = \alpha_{1n} u \alpha_{2n} x_2 - \alpha_{3n} \cos x_1 + \bar{h}(x) + \bar{\Delta} - \dot{x}_{2d} \end{cases} \quad (14)$$

2.1 RBF神经网络设计

RBF神经网络是一种3层前项网络, 可以任意逼近未知非线性函数, 其输入层到隐含层的映射是非线性的, 而隐含层到输出层的映射是线性的, 因此可以加快学习速率并避免局部极小值问题^[25]。RBFNN结构如图3所示。

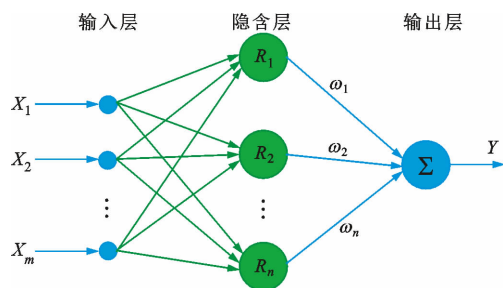


图3 RBFNN结构

Fig. 3 Structure of RBFNN

用RBF神经网络来逼近非线性函数 $\bar{h}(x)$, 选取 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, u]^T$ 作为输入向量, 取隐含层节点数 $n=5$, 则存在常数向量 $\boldsymbol{\omega}$, 使得

$$\bar{h}(x) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{R}(\mathbf{X}) + \epsilon \quad (15)$$

成立。式中: $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1 \ \omega_2 \ \omega_3 \ \omega_4 \ \omega_5]^T$ 代表神经网络最优权值; ϵ 为逼近误差; $\mathbf{R}(\mathbf{X}) = [R_1 \ R_2 \ R_3 \ R_4 \ R_5]^T$ 为神经网络基函数, R_j 表达式为

$$R_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad j = 1, 2, \dots, 5 \quad (16)$$

其中, $\mathbf{C}_j = [c_{j1} \ c_{j2} \ c_{j3}]^T$ 表示隐含层第 j 个节点的中心矢量, b_j 为第 j 个节点的基宽度参数, $b_j > 0$ 。

将式(15)代入式(11), x_2 的动态方程变化为

$$\dot{x}_2 = \alpha_{1n} u - \alpha_{2n} x_2 - \alpha_{3n} \cos x_1 + \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{R}(\mathbf{X}) + d \quad (17)$$

式中 $d = \epsilon + \bar{\Delta}$, 代表了系统的集中干扰。

同时, z_2 的动态方程可以写为

$$\dot{z}_2 = \alpha_{1n} u - \alpha_{2n} x_2 - \alpha_{3n} \cos x_1 + \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{R}(\mathbf{X}) + d - \dot{x}_{2d} \quad (18)$$

根据式(15), $\bar{h}(x)$ 的估计值 $\hat{h}(x)$ 可以写为

$$\hat{h}(x) = \hat{\boldsymbol{\omega}}^T \mathbf{R}(\mathbf{X}) \quad (19)$$

式中 $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ 是 $\boldsymbol{\omega}$ 的估计值。

设计神经网络权值更新律为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\omega}}} = \gamma(\mathbf{R}z_2 - \sigma\hat{\boldsymbol{\omega}}) \quad (20)$$

式中 γ 和 α 是设计参数, $\gamma > 0, \sigma > 0$ 。

定义权值的估计误差 $\tilde{\boldsymbol{\omega}} = \boldsymbol{\omega} - \hat{\boldsymbol{\omega}}$, 则有

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{\omega}}} = -\gamma(\mathbf{R}z_2 - \sigma\tilde{\boldsymbol{\omega}}) \quad (21)$$

2.2 非线性干扰观测器设计

为了处理总干扰 d , 设计一种非线性干扰观测器

$$\begin{cases} \dot{\hat{d}} = k_d(x_2 - z_d) \\ \dot{z}_d = \alpha_{1n} u - \alpha_{2n} x_2 - \alpha_{3n} \cos x_1 + \hat{h}(x) + \hat{d} - k_d^{-1} z_2 \end{cases} \quad (22)$$

