

二连杆双边控制系统数据驱动动力学建模及 自适应控制研究^{*}

赵财银 陈龙祥[†]

(上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240)

摘要 双边控制系统常处于恶劣的工作环境中,设备磨损、老化等因素不可避免,当系统物理参数发生变化时,原先所设计的控制器将不能有效地对系统进行控制.本文以二连杆双边控制系统为对象开展数据驱动动力学建模和自适应控制研究.首先利用系统输入输出数据和拉格朗日神经网络(LNN)分别建立主、从端系统数据驱动动力学模型,然后考虑数据驱动模型与系统真实结构之间不可避免的误差,基于数据驱动动力学模型设计了四通道自适应控制器,并利用 Lyapunov 稳定性理论证明了该闭环控制系统的稳定性.最后考虑主端受到不同操纵力和从端受到不同环境力的情况进行仿真研究,仿真结果表明所提出的控制器具有稳定性和透明性,能够保证从端系统稳定地跟踪主端系统的运动,并能够在主端反映从端机械臂与外界环境间的作用力.

关键词 二连杆机械臂, 数据驱动建模, 拉格朗日神经网络, 双边控制, 四通道自适应控制

中图分类号:O313.7;TP13

文献标志码:A

Research on Data-Driven Dynamic Modeling and Adaptive Control of a Two-Link Bilateral Control System^{*}

Zhao Caiyin Chen Longxiang[†]

(School of Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract Bilateral control systems often operate in harsh working environments, where equipment wear and aging factors are unavoidable. When the physical parameters of the system change, the originally designed controller may no longer effectively control the system. This paper focuses on the two-link bilateral control system to conduct research on data-driven dynamic modeling and adaptive control. First, the input-output data of the system is used to establish the data-driven dynamic models for both the master and slave systems using Lagrangian neural networks (LNN). Then, considering the inevitable errors between the data-driven model and the actual system structure, a four-channel robust adaptive controller is designed based on the data-driven dynamic model, and the stability of the closed-loop control system is proven using Lyapunov stability theory. Finally, simulations are conducted to investigate scenarios where the master side is subjected to different manipulation forces and the slave side experiences various environmental forces. The simulation results indicate the stability and transparency of the proposed controller, ensuring that the slave system can stably track the motion of the master system and effectively reflect the interaction forces between the slave manipulator and the external environment.

Key words two-link manipulator, bilateral control, Lagrangian neural networks, data-driven modeling, four channel adaptive control

引言

随着机器人技术以及计算机技术的快速深入发展,机械臂应用场景已由最初的工业领域拓展到了包括医疗领域、救援救灾、空间探索、航空航天等各种领域^[1-5]. 然而,对于工作环境复杂的任务,机械臂难以自主地进行高精度低时延的控制. 为了提高机械臂对复杂环境的适应性,人类操作者必须介入到机械臂执行的任务中,将人类的认知技能与机械臂相结合,完成复杂的任务. 双边遥操作系统作为机械臂执行任务的重要手段,其控制设计有两个主要指标:稳定性和透明性^[6],即要求从端机械臂能够精确跟踪主端机械臂的轨迹,并且操作人员能精确感知到从端机械臂与环境的接触力.

由于机械臂通常具有强非线性和不确定性因素,且遥操作机械臂经常处于恶劣工作环境,设备的磨损、老化以及工作条件的变化,会使系统参数发生缓慢的变化,此时传统建模方法需要重新测量系统参数,但大多数情况下测量是不便的,因此可以考虑采用数据驱动建模方法建立系统动力学模型并进行控制设计. 近年来,深度神经网络的快速发展推动了机器学习的再次繁荣,随着机器学习技术的日益成熟,各种机器学习方法也在动力学建模中得到广泛应用. 目前基于机器学习的机械臂动力学建模方法主要有基于高斯过程^[7-9]和基于深度学习^[10-12]的动力学建模方法,但这两种纯粹基于数据的数据驱动建模方法有明显的缺点,它们的泛化性能较差,预测结果容易违背物理定律. 为克服纯数据驱动动力学建模方法的缺陷,学者们尝试在神经网络中引入物理规律^[13],Lutter 等^[14,15]通过在神经网络中引入拉格朗日方程提出了深度拉格朗日神经网络(LNN),研究表明 LNN 预测输出满足能量守恒定律,其在无监督学习下能很好地实现系统的惯性力、科氏力与重力的分解.

基于数据驱动动力学模型进行机械臂控制方面的研究已有许多^[16-18],但基本上是基于纯数据驱动的方法,到目前为止,虽然基于物理规律的神经网络已取得一定程度的突破^[19-21],但将此方法应用于控制的研究很少. Qian 等^[22]针对机械臂的轨迹跟踪问题,利用 LNN 设计了反步控制器,能保证在有界的干扰下实现对期望轨迹的稳定跟踪,但结果仅适用于自由运动中的单个机械臂的运动控制. 针对主从

机械臂的双边控制系统,1993 年 Lawrence 等^[23]提出了位置反馈与力反馈的四通道结构,该结构能够将主从端机械臂的速度与力信息传递到彼此的另一端,表明了四通道结构在保证系统的稳定性和透明性上的有效性,该控制器假设对主从阻抗有完全的了解,然而,在遥操作系统中不确定性不可避免,针对各种不确定的影响,大量学者开展了自适应控制研究,以解决系统不确定性对控制的影响^[24-26].

本文以机械臂末端执行器中较常见的二连杆机械臂系统为对象,基于系统输入输出数据开展数据驱动动力学建模和自适应控制研究. 首先分别基于输入输出数据采用 LNN 建立主从端系统数据驱动动力学模型,然后利用所建的 LNN 模型设计控制律,基于 Lyapunov 稳定性理论,提出了基于逆动力学方法的遥操作四通道自适应双边控制器. 进一步通过仿真研究证明了所提出方法的有效性.

1 二连杆双边控制系统数据驱动动力学模型

1.1 二连杆基于 LNN 的数据驱动模型

考虑如图 1 所示在垂直平面内运动的二连杆系统. 假定两根杆均为匀质杆,不考虑杆的轴向位移和法向的柔性,两臂都视为理想的刚性臂,两关节为理想关节,没有附加质量. 与基座相连的杆 OA 的质量和长度分别为 m_1 和 l_1 ,杆 AB 的质量和长度分别为 m_2 和 l_2 ;在关节 O 和关节 A 处施加的力矩分别为 τ_1 和 τ_2 .

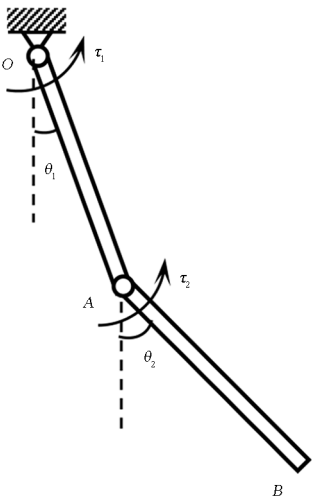


图 1 二连杆平面机械臂系统示意图
Fig. 1 Sketch map of double pendulum manipulator system

根据拉格朗日第二类方程,二连杆系统的动力

学方程为:

$$\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta})\ddot{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{C}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}})\dot{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\tau} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta})$ 为二连杆机械臂的广义质量阵, $\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})$

为与机械臂所受重力有关的矩阵, $\mathbf{C}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}})$ 为机械臂的科氏惯性力与离心惯性力有关的矩阵, $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \ \theta_2]^\top$ 为关节 O 和关节 A 处的角位移;

$$\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}m_1l_1^2 + m_2l_1^2 & \frac{1}{2}m_2l_1l_2\cos(\theta_1 - \theta_2) \\ \frac{1}{2}m_2l_1l_2\cos(\theta_1 - \theta_2) & \frac{1}{3}m_2l_2^2 \end{bmatrix}, \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \left(\frac{1}{2}m_1l_1 + m_2l_1\right)g\sin\theta_1 \\ \frac{1}{2}m_2gl_2\sin\theta_2 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2}m_2l_1l_2\sin(\theta_1 - \theta_2)\dot{\theta}_2 \\ -\frac{1}{2}m_2l_1l_2\sin(\theta_1 - \theta_2)\dot{\theta}_1 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\tau} = [\tau_1 \ \tau_2]^\top.$$

由于传统建模方法需要利用系统的质量、长度等参数信息,当系统结构参数改变时,基于系统参数的传统建模方法难以获得准确的系统动力学模型,因此考虑利用输入输出数据和 LNN^[14] 建立二连杆机械臂的动力学模型。

在机械臂的两个关节上分别施加力矩 $\boldsymbol{\tau}$ 获得两个机械臂的关节转角、角速度和角加速度. 利用多组输入输出数据 $(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}, \ddot{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\tau})$, 采用 LNN 进行数据驱动动力学建模. 具体过程如图 2 所示.

