

基于最优阻抗选取的机器人自适应鲁棒导纳控制

杨丽红¹, 汪泽楷¹, 孙太任², 胡玥², 杨建涛^{2†}

(1. 上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093; 2. 上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093)

摘要: 本文提出了一种基于最优阻抗选择的机器人自适应鲁棒导纳控制策略, 以提高机器人与环境交互的性能。本文的创新点包括: 1) 提出了一种新的环境阻抗复合学习估计方法, 保证阻抗参数估计值约束在预定的集合内, 通过初始激励保证了估计误差的指数收敛性; 2) 基于估计的环境阻抗, 设计机器人期望的最优刚度和阻尼, 实现交互力和轨迹跟踪误差的最优协调; 3) 设计了一种基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器, 使机器人能够以规定的性能跟踪导纳轨迹。在自适应鲁棒控制器中, 采用饱和函数来代替传统的滑模控制, 极大地缓解了可能出现的抖振问题。通过对比仿真验证了本文环境阻抗估计方法和自适应鲁棒导纳控制的有效性。

关键词: 阻抗控制; 导纳控制; 自适应控制; 最优阻抗; 时滞估计

引用格式: 杨丽红, 汪泽楷, 孙太任, 等. 基于最优阻抗选取的机器人自适应鲁棒导纳控制. 控制理论与应用, 2025, 42(1): 181–188

DOI: 10.7641/CTA.2024.30103

Robot adaptive robust admittance control based on optimal impedance selection

YANG Li-hong¹, WANG Ze-kai¹, SUN Tai-ren², HU Yue², YANG Jian-tao^{2†}

(1. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. School of Health Sciences and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In this paper, an adaptive robust admittance control strategy based on optimal impedance selection is proposed to improve the performance of robot-environment interaction. The innovations of this paper include: 1) A new composite learning estimation method for environmental impedance is proposed to ensure that the impedance estimator is constrained within a predetermined set, and the exponential convergence of the estimation error is guaranteed by the initial excitation; 2) Based on the estimated environmental impedance, the stiffness and damping required by the robot are designed, and converge to the optimal stiffness and damping is obtained by minimizing the performance function of the interaction force and the cost function of the trajectory tracking error; 3) An adaptive robust admittance controller based on time-delay estimation is designed to enable the robot to track the admittance trajectory with prescribed performance. In the adaptive robust controller, the saturation function is used to replace the traditional sliding mode control, which greatly alleviates the possible chattering problem. The effectiveness of the environmental impedance estimation method and adaptive robust admittance control is verified by comparative simulation.

Key words: impedance control; admittance control; adaptive control; optimal impedance; time delay estimation

Citation: YANG Lihong, WANG Zekai, SUN Tairen, et al. Robot adaptive robust admittance control based on optimal impedance selection. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(1): 181–188

1 引言

机器人与环境(物或人)交互时, 主动柔顺控制可利用交互力的反馈信息去控制作用力, 可有效提高交互的安全性和柔顺性。其中, 力/位混合控制和阻抗控制作为强有力的主动柔顺控制方法, 已广泛应用于装配、磨削、抛光和人机交互等领域。

力/位混合控制最早由Raibert等人^[1]提出, 该类方法通过机器人末端任意方向的笛卡尔位姿和力传感器检测到的接触力作为反馈, 通过雅可比矩阵逆解分配到各个关节控制器上, 从而可以对位置和力进行独立控制^[2]。然而这种方法计算复杂, 必须根据精确的环境约束方程来实时确定雅可比矩阵并计算其坐标

收稿日期: 2023–03–03; 录用日期: 2024–03–29.

†通信作者. E-mail: jtyang123@outlook.com.

本文责任编辑: 周杰.

国家自然科学基金项目(62103280, 62073156)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62103280, 62073156).

系,要实时地用反映任务要求的选择矩阵来决定力和位控方向.所以,力/位混合控制理论明确但付诸实施难^[3].阻抗/导纳控制将机器人与环境的作用等效为质量块、阻尼和弹簧构成的二阶系统,通过调节期望阻抗模型的参数来实现机器人与环境的柔顺交互.设计阻抗/导纳控制的关键在于:1)选取期望阻抗参数,提高交互的柔顺性;2)设计有效的控制策略,实现期望的弹簧-阻尼动态.

机器人与环境交互性能在很大的程度上取决于环境阻抗和机器人期望阻抗参数.为了使机器人能够向环境传递最大功率,可以选择与环境阻抗相等的机器人期望阻抗.在阻抗参数选取的对偶原则中^[4],机器人阻抗在理论上等于环境导纳.文献[5]中,机器人的期望刚度设计成与环境刚度的倒数成正比,这需要已知环境阻抗的参数,但环境参数通常是难以获得的.Erickson等人^[6]对阻抗控制器的动态性能进行了分析,通过最小化跟踪误差和交互力的代价函数,提出了一种对任意环境进行辨识的方法,实现对控制器的修正,得到非约束运动到约束运动的稳定过渡和响应,但控制的实现需要精准的机器人和环境动力学模型.

可见,有效估计环境阻抗是选取合理的机器人期望阻抗参数的关键.目前,大多数学者采用信号处理方法、递归最小二乘法和基于Lyapunov的自适应方法对环境刚度和阻尼进行估计^[7-12].只得到了估计误差的有界性.要得到阻抗参数估计误差收敛,需要相应的回归矩阵满足苛刻的持续激励(persistently exciting, PE)条件^[7].文献[13-14]中,通过强化学习求解了线性二次调节器(linear quadratic regulator, LQR)问题,得到了最优阻抗控制,该控制^[15-16]避免了对环境阻抗的直接估计,但仍需要满足严格的PE条件以保证控制的稳定性.基于上述分析,阻抗参数估计误差的收敛对于提高交互性能具有重要意义,利用弱化PE条件有效估计环境阻抗参数值得进一步研究.