式中: k_d 为观测器增益, $k_d > 0$; $\hat{d}$ 是 d 的估计值。

定义观测器的观测误差 $\tilde{d} = d - \hat{d}$, 根据式(17)(22), 可以得到

$$\dot{\tilde{d}} = k_d(\dot{x}_2 - \dot{z}_d) = k_d(\tilde{\boldsymbol{\omega}}^T \mathbf{R} + \tilde{d}) + z_2 \quad (23)$$

进而可以得到

$$\dot{\tilde{d}} = \dot{d} - k_d(\tilde{\boldsymbol{\omega}}^T \mathbf{R} + \tilde{d}) - z_2 \quad (24)$$

2.3 复合控制律设计

根据2.1、2.2小节设计的神经网络和干扰观测器, 结合式(19)(20)(22), 最终的复合控制律设计为

$$u = \frac{1}{\alpha_{1n}}(\alpha_{2n} x_2 + \alpha_{3n} \cos x_1 + \dot{x}_{2d} - k_2 z_2 - z_1 - \hat{h}(x) - \hat{d}) \quad (25)$$

式中 k_2 为反馈增益系数, $k_2 > 0$ 。

根据式(18)(25), 误差动态方程可以重新写为

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = -k_1 z_1 + z_2 \\ \dot{z}_2 = -k_2 z_2 - z_1 + \tilde{\boldsymbol{\omega}}^T \mathbf{R} + \tilde{d} \end{cases} \quad (26)$$

3 稳定性分析

理论1 对于式(11)描述的柔性机械臂系统, 基于RBFNN(式(19)(20))和DOB(式(22))所设计的控制器NNDORC(式(25))可以保证闭环系统中所有信号有界, 实现系统有界稳定。

证明 定义Lyapunov函数

$$V(t) = V_1 + V_2 + V_3 + V_4 \quad (27)$$

式中: $V_1 = \frac{1}{2} \dot{z}_1^2$; $V_2 = \frac{1}{2} \dot{z}_2^2$; $V_3 = \frac{1}{2\gamma} \tilde{\omega}^T \tilde{\omega}$; $V_4 = \frac{1}{2} \dot{d}^2$ 。

由式(21)(24)(26)可以得到

$$\dot{V}_1 = z_1 \dot{z}_1 = -k_1 z_1^2 + z_1 z_2 \quad (28)$$

$$\dot{V}_2 = z_2 \dot{z}_2 = -k_2 z_2^2 - z_1 z_2 + z_2 \tilde{\omega}^T R + z_2 \tilde{d} \quad (29)$$

$$\dot{V}_3 = \frac{1}{\gamma} \tilde{\omega}^T \dot{\tilde{\omega}} = z_2 \tilde{\omega}^T R + \sigma(\tilde{\omega}^T \tilde{\omega} - \tilde{\omega}^T \tilde{\omega}) \quad (30)$$

$$\dot{V}_4 = \tilde{d} \dot{\tilde{d}} = -z_2 \tilde{d} - k_d \tilde{d} \tilde{\omega}^T R - k_d \tilde{d}^2 + \tilde{d} \dot{d} \quad (31)$$

计算得到 $\dot{V}$ 的表达式为

$$\dot{V} = -k_1 z_1^2 - k_2 z_2^2 + \sigma(\tilde{\omega}^T \tilde{\omega} - \tilde{\omega}^T \tilde{\omega}) - k_d \tilde{d} \tilde{\omega}^T R - k_d \tilde{d}^2 + \tilde{d} \dot{d} \quad (32)$$

利用简单的数学关系,可以得到

$$\left. \begin{aligned} \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} &\leq \frac{1}{2} \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + \frac{1}{2} \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} \\ -\tilde{d} \tilde{\omega}^T R &\leq \frac{1}{2} v_1 \Theta \tilde{d}^2 + \frac{1}{2 v_1} \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} \\ \tilde{d} \dot{d} &\leq \frac{1}{2} v_2 \tilde{d}^2 + \frac{1}{2 v_2} \dot{d}^2 \end{aligned} \right\} \quad (33)$$