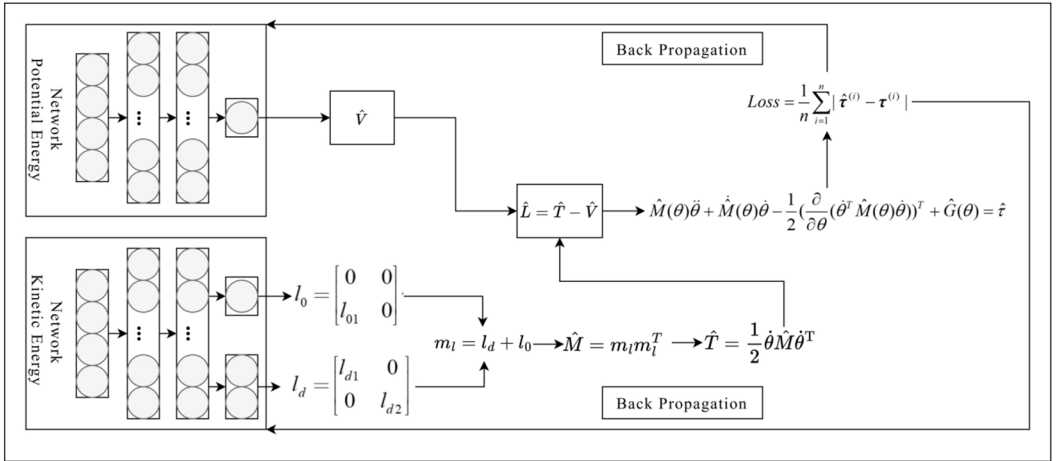


图 2 拉格朗日神经网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of Lagrangian neural networks

考虑到系统势能和广义质量阵均为关节角 $\boldsymbol{\theta}$ 的函数, LNN 在模型训练的过程中将关节角位移 $\boldsymbol{\theta}$ 输入第一个全连接神经网络训练获得系统的势能 V , 输入第二个全连接神经网络获得质量阵. 全连接神经网络第 i 层隐藏层的输出 $\mathbf{h}_i$ 为

$$\mathbf{h}_i = \tanh(\mathbf{W}_i \mathbf{h}_{i-1} + \mathbf{b}_i) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{W}_i$ 、 $\mathbf{b}_i$ 分别为第 i 层的权重与偏置矩阵, $\tanh$ 为所用的激活函数.

神经网络的输出层输出 $\mathbf{O}$ 一般为

$$\mathbf{O} = \mathbf{W}_n \mathbf{h}_{n-1} + \mathbf{b}_n \quad (3)$$

其中, n 为网络总层数.

由于系统质量阵通常具有正定对称的形式, 可以通过第二个全连接神经网络先获得下三角矩阵 $\mathbf{m}$, 具有如下形式^[14]:

$$\mathbf{m} = \begin{bmatrix} m_{d1} & 0 \\ m_{o1} & m_{d2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, m_{o1} 、 m_{d1} 、 m_{d2} 为第二个全连接神经网络的输出.

系统的广义质量阵由其正定对称性可写为

$\mathbf{M} = \mathbf{m}\mathbf{m}^\top$, 利用已知的角速度 $\dot{\boldsymbol{\theta}}$ 得到系统的动能:

$$\dot{T} = \frac{1}{2} \dot{\boldsymbol{\theta}}^\top \dot{\mathbf{M}} \dot{\boldsymbol{\theta}} \quad (5)$$

从而利用拉格朗日函数 $\dot{L} = \dot{T} - \dot{V}$ 、拉格朗日方程和已知的角加速度数据 $\ddot{\boldsymbol{\theta}}$, 获得对应的关节预测力矩:

$$\dot{\boldsymbol{\tau}} = \frac{d}{dt} \frac{\partial \dot{L}}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}} - \frac{\partial \dot{L}}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \dot{\mathbf{M}}(\boldsymbol{\theta}) \ddot{\boldsymbol{\theta}} + \dot{\mathbf{C}}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) \dot{\boldsymbol{\theta}} + \dot{\mathbf{G}}(\boldsymbol{\theta}) \quad (6)$$

其中,

$$\dot{\hat{G}}(\theta) = -\frac{\partial \dot{V}}{\partial \theta} \cdot \dot{\hat{C}}(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} = \dot{\hat{M}}\dot{\theta} - \frac{1}{2} \left[\frac{\partial}{\partial \theta} (\dot{\theta}^T \dot{\hat{M}}\dot{\theta}) \right]^T.$$

然后利用训练数据中输入力矩数据 τ 构造损失函数:

$$\text{Loss} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{\tau}^{(i)} - \tau^{(i)}| \quad (7)$$

其中, $|\cdot|$ 表示向量的 1 范数, $\hat{\tau}^{(i)}$ 、 $\tau^{(i)}$ 分别表示第 i 个样本的预测力矩和真实力矩, n 为样本数.

优化器的选择在训练神经网络的过程中十分重要, 优化器基于梯度下降调整模型参数以最小化损失函数. 在本文中采用了 AdamW 优化器, 其更新公式为^[27]:

$$\begin{aligned} g_t &= \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1}) \\ m_t &= \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \\ v_t &= \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \\ \tilde{m}_t &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \\ \tilde{v}_t &= \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \\ \theta_t &= \theta_{t-1} - \alpha \left(\frac{\tilde{m}_t}{\sqrt{\tilde{v}_t}} + \omega \theta_{t-1} \right) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $f(\theta)$ 为参数 θ 下的损失函数, ∇ 为梯度算子, 则 g_t 为梯度, $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1)$ 为当前估计的指数衰减率, 一般取 0.9 和 0.999. m_t 和 v_t 分别是梯度的一阶和二阶矩估计, $\tilde{m}_t$ 和 $\tilde{v}_t$ 分别是更新校正后的一阶和二阶矩估计. α 是学习率, 一般取 0.001, 根据实际问题调整. ϵ 是一个防止除零的很小的常数, 一般取 10^{-8} , ω 为权重衰减因子, 一般取 0.01.

LNN 训练完成后可以直接利用神经网络输出获得广义质量阵 $\hat{M}(\theta)$, 但惯性力项 $\hat{C}(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta}$ 和 $\hat{G}(\theta)$ 不能直接获得, 需要考虑 $\hat{M}(\theta)$ 对时间的导数和 $\frac{\partial \dot{V}}{\partial \theta} \cdot \dot{\hat{M}}(\theta)$ 可表示为:

$$\dot{\hat{M}}(\theta) = \frac{d}{dt}(mm^T) = \dot{m}m^T + m\dot{m}^T \quad (9)$$

将 m 重新写为向量形式, 则 $\dot{m}$ 可以通过下面公式获得:

$$\dot{m} = \frac{\partial m}{\partial \theta} \dot{\theta} + \sum_{i=1}^n \frac{\partial m}{\partial W_i} \frac{\partial W_i}{\partial t} + \sum_{i=1}^n \frac{\partial m}{\partial b_i} \frac{\partial b_i}{\partial t} \quad (10)$$

由于 $\frac{\partial W_i}{\partial t}$ 、 $\frac{\partial b_i}{\partial t}$ 均为 0. 因此 $\dot{m} = \frac{\partial m}{\partial \theta} \dot{\theta}$, 其中有:

$$\frac{\partial m}{\partial \theta} = \frac{\partial m}{\partial h_{n-1}} \frac{\partial h_{n-1}}{\partial h_{n-2}}, \dots, \frac{\partial h_1}{\partial \theta} \quad (11)$$

$$\frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} = \text{diag}[\tanh'(W_i h_{i-1} + b_i)] W_i \quad (12)$$

与式(10)~(12)类似推导可得到 $\hat{C}(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta}$,

$\hat{G}(\theta)$ 具体推导过程详见[14].