在实现期望阻抗动态方面,与阻抗控制相比,导纳控制可通过位置控制实现期望机器人位置与交互力间的弹簧-阻尼动态系统,具有较强的鲁棒性^[17-19],引起了广大学者的兴趣.建模不确定项和外部干扰是影响导纳控制鲁棒性的重要因素.众研究者设计了自适应导纳控制^[20]、滑模导纳控制^[21]、神经网络导纳控制^[22]、模糊导纳控制^[23]等,提高了导纳控制的鲁棒性.然而,自适应控制需要将机器人动力学参数化,滑模控制存在固有的抖振问题,迭代学习主要应用于具有周期性特征的系统,神经网络和模糊逻辑具有较高的计算复杂度,这限制了前述导纳控制在实际中的应用.时滞估计(time delay estimation, TDE)可用时滞信息估计机器人动力学模型中未知的非线性项,是提高控制鲁棒性的有效技术,且具有结构简单、数值计算效率高等特点,已在外骨骼机器人、工业机器人中得

到应用^[24-25].然而,时滞估计在估计连续函数方面具有较高精度,但机器人动力学模型中往往存在不连续项(比如库伦摩擦),会带来不可忽略的时滞估计误差.将时滞估计和弱抖振的滑模控制融合,是提高导纳控制鲁棒性的有效手段.

基于以上分析,本文提出基于最优阻抗参数选择的机器人自适应鲁棒导纳控制策略,主要创新点包括:

1)提出了一种新型环境阻抗复合学习估计方法,保证阻抗参数估计值约束在预定的集合内,通过初始激励保证了估计误差的指数收敛性;

2)基于估计的环境阻抗,设计机器人期望的最优刚度和阻尼,实现交互力和轨迹跟踪误差的最优协调;

3)设计了一种基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器,使机器人能够以规定的性能跟踪导纳轨迹.在自适应鲁棒控制器中,采用饱和函数来代替传统的滑模控制,极大地缓解了可能出现的抖振问题.

2 问题描述

考虑如下机器人笛卡尔空间动力学模型:

$$M(x)\ddot{x} + C(x, \dot{x})\dot{x} + G(x) + F(\dot{x}) = \tau + f_e, \quad (1)$$

其中: $x, \dot{x}, \ddot{x} \in \mathbb{R}^n$ 分别表示机器人-环境相互作用点的位置、速度和加速度, $M(x) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为机器人惯性矩阵, $C(x, \dot{x}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为机器人科里奥利和离心力矩阵, $G(x) \in \mathbb{R}^n$ 为机器人重力向量, $F(\dot{x}) \in \mathbb{R}^n$ 为摩擦力, $\tau \in \mathbb{R}^n$ 为控制输入, $f_e \in \mathbb{R}^n$ 表示为机器人-环境交互力.

惯性矩阵 $M(x)$ 为对称正定矩阵, 满足

$$\delta_1 \xi^T \xi \leq \xi^T M(x) \xi \leq \delta_2 \xi^T \xi, \quad \forall \xi \in \mathbb{R}^n,$$

其中 $\delta_1, \delta_2 > 0$.

动态环境力表达式如下:

$$-f_e(t) = K_e x + D_e \dot{x}, \quad (2)$$

其中 K_e, D_e 分别表示环境刚度矩阵和阻尼矩阵.

环境刚度矩阵和阻尼矩阵通常假设为对角矩阵, 定义如下:

$$K_e = \text{diag} \{k_{ei}\}, \quad D_e = \text{diag} \{d_{ei}\},$$

其中: $k_{d1} \leq k_{ei} \leq k_{d2}, d_{d1} \leq d_{ei} \leq d_{d2}$, 且 $k_{d1}, k_{d2}, d_{d1}, d_{d2}$ 均为正的常数.

由式(2)可知, 所需要的交互力可建模为

$$f_d = -K_e x_d - D_e \dot{x}_d, \quad (3)$$

其中 x_d 为机器人期望轨迹.

进一步考虑如下所示的阻抗模型:

$$M_d \ddot{e}_d + D_d \dot{e}_d + K_d e_d = -(f_e - f_d), \quad (4)$$

其中: $e_d = x_d - x$ 为目标轨迹误差; M_d, K_d, D_d 均为对角正定矩阵, 分别表示所期望的惯性矩阵、刚度

矩阵和阻尼矩阵.

研究目标如下:

1) 利用复合学习估计环境刚度和阻尼, 并通过最小化交互力的性能函数和期望的轨迹跟踪误差来设计最优的机器人刚度和阻尼;

2) 设计基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器, 使机器人能够以规定的性能跟踪导纳轨迹.

3 自适应最优阻抗参数

机器人所需阻抗的确定与环境阻抗密切相关. 第 3.1 节采用 IE 对环境刚度和阻尼进行综合学习. 然后, 在第 3.2 节, 将估计的环境阻抗曲线代入最优刚度和阻尼, 得到自适应最优刚度和阻尼.

由式(2)可得, 交互力可由下式表示:

$$f_{ei} = \phi_i^T w_i, \quad (5)$$

其中: $\phi_i = [x_i \ \dot{x}_i]^T$, $w_i = [-k_{ei} \ -d_{ei}]^T$, ϕ_i 是回归向量, w_i 是定义的未知向量.

$$-k_{ei} \in \Omega_1 = \{\xi \in \mathbb{R} : -k_{d1} \leq \xi \leq -k_{d2}\},$$

$$-d_{ei} \in \Omega_2 = \{\xi \in \mathbb{R} : -d_{d1} \leq \xi \leq -d_{d2}\},$$

$$w_i \in \Omega = \{w_i : -k_{ei} \in \Omega_1, -d_{ei} \in \Omega_2\},$$

定义 $\hat{w}_i = [\hat{w}_{i1} \ \hat{w}_{i2}]^T = [-\hat{k}_{ei} \ -\hat{d}_{ei}]^T$ 为 w_i 的估计值. 交互力的估计值可表示为

$$\hat{f}_{ei} = \phi_i^T \hat{w}_i. \quad (6)$$

估计误差表达式为

$$\tilde{f}_{ei} = f_{ei} - \hat{f}_{ei} = \phi_i^T \tilde{w}_i, \quad (7)$$

其中 $\tilde{w}_i = w_i - \hat{w}_i$.