式中: $\|R\|^2 \leq \Theta$; v_1 和 v_2 为任意正数。

将式(33)代入式(32), $\dot{V}$ 可以进一步写为

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -k_1 z_1^2 - k_2 z_2^2 - \frac{1}{2} \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + \frac{1}{2} \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} - \\ &\frac{1}{2} k_d v_1 \Theta \tilde{d}^2 + \frac{1}{2 v_1} k_d \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} - k_d \tilde{d}^2 + \frac{1}{2} v_2 \tilde{d}^2 + \frac{1}{2 v_2} \dot{d}^2 = \\ &-k_1 z_1^2 - k_2 z_2^2 - \left(\frac{1}{2} \sigma - \frac{1}{2 v_1} k_d \right) \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} - \\ &\left(k_d - \frac{1}{2} v_2 - \frac{1}{2} k_d v_1 \Theta \right) \tilde{d}^2 + \frac{1}{2} \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + \frac{1}{2 v_2} \dot{d}^2 \end{aligned} \quad (34)$$

定义

$$k_3 = \left(\frac{1}{2} \sigma - \frac{1}{2 v_1} k_d \right); k_4 = \left(k_d - \frac{1}{2} v_2 - \frac{1}{2} k_d v_1 \Theta \right) \quad (35)$$

选取合适的 σ, v_1, v_2, k_d , 使得 $k_3 > 0, k_4 > 0$, 则

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -k_1 z_1^2 - k_2 z_2^2 - k_3 \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} - k_4 \tilde{d}^2 + \\ &\frac{1}{2} \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + \frac{1}{2 v_2} \dot{d}^2 = -2k_1 V_1 - 2k_2 V_2 - 2\gamma k_3 V_3 - \\ &2k_4 V_4 + \frac{1}{2} \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + \frac{1}{2 v_2} \dot{d}^2 \end{aligned} \quad (36)$$

分析式(36)中的 $(1/2) \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + (1/2 v_2) \dot{d}^2$, 其中 $\omega, \varepsilon, \Delta$ 均有界, 故 $\dot{d}$ 是有界的, 因此 $(1/2) \sigma \tilde{\omega}^T \tilde{\omega} + (1/2 v_2) \dot{d}^2$ 是有界的, 假设 ξ 为其上界, 则可以得到 $\dot{V}$ 的表达式

$$\dot{V} \leq -\lambda V + \xi \quad (37)$$

式中 $\lambda = \min[2k_1, 2k_2, 2\gamma k_3, 2k_4]$ 。

根据 $V(t)$ 的定义以及有界性定理, 可以得到

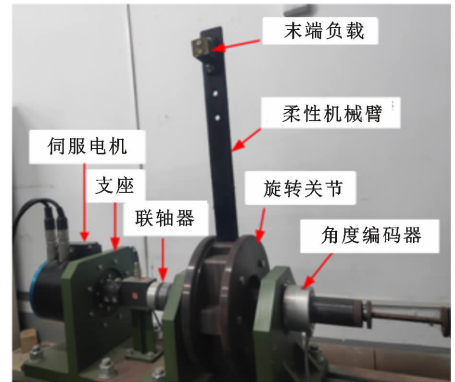
$$0 \leq V(t) \leq V(0)e^{-\lambda t} + \frac{\xi}{\lambda}(1 - e^{-\lambda t}) \quad (38)$$

因此, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $V \rightarrow (\xi/\lambda)$, 则式(27)中所有信号均是有界的, 即角度跟踪误差 z_1 、神经网络权值估计误差 $\tilde{\omega}$ 和干扰观测器观测误差 $\tilde{d}$ 均可以有界收敛。

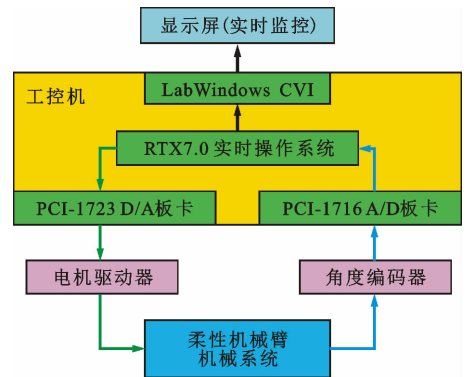
4 实验验证与分析

4.1 柔性机械臂实验平台介绍

实验平台由机械系统和测控系统两部分组成。机械系统如图 4a 所示, 主要包括支座、直流伺服电机、旋转关节和柔性机械臂, 伺服电机和旋转关节通过联轴器连接, 柔性机械臂直接固连在旋转关节上, 同时配有角度编码器。测控系统如图 4b 所示, 主要包括工控机、PCI-1716A/D 转换板卡、PCI-1723D/A 转换板卡、光电编码器数据采集卡、显示器等, 控制器程序在下位机中由 C++ 代码编写, 并在上位机中构建可视化监控软件。