1.2 基于二连杆机械臂数据驱动动力学模型的双边控制系统

主从端机械臂双边控制系统可表示为:

$$M_m(\theta_m) \ddot{\theta}_m + C_m(\theta_m, \dot{\theta}_m) \dot{\theta}_m + G_m(\dot{\theta}_m) = \tau_m + \tau_h \quad (13)$$

$$M_s(\theta_s) \ddot{\theta}_s + C_s(\theta_s, \dot{\theta}_s) \dot{\theta}_s + G_s(\dot{\theta}_s) = \tau_s - \tau_e \quad (14)$$

其中, 下标 m 和 s 分别表示主端机械臂和从端机械臂, θ_i 为关节角位移, $M_i(\theta_i)$ 、 $C_i(\theta_i, \dot{\theta}_i)$ 、 $G_i(\theta_i)$ 分别为系统广义质量阵、科氏惯性力和离心惯性力阵、与重力有关的矩阵, τ_i 为控制力矩阵 ($i = m, s$). τ_h 表示操作者与主端机械臂间的相互作用力, τ_e 表示从端交互环境施与从端机械臂间的相互作用力, τ_h 和 τ_e 可用如下弹簧-阻尼模型描述^[28]:

$$\tau_h = \tau_{h0} - (B_h \dot{\theta}_m + K_h \theta_m) \quad (15)$$

$$\tau_e = B_e \dot{\theta}_s + K_e \theta_s \quad (16)$$

其中 B_h 、 B_e 、 K_h 、 K_e 为正定对角矩阵, τ_{h0} 为操纵者施加的力.

考虑主从端均为二连杆机械臂的情况, 当主从端机械臂能通过测量的方式获得输入关节扭矩 τ 和输出关节角数据 $(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})$ 时, 可以采用基于 LNN 模型的双边控制系统动力学方程进行控制律的设计:

$$\hat{M}_m(\theta_m) \ddot{\theta}_m + \hat{C}_m(\theta_m, \dot{\theta}_m) \dot{\theta}_m + \hat{G}_m(\theta_m) = \tau_m + \tau_h \quad (17)$$

$$\hat{M}_s(\theta_s) \ddot{\theta}_s + \hat{C}_s(\theta_s, \dot{\theta}_s) \dot{\theta}_s + \hat{G}_s(\theta_s) = \tau_s - \tau_e \quad (18)$$

其中, $\hat{M}_i(\theta_i)$ 、 $\hat{C}_i(\theta_i, \dot{\theta}_i)$ 和 $\hat{G}_i(\theta_i)$ 分别为基于 LNN 训练所获得的广义质量阵, 科氏惯性力和离心惯性力阵以及与重力有关的矩阵, τ_i 为控制力矩阵 ($i = m, s$).

2 控制器设计和稳定性分析

双边控制的目的是保证从端系统在受到外界

环境力的情况下能够有效地跟踪主端系统的运动,同时能够在主端准确地反映从端系统所受到的外界环境力,即双边控制系统具有一定程度的稳定性和透明性。下面针对二连杆机械臂双边控制系统(13)和(14),考虑采用自适应方法基于LNN动力学模型(17)和(18)设计四通道双边控制器,以保证系统具有良好的跟踪性能和力反馈性能。

首先定义跟踪误差为:

$$e_m = \theta_m - \theta_s \quad (19)$$

$$e_s = \theta_s - \theta_m \quad (20)$$

考虑基于LNN的数据驱动动力学模型(17)和(18),分别在主从端设计控制器:

$$\tau_m = \hat{M}_m(\ddot{\theta}_s - K_{md}\dot{e}_m - K_{mp}e_m + u_m) + \hat{C}_m\dot{\theta}_m + \hat{G}_m + \hat{M}_m C_2(\tau_h - \tau_e) - \tau_h \quad (21)$$

$$\tau_s = \hat{M}_s(\ddot{\theta}_m - K_{sd}\dot{e}_s - K_{sp}e_s + u_s) + \hat{C}_s\dot{\theta}_s + \hat{G}_s + \hat{M}_s C_3(\tau_h - \tau_e) + \tau_e \quad (22)$$

其中, K_{md} 、 K_{mp} 、 C_2 、 K_{sd} 、 K_{sp} 和 C_3 均为正定对角矩阵, u_i ($i = m, s$) 为鲁棒控制项,形式为:

$$u_i = -\Delta K_{id}(t)\dot{e}_i - \Delta K_{ip}(t)e_i - F_i(t) \quad (23)$$

其中 $\Delta K_{id}(t)$ 、 $\Delta K_{ip}(t)$ 、 $F_i(t)$ 均为时变的增益矩阵。

将控制律(21)、(22)代入方程(13)、(14),并记

$$\hat{C}_i\dot{\theta}_i + \hat{G}_i = \hat{Z}_i, C_i\dot{\theta}_i + G_i = Z_i, \tilde{Z}_i = \hat{Z}_i - Z_i, \Delta\tau = \tau_h - \tau_e, \text{得:}$$

$$\ddot{\theta}_m = \hat{M}_m^{-1}[\hat{M}_m(\ddot{\theta}_s - K_{md}\dot{e}_m - K_{mp}e_m + u_m) + \tilde{Z}_m + \hat{M}_m C_2\Delta\tau] \quad (24)$$

$$\ddot{\theta}_s = \hat{M}_s^{-1}[\hat{M}_s(\ddot{\theta}_m - K_{sd}\dot{e}_m - K_{sp}e_m + u_s) + \tilde{Z}_s + \hat{M}_s C_3\Delta\tau] \quad (25)$$

不失一般性,可令 $M_i^{-1}\hat{M}_i = I + \Delta M_i$, 则方程(24)和(25)可写为:

$$\ddot{e}_m + K_{md}\dot{e}_m + K_{mp}e_m = u_m + \phi_m \quad (26)$$

$$\ddot{e}_s + K_{sd}\dot{e}_s + K_{sp}e_s = u_s + \phi_s \quad (27)$$

其中:

$$\phi_m = \Delta M_m(\ddot{\theta}_s - K_{md}\dot{e}_m - K_{mp}e_m + u_m) + M_m^{-1}\tilde{Z}_m + C_2\Delta\tau + \Delta M_m C_2\Delta\tau,$$

$$\phi_s = \Delta M_s(\ddot{\theta}_m - K_{sd}\dot{e}_s - K_{sp}e_s + u_s) + M_s^{-1}\tilde{Z}_s + C_3\Delta\tau + \Delta M_s C_3\Delta\tau.$$

令 $e = e_m$, 则 $e_s = -e$, 方程(26)式乘以 C_2^{-1} 减去方程(27)乘以 C_3^{-1} [29] 得到:

$$\ddot{e} + K_d\dot{e} + K_p e = \phi_m - \phi_s \quad (28)$$

其中:

$$K_d = (C_2^{-1} + C_3^{-1})^{-1}(C_2^{-1}K_{md} + C_3^{-1}K_{sd}),$$

$$K_p = (C_2^{-1} + C_3^{-1})^{-1}(C_2^{-1}K_{mp} + C_3^{-1}K_{sp}),$$

$$\phi_m = K_2 u_m + K_2 \Delta M_m(\ddot{\theta}_s - K_{md}\dot{e}_m - K_{mp}e_m + u_m) + K_2 M_m^{-1}\tilde{Z}_m + K_1 \Delta M_m \Delta\tau,$$

$$\phi_s = K_3 u_s + K_3 \Delta M_s(\ddot{\theta}_m - K_{sd}\dot{e}_s - K_{sp}e_s + u_s) + K_3 M_s^{-1}\tilde{Z}_s + K_1 \Delta M_s \Delta\tau,$$

$$K_1 = (C_2^{-1} + C_3^{-1})^{-1}, K_2 = (C_2^{-1} + C_3^{-1})^{-1}C_2^{-1},$$

$$K_3 = (C_2^{-1} + C_3^{-1})^{-1}C_3^{-1}.$$

则(28)在状态空间方程可写为:

$$\dot{E} = (A_0 + \Delta A)E + (B_0 + \Delta B)U_m + (C_0 + \Delta C)U_s + W \quad (29)$$

