

基于力误差及其变化率的改进自适应阻抗控制

王晓波, 田建艳, 王守昌

太原理工大学电气与动力工程学院, 山西 太原 030024

基金项目: 山西省重点研发计划项目(202102150401006)

通信作者: 田建艳, tut_tianjy@163.com 收稿/录用/修回: 2024-10-24/2025-02-28/2025-03-20

摘要

针对在地缸中对酒醅挖取过程中使用目前阻抗控制策略时存在接触瞬间接触力过大的问题, 提出了一种基于力误差及其变化率在线调整阻尼系数的改进自适应阻抗控制策略。首先, 针对接触力超调过大的问题, 将自适应阻抗控制算法与PD(Proportional-Differential)控制思想相结合, 即以力误差及其变化率作为输入设计了改进自适应阻抗控制律, 通过实时调整阻尼系数, 在减小力超调的同时, 实现力跟踪。随后, 基于李雅普诺夫稳定性理论, 得到了系统稳定时的参数选取原则。最后, 仿真和实验结果表明, 本文提出的方法在保持低的力跟踪误差同时, 能够有效减小接触阶段的力超调, 提升机器人操作的稳定性。

关键词

阻抗控制
自适应控制
力跟踪
酒醅取料
中图法分类号: TP242
文献标志码: A

Improved Adaptive Impedance Control Based on Force Error and Its Rate of Change

WANG Xiaobo, TIAN Jianyan, WANG Shouchang

College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China

Abstract

To mitigate the excessive instantaneous contact forces exerted during the excavation of fermented grains from ground tanks using conventional impedance control strategies, an improved adaptive impedance control strategy that dynamically adjusts the damping coefficients is proposed based on force error and its change rate. First, to address the excessive overshoot of the exerted contact force, the adaptive impedance control algorithm is integrated with the proportional-differential (PD) control concept. Specifically, an improved adaptive impedance control law is formulated using the force error and its change rate as inputs. Thus, by adjusting the damping coefficient in real time, the force overshoot is suppressed while achieving force tracking. Subsequently, the parameter selection criteria for system stability are obtained based on Lyapunov's stability theory. Finally, the simulation and experimental results reveal that the proposed method can effectively suppress force overshoot during contact while maintaining a low force-tracking error, thereby enhancing the stability of robot operation.

Keywords

impedance control;
adaptive control;
force tracking;
extraction of fermented grains

0 引言

在清香型白酒的酿造工艺^[1]中, 原料在地缸中经过发酵形成酒醅, 随后出醅环节采用人工作业, 劳动强度大。因此, 使用机器人^[2]实现酒醅自动化取料作业尤为必要。在酒醅自动化出缸作业过程中, 为将尽可能多的酒醅挖出地缸, 机器人将会与地缸内壁接触。为防止该过程中损坏地缸及机器人, 对机器人与地缸之间的接触力进行控制变得至关重要。

目前国内外学者对于机器人的力控制技术进行了深入研究, 典型的控制方法有基于力的阻抗控制^[3]、基于位置的阻抗控制和位/力混合控制^[4]。传统阻抗控制对于确定的静态环境可以取得良好的控制效果, 但当面对刚度及位置未知的环境时, 由于传统阻抗控制并不具备自动调参的能力, 主动柔顺性往往较差。

为解决传统阻抗控制的问题, 目前很多改进的力跟踪控制方法被提出, 主要可以分为两大类^[5]。

第一类是自适应阻抗控制方法。自适应控制技术可以通过处理模型中的不确定性从而增强对未知环境的适应性。1) 一些学者通过自适应算法生成参考轨迹的方式实现接触力跟踪。ZHANG 等^[6]将磁驱动输入与阻抗控制相结合设计了自适应阻抗控制算法, 并在仿生微环境中利用该算法生成的参考轨迹实现了接触力跟踪。李振等^[7]在基于环境参数估计的参考轨迹自适应生成方法基础上, 采用遗传算法对力误差进行补偿。吴炳龙等^[8]通过刚度控制的方法实现机器人对外界环境的柔顺性, 并通过实时修正期望轨迹实现机器人对外界环境的适应性。SHEN 等^[9]通过模糊逻辑在线调整阻抗参数, 以动态生成合适的参考轨迹。2) 另外, 阻抗控制可与模糊算法结合, 从而提高系统的自适应能力。KONG 等^[10]将变论域模糊控制概念引入机器人阻抗控制中, 该阻抗控制系统可以根据系统状态和环境的实时变化动态调整模糊隶属函数和控制规则。张玉明^[11]提出了一种多源传感信息融合的模糊神经网络阻抗控制算法, 该方法在阻抗控制中的位置控制内环采用模糊 PID 控制。梁旭等^[12]提出一种模糊自适应阻抗参数调节器, 采用模糊推理实时调整阻尼系数与刚度系数。3) 为了实现精准的力跟踪效果, 也有一些学者针对未知环境提出了变阻抗自适应控制律。DUAN 等^[13]根据力误差设计了变阻抗自适应控制律, 该控制律能够有效地应对环境的不确定性