(a) 机械系统



(b) 测控系统

图4 柔性机械臂实验平台

Fig. 4 Flexible manipulator experiment platform

实验台各参数如下: $J_h = 0.3 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, 柔性机械臂长 $L = 0.5 \text{ m}$, 宽度 $b = 0.0498 \text{ m}$, 厚度 $h = 0.004 \text{ m}$, $E = 2 \times 10^{11} \text{ N/m}^2$, 线密度 $\rho = 1.52 \text{ kg/m}$,

重力加速度 g 取 9.8 m/s^2 , 负载质量 m 变化范围为 $0\sim 0.5\text{ kg}$ 。系统中其他参数均可由这些参数计算得出。

实验采样间隔为 0.5 ms , 角度信号由编码器采集得到, 速度信号由高精度角度信号向后差分得到, 同时采用截止频率为 50 Hz 的二阶 Butterworth 滤波器来减少速度信号中的测量噪声。

4.2 实验结果及分析

为验证所设计控制器的有效性和优越性, 选取 3 种控制器进行对比实验

(1) 本文提出的复合学习控制器 (NNDORC)。系统参数的名义值选择为 $\alpha_{1n}=3.22, \alpha_{2n}=1.10, \alpha_{3n}=2.51$; 反馈增益 $k_1=k_2=50$; RBFNN 权值参数 $\gamma=50, \sigma=0.01, b_1\sim b_5$ 均为 $5.0, \mathbf{C}_1=[0.2\ 0.6\ 2.5]^T, \mathbf{C}_2=[0.1\ 0.3\ 1.25]^T, \mathbf{C}_3=[0\ 0\ 0]^T, \mathbf{C}_4=-\mathbf{C}_2, \mathbf{C}_5=-\mathbf{C}_1$; DOB 参数 $k_d=30$ 。

(2) 神经网络控制器 (NNRC)。仅使用神经网络处理柔性非线性不确定性和集中干扰, 即控制律中不包含 $\hat{d}$ 项, 其他项及参数选择与 NNDORC 保持一致。

(3) 线性状态反馈控制器 (FDL)。选取一种无神经网络和干扰观测器的线性状态反馈控制加入对比, 即控制律中不包含 $\hat{d}$ 和 $\hat{h}$ 项, 其他项及参数与 NNDORC 保持一致。

选取跟踪误差最大值 m_e 、平均值 μ 和标准差 σ 共 3 项性能指标^[26], 比较不同控制器之间的跟踪效果。期望角度信号为 $x_{1d}(t)=10[1-\cos(3.14t)][1-\exp(-t)]^\circ$, 在负载质量 $m=0, 0.25, 0.5\text{ kg}$ 共 3 种工况下进行实验。

(1) 无负载工况。此时 $m=0$, 3 种控制器性能指标见表 1。可以看出, NNDORC 各项性能指标均优于 NNRC 和 FDL。从 M_e 来看, NNDORC 相比于 NNRC 减小 24.7% , 相比于 FDL 减小 35.2% 。图 5 为 3 种控制器实时跟踪误差曲线, 可以明显看出 NNDORC 跟踪性能最佳。这表明 NNDORC 对 $\bar{h}(x)$ 和 d 均做出了有效的实时估计和补偿, 估计曲线如图 6 所示。NNRC 也做出了一定补偿, 但效果

表 1 $m=0$ 时的性能指标

Table 1 Performance indicators ($m=0$)

控制器	$M_e/(^\circ)$	$\mu/(^\circ)$	$\sigma/(^\circ)$
FDL	0.070 2	0.029 3	0.019 1
NNRC	0.060 4	0.022 9	0.018 9
NNDORC	0.045 5	0.021 9	0.011 7