其中 $E = [e^T \quad \dot{e}^T]^T$, $U_m = [0 \quad u_m]^T$, $U_s = [0 \quad u_s]^T$,

$$A_0 = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -K_p & -K_d \end{bmatrix}, \Delta A = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \Delta A_{21} & \Delta A_{22} \end{bmatrix},$$

$$B_0 = [0 \quad K_2], \Delta B = [0 \quad K_2 \Delta M_m], C_0 = [0 \quad -K_3],$$

$$\Delta C = [0 \quad -K_3 \Delta M_s], W = [0 \quad W_{12}]^T,$$

$$\Delta A_{21} = -K_2 \Delta M_m K_{mp} + K_3 \Delta M_s K_{sp},$$

$$\Delta A_{22} = -K_2 \Delta M_m K_{md} + K_3 \Delta M_s K_{sd},$$

$$W_{12} = K_2 \Delta M_m \ddot{\theta}_s + K_2 M_m^{-1}\tilde{Z}_m + K_1 \Delta M_m \Delta\tau -$$

$$K_3 \Delta M_s \ddot{\theta}_m - K_3 M_s^{-1}\tilde{Z}_s - K_1 \Delta M_s \Delta\tau.$$

定理: 对于给定系统(29), 假定 $\Delta K_{id}(t)$ 、 $\Delta K_{ip}(t)$ 、 $F_i(t)$ 是导数非零的快变量, W 、 ΔA 、 ΔB 和 ΔC 是导数为零的慢变量^[30], 则满足方程(23)形式的鲁棒控制器 u_i 有如下的自适应律:

$$\dot{F}_i(t) = a_{i1} S_i \quad (30)$$

$$\Delta \dot{K}_{ip}(t) = a_{i2} S_i e_i^T \quad (31)$$

$$\Delta \dot{K}_{id}(t) = a_{i3} S_i \dot{e}_i^T \quad (32)$$

其中: $a_{ij} > 0$ ($j = 1, 2, 3$), $S = P_2^T e + P_3^T \dot{e}$, 则 $S_m = S$, $S_s = -S$, 其中 P_2 、 P_3 为对称正定矩阵 P 的分块

矩阵, 即 $P = \begin{bmatrix} P_1 & P_2 \\ P_2 & P_3 \end{bmatrix}$ 且满足 Lyapunov 方程:

$$A_0^T P + P A_0 = -Q \quad (33)$$

其中: $Q = Q^T > 0$ 为任意正定对称矩阵。此时, 双边控制机械臂系统将在控制器(21)和(22)的作用下稳定, 也即当 $t \rightarrow \infty$ 时, $e \rightarrow 0$, $\dot{e} \rightarrow 0$ 。

证明: 将鲁棒控制器(23)代入方程(29)中并整理可得:

$$\dot{\mathbf{E}} = \mathbf{A}_0 \mathbf{E} + [\mathbf{0} \quad \mathbf{H}]^T \quad (34)$$

其中:

$$\mathbf{H} = (\mathbf{M}_{m1} + \mathbf{N}_{m1}) + (\mathbf{M}_{s1} + \mathbf{N}_{s1}) + (\mathbf{M}_{m2} + \mathbf{N}_{m2})\mathbf{e} + (\mathbf{M}_{s2} + \mathbf{N}_{s2})\mathbf{e} + (\mathbf{M}_{m3} + \mathbf{N}_{m3})\dot{\mathbf{e}} + (\mathbf{M}_{s3} + \mathbf{N}_{s3})\dot{\mathbf{e}},$$

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_{m1} &= \mathbf{K}_2 \Delta \mathbf{M}_m \ddot{\boldsymbol{\theta}}_s + \mathbf{K}_2 \mathbf{M}_m^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}_m + \mathbf{K}_1 \Delta \mathbf{M}_m \Delta \boldsymbol{\tau}, \\ \mathbf{M}_{s1} &= -\mathbf{K}_3 \Delta \mathbf{M}_s \ddot{\boldsymbol{\theta}}_m - \mathbf{K}_3 \mathbf{M}_s^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}_s - \mathbf{K}_1 \Delta \mathbf{M}_s \Delta \boldsymbol{\tau}, \\ \mathbf{N}_{m1} &= -\mathbf{K}_2 (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_m) \mathbf{F}_m(t), \mathbf{M}_{m2} = -\mathbf{K}_2 \Delta \mathbf{M}_m \mathbf{K}_{mp}, \\ \mathbf{N}_{s1} &= \mathbf{K}_3 (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_s) \mathbf{F}_s(t), \mathbf{M}_{s2} = -\mathbf{K}_3 \Delta \mathbf{M}_s \mathbf{K}_{sp}, \\ \mathbf{N}_{m2} &= -\mathbf{K}_2 (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_m) \Delta \mathbf{K}_{np}(t), \mathbf{M}_{m3} = -\mathbf{K}_2 \Delta \mathbf{M}_m \mathbf{K}_{md}, \\ \mathbf{N}_{s2} &= -\mathbf{K}_3 (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_s) \Delta \mathbf{K}_{sp}(t), \mathbf{M}_{s3} = -\mathbf{K}_3 \Delta \mathbf{M}_s \mathbf{K}_{sd}, \\ \mathbf{N}_{m3} &= -\mathbf{K}_2 (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_m) \Delta \mathbf{K}_{md}(t), \\ \mathbf{N}_{s3} &= -\mathbf{K}_3 (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_s) \Delta \mathbf{K}_{sd}(t). \end{aligned}$$

取 Lyapunov 函数为:

$$\begin{aligned} V &= \mathbf{E}^T \mathbf{P} \mathbf{E} + \text{tr}[(\mathbf{M}_{m1} + \mathbf{N}_{m1}) \mathbf{T}_{m1} (\mathbf{M}_{m1} + \mathbf{N}_{m1})] + \\ &\text{tr}[(\mathbf{M}_{s1} + \mathbf{N}_{s1}) \mathbf{T}_{s1} (\mathbf{M}_{s1} + \mathbf{N}_{s1})] + \text{tr}[(\mathbf{M}_{m2} + \\ &\mathbf{N}_{m2}) \mathbf{T}_{m2} (\mathbf{M}_{m2} + \mathbf{N}_{m2})] + \text{tr}[(\mathbf{M}_{s2} + \\ &\mathbf{N}_{s2}) \mathbf{T}_{s2} (\mathbf{M}_{s2} + \mathbf{N}_{s2})] + \text{tr}[(\mathbf{M}_{m3} + \\ &\mathbf{N}_{m3}) \mathbf{T}_{m3} (\mathbf{M}_{m3} + \mathbf{N}_{m3})] + \text{tr}[(\mathbf{M}_{s3} + \\ &\mathbf{N}_{s3}) \mathbf{T}_{s3} (\mathbf{M}_{s3} + \mathbf{N}_{s3})] \end{aligned} \quad (35)$$

$\mathbf{T}_{ij}$ 为正定对角矩阵,对(35)求导得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\mathbf{E}^T \mathbf{Q} \mathbf{E} + 2\mathbf{E}^T \mathbf{P} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{H} \end{bmatrix} + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{m1} + \\ &\mathbf{N}_{m1}) \mathbf{T}_{m1} \dot{\mathbf{N}}_{m1}] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{s1} + \mathbf{N}_{s1}) \mathbf{T}_{s1} \dot{\mathbf{N}}_{s1}] + \\ &2\text{tr}[(\mathbf{M}_{m2} + \mathbf{N}_{m2}) \mathbf{T}_{m2} \dot{\mathbf{N}}_{m2}] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{s2} + \\ &\mathbf{N}_{s2}) \mathbf{T}_{s2} \dot{\mathbf{N}}_{s2}] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{m3} + \mathbf{N}_{m3}) \mathbf{T}_{m3} \dot{\mathbf{N}}_{m3}] + \\ &2\text{tr}[(\mathbf{M}_{s3} + \mathbf{N}_{s3}) \mathbf{T}_{s3} \dot{\mathbf{N}}_{s3}] \end{aligned} \quad (36)$$

由矩阵迹的性质,可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{E}^T \mathbf{P} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{H} \end{bmatrix} &= \text{tr}\{(\mathbf{M}_{m1} + \mathbf{N}_{m1})^T [\mathbf{p}_2^T \quad \mathbf{p}_3^T] \mathbf{E}\} + \\ &\text{tr}\{(\mathbf{M}_{s1} + \mathbf{N}_{s1})^T [\mathbf{p}_2^T \quad \mathbf{p}_3^T] \mathbf{E}\} + \\ &\text{tr}\{(\mathbf{M}_{m2} + \mathbf{N}_{m2})^T [\mathbf{p}_2^T \quad \mathbf{p}_3^T] \mathbf{E} \mathbf{e}^T\} + \\ &\text{tr}\{(\mathbf{M}_{s2} + \mathbf{N}_{s2})^T [\mathbf{p}_2^T \quad \mathbf{p}_3^T] \mathbf{E} \mathbf{e}^T\} + \\ &\text{tr}\{(\mathbf{M}_{m3} + \mathbf{N}_{m3})^T [\mathbf{p}_2^T \quad \mathbf{p}_3^T] \mathbf{E} \dot{\mathbf{e}}^T\} + \\ &\text{tr}\{(\mathbf{M}_{s3} + \mathbf{N}_{s3})^T [\mathbf{p}_2^T \quad \mathbf{p}_3^T] \mathbf{E} \dot{\mathbf{e}}^T\} \end{aligned} \quad (37)$$