和动态变化。WEI 等^[14]基于模型自适应方法导出变阻尼控制策略, 实现了对苹果采摘过程中接触力的精确控制。梁旭等^[15]提出一种冗余驱动并联机器人时变阻抗控制器, 用以实现系统期望的时变阻抗和交互力控制。上述方法在机器人与环境接触过程中可以有效跟踪到期望力, 但是忽略了机器人与环境接触瞬间时的接触力。

第二类是基于智能算法的阻抗控制方法。1) 随着智能算法的发展, 一些学者通过神经网络来获取阻抗控制参数并对模型中的不确定项进行补偿。XU 等^[16]提出一种基于动态神经网络的自适应阻抗控制方法, 用于带有多重物理约束的冗余机器人。ZHANG 等^[17]提出一种包括学习运动特征和学习阻抗特征两部分的双分支神经网络架构, 可以根据需要改变所学的运动技能。CHEN 等^[18]针对传统神经网络对不确定项的逼近精度不足的问题^[19-20], 提出一种基于贝叶斯优化的高效阻抗控制器调整方法, 并采用“预期改进加”获取函数作为采样准则来调整阻抗控制参数。2) 此外, 一些学习类方法也被应用于力接触过程^[21]。LAKSHMINARAYANAN 等^[22]提出一种基于迭代学习的阻抗控制, 通过在每次迭代中同时调节位置与力实现机器人精密抛光。DING 等^[23]在表面抛光任务中, 通过强化学习算法优化阻抗控制的参数, 并提出了一种动态匹配方法和线性化方法的组合来预测状态的输出分布。双丰等^[24]为完成非结构化环境中的机器人轴孔装配任务, 提出一种融入模糊奖励机制的 DDPG 算法, 并通过该算法对阻抗模型进行参数辨识。针对环境变动时需要重新训练的问题, XU 等^[25]提出一种基于强化学习的分布式阻抗控制方法, 通过与闭环环境交互来学习和优化阻抗参数, 仿真结果表明机器人可以完成期望的紧密交互任务, 从而避免了重新训练模型的问题。尽管智能算法在处理复杂环境和不确定性方面具有优势, 但自适应算法在实时性和计算效率上更具优势。在地缸酒醅取料过程中, 对安全性的要求格外严格。相较于智能算法, 具备明确输出结果的自适应算法更加合适。

针对上述问题, 本文提出了基于力误差及其变化率的改进自适应阻抗控制策略。首先, 针对机器人与环境接触瞬间接触力过大的问题, 鉴于 PD 控制能够通过减小超调量和克服振荡来提高系统的稳定性, 因此将自适应阻抗控制算法与 PD 控制思想相结合。具体而言, 将力误差及其变化率作为输入

设计了改进自适应阻抗控制律, 该控制策略能够在在线调整阻尼系数。其次通过李雅普诺夫稳定性理论, 得到了系统稳定时的参数选取原则。最后通过仿真和实验, 验证了改进自适应阻抗控制在保持低的力跟踪误差的同时, 能够有效减小接触阶段的力超调。

1 基于位置的阻抗控制系统

基于位置的阻抗控制系统是常见的机器人主动柔顺系统, 其思想是在机器人末端安装一个虚拟的“质量—阻尼—弹簧”二阶系统。在机器人与环境接触过程中, 阻抗控制器通过机器人末端安装的 6 维力传感器采集力信号作为输入, 通过“质量—阻尼—弹簧”二阶系统计算所得的位置和速度作为输出, 从而改变机器人位姿实现主动柔顺效果。由于 6 维力传感器各个方向的力是相互解耦的, 因此机器人末端每一个方向都可单独安装一个虚拟的“质量—阻尼—弹簧”二阶系统。