3.1 基于复合自适应的环境阻抗估计

在本节中, 将力估计误差 \tilde{f}_{ei} 和预测误差相结合, 构造一个复合误差来更新估计器 \hat{w}_i . 为了构造预测误差, 定义 E_t 为

$$E_t = \int_{t_0}^t \phi_i \phi_i^T d\sigma. \quad (8)$$

根据式(5)(7), $E_t w_i$ 和 $E_t \tilde{w}_i$ 可由下式计算得出:

$$E_t w_i = \int_{t_0}^t \phi_i(\tau) f_{ei}(\tau) d\sigma, \quad (9)$$

$$E_t \tilde{w}_i = \int_{t_0}^t \phi_i(\tau) f_{ei}(\tau) d\sigma - \int_{t_0}^t \phi_i(\tau) \phi_i^T(\tau) d\sigma \hat{w}_i. \quad (10)$$

假设 $\phi(t)$ 在 $[t_0, T]$ 上具有区间激励, 其中 T 为正常数.

定义 E_T 为

$$E_T = \int_{t_0}^T \phi_i \phi_i^T d\sigma > \xi I > 0, \quad (11)$$

其中 T, ξ 为正常数.

定义 E_p 为

$$E_p = \begin{cases} E_t, & t \in [t_0, T), \\ E_T, & t \in [T, \infty), \end{cases} \quad (12)$$

于是, 可将预测误差设计为 $E_p \tilde{w}_i$. 基于 \tilde{f}_e 和预测误差 $E_p \tilde{w}_i$, 构造以下复合学习律:

$$\dot{\tilde{w}}_i = P_i(\beta_i \phi_i \tilde{f}_{ei}) + l_i E_p \tilde{w}_i, \quad (13)$$

其中: β_i, l_i 为给定的正常数; $P_i(\cdot)$ 为定义的函数

$$\begin{cases} P_i(\xi) = [\text{proj}_{\Omega_1}(\xi_1) \ \text{proj}_{\Omega_2}(\xi_2)]^T, \\ \xi = [\xi_1 \ \xi_2]^T \in \mathbb{R}^2, \end{cases} \quad (14)$$

其中 $\text{proj}_{\Omega_j}(\cdot), j = 1, 2$ 为投影函数, 定义为

$$\text{proj}_{\Omega_j}(\cdot) = \begin{cases} \cdot, & \hat{w}_i \in \Omega_j \ \& \ \xi_j \notin \partial\Omega_j, \\ 0, & \hat{w}_i \in \partial\Omega_j. \end{cases} \quad (15)$$

注 1 投影保证了当 $\hat{w}_i(t_0) \in \Omega_j$ 时, $\hat{w}_i(t) \in \Omega_j, t \geq t_0$. 在式(13)中使用投影主要为了保证估计误差有界. 在实际中, 可根据实际应用相对保守的选择较大边界.

定理 1 估计误差 \tilde{w}_i 在 $[t_0, T]$ 时间范围内有界, 在时间 T 后指数收敛于 0.

证 考虑下式的 Lyapunov 函数:

$$V_0 = \frac{1}{2\beta_i} \tilde{w}_i^T \tilde{w}_i, \quad (16)$$

将表达式(13)代入 V_0 的时间导数中, 得

$$\dot{V}_0 = -\frac{1}{\beta_i} \tilde{w}_i^T P_i(\beta_i \phi_i \tilde{f}_{ei}) - \frac{l_i}{\beta_i} \tilde{w}_i^T E_p \tilde{w}_i. \quad (17)$$

表达式(14)的投影函数保证在 $t \geq t_0$ 的前提下, 若 $\tilde{w}_i(t_0) \in \Omega$, 则 $\tilde{w}_i(t) \in \Omega$.

$$\text{由式(7)得, } -\frac{1}{\beta_i} \tilde{w}_i^T \beta_i \phi_i \tilde{f}_{ei} = -\tilde{f}_{ei}^T \tilde{f}_{ei} \leq 0.$$

因此, $-\frac{1}{\beta_i} \tilde{w}_i^T P_i(\beta_i \phi_i \tilde{f}_{ei}) \leq 0$. 将这些结果代入表达式(17)中, 可得

$$\dot{V}_0 \leq -\frac{l_i}{\beta_i} \tilde{w}_i^T E_p \tilde{w}_i. \quad (18)$$

当 $t \in [t_0, T)$, $\dot{V}_0 \leq -\frac{l_i}{\beta_i} \tilde{w}_i^T E_t \tilde{w}_i \leq 0$, 此时的估计误差 \tilde{w}_i 是有界的, 当 $t \geq T$ 时,

$$\dot{V}_0 \leq -\frac{l_i}{\beta_i} \tilde{w}_i^T E_T \tilde{w}_i \leq -\frac{l_i \xi}{\beta_i} \tilde{w}_i^T \tilde{w}_i, \quad (19)$$

故, 估计误差 \tilde{w}_i 将在时间 T 后指数收敛于零. 证毕.

3.2 最优刚度和阻尼计算

基于环境模型(2)和期望的相互作用力(3), 可以得到以下动力学:

$$\dot{e}_d = A e_d + B u, \quad (20)$$

其中: $A = \text{diag}\{a_i\} = -D_e^{-1} K_e$, $B = \text{diag}\{b_i\} = -D_e^{-1}$, $u = f_e - f_d$.

为了获得交互过程中机器人的最优刚度,构造以下优化问题:

$$\begin{aligned} \min_u J_i \\ \text{s.t. } \dot{e}_{di} = a_i e_{di} + b_i u_i, \end{aligned} \quad (21)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$, 并定义代价函数 J_i 为

$$J_i = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{\infty} [\alpha_1 e_{di}^2(\tau) + \alpha_2 u_i^2(\tau)] d\tau, \quad (22)$$

其中 α_1, α_2 为正权重. 代价函数 J_i 对相互作用力和期望轨迹跟踪误差进行了惩罚.