不如 NNDORC, 而 FDL 只能以鲁棒项克服系统未知动态, 故跟踪性能最差。

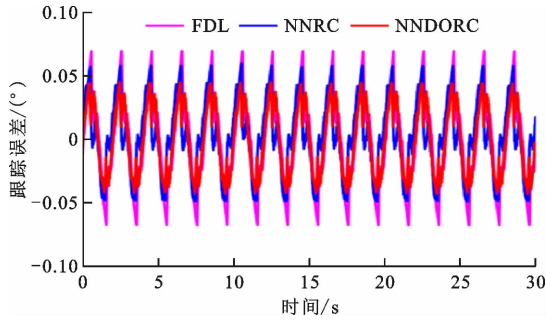


图 5 $m=0$ 时 3 种控制器的跟踪误差

Fig. 5 Tracking error of three controllers ($m=0$)

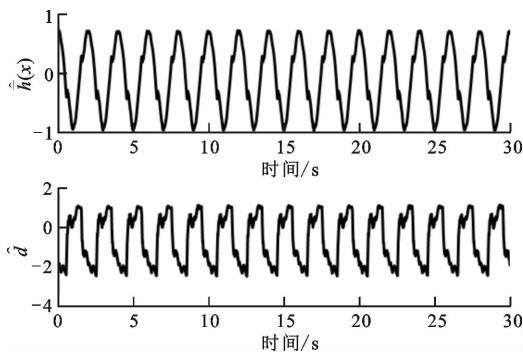


图 6 $m=0$ 时 NNDORC 对 $\bar{h}(x)$ 和 d 的估计

Fig. 6 $\bar{h}(x)$ and d estimation of NNDORC ($m=0$)

(2) 负载小变化工况。此时 $m=0.25\text{ kg}$, 跟踪性能指标见表 2, 跟踪误差如图 7 所示。从各项性能指标来看, NNDORC 的跟踪效果仍是最佳。相比于无负载工况, NNDORC 的 M_e 变化很小, 仅增大了 0.6% , 而 NNRC 增大了 3.6% , FDL 增大了 3% 。图 8 是 $m=0.25\text{ kg}$ 时 NNDORC 对 $\bar{h}(x)$ 和 d 的估计, 可以明显看出, $\hat{h}(x)$ 和 $\hat{d}$ 随着负载的变化而变化, 说明 NNDORC 可以有效补偿负载变化对系统带来的影响。

表 2 $m=0.25\text{ kg}$ 时的性能指标

Table 2 Performance indicators ($m=0.25\text{ kg}$)

控制器	$M_e/(^\circ)$	$\mu/(^\circ)$	$\sigma/(^\circ)$
FDL	0.091 5	0.037 5	0.023 9
NNRC	0.062 6	0.024 6	0.020 1
NNDORC	0.045 8	0.023 9	0.011 7

(3) 负载大变化工况。此时 $m=0.5\text{ kg}$, 跟踪性能指标见表 3, 跟踪误差如图 9 所示。从表中数据来看, FDL 的跟踪性能变得更差, 跟踪精度超过 1% , NNRC 虽然保持在 0.7% 以内, 但相较于无负

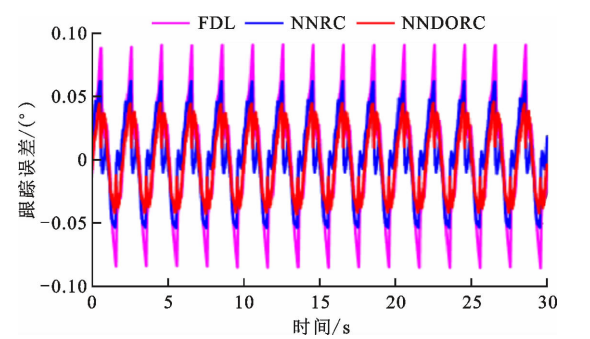


图 7 $m=0.25\text{ kg}$ 时 3 种控制器跟踪误差
Fig. 7 Tracking error of three controllers ($m=0.25\text{ kg}$)