在机器人与环境接触过程中, 外部环境可以被等效为“弹簧”模型^[3], 机器人与环境接触的动力学模型如图 1 所示。其中, M 、 B 、 K 分别为阻抗控制器的虚拟惯性参数、虚拟阻尼参数、虚拟刚度参数。外部环境的刚度系数为 K_e , 环境位置为 X_e , 环境高度为 h , 机器人实际位置为 X 。

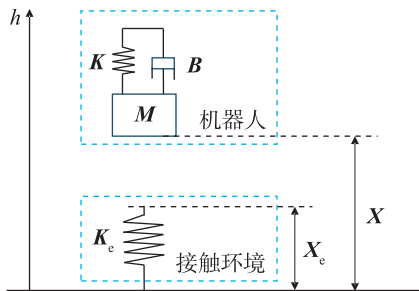


图 1 机器人与环境动力学模型

Fig.1 Robot and environmental dynamics model

机器人与环境接触的过程可以分为“靠近阶段”和“力接触阶段”两个阶段。二者根据机器人与环境之间是否存在相互作用力来划分, 在“靠近阶段”, 机器人在自由空间移动, 接触力为 0; 在“力接触阶段”, 由于机器人在自由空间运动时携带了初始动能, 因此在与环境表面接触瞬间会产生较大冲击力, 随后在阻抗控制算法作用下收敛至期望力。机器人运动过程中的力—位移关系为

$$F_c = \begin{cases} 0, & X > X_e \\ K_e(X_e - X), & X \leq X_e \end{cases} \quad (1)$$

式中, F_c 为机器人与环境的接触力, K_e 为外部环境的刚度系数, X_e 为环境位置, X 为机器人实际位置。

阻抗控制系统框图如图 2 所示。其中, X_r 为机器人参考位置轨迹, X_c 为阻抗控制器输出目标轨迹, F_c 为机器人与环境的接触力, F_d 为期望接触力。

通过分析机器人与环境动力学环境模型, 阻抗控制为

$$M\ddot{E} + B\dot{E} + KE = \Delta F \quad (2)$$

式中, E 为阻抗控制器计算得到的位置修正量, $E = X - X_r$; 由于机器人位置控制由伺服控制器实现, 可以忽略位置跟踪误差, 即 $X_c = X$, 因此 $E = X_c - X_r$; $\Delta F = F_c - F_d$ 为接触力误差。

当机器人平稳运行时, 位置不再变化, 速度和加速度的大小均为 0, 即 $\dot{X}_r = \ddot{X}_r = 0$, 代入式 (2) 可得机器人平稳运行时阻抗控制为

$$M\ddot{X}_c + B\dot{X}_c + K(X_c - X_r) = \Delta F \quad (3)$$

由式 (1) 可得机器人实际位置 X_c 为

$$X_c = X_e - \frac{F_c}{K_e} = X_e - \frac{1}{K_e}(\Delta F + F_d) \quad (4)$$

将 X_c 代入式 (3) 可得阻抗控制为

$$M\Delta\ddot{F} + B\Delta\dot{F} + K\Delta F + K_e\Delta F = -M\ddot{F}_d - B\dot{F}_d - KF_d + KK_e(X_e - X_r) \quad (5)$$

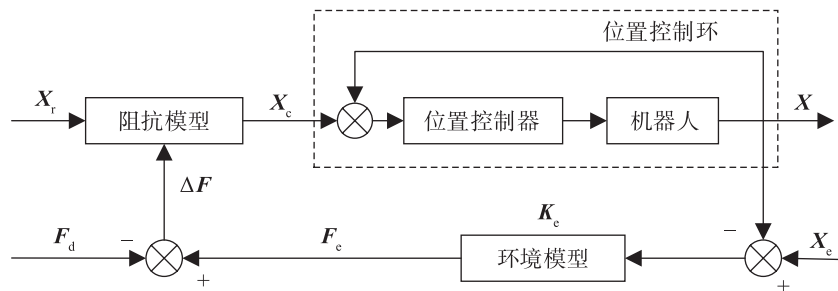


图 2 阻抗控制系统框图

Fig.2 Impedance control system block diagram

当机器人平稳运行时, 接触力 F_c 和期望力 F_d 均为常数, 因此 $\dot{F}_d = \ddot{F}_d = 0$, $\Delta\dot{F} = \Delta\ddot{F} = 0$, 代入式 (5) 可得接触力稳态误差 ΔF_{ss} 为