根据最小值原理, 式(22)的最优解为

$$u_i = f_{ei} - f_{di} = -\alpha_2^{-1} b_i p_i e_{di}, \quad (23)$$

其中 p_i 由下式可得, 为给定的正常数:

$$b_i^2 \alpha_2^{-1} p_i^2 - 2a_i p_i - \alpha_1 = 0. \quad (24)$$

由式(24), p_i 可以表示为

$$p_i = \frac{a_i \alpha_2 + \sqrt{a_i^2 \alpha_2^2 + \alpha_1 \alpha_2 b_i^2}}{b_i^2}. \quad (25)$$

结合式(4)和式(23), 可得机器人最优刚度 k_{di}^* 表达式

$$k_{di}^* = -\alpha_2^{-1} b_i p_i = \frac{\alpha_1 / \alpha_2}{k_{ei} + \sqrt{k_{ei}^2 + \alpha_1 / \alpha_2}}. \quad (26)$$

将式(2)和式(3)代入所需的阻抗动力学(4), 可得

$$\mathbf{M}_d \ddot{e}_d + (\mathbf{D}_d + \mathbf{D}_e) \dot{e}_d + (\mathbf{K}_d + \mathbf{K}_e) e_d = 0. \quad (27)$$

构造下式的最优阻尼:

$$d_{di}^* = 2\zeta_i \sqrt{m_{di} (k_{di}^* + k_{ei})} - d_{ei}, \quad (28)$$

其中 ζ_i 表示阻尼比.

将估计的环境刚度 \hat{k}_{ei} 代入式(27)中, 得到机器人估计刚度表达式

$$k_{di} = \frac{\alpha_1 / \alpha_2}{\hat{k}_{ei} + \sqrt{\hat{k}_{ei}^2 + \alpha_1 / \alpha_2}}. \quad (29)$$

将估计的刚度 k_{di} 、环境刚度 \hat{k}_{ei} 、环境阻尼 \hat{d}_{ei} 代入表达式(28)中, 得到了机器人估计阻尼

$$d_{di} = 2\zeta_i \sqrt{m_{di} (k_{di} + \hat{k}_{ei})} - \hat{d}_{ei}. \quad (30)$$

由定理1可知, 估计的机器人刚度和阻尼 k_{di}, d_{di} 将分别收敛于最优刚度和阻尼 k_{di}^*, d_{di}^* .

注2 1) 基于最优阻抗参数选择, 实现了交互力和轨迹跟踪误差的最优协调; 2) 最优阻抗参数选择实现了最优阻抗动态, 从而进一步获取期望的导纳轨迹.

4 鲁棒自适应导纳控制器设计

在本节中, 设计了基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器, 使机器人能够以规定的性能跟踪导纳轨迹;

$$x_r = x_d + \bar{x}_d, \quad (31)$$

其中 \bar{x}_d 为下式的动态输出:

$$\mathbf{M}_d \ddot{\bar{x}}_d + \mathbf{K}_d \dot{\bar{x}}_d + \mathbf{D}_d \bar{x}_d = f_d - f_e. \quad (32)$$

导纳轨迹跟踪误差 e_r 定义为

$$e_r = x_r - x. \quad (33)$$

滤波误差 r 定义为

$$r = \dot{e}_r + K e_r, \quad (34)$$

其中 $K = \text{diag}\{k_i\}$ 为正定对角矩阵. 表达式(1)中的机器人动力学可以改写为

$$\bar{\mathbf{M}} \ddot{x} + N(x, \dot{x}, \ddot{x}) = u + f_e, \quad (35)$$

其中: $\bar{\mathbf{M}}$ 是一个常数矩阵, $N(x, \dot{x}, \ddot{x})$ 是一个不确定项, 由下式进行定义:

$$\begin{aligned} N(x, \dot{x}, \ddot{x}) = \\ (M(x) - \bar{\mathbf{M}}) \ddot{x} + C(x, \dot{x}) \dot{x} + G(x) + F(\dot{x}). \end{aligned} \quad (36)$$

注3 将表达式(31)–(32)代入到所需要的阻抗动力学表达式(4)中, 可得

$$\mathbf{M}_d (\ddot{x}_r - \ddot{x}) + \mathbf{K}_d (\dot{x}_r - \dot{x}) + \mathbf{D}_d (x_r - x) = 0. \quad (37)$$

由此可以得出结论, 如果 e_r 接近于零, 则可以获得所需的阻抗动力学.

注4 根据文献[20]中时延估计, 为了控制稳定性, 要求选择常数矩阵 $\bar{\mathbf{M}}$, 使得 $I - M^{-1}(x)$ 的特征值位于一个单位圆内.

设计控制输入为

$$u = \bar{\mathbf{M}} (\ddot{x}_r + K \dot{e}_r + K_1 r) + \hat{N}(t) - f_e + \rho, \quad (38)$$

其中: 控制增益 $K_1 = \text{diag}\{k_{1i}\}$ 为正定对角矩阵, ρ 为待设计的自适应鲁棒控制项, $\cdot_{(t)}$ 表示在 t 时刻的值. 而 $\hat{N}(t)$ 为基于时滞的估计, 由下式给出:

$$\hat{N}(t) = N_{(t-L)} = u_{(t-L)} + f_{e,(t-L)} - \bar{\mathbf{M}} \ddot{x}_{(t-L)}, \quad (39)$$

其中采样周期 L 足够小.

将表达式(38)代入到式(35)中, 可得

$$\dot{r} = -K_1 r + \epsilon_{(t)} - \rho, \quad (40)$$

其中 $\epsilon_{(t)}$ 是估计误差, 定义如下:

$$\epsilon_{(t)} = \bar{\mathbf{M}}^{-1} (N_{(t)} - N_{(t-L)}). \quad (41)$$

从参考文献[19]中可以得到, 估计误差 $\epsilon_{(t)} = [\epsilon_{(t),1} \ \epsilon_{(t),2} \ \dots \ \epsilon_{(t),n}]^T$ 是有界的.

$$|\epsilon_{(t),n}| \leq \epsilon_{id}, \quad (42)$$

其中 ϵ_{id} 是一个未知的常数.

为了提高控制的鲁棒性, 控制项 ρ 由下式定义:

$$\rho = W \text{sat}(r/\mu), \quad (43)$$

其中: $\text{sat}(\cdot)$ 为饱和函数, μ 是一个比较小的正参数.