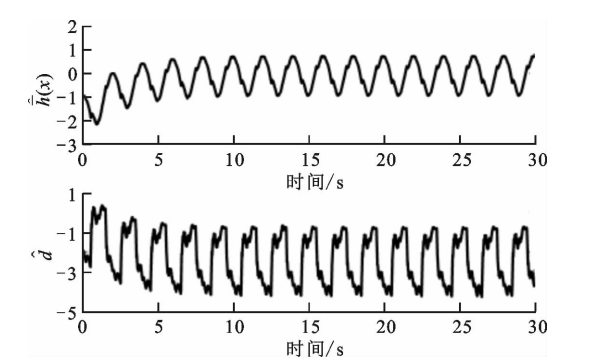


图 8 $m=0.25\text{ kg}$ 时 NNDORC 对 $\bar{h}(x)$ 和 d 的估计
Fig. 8 $\bar{h}(x)$ and d estimation of NNDORC ($m=0.25\text{ kg}$)

载工况增大了 13.2%,说明仅靠神经网络已经不足以补偿较大负载变化对系统带来的影响。NNDORC 的跟踪精度仍保持在 0.5%以内,相比于无负载工况,误差 M_e 只增大了 1.5%,可以应对负载变化较大的情况。图 10 是 $m=0.5\text{ kg}$ 时 NNDORC 对 $\bar{h}(x)$ 和 d 的估计,可以明显看出,NNDORC 对 d 的估计进一步加大,表明 NNDORC 中 DOB 可以有效弥补神经网络的不足,提高系统的跟踪性能。

表 3 $m=0.5\text{ kg}$ 时的性能指标

Table 3 Performance indicators ($m=0.5\text{ kg}$)

控制器	$M_e/(^\circ)$	$\mu/(^\circ)$	$\sigma/(^\circ)$
FDL	0.120 6	0.044 3	0.034 3
NNRC	0.067 9	0.025 8	0.021 1
NNDORC	0.046 2	0.024 3	0.011 9

为了更直观地看到负载变化对 3 种控制器跟踪性能带来的影响,将不同控制器最后两个周期的实时跟踪曲线及 M_e 变化进行对比,如图 11 所示。可以明显看出,在跟踪误差和 M_e 方面,NNDORC 能有效克服负载变化带来的影响,保持自身跟踪精度,而 NNRC 在无负载和小负载时也可保持一定精度,但大负载时跟踪误差明显变大,跟踪性能变差。

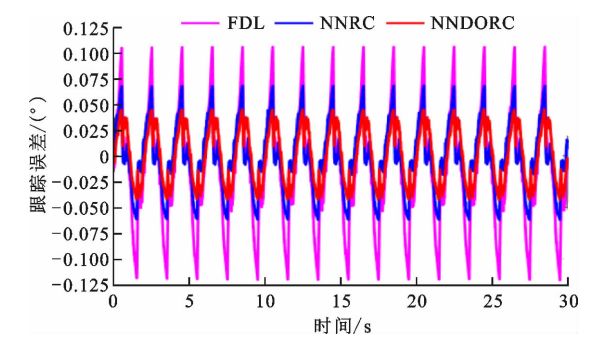


图 9 $m=0.5\text{ kg}$ 时 3 种控制器的跟踪误差
Fig. 9 Tracking error of three controllers ($m=0.5\text{ kg}$)

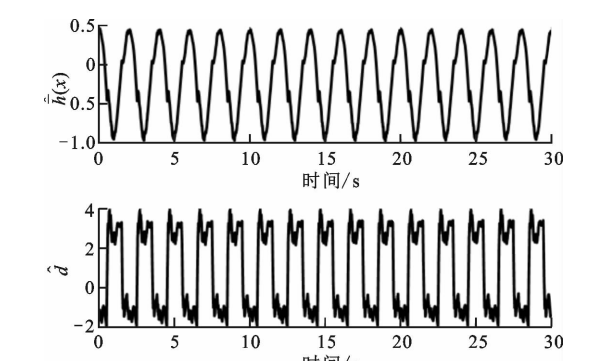


图 10 $m=0.5\text{ kg}$ 时 NNDORC 对 $\bar{h}(x)$ 和 d 的估计
Fig. 10 $\bar{h}(x)$ and d estimation of NNDORC ($m=0.5\text{ kg}$)