$$\Delta F_{ss} = \frac{K}{K + K_e} [K_e(X_c - X_r) - F_d] \quad (6)$$

由式 (6) 可知, 为使接触力稳态误差 ΔF_{ss} 为 0, 参考轨迹需满足 $X_r = X_c - F_d/K_e$, 即需要得到环境刚度的精确值 K_e 和环境的精确位置 X_c 。但是, 在实际应用中, K_e 和 X_c 的值均难以事先获取。

2 改进自适应阻抗控制策略

由上述分析可知, 当在环境刚度未知、环境位置动态变化时, 传统阻抗控制力跟踪存在一定的局限性。

由于机器人末端 6 维力是解耦的, 为便于分析, 下文以 1 维力进行分析, 使用 m 、 b 、 k 、 e 、 f_c 、 f_d 、 x_c 、 x_e 、 x_r 、 k_e 代替 M 、 B 、 K 、 E 、 F_c 、 F_d 、 X_c 、 X_e 、 X_r 、 K_e 。

为分析环境刚度未知时的控制方法, 首先假设已经获得了准确的环境位置 x_c , 因此将 x_r 替换为环境位置 x_c , 此时 $e = x_c - x_e$, 阻抗控制公式为

$$\Delta f = f_c - f_d = m\ddot{e} + b\dot{e} + ke \quad (7)$$

此时, 接触力稳态误差为

$$\Delta f_{ss} = -\frac{kf_d}{k + k_e} \quad (8)$$

由式 (8) 可知, 当期望力 f_d 为 0 时, 接触力稳态误差 $\Delta f_{ss} = 0$, 但是, 如果期望力 $f_d \neq 0$, 且环境刚度 $k_e \neq 0$, 机器人刚度系数 $k \neq 0$, 那么接触力稳态误差 $\Delta f_{ss} \neq 0$ 。因此, 由于环境刚度 k_e 始终大于 0, 为确保在任意期望力 f_d 下接触力稳态误差 Δf_{ss} 始终为 0, 需令机器人刚度系数 $k = 0$ 。

因此, 当 $k = 0$ 时即可保证在任意环境刚度 k_e 下接触力稳态误差 Δf_{ss} 为 0, 此时阻抗控制公式为

$$\Delta f = f_c - f_d = m\ddot{e} + b\dot{e} \quad (9)$$

在实际应用中, 通常无法事先获取准确的环境位置信息, 仅可以获取实际位置的估计值 \hat{x}_e 和环境不确定值 $\Delta x_e = x_c - \hat{x}_e$, 则位置修正量的估计值为

$$\hat{e} = x_c - \hat{x}_e = e + \Delta x_e \quad (10)$$

将式 (9) 中 e 替换为 \hat{e} 可得

$$f_c - f_d = m\ddot{\hat{e}} + b\dot{\hat{e}} = m(\ddot{e} + \Delta\ddot{x}_e) + b(\dot{e} + \Delta\dot{x}_e) \quad (11)$$

其中, 如果接触环境是斜坡或复杂曲面, 则 \ddot{e} 、 \dot{e} 是时变的。以斜坡为例, 假设对斜坡斜率的估计值与实际斜坡斜率不等, 则估计位置与实际位置的差值

在逐渐增大, 由于机器人贴合真实位置移动, 位置修正量 \hat{e} 将会始终不为 0 且单调递增, 即 $\dot{\hat{e}} \neq 0$, 则式 (11) 中 $\Delta f = f_c - f_d \neq 0$, 因此存在力跟踪稳态误差。

为了消除环境位置动态变化引起的力跟踪稳态误差, 需对环境的不确定性进行补偿。直接对环境的不确定性进行补偿, 则式 (11) 变为

$$f_c(t) - f_d(t) = m\ddot{\hat{e}}(t) + b\dot{\hat{e}}(t) - \Psi(t) \quad (12)$$