在表达式(43)中, $W = \text{diag}\{m_{ii}\}$ 的更新策略如

下:

$$\dot{m}_{ii} = \text{proj}_{\bar{\Omega}}(\beta_i \text{sat}(\frac{r_i}{\mu})r_i), \quad (44)$$

其中投影函数 $\text{proj}_{\bar{\Omega}}$ 保证了 $m_{ii} \in \bar{\Omega} = \{m_{ii} : 0 \leq m_{ii} \leq m_d\}$, m_d 为上限。

注 5 选择 L 为采样周期, 如果 L 足够小, $N(x, \dot{x}, \ddot{x})$ 是连续的, 那么估计误差 $\epsilon_{(t)}$ 也将足够小。但是, 包括库伦摩擦和静摩擦在内的摩擦力 $F(\dot{x})$ 是不连续的, 所以可能会导致很大的估计误差 $\epsilon_{(t)}$ 。虽然滑模控制(sliding mode control, SMC) 具有较强的控制鲁棒性, 但其不连续性会降低基于时滞的估计精度, 并可能导致抖动问题。本文所提出的自适应鲁棒控制项 ρ 是连续的, 并不需要知道 ϵ_{id} 的数值。

定理 2 根据式(1)中的动力学, 为所考虑的机器人设计了自适应鲁棒导纳控制器。导纳轨迹的跟踪误差 e_r 最终以 $\frac{\mu}{k_i}$ 为界。

证 定义以下的非负函数:

$$V = \frac{1}{2}r_i^2 + \frac{1}{2}\tilde{m}_{ii}^2, \quad (45)$$

其中 $\tilde{m}_{ii} = \epsilon_{id} - m_{ii}$ 。

取 V 关于时间的导数, 代入式(40)和式(44), 可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V} = & r_i(-k_i r_i + \epsilon_{(t),i} - m_{ii} \text{sat}(r_i/\mu)) - \tilde{m}_{ii} \dot{m}_{ii} = \\ & -k_i r_i^2 + r_i \epsilon_{(t),i} - r_i \text{sat}(r_i/\mu) \epsilon_{id} - \\ & \tilde{m}_{ii} (\dot{m}_{ii} - r_i \text{sat}(r_i/\mu)), \end{aligned} \quad (46)$$

如果 $|r_i| > \mu$, 则

$$\dot{V} \leq -k_i r_i^2 \leq -k_i \mu^2, \quad (47)$$

可以发现, 误差 r 在一定的时间内进入集合: $\Omega_\mu = \{r_i : |r_i| \leq \mu\}$ 。

如图1所示, 对于 $j = 1, 2, \dots$, 设奇数下标的时间 t_{2j+1} 表示 $\|r_i(t_{2j+1})\| = \epsilon$ 和 r_i 进入集合 Ω_μ , 而带有偶数下标的时间 t_{2j} 表示 $\|r_i(t_{2j})\| = \epsilon$ 且误差 r 离开集合。由此可以得到

$$1) t \in [t_{2j-1}, t_{2j}], V(t_{2j-1}) = V(t_{2j}), V(t) \leq V(t_{2j-1}).$$

$$2) t \in [t_{2j}, t_{2j+1}], \dot{V} \leq -k_i \mu^2. \text{ 可知 } t_{2j+1} - t_{2j} \leq \frac{1}{k_i \mu^2} (V(t_{2j}) - V(t_{2j+1})).$$

定义 N 为误差 r 进入死区的次数, 其中 $1 \leq N \leq \infty$ 。那么在死区外的总时间满足

$$\begin{aligned} & \sum_{j=0}^N (t_{2j+1} - t_{2j}) \leq \\ & \frac{1}{k_i \mu^2} \sum_{j=0}^N (V(t_{2j}) - V(t_{2j+1})) \leq \\ & \frac{1}{k_i \mu^2} (V(t_0) - V(t_{2N+1})) \leq \end{aligned}$$

$$\frac{1}{k_{1i} \mu^2} V(t_0) < \infty, \quad (48)$$

死区外总时间是有限的, r_i 最终会受到 μ 影响。

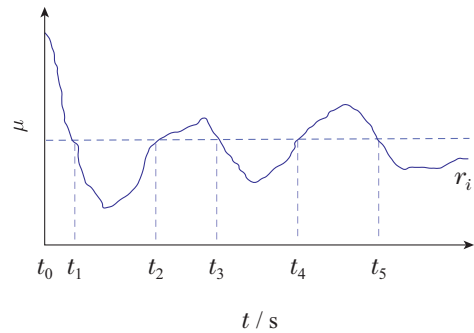


图 1 误差收敛指标

Fig. 1 The indices on error convergence

通过求解微分方程 $\dot{e}_{ri} + k_i e_{ri} = r_i$, 可得

$$e_{ri}(t) = e^{-k_i(t-t_0)} e_{ri}(t_0) + \int_{t_0}^t e^{-k_i(t-\tau)} r_i(\tau) d\tau. \quad (49)$$

由式(49)和 $|r_i| \leq \mu$, 可得

$$\|e_{ri}(t)\| \leq e^{-k_i(t-t_0)} |e_{ri}(t_0) - \mu/k_i| + \mu/k_i. \quad (50)$$

因此, 该控制方法保证了跟踪误差 e_{ri} 最终以 μ/k_i 为界。

5 仿真

并联机器人具有动态响应好、结构紧凑、刚度高、承载能力大等优点, 被广泛运用于精密加工、测量工程和航空航天等领域。为验证所提出方法的有效性, 采用二自由度平面并联机器人为仿真对象, 其机构示意图如图2所示。

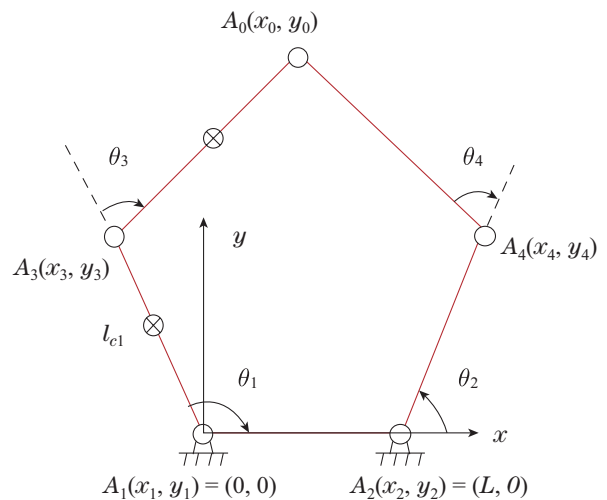


图 2 二自由度并联机器人结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of 2-DOF parallel robot

对于并联机器人, $A_i, i = 0, 1, \dots, 4$ 为关节连接点, A_0 为人机交互 (human-robot-interaction, HRI) 处,

机器人由位于 A_1 和 A_2 的电机进行驱动, $A_3A_1, A_2A_4, A_0A_3, A_4A_0$ 为机器人的4个连杆, 其质量、长度和惯性力矩见表1.