将方程(37)代入方程(36)得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\mathbf{E}^T \mathbf{Q} \mathbf{E} + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{m1} + \mathbf{N}_{m1})^T (\mathbf{S} + \\ &\mathbf{T}_{m1} \dot{\mathbf{N}}_{m1})] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{s1} + \mathbf{N}_{s1})^T (\mathbf{S} + \\ &\mathbf{T}_{s1} \dot{\mathbf{N}}_{s1})] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{m2} + \mathbf{N}_{m2})^T (\mathbf{S} \mathbf{e}^T + \\ &\mathbf{T}_{m2} \dot{\mathbf{N}}_{m2})] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{s2} + \mathbf{N}_{s2})^T (\mathbf{S} \mathbf{e}^T + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\mathbf{T}_{s2} \dot{\mathbf{N}}_{s2})] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{m3} + \mathbf{N}_{m3})^T \{\mathbf{S} \dot{\mathbf{e}}^T + \\ &\mathbf{T}_{m3} \dot{\mathbf{N}}_{m3}\}] + 2\text{tr}[(\mathbf{M}_{s3} + \mathbf{N}_{s3})^T \{\mathbf{S} \dot{\mathbf{e}}^T + \\ &\mathbf{T}_{s3} \dot{\mathbf{N}}_{s3}\}] \end{aligned} \quad (38)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_{mj} &= \frac{1}{a_{mj}} (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_m)^{-1} \mathbf{K}_2^{-1} \\ \mathbf{T}_{sj} &= \frac{1}{a_{sj}} (\mathbf{I} + \Delta \mathbf{M}_s)^{-1} \mathbf{K}_3^{-1} \end{aligned}$$

将自适应率(30)~(32)代入方程(38),可得:

$$\dot{V} = -\mathbf{E}^T \mathbf{Q} \mathbf{E} < 0 \quad (39)$$

因此,双边控制系统在所提出控制器的作用下,闭环系统渐近稳定.

3 数值仿真

3.1 模型验证

为验证数据驱动建模的有效性,进行数值仿真.考虑在垂直平面内运动的二连杆平面机械臂系统,机械臂参数为 $m_1 = m_2 = 1$ kg, $l_1 = l_2 = 1$ m,采用基于 LNN 的数据驱动方法建立系统动力学模型.

首先根据方程(1)在机械臂两个关节上施加不同的输入力矩 $\boldsymbol{\tau}$,获得用于训练的输入输出数据时间历程;其次,所使用的两个全连接神经网络均包含两层隐藏层,每层含 128 个神经元,训练时采用 512 的批量大小,在包含 248 条轨迹[每条轨迹含 2500 个数据对 $(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}, \ddot{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\tau})$]的数据集上进行离线训练,最大训练轮次(epoch)为 1000,并在由 40 条轨迹组成的验证集上进行验证;最后利用早停法在每个训练集结束后计算验证集损失,取验证集损失最小的模型,当 60 个轮次内验证集损失都没有比上一次记录的最小损失更小则退出训练.优化器采用 AdamW,其中学习率为 0.0001,其他参数为默认值.

图 3 给出了训练好的 LNN 模型在初始状态为 $\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \pi/2 & \pi/3 \end{bmatrix}^T$, $\dot{\boldsymbol{\theta}} = [0 \quad 0]^T$,力矩为 $\boldsymbol{\tau} = [0 \quad 0]^T$ 下的预测时间历程响应、响应误差、惯性力矩、科氏力与离心力矩、重力矩的结果.图中实线为 LNN 模型所得到的结果,虚线为实际系统动力学模型(1)得到的结果.

从图 3、图 4 可以看到,利用 LNN 训练得到的数据驱动模型,能够较为准确地获得系统的动力学响应曲线,与真实模型得到的曲线进行比较,误差

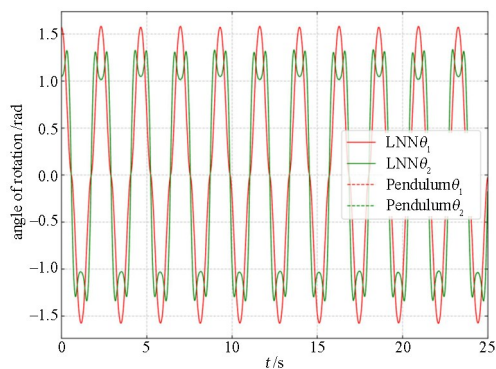


图 3 LNN 模型与实际模型两关节时间历程曲线
Fig. 3 The temporal response curve of two joints of the LNN model and the actual model

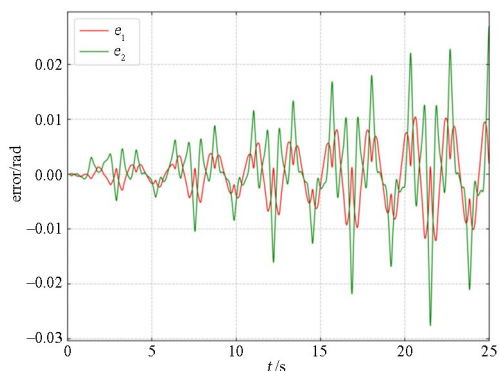


图 4 LNN 模型与实际模型两关节角位移误差曲线
Fig. 4 The angular displacement error curves of the two-joint of the LNN model and the actual model

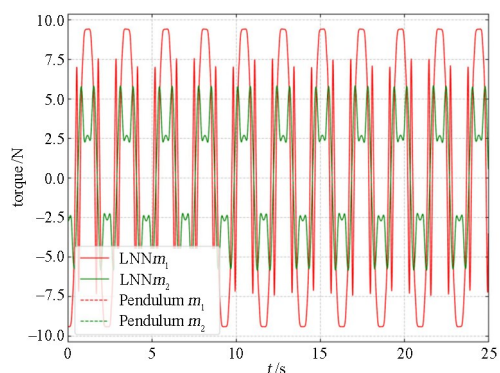


图 5 LNN 模型与实际模型惯性力矩对比图
Fig. 5 The comparison diagram of inertia torque of the LNN model and the actual model

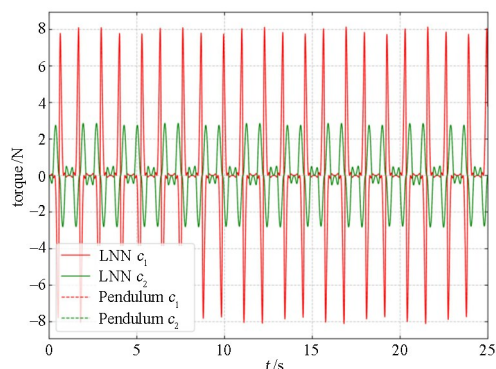


图 6 LNN 模型与实际模型科氏力与离心力矩对比图
Fig. 6 The comparison diagram of coriolis and centrifugal torque of the LNN model and the actual model

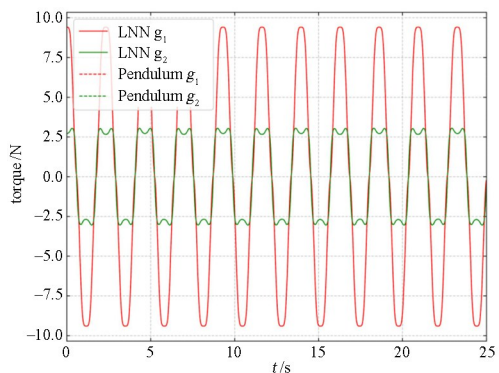


图 7 LNN 模型与实际模型重力矩对比图
Fig. 7 The comparison diagram of gravity torque of the LNN model and the actual model