其中, $\Psi(t)$ 为补偿项, $\Psi(t) = f_c(t - \lambda) - f_d(t - \lambda) = m\ddot{\hat{e}}(t - \lambda) + b\dot{\hat{e}}(t - \lambda)$, 由于机器人控制周期短, $f_c(t - \lambda) \approx f_c(t)$ 、 $f_d(t - \lambda) \approx f_d(t)$, 此时, $\Delta f = f_c - f_d = 0$ 。但是, 该控制系统无法稳定, 存在反复震荡现象。为解决该问题, 借鉴梯度下降算法原理, 将力误差与更新率相乘并实施迭代过程, 则 $\Psi(t) = \Psi(t - \lambda) - \eta(f_c(t - \lambda) - f_d(t - \lambda))$ 。由于阻抗控制器中虚拟惯性系数 m 的改变可能导致控制系统不稳定, 因此可通过改变阻尼系数 b 使系统稳定, 则控制器为

$$f_c(t) - f_d(t) = m\ddot{\hat{e}}(t) + (b + \Delta b(t))\dot{\hat{e}}(t) \quad (13)$$

其中, $\Delta b(t)$ 根据力误差及其变化率在线更新, 其更新公式为

$$\begin{cases} \Delta b(t) = \frac{b}{\dot{\hat{e}}(t)} \Phi(t) \\ \Phi(t) = \Phi(t - \lambda) - \eta \frac{\Delta f(t - \lambda)}{b} \end{cases} \quad (14)$$

但是该控制器存在接触瞬间超调过大的问题, 针对该问题, 结合 PD 控制思想, 本文提出一种基于力误差及其变化率的改进自适应阻抗控制策略为

$$\begin{cases} \Delta b(t) = \frac{b}{\dot{\hat{e}}(t)} \Phi(t) - \frac{b_p \Delta f(t) + b_v \Delta \dot{f}(t)}{\dot{\hat{e}}(t)} \\ \Phi(t) = \Phi(t - \lambda) - \eta \frac{\Delta f(t - \lambda)}{b} \end{cases} \quad (15)$$

式中, b_p 为力误差系数, b_v 为力误差更新率系数, $\Delta f(t) = f_c(t) - f_d(t)$, λ 为控制器的采样周期, η 为更新率。

3 改进自适应阻抗控制稳定条件

本节将通过李雅普诺夫稳定性理论计算改进自适应阻抗控制系统的稳定条件。

将式 (10)、式 (15) 代入式 (13) 可得

$$\begin{aligned} \Delta f(t) = & m(\ddot{\hat{e}}(t) + \Delta\ddot{x}_e(t)) + b(\dot{\hat{e}}(t) + \Delta\dot{x}_e(t)) \\ & + b\Phi(t - \lambda) - \eta\Delta f(t - \lambda) - (b_p\Delta f(t) + b_v\Delta\dot{f}(t)) \end{aligned} \quad (16)$$

整理式 (16) 可得

$$\begin{aligned}
& -m\Delta\ddot{x}_e(t) - b\Delta\dot{x}_e(t) \\
& = m\ddot{e}(t) + b\dot{e}(t) - \Delta f(t) + b\Phi(t-\lambda) \\
& \quad - \eta\Delta f(t-\lambda) - (b_p\Delta f(t) + b_v\Delta\dot{f}(t)) \quad (17)
\end{aligned}$$

机器人与环境间交互模型为 $f_e = k_e(x_e - x_c) = -k_e\dot{e}$, 则 $\dot{e} = -\dot{f}_e/k_e$, $\ddot{e} = -\ddot{f}_e/k_e$, 代入式 (17) 可得

$$\begin{aligned}
& -mk_e\Delta\ddot{x}_e(t) - bk_e\Delta\dot{x}_e(t) \\
& = -m\ddot{f}_e(t) - b\dot{f}_e(t) - k_e\Delta f(t) + bk_e\Phi(t-\lambda) \\
& \quad - \eta k_e\Delta f(t-\lambda) - k_e(b_p\Delta f(t) + b_v\Delta\dot{f}(t)) \quad (18)
\end{aligned}$$