表1 并联机器人参数

Table 1 Parameters of the parallel robot

杆	质量/kg	长度/m	惯性矩/ ($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)
$A_3 A_1$	$m_1 = 4.568$	$l_1 = 0.47$	$I_1 = 0.122$
$A_2 A_4$	$m_2 = 4.568$	$l_2 = 0.47$	$I_2 = 0.122$
$A_0 A_3$	$m_3 = 1.337$	$l_3 = 0.47$	$I_3 = 0.031$
$A_4 A_0$	$m_4 = 3.809$	$l_4 = 0.47$	$I_4 = 0.087$

在仿真的过程中, 机器人末端 A_0 遵循以下参考轨迹:

$$x_d = \begin{bmatrix} 0.075 + 0.1 \sin(\pi/3) \\ 0.55 + 0.1 \cos(\pi/3) \end{bmatrix},$$

$$F(\dot{x}) = 0.4 \operatorname{sgn} \dot{x}.$$

考虑噪声等干扰的影响, 对机器人控制系统加入了 $0.2 \sin(0.5t)$ 的干扰信号, 以验证控制器对扰动的效果.

对于本文提出的基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器, 控制参数的选择如下: $\bar{M} = 0.02I, K = 3I, K_1 = 15I, \mu = 0.01$.

图3给出了本文所提基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器对导纳轨迹的跟踪性能, 跟踪误差在短时间内收敛于零, 跟踪性能良好; 图4给出了去除掉基于时滞估计部分的自适应鲁棒导纳控制器对于导纳轨迹的跟踪效果, 发现跟踪误差一开始并没有很好的收敛, 5 s之后跟踪误差有界, 收敛效果不是很好; 对于文献[20]中所提出的自适应导纳控制器, 图5给出了控制器对导纳轨迹的跟踪性能, 跟踪误差数值较大.

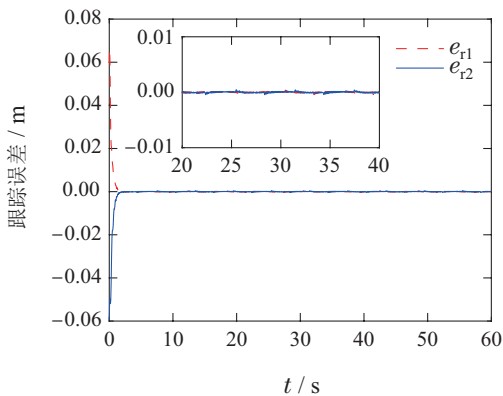


图3 所提控制器对导纳轨迹的跟踪误差

Fig. 3 The tracking error of the proposed controller for the admittance trajectory

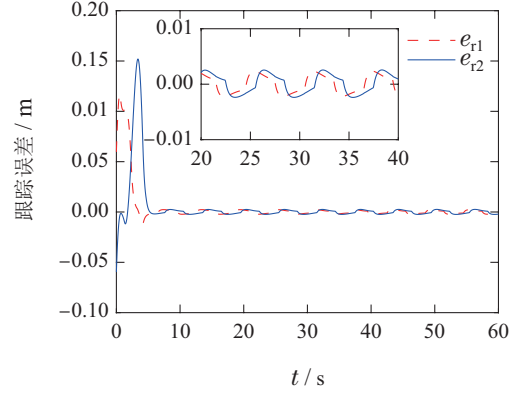


图4 控制器对导纳轨迹的跟踪误差

Fig. 4 The tracking error of the controller for the admittance trajectory

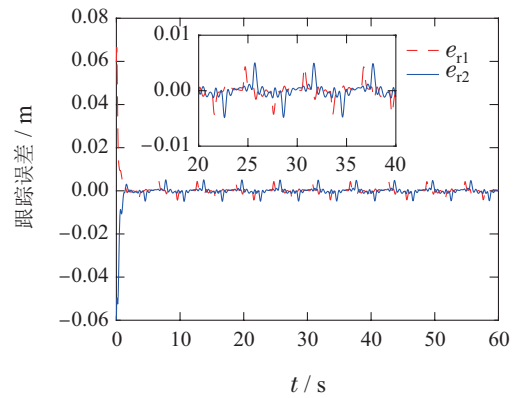


图5 自适应导纳控制器对导纳轨迹的跟踪误差

Fig. 5 Tracking error of adaptive admittance controller for admittance trajectory

在本文环境阻抗的估计中, 参数选择为: $\beta_i = 1, k_{d1} = -1, k_{d2} = -0.1, d_{d1} = -1, d_{d2} = -0.1$. 图6-7分别给出了基于复合自适应估计和基于自适应估计的环境刚度和阻尼曲线.