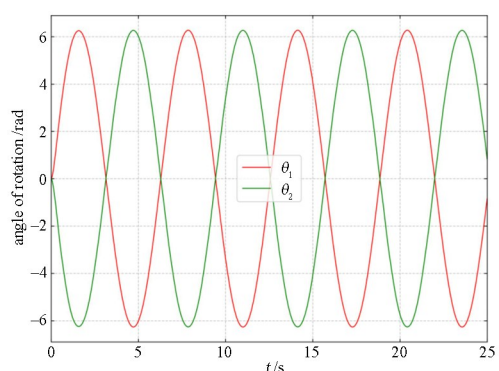


图 8 基于 LNN 模型的计算力矩法轨迹跟踪曲线
Fig. 8 Trajectory tracking curve using the computed torque method based on the LNN model

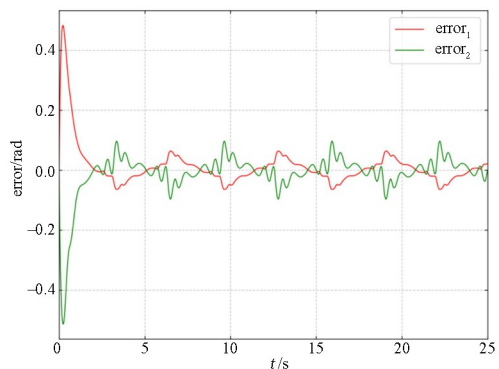


图 9 基于 LNN 模型的计算力矩法轨迹跟踪误差曲线
Fig. 9 Trajectory tracking error curve using the computed torque method based on the LNN model

在可接受的范围之内. 图 5、图 7 可以看出, 基于 LNN 所获得的惯性力矩、科氏和离心力矩以及重力矩项与原系统相比误差较小, 说明了 LNN 模型的准确性. 图 8、图 9 是基于 LNN 模型使用计算力矩法跟踪正弦轨迹所得的结果, 可以看到基于 LNN 的计算力矩控制器虽然存在一定的误差, 但已经可以达到较好的控制效果, 且基于 LNN 设计的控制器控制结果误差在一定范围内变化.

3.2 双边控制

考虑基于数据驱动模型所设计的四通道鲁棒

控制器,进行数值仿真验证其鲁棒稳定性和透明性.仿真中主端机械臂真实参数为 $m_{1m} = m_{2m} = 1 \text{ kg}$, $l_{1m} = l_{2m} = 1 \text{ m}$;假定从端机械臂初始时与主端机械臂系统参数一致,随着设备的磨损、老化等情况其结构参数已经变为 $m_{1s} = m_{2s} = 0.8 \text{ kg}$, $l_{1s} = l_{2s} = 0.8 \text{ m}$.当从端系统参数变化时,考虑下面两种控制进行对比:

(1)主从端控制器均按照理想参数设计,即控制器设计时主从端参数为 $m_{m1} = m_{m2} = 1 \text{ kg}$, $l_{m1} = l_{m2} = 1 \text{ m}$, $m_{s1} = m_{s2} = 1 \text{ kg}$, $l_{s1} = l_{s2} = 1 \text{ m}$,直接基于系统动力学方程设计四通道双边控制器,其具体形式为:

$$\begin{aligned} \tau_m = & \mathbf{M}_m(\ddot{\theta}_s - \mathbf{K}_{md}\dot{e}_m - \mathbf{K}_{mp}e_m) + \mathbf{C}_m\dot{\theta}_m + \\ & \mathbf{G}_m + \mathbf{M}_m\mathbf{C}_2(\tau_h - \tau_e) - \tau_h \end{aligned} \quad (40)$$

$$\begin{aligned} \tau_s = & \mathbf{M}_s(\ddot{\theta}_m - \mathbf{K}_{sd}\dot{e}_s - \mathbf{K}_{sp}e_s) + \mathbf{C}_s\dot{\theta}_s + \\ & \mathbf{G}_s + \mathbf{M}_s\mathbf{C}_3(\tau_h - \tau_e) + \tau_e \end{aligned} \quad (41)$$

(2)采用LNN和所采集的输入输出数据建立系统动力学方程并设计控制律(21)、(22),即采用本文所提出的方法进行控制.

3.2.1 从端机械臂自由

首先考虑从端环境不受外界环境约束的情况,即方程(16)中 $\tau_e = 0$.四通道双边控制方法(1)的控制律增益矩阵为: $\mathbf{K}_{mp} = \mathbf{K}_{sp} = \text{diag}(20, 20)$, $\mathbf{K}_{md} = \mathbf{K}_{sd} = \text{diag}(10, 10)$, $\mathbf{C}_2 = \text{diag}(0.1, 0.1)$, $\mathbf{C}_3 = \text{diag}(0.01, 0.01)$.为便于比较,本文所提出的控制方法(2)中 $a_{ij} = 0.12$, $\mathbf{Q} = \text{diag}(1, 1, 1, 1)$,其他参数与(1)相同.主端操纵者与主端机械臂之间相互作用力(15)中参数: $\mathbf{K}_h = \text{diag}(100, 200) \text{ N} \cdot \text{m}/\text{rad}$, $\mathbf{B}_h = \text{diag}(20, 20) \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}/\text{rad}$.分别考虑主端操纵者所施加的力矩为常力矩 $\tau_{h0} = 100(1, 1)^T \text{ N} \cdot \text{m}$ 和时变力矩 $\tau_{h0} = 100(\sin t, \sin t) \text{ N} \cdot \text{m}$ 两种情况.

图10、图11给出了双边控制系统在控制器(1)作用下双边控制系统主端机械臂和从端机械臂的角位移跟踪曲线,从中可以看到,当从端机械臂不受外界环境约束时,由于结构参数的变化,基于原系统动力学方程所设计的控制律已经不能满足控制跟踪的需求,在常力矩作用下跟踪存在稳态误差,在正弦力矩作用下系统的响应也不符合实际.图12、图13给出了在本文基于数据驱动动力学模型所设计的控制律(2)作用下主端机械臂和从端机械臂的角位移跟踪曲线,从中可以看到,无论操纵者施加在主端的力矩为常力矩还是正弦力矩,从端

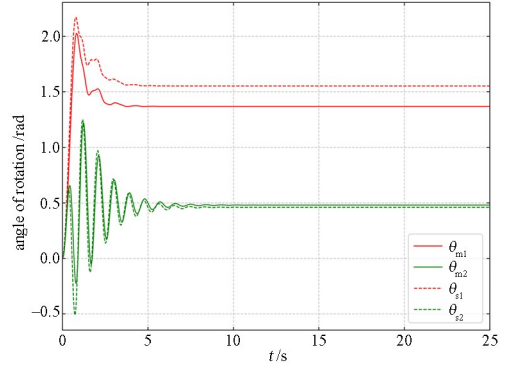


图10 控制器(1)在主端常力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 10 The angular tracking curve of the master manipulator under constant torque using controller(1)

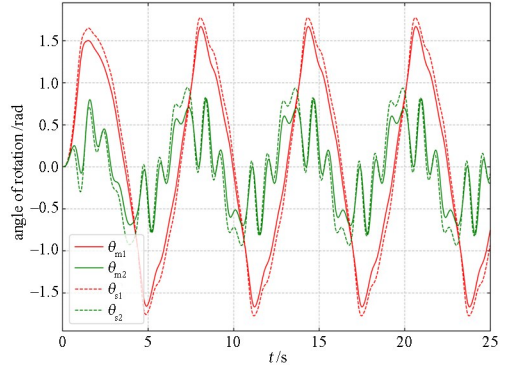


图11 控制器(1)在主端正弦力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 11 The angular tracking curve of the master manipulator under sinusoidal torque using controller(1)

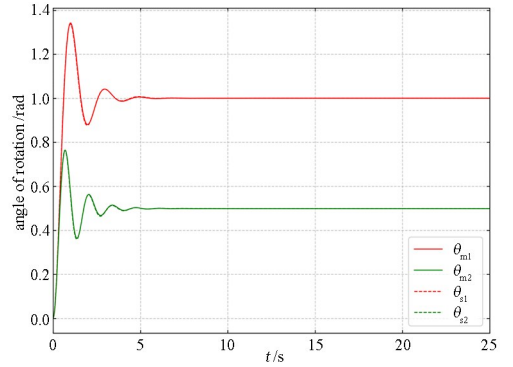


图12 本文所设计的控制器(2)在主端常力矩作用下的机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 12 The angular tracking curve of the master manipulator under constant torque using the designed controller(2) in this paper

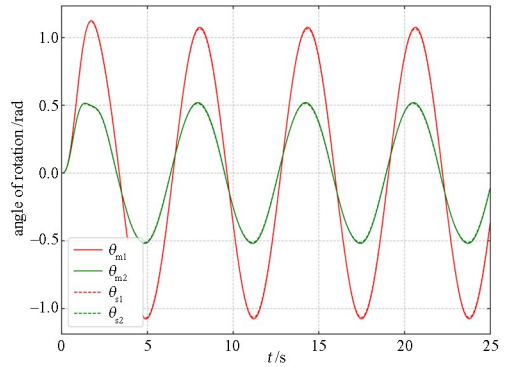


图13 本文所设计的控制器(2)在主端正弦力矩作用下的机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 13 The angular tracking curve of the master manipulator under sinusoidal torque using the designed controller(2) in this paper

系统都能很好地跟踪主端系统的运动,具有很好的跟踪性能.