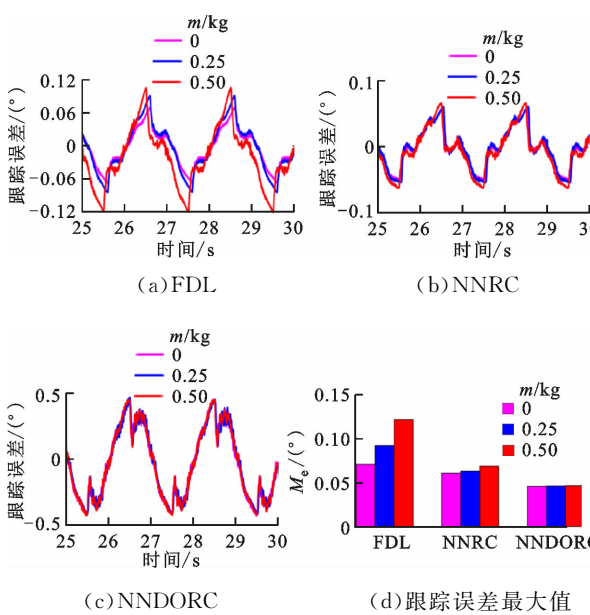


图 11 3 种控制器在不同负载条件下的跟踪误差
Fig. 11 Tracking error of three controllers under different load conditions

5 结 论

针对变负载柔性连杆机械臂的运动控制问题,提出了一种 NNDORC 方法,该方法能够有效克服

系统未知动态,在负载变化下保证跟踪精度在0.5%以内。本文主要结论如下。

(1)将柔性连杆机械臂系统中由连杆柔性引起的非线性不确定性和由负载变化、非线性摩擦、RBFNN逼近误差等效应的集中干扰分开考虑,前者利用RNFNN逼近和消除,后者由DOB估计并补偿。在避免高增益反馈的同时,有效克服了系统中未知动态对跟踪性能的不利影响。

(2)将RBFNN和DOB结合,保留了各自的优点,有效弥补了RBFNN的不足,当RBFNN逼近效果不理想时,DOB可以有效处理RBFNN的逼近误差。实验结果表明,与仅使用神经网络的控制相比,NNDORC应对负载变化的能力更强,跟踪性能提高了24.7%。

参考文献:

- [1] 段书用,李昌洛,韩旭,等.机械臂动力学分析及关节非线性摩擦模型建立[J].机械工程学报,2020,56(9):18-28.
DUAN Shuyong, LI Changluo, HAN Xu, et al. Forward-inverse dynamics analysis of robot arm trajectories and development of a nonlinear friction model for robot joints [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 18-28.
- [2] 齐志刚,黄攀峰,刘正雄,等.空间冗余机械臂路径规划方法研究[J].自动化学报,2019,45(6):1103-1110.
QI Zhigang, HUANG Panfeng, LIU Zhengxiong, et al. Research on path planning method of spatial redundant manipulator [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(6): 1103-1110.
- [3] 杜志江,王伟,闫志远,等.基于模糊强化学习的微创外科手术机械臂人机交互方法[J].机器人,2017,39(3):363-370.
DU Zhijiang, WANG Wei, YAN Zhiyuan, et al. A physical human-robot interaction algorithm based on fuzzy reinforcement learning for minimally invasive surgery manipulator [J]. Robot, 2017, 39(3): 363-370.
- [4] KIANG C T, SPOWAGE A, YOONG C K. Review of control and sensor system of flexible manipulator [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 77(1): 187-213.
- [5] SUBEDI D, TYAPIN I, HOVLAND G. Review on modeling and control of flexible link manipulators [J]. Modeling, Identification and Control, 2020, 41(3): 141-163.
- [6] RAOUF F, MOHAMAD S, MAAROUF S, et al. Distributed adaptive control strategy for flexible link manipulators [J]. Robotica, 2017, 35(7): 1562-1584.
- [7] BELHERAZEM A, CHENAFI M. Passivity based adaptive control of a single-link flexible manipulator [J]. Automatic Control and Computer Sciences, 2021, 55(1): 1-14.
- [8] XU Bin. Composite learning control of flexible-link manipulator using NN and DOB [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(11): 1979-1985.
- [9] YANG Xinxin, GE S S, HE Wei. Dynamic modelling and adaptive robust tracking control of a space robot with two-link flexible manipulators under unknown disturbances [J]. International Journal of Control, 2018, 91(4): 969-988.
- [10] YANG Yan, LIU Zhijie, MA Ge. Adaptive distributed control of a flexible manipulator using an iterative learning scheme [J]. IEEE Access, 2019, 7: 145934-145943.
- [11] XING Xueyan, LIU Jinkun. Modeling and robust adaptive iterative learning control of a vehicle-based flexible manipulator with uncertainties [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2019, 29(8): 2385-2405.
- [12] FAREH R, AL-SHABI M, BETTAYEB M, et al. Robust active disturbance rejection control for flexible link manipulator [J]. Robotica, 2020, 38(1): 118-135.
- [13] 刘延芳,刘宏,孟瑶.负载不确定的柔性机械臂自适应自抗扰控制[J].哈尔滨工业大学学报,2017,49(7):12-19.
LIU Yanfang, LIU Hong, MENG Yao. Adaptive active disturbance rejection control of flexible manipulators with uncertain payload [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2017, 49(7): 12-19.
- [14] GAO Hejia, HE Wei, ZHOU Chen, et al. Neural network control of a two-link flexible robotic manipulator using assumed mode method [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(2): 755-765.
- [15] 陈文楷,石英,崔刚,等.基于模糊神经的柔性臂变负载控制方法[J].控制工程,2009,16(6):717-719,786.
CHEN Wenkai, SHI Ying, CUI Gang, et al. Load varying control of flexible manipulator base on fuzzy-neural [J]. Control Engineering of China, 2009, 16(6): 717-719, 786.
- [16] RAHMANI B, BELKHEIRI M. Adaptive neural net-