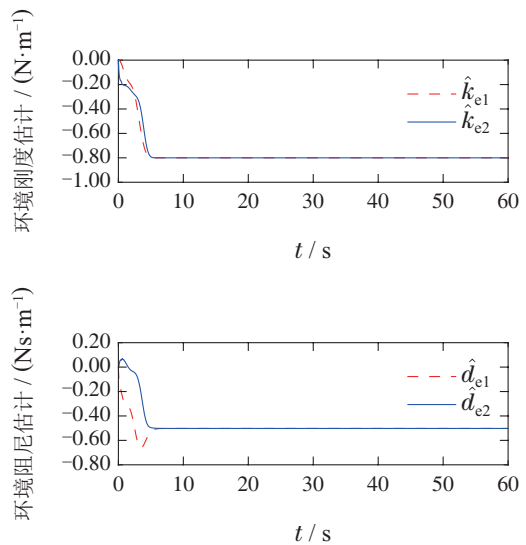


图6 环境刚度和阻尼的估计

Fig. 6 The estimation performance for the environmental stiffness and damping

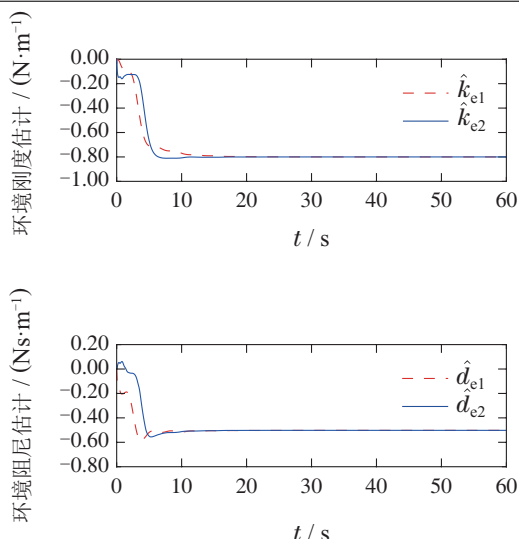


图 7 基于自适应的环境刚度和阻尼的估计

Fig. 7 Adaptive-based estimation of environmental stiffness and damping

从图6中可以发现, 在5s之前, 数值变化较大, 在5s之后, 估计的环境刚度和阻尼均收敛, 且非常接近它们的实际值 $k_{ei} = -0.8$, $d_{ei} = -0.5$. 图7中估计的环境刚度和阻尼曲线收敛速度慢, 收敛效果较差.

进一步, 基于估计的环境刚度和阻尼, 设计机器人所需刚度和阻尼, 参数选择为: $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = 0.5$, $\varsigma_i = 0.707$. 图8给出了机器人阻抗参数的学习曲线. 在5s之后, 阻抗参数均收敛, 且结果收敛于最小化机器人运动和交互力的代价函数所获得的最优刚度和阻尼.

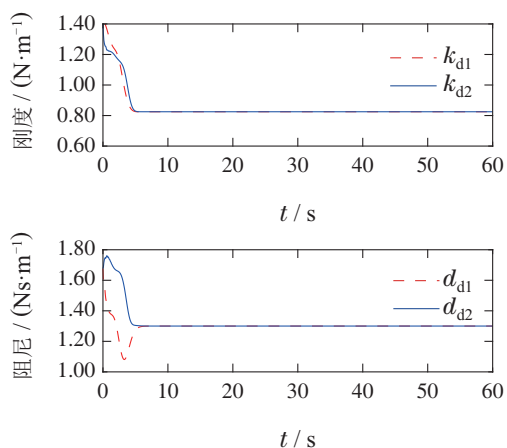


图 8 机器人阻抗参数

Fig. 8 Robot impedance parameters

从图9中可以发现, 自适应鲁棒导纳的自适应增益在经过短时间的自适应调整后, 收敛到常值. 从图10中可以发现, 机器人的控制输入经过短时间内的自适应调整, 随着自适应参数的逐渐稳定下来, 控制输入也基本保持着周期恒定. 从整体看来控制输入为高频率的抖动, 截取15 ~ 20s内的数据发现曲线较为光

滑, 处于低频抖动状态. 通过图10所示的自适应鲁棒导纳控制器的控制输入, 机器人能够以规定的性能跟踪导纳轨迹, 导纳轨迹的跟踪误差收敛于零, 获得了理想的阻抗动态.

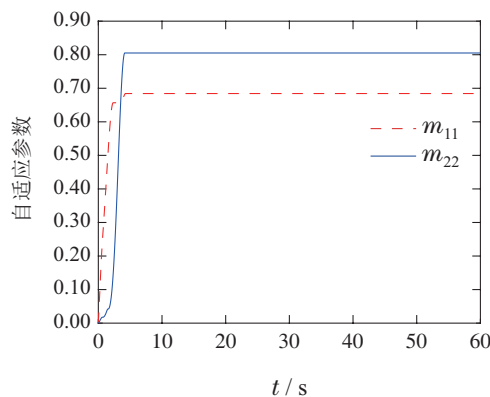


图 9 自适应鲁棒控制项的自适应参数

Fig. 9 The adaptive parameter for the adaptive robust control term

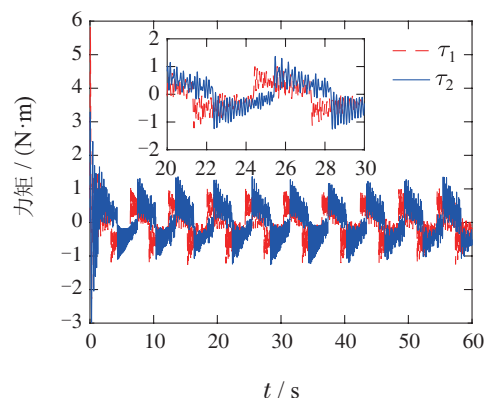


图 10 自适应鲁棒导纳控制器控制输入

Fig. 10 The proposed adaptive robust admittance controller

基于上述分析, 验证了所提出的环境阻抗估计和自适应鲁棒导纳控制对机器人-环境交互的有效性.

6 总结

本文针对机器人与环境的交互, 提出了一种新的自适应鲁棒导纳控制策略. 采用复合学习方法估计环境阻抗, 初始激励保证了估计误差的指数收敛性, 从而可保证设计的机器人刚度和阻尼收敛于最优刚度和阻尼. 通过对比仿真验证了本文环境阻抗估计方法和自适应鲁棒导纳控制的有效性. 设计的基于时滞估计的自适应鲁棒导纳控制器, 可以使机器人能够以规定的性能跟踪导纳轨迹. 在自适应鲁棒控制器中, 采用饱和函数来代替传统的SMC, 极大地缓解了可能出现的抖振问题.