3.2.2 从端机械臂受到外界环境约束

然后考虑从端机械臂受外界环境约束的情况,方程(16)中的参数 $\mathbf{K}_e=\text{diag}(500,500)\text{ N}\cdot\text{m}/\text{rad}$, $\mathbf{B}_e=\text{diag}(30,30)\text{ N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}/\text{rad}$.两种控制方法中控制增益与 3.2.1 中相同.同样地,分别考虑主端操纵者所施加的力矩为常力矩 $\boldsymbol{\tau}_{h0}=100(1,1)^T\text{ N}\cdot\text{m}$ 和时变力矩 $\boldsymbol{\tau}_{h0}=100(\sin t,\sin t)\text{ N}\cdot\text{m}$ 两种情况.

图 14~图 17 分别给出了四通道双边控制器(1)在主端常力矩、正弦力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线,外界环境与从端相互作用力和主端操纵者与主端相互作用力的对比曲线.从中可以看出,当结构参数发生变化后,原先设计的四通道双边控制器不能保证从端系统有效地跟踪主端系统的运动,当操纵者施加力矩无论是常力矩或者正弦力矩,从端机械臂与主端机械臂的角位移会出现一定的偏差,从端不能很好地跟踪主端系统的运动,而且主端也不能正确的反馈从端机械臂与外界环境的相互作用力,其控制的鲁棒性和透明性受到了一

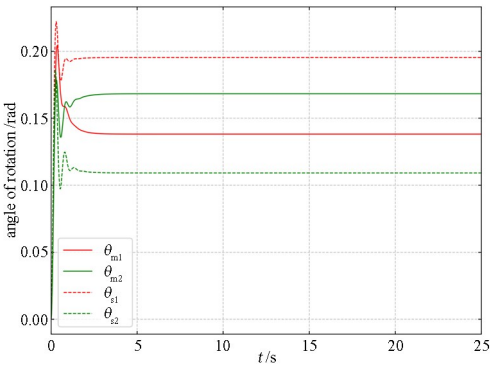


图 14 控制器(1)在主端常力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 14 The angular tracking curve of the master manipulator under constant torque using controller(1)

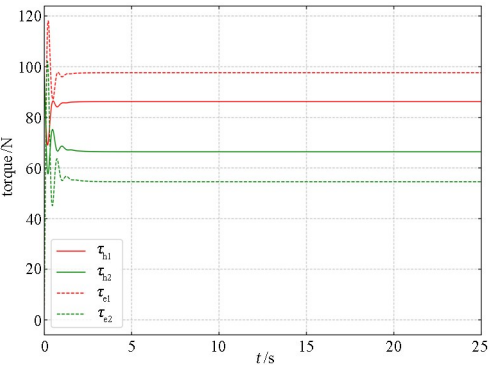


图 15 控制器(1)在主端常力矩作用下机械臂从端环境力与主端环境力关系曲线
Fig. 15 The relationship curve between the master and slave environmental torque of the master manipulator under constant torque using controller(1)

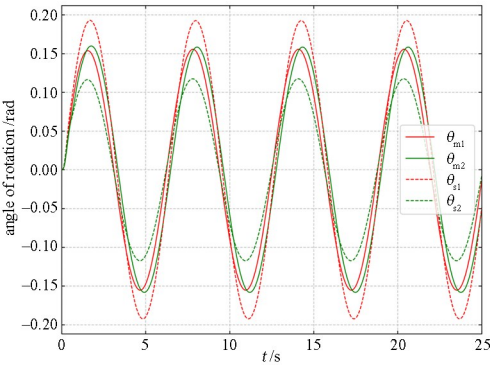


图 16 控制器(1)主端正弦力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 16 The angular tracking curve of the master manipulator under sinusoidal torque using controller(1)

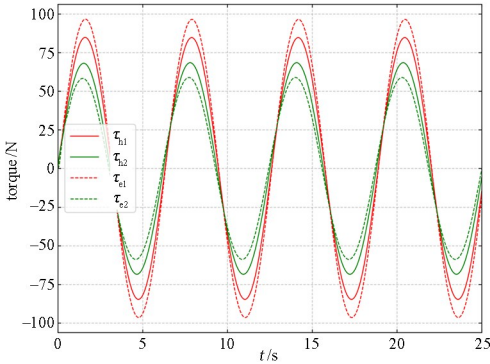


图 17 控制器(1)在主端正弦力矩作用下机械臂从端环境力与主端环境力关系曲线
Fig. 17 The relationship curve between the master and slave environmental torque of the master manipulator under sinusoidal torque using controller(1)

定程度的影响.图 18~图 21 分别给出了本文所设计的控制器(2)在主端常力矩、正弦力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线,外界环境与从端相互作用力和主端操纵者与主端相互作用力的对比曲线.从中可以看出,本文提出的基于 LNN 的自适应控制器具有良好的位置跟踪性能与力跟踪性能,能够保证从端系统有效地跟踪主端系统运动的同时,也能正确地在主端反馈从端机械臂所受到的从端环境力,

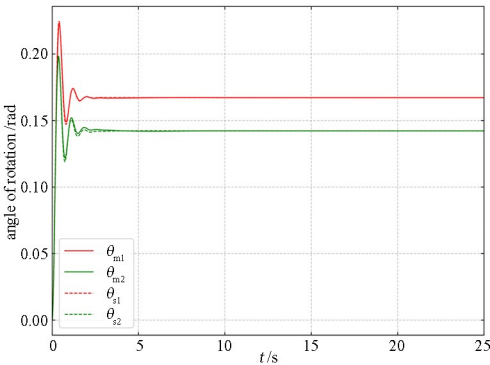


图 18 本文所设计的控制器(2)在主端常力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 18 The angular tracking curve of the master manipulator under constant torque using the designed controller(2) in this paper

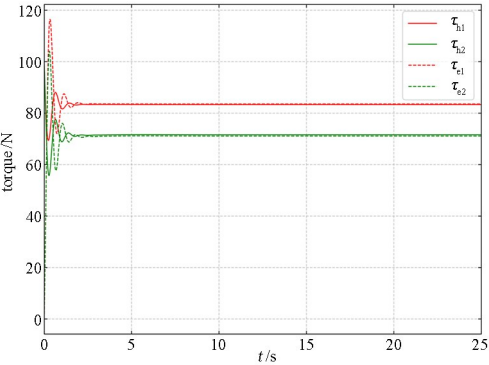


图 19 本文所设计控制器(2)在主端常力矩作用下机械臂从端环境力与主端环境力关系曲线
Fig. 19 The relationship curve between the master and slave environmental torque of the master manipulator under constant torque using the designed controller(2) in this paper

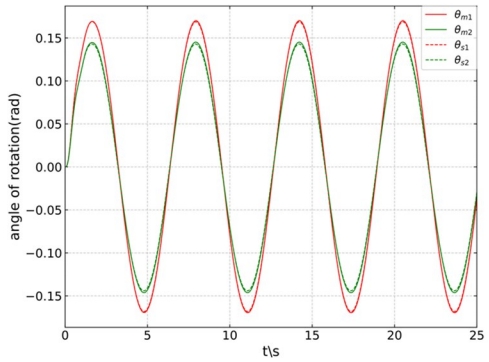


图 20 本文所设计的控制(2)在主端正弦力矩作用下机械臂角位移跟踪曲线
Fig. 20 The angular tracking curve of the master manipulator under sinusoidal torque using the designed controller(2) in this paper

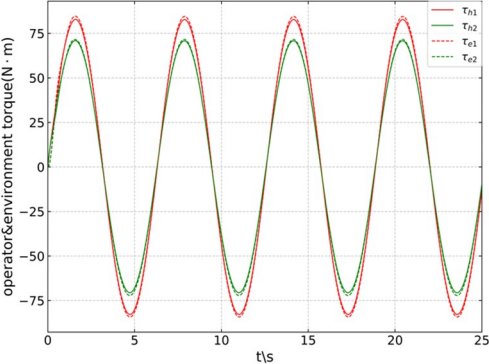


图 21 本文所设计的控制器(2)在主端正弦力矩作用下机械臂从端环境力与主端环境力关系曲线
Fig. 21 The relationship curve between the master and slave environmental torque of the master manipulator under sinusoidal torque using the designed controller(2) in this paper

证明了所提出控制器的有效性. 因此,当二连杆机械臂系统工作一段时间以后,所设计的双边控制律不能有效地控制系统的动力学行为且系统参数不能有效测量时,可以考虑基于系统输入输出数据建立数据驱动的系统动力学方程,并利用数据驱动动力学方程设计相应的控制律,同样能够保证系统的稳定性和透明性.