- work output feedback control for flexible multi-link robotic manipulators [J]. *International Journal of Control*, 2019, 92(10): 2324-2338.
- [17] 杨航, 刘凌, 倪骏康, 等. 双关节刚性机器人自适应BP神经网络算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2018, 52(1): 129-135, 164.
- YANG Hang, LIU Ling, NI Junkang, et al. An adaptive BP neural network algorithm for 2-joint rigid robots [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2018, 52(1): 129-135, 164.
- [18] 刘凌, 李志成, 张莹. 面向双关节机械臂的参数可调RBF神经网络控制 [J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(4): 1-7.
- LIU Ling, LI Zhicheng, ZHANG Ying. A RBF neural network control method with adjustable parameters for 2-joint robot manipulators [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(4): 1-7.
- [19] JIANG Naijing, ZHANG Shu, XU Jian, et al. Model-free control of flexible manipulator based on intrinsic design [J/OL]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* [2020-05-01]. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9290444>.
- [20] RAHIMI H N, NAZEMIZADEH M. Dynamic analysis and intelligent control techniques for flexible manipulators: a review [J]. *Advanced Robotics*, 2014, 28(2): 63-76.
- [21] LU Lu, CHEN Zheng, YAO Bin, et al. A two-loop performance-oriented tip-tracking control of a linear-motor-driven flexible beam system with experiments [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(3): 1011-1022.
- [22] SUBEDI D, TYAPIN I, HOVLAND G. Dynamic modeling of planar multi-link flexible manipulators [J]. *Robotics*, 2021, 10(2): 70.
- [23] ZHONG Zhen, YANG Xinxin. Tracking and vibration control for a space robotic system with rigid and flexible manipulator [C] // *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS) and IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM)*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 518-523.
- [24] YAO Jianyong, JIAO Zongxia, MA Dawei. Adaptive robust control of DC motors with extended state observer [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(7): 3630-3637.
- [25] ZHANG Yueyuan, KIM D, ZHAO Yudong, et al. PD control of a manipulator with gravity and inertia compensation using an RBF neural network [J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2020, 18(12): 3083-3092.
- [26] YAO Jianyong, JIAO Zongxia, MA Dawei. Extended-state-observer-based output feedback nonlinear robust control of hydraulic systems with backstepping [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(11): 6285-6293.

(编辑 陶晴)