仿真结果显示, 估计的环境刚度和阻尼均收敛, 且非常接近它们的实际值. 机器人的阻抗参数均收敛, 且结果收敛于最小化机器人运动和交互力的代价函

数所获得的最优刚度和阻尼. 自适应鲁棒导纳的自适应增益在经过短时间的自适应调整后, 收敛到常值. 导纳轨迹跟踪误差在短时间内收敛于零, 跟踪性能好.

参考文献:

- [1] RAIBERT M H, CRAIG J J. Hybrid position/force control of manipulators. *Journal of Dynamic Systems Measurement & Control*, 1981, 103(2): 126 – 133.
- [2] YIP M C, CAMARILLO D B. Model-less feedback control of continuum manipulators in constrained environments. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30: 880 – 889.
- [3] YIN Yuehong, ZHU Jianying. Force sensing & control for intelligent machine: An overview. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 1999, 20(1): 1 – 7.
(殷跃红, 朱剑英. 智能机器人力觉及力控制研究综述. 航空学报, 1999, 20(1): 1 – 7.)
- [4] FENG H, SONG Q Y, YIN C B, et al. Adaptive impedance control method for dynamic contact force tracking of robotic excavators. *Journal of Construction Engineering and Management*, 2022, 148(11): 04022124.
- [5] LORIA A. Observers are unnecessary for output-feed-back control of lagrangian systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2016, 61(4): 905 – 920.
- [6] ERICKSON D, WEBER M, SHARF I. Contact stiffness and damping estimation for robotic systems. *International Journal of Robotic Research*, 2003, 22(1): 41 – 57.
- [7] DIOLAITI N, MELCHIORRI C, STRAMIGIOLI S. Contact impedance estimation for robotic systems. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, 22: 925 – 935.
- [8] SERAJI H, COLBAUGH R. Contact impedance estimation for robotic systems. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, 22: 925 – 935.
- [9] ZHANG X, KHAMESE M B. Adaptive force tracking control of a magnetically navigated microrobot in uncertain environment. *IEEE-ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22: 1644 – 1651.
- [10] ARAWADE S. State of art review on SCARA robotic arm. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 2021, 5: 145 – 152.
- [11] COUTINHO F, CORTESAO R. Online stiffness estimation for robotic tasks with force observers. *Control Engineering Practice*, 2014, 24: 92 – 105.
- [12] HUANG H, YANG C, CHEN C L P. Optimal robot-Environment interaction under broad fuzzy neural adaptive control. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(7): 3824 – 3835.
- [13] ZHAN X S, WU J, JIANG T, et al. Optimal performance of networked control systems under the packet dropouts and channel noise. *ISA Transactions*, 2015, 58: 214 – 221.
- [14] KUMAR G, KUMAR A, JAKKA R S. An adaptive LQR controller based on PSO and maximum predominant frequency approach for semi-active control scheme using MR damper. *Mechanics & Industry*, 2018, 19(1): 109.
- [15] DUAN J J, GAN Y H, CHEN M, et al. Adaptive variable impedance control for dynamic contact force tracking in uncertain environment. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 102: 54 – 65.
- [16] YAMAWAKI T, ISHIKAWA H, YASHIMA M. Iterative learning of variable impedance control for human-robot cooperation. *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Daejeon, South Korea: IEEE, 2016: 839 – 844.
- [17] OGENYI U E, LIU J, YANG C, et al. Physical human-robot collaboration: Robotic systems, learning method-s, collaborative strategies, sensors, and actuators. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(4): 1888 – 1901.
- [18] LI J, TANG H, ZHU Z, et al. Hybrid position/force fully closed-loop control of a flip-chip soft-landing bonding system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69: 9235 – 9245.
- [19] JIN M, KANG S H, CHANG P H. Robust compliant motion control of robot with nonlinear friction using time-delay estimation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(1): 258 – 269.
- [20] SHARIFI M, SALARIEH H, TAVAKOLI M, et al. Cooperative modalities in robotic tele-rehabilitation using nonlinear bilateral impedance control. *Control Engineering Practice*, 2017, 67: 52 – 63.
- [21] YANG C, GANESH G, HADDADIN S, et al. Human-Like adaptation of force and impedance in stable and unstable interactions. *IEEE Transactions on Robotics*, 2011, 27: 918 – 930.
- [22] JAFARI A, REZAEI M, TALEBI A, et al. Sliding mode hybrid impedance control of robot manipulators interacting with unknown environments using VSMRC method. *ASME 2012 International Mechanical Engineering Congress and Exposition*. Houston, Texas, USA: ASME, 2012: 1071 – 1081.
- [23] HE W, DONG Y, SUN C. Adaptive neural impedance control of a robotic manipulator with input saturation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(3): 334 – 343.
- [24] CHEN Qiang, YU Xinqi. Adaptive repetitive learning control for a class of nonparametric uncertain systems. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(6): 1349 – 1357.
(陈强, 余歆祺. 一类非参数不确定系统的自适应重复学习控制. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1349 – 1357.)
- [25] LI Yingsen, CHEN Ming, WANG Huanqing, et al. Finite-time adaptive dynamic surface fault-tolerant control for nonlinear systems. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(8): 1489 – 1496.
(李应森, 陈明, 王焕清, 等. 非线性系统有限时间自适应动态面容错控制. 控制理论与应用, 2022, 39(8): 1489 – 1496.)

作者简介:

杨丽红 教授, 目前研究方向为机械装备结构设计、微流体与金属密封、传热传质结构优化等, E-mail: lhyang@usst.edu.cn;

汪泽锴 硕士研究生, 目前研究方向为智能机器人, E-mail: 1274992161@qq.com;

孙太任 教授, 目前研究方向为机器人柔顺控制、运动意图识别、康复/外骨骼机器人等, E-mail: suntren@gmail.com;

胡玥 本科生, 目前研究方向为康复机器人变阻抗控制等, E-mail: 442257943@qq.com;

杨建涛 副教授, 目前研究方向为生物力学、康复机器人、穿戴式传感器技术、生物信息处理、柔顺性力控制、康复工程、人体运动分析等, E-mail: jtyang123@outlook.com.