等式两边同加 $m\ddot{f}_d(t)$ 和 $b\dot{f}_d(t)$, 并将由环境位置的估计而产生的力定义为 $\hat{f}_e(t) = k_e\Delta x_e(t)$, 则式 (18) 可表示为

$$\begin{aligned}
& m\ddot{f}_d(t) - m\ddot{f}_e(t) + b\dot{f}_d(t) - b\dot{f}_e(t) \\
& = m\ddot{f}_d(t) - m\ddot{f}_e(t) + b\dot{f}_d(t) - b\dot{f}_e(t) - k_e\Delta f(t) \\
& \quad + bk_e\Phi(t-\lambda) - \eta k_e\Delta f(t-\lambda) - k_e(b_p\Delta f(t) + b_v\Delta\dot{f}(t)) \quad (19)
\end{aligned}$$

设 $c(t) = f_d(t) - f_e(t)$, $r(t) = \dot{f}_d(t) - \dot{f}_e(t)$, 代入式 (19) 可得

$$\begin{aligned}
& m\ddot{r}(t) + b\dot{r}(t) \\
& = m\ddot{c}(t) + b\dot{c}(t) + k_e c(t) + bk_e\Phi(t-\lambda) \\
& \quad + \eta k_e c(t-\lambda) + k_e(b_p c(t) + b_v\dot{c}(t)) \quad (20)
\end{aligned}$$

根据迭代原理, $b\Phi(t-\lambda)$ 可以展开为

$$\begin{aligned}
& b\Phi(t-\lambda) = b\Phi(t-(n+1)\lambda) \\
& \quad + \eta c(t-(n+1)\lambda) + \dots + \eta c(t-2\lambda) \quad (21)
\end{aligned}$$

式中, n 为迭代次数。

设置自适应补偿初始值 $\Phi(t-(n+1)\lambda) = 0$, 因此式 (20) 可以改写为

$$\begin{aligned}
& m\ddot{r}(t) + b\dot{r}(t) \\
& = m\ddot{c}(t) + (b + k_e b_v)\dot{c}(t) + k_e(1 + b_p)c(t) \\
& \quad + \eta k_e(c(t-(n+1)\lambda) + \dots + c(t-\lambda)) \quad (22)
\end{aligned}$$

对式 (22) 拉普拉斯变换可得

$$\begin{aligned}
& \frac{c(s)}{r(s)} \\
& = \frac{ms^2 + bs}{ms^2 + (b + k_e b_v)s + k_e(1 + b_p) + \eta k_e(e^{-(n+1)\lambda s} + \dots + e^{-\lambda s})} \quad (23)
\end{aligned}$$

如果 n 足够大, 则

$$\sum_{n=1}^{\infty} e^{-n\lambda s} = \frac{e^{-\lambda s}}{1 - e^{-\lambda s}} \quad (24)$$

由于机器人控制周期 λ 通常为毫秒级, 延迟项通过泰勒级数展开后的高阶项均非常小, 因此延迟项 $e^{-\lambda s}$ 可近似为 $1 - \lambda s$ 。

$$\frac{c(s)}{r(s)} = \frac{ms^2 + bs}{ms^2 + (b + k_e b_v)s + k_e(1 + b_p) + \eta k_e \frac{1 - \lambda s}{\lambda s}} \quad (25)$$

将式 (25) 化简可得

$$\frac{c(s)}{r(s)} = \frac{\lambda ms^3 + \lambda bs^2}{\lambda ms^3 + \lambda(b + k_e b_v)s^2 + \lambda k_e(1 + b_p - \eta)s + \eta k_e} \quad (26)$$

由式 (26) 可得状态空间表达式为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}u(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + u(t) \end{cases} \quad (27)$$

式中,

$$\begin{aligned}
\mathbf{A} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -\frac{\eta k_e}{\lambda m} & -\frac{k_e(1 + b_p - \eta)}{m} & -\frac{b + k_e b_v}{m} \end{bmatrix}, \\
\mathbf{B} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \\
\mathbf{C} &= \begin{bmatrix} -\frac{\eta k_e}{\lambda m} & -\frac{k_e(1 + b_p - \eta)}{m} & -\frac{k_e b_v}{m} \end{bmatrix}, \quad u(t) \text{ 为系}
\end{aligned}$$

统输入。

为研究式 (13) 中控制系统的稳定性, 令 $u=0$ 。显然 $|\mathbf{A}| \neq 0$, 故原点为该系统的平衡状态。选取李雅普诺夫函数 $v(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{P} \mathbf{x}$, $\dot{v}(\mathbf{x}) = -\mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x}$ 。