4 结论

本文以二连杆双边控制系统为对象,基于系统输入输出数据建立数据驱动动力学模型并开展双边遥操作系统的自适应鲁棒控制研究. 仿真结果表明:本文基于系统输入输出数据和 LNN 建立的数据驱动动力学模型能够准确地描述系统的动力学行为;当系统参数变化以后,基于最初系统所设计的控制律不能有效地对系统进行控制,而基于数据驱动的动力学模型设计的控制器在主从端环境变化时都能够保证从端系统有效地跟踪主端系统的运动,并将从端机械臂受到的外界环境力及时地反馈给主端系统. 仿真结果验证了所设计的控制器的有效性.

参考文献

[1] 刘宏,李志奇,刘伊威,等. 天宫二号机械手关键技术及在轨试验[J]. 中国科学:技术科学, 2018, 48(12): 1313–1320.
LIU H, LI Z Q, LIU Y W, et al. Key technologies of TianGong-2 robotic hand and its on-orbit experiments [J]. Scientia Sinica (Technologica), 2018, 48(12): 1313–1320. (in Chinese)
[2] 宋爱国. 人机交互力觉临场感遥操作机器人技术研究[J]. 科技导报, 2015, 33(23): 100–109.
SONG A G. Research on human-robot interaction telerobot with force telepresence [J]. Science & Technology Review, 2015, 33(23): 100–109. (in Chinese)
[3] 张佳俊,张舒,徐鉴. 下肢康复外骨骼人机耦合动力学建模与控制[J]. 动力学与控制学报, 2021, 19(4): 55–63.
ZHANG J J, ZHANG S, XU J. Human-machine coupled dynamic modelling and control of lower limb exoskeleton for rehabilitation [J]. Journal of Dynamics and Control, 2021, 19(4): 55–63. (in Chinese)
[4] 郭丁旭,姜乃晶,张舒,等. 含有 LuGre 摩擦并联机械臂的自适应控制[J]. 动力学与控制学报, 2019, 17(4): 362–368.
GUO D X, JIANG N J, ZHANG S, et al. Adaptive control of parallel manipulators with LuGre friction compensation [J]. Journal of Dynamics and Control, 2019, 17(4): 362–368. (in Chinese)

- [5] 闵熔祺, 张舒. 多移动机械臂系统动力学建模以及稳定性分析[J]. 动力学与控制学报, 2023, 21(12): 107—113.
MIN R Q, ZHANG S. Dynamics modelling and stability analysis of a multi-mobile robotic manipulator system [J]. Journal of Dynamics and Control, 2023, 21(12): 107—113. (in Chinese)
- [6] 李小乐, 陈龙祥. 遥操作旋转运动梁系统多目标优化控制研究[J]. 动力学与控制学报, 2022, 20(4): 74—82.
LI X L, CHEN L X. Multi-objective optimization control of teleoperation rotating beam system [J]. Journal of Dynamics and Control, 2022, 20(4): 74—82. (in Chinese)
- [7] RASMUSSEN C E, WILLIAMS C K I. Gaussian processes for machine learning [M]. Cambridge, Mass: MIT Press, 2006.
- [8] DE LA CRUZ J S, OWEN W, KULIC D. Online learning of inverse dynamics via Gaussian process regression [C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE, 2012: 3583—3590.
- [9] DU D S, LIU C H, NI C R, et al. Linear Gaussian processes for data-efficient robot dynamics learning [C]// Advances in Guidance, Navigation and Control. Singapore: Springer Singapore, 2022: 4201—4211.
- [10] LIU N, LI L Y, HAO B, et al. Semiparametric deep learning manipulator inverse dynamics modeling method for smart city and industrial applications [J]. Complexity, 2020, 2020(1): 9053715.
- [11] POLYDOROS A S, NALPANTIDIS L, KRÜGER V. Real-time deep learning of robotic manipulator inverse dynamics [C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). New York: IEEE, 2015: 3442—3448.
- [12] SUN P F, SHAO Z Z, QU Y, et al. Inverse dynamics modeling of robotic manipulator with hierarchical recurrent network [C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). New York: IEEE, 2019: 751—756.
- [13] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics informed deep learning (part I): data-driven solutions of nonlinear partial differential equations [EB/OL]. (2017-11-28) [2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/1711.10561v1>.
- [14] LUTTER M, RITTER C, PETERS J. Deep Lagrangian networks: using physics as model prior for deep learning [EB/OL]. (2019-07-10) [2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/1907.04490v1>.
- [15] LUTTER M, PETERS J. Combining physics and deep learning to learn continuous-time dynamics models [J]. The International Journal of Robotics Research, 2023, 42(3): 83—107.
- [16] 王郝, 刘海瑞, 邹上元, 等. SCARA 机器人高斯过程动力学建模研究[J]. 机械设计与制造, 2019(10): 235—237.
WANG H, LIU H R, ZOU S Y, et al. Research on dynamic modeling of SCARA robot with Gaussian process regression [J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(10): 235—237. (in Chinese)
- [17] CHEN S Y, WEN J T. Neural-learning trajectory tracking control of flexible-joint robot manipulators with unknown dynamics [C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). New York: IEEE, 2019: 128—135.
- [18] REINHART R F, SHAREEF Z, STEIL J J. Hybrid analytical and data-driven modeling for feed-forward robot control [J]. Sensors, 2017, 17(2): 311.
- [19] CRANMER M, GREYDANUS S, HOYER S, et al. Lagrangian neural networks [EB/OL]. (2020-03-10) [2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/2003.04630v2>.
- [20] GREYDANUS S, DZAMBA M, YOSINSKI J. Hamiltonian neural networks [EB/OL]. (2019-06-04) [2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/1906.01563v3>.
- [21] FINZI M, WANG K A, WILSON A. Simplifying Hamiltonian and Lagrangian neural networks via explicit constraints [J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 13880—13889.
- [22] QIAN J J, XU L, REN X Q, et al. Structured deep neural network-based backstepping trajectory tracking control for Lagrangian systems [EB/OL]. (2024-09-12) [2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/2403.00381v3>.
- [23] LAWRENCE D A. Stability and transparency in bilateral teleoperation [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1993, 9(5): 624—637.
- [24] CHOPRA N, SPONG M W, LOZANO R. Synchronization of bilateral teleoperators with time de-

lay [J]. Automatica, 2008, 44(8): 2142–2148.

[25] NUÑO E, ORTEGA R, BASAÑEZ L. An adaptive controller for nonlinear teleoperators [J]. Automatica, 2010, 46(1): 155–159.

[26] Slotine J J E, LI W P. Applied nonlinear control [M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1991, 2: 1123–1131.

[27] LOSHCHILOV I, HUTTER F. Decoupled weight decay regularization [EB/OL]. (2017-01-04)[2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/1711.05101v3>.

[28] CHEN Z, HUANG F H, SUN W C, et al. An improved wave-variable based four-channel control design in bilateral teleoperation system for time-delay compensation [J]. IEEE Access, 2018, 6: 12848–12857.

[29] LIU X, TAVAKOLI M. Adaptive inverse dynamics four-channel control of uncertain nonlinear teleoperation systems [J]. Advanced Robotics, 2011, 25(13/14): 1729–1750.

[30] 宋永端, 高为炳, 程勉. 不确定机器人的鲁棒计算力矩控制[J]. 机器人, 1989, 11(6): 6–11.

SONG Y D, GAO W B, CHENG M. Robust computed torque control of robot manipulators with uncertainties [J]. Robot, 1989, 11(6): 6–11. (in Chinese)