假设选取正半定的实对称矩阵 \mathbf{Q} 如式 (28) 所示, 则 $\dot{v}(\mathbf{x}) = -\mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} = -x_2^2$ 。若取 $\dot{v} \equiv 0$, 则有 $x_2 \equiv 0$, 从而 x_1 和 x_3 亦恒等于 0。因此, $\dot{v}(\mathbf{x})$ 仅在原点处才恒等于 0, 根据李雅普诺夫第二法, 可取 \mathbf{Q} 作为正半定阵:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (28)$$

根据李雅普诺夫稳定性定理, \mathbf{P} 由式 (29) 确定, 若 \mathbf{P} 为正定的对称矩阵, 则式 (13) 中系统是大范围渐近稳定的。

$$\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A} = -\mathbf{I} \quad (29)$$

经计算, 矩阵 \mathbf{P} 为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \frac{\alpha\gamma}{2\beta\gamma - 2\alpha} & \frac{\alpha}{2\beta\gamma - 2\alpha} & 0 \\ \frac{\alpha}{2\beta\gamma - 2\alpha} & \frac{\beta + \gamma^2}{2\beta\gamma - 2\alpha} & \frac{\gamma}{2\beta\gamma - 2\alpha} \\ 0 & \frac{\gamma}{2\beta\gamma - 2\alpha} & \frac{1}{2\beta\gamma - 2\alpha} \end{bmatrix} \quad (30)$$

其中, $\alpha = \frac{\eta k_e}{\lambda m}$, $\beta = \frac{k_e(1 + b_p - \eta)}{m}$, $\gamma = \frac{k_e b_v}{m}$ 。

使 \mathbf{P} 成为正定矩阵的充要条件是:

$$\begin{cases} \beta\gamma - \alpha > 0 \\ \alpha > 0 \\ \gamma > 0 \\ \gamma(\beta + \gamma^2) > 0 \end{cases} \quad (31)$$

由于 $\lambda > 0$, $k_e > 0$, 将 α 、 β 、 γ 代入式 (31) 可得系统稳定条件为

$$\begin{cases} 0 < \eta < \frac{\lambda(1+b_p)(b+k_e b_v)}{m+\lambda(b+k_e b_v)} \\ b+k_e b_v > 0 \end{cases} \quad (32)$$

根据李雅普诺夫稳定性定理, 当式 (13) 中控制系统满足式 (32) 时, 控制系统是大范围渐近稳定的。

4 仿真与实验

为了验证改进自适应阻抗控制策略(improved adaptive impedance control, IAIC)的控制效果, 本文在搭建地缸酒醅取料力跟踪实验平台基础上, 先后进行了仿真分析及实验验证, 并将改进自适应阻抗控制策略的实验结果与传统阻抗控制(impedance control, IC)、自适应阻抗控制^[13](adaptive impedance control, AIC)以及基于 DDPG 算法的变阻抗控制^[24](deep deterministic policy gradient-variable impedance control, DDPG-VIC)进行了比较分析。

4.1 实验平台

研究小组搭建了地缸酒醅取料力跟踪实验平台, 如图 3 所示。

实验平台中, 机器人为 6 自由度的 UR5 机器人, 其有效负载为 5 kg, 工作半径 850 mm, 重复

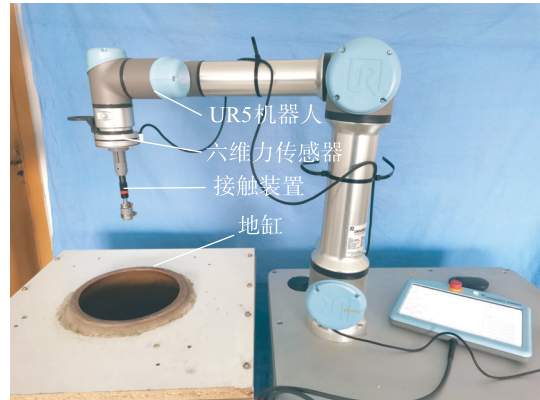


图 3 地缸酒醅取料力跟踪实验平台

Fig.3 The force tracking experimental platform for extracting fermented grains from ground tanks

定位精度 ± 0.03 mm。6 维力传感器为南宁宇立仪器有限公司的 M4313A16 六维力传感器, 重量 0.23 kg, F_x 、 F_y 、 F_z 量程分别为 100 N、100 N 和 200 N, 实验中读取力数值的频率为 500 Hz。接触装置内置弹簧, 长度为 160 mm, 直接固定于力传感器受力面。地缸使用陶瓷材料制作, 缸口半径为 120 mm, 缸底半径为 80 mm, 高为 200 mm。

实验平台系统示意图如图 4 所示。机器人本体通过机器人控制柜完成信息的接收与传递, 控制柜经由交换机连接到上位机, 上位机采用以太网通讯协议接收和发送机器人实时位姿信息。6 维力传感器安装于机器人末端, 通过雷莫接口连接至 M8128 采集卡, 该采集卡用于处理力传感器信号及与主机通信。上位机经由交换机与 M8128 采集卡建立通信, 并通过以太网通讯协议获取六维力传感器实时数据。

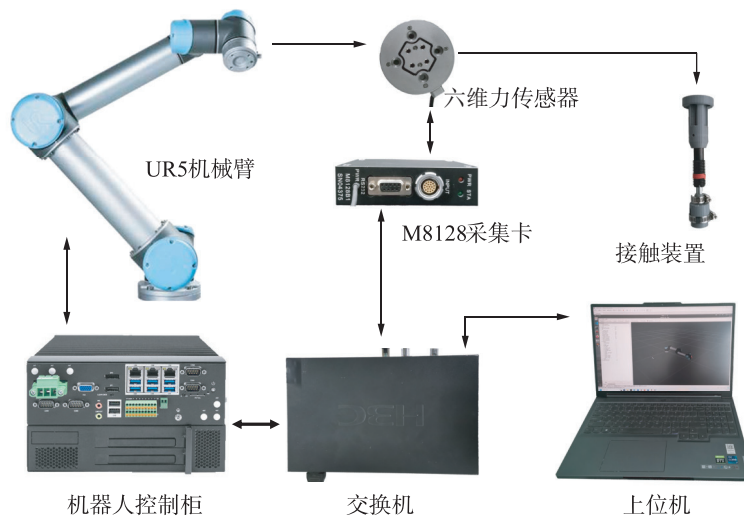


图 4 实验平台系统示意图

Fig.4 Schematic diagram of the experimental platform system

4.2 参数分析

1) 参数 m 、 b 、 k 。

当虚拟惯性系数 m 过小时, 接触力会产生振荡, 但虚拟惯性系数 m 的增大也会导致接触力超调增大, 因此, 通常虚拟惯性系数 m 选择一个较小值^[24]; 当虚拟阻尼系数 b 增大时, 接触力超调较小, 响应速度减慢, 调节时间缩短, 稳态误差减小; 当虚拟刚度系数 k 增大时, 接触力超调减小, 响应速度减慢, 调节时间缩短^[14]。

2) 参数 η 、 b_p 、 b_v 。

令 $b_p = -0.1$, $b_v = 0.005$, 当 η 为 0.001、0.01、0.1 时, 接触力变化曲线如图 5 所示。由图 5 可知, 随着 η 的增大, 接触力稳态误差减小, 但同时接触力超调也随之增大。因此, 当环境简单时, η 可以选择一个较小值; 当环境复杂度增加时, 可以增大 η , 以确保能够更好地跟踪到期望接触力。

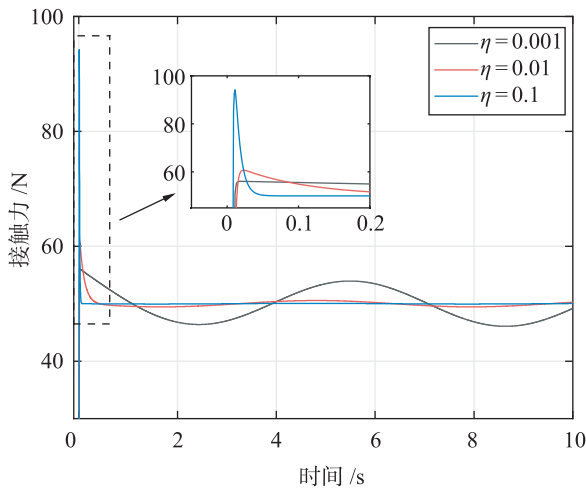


图 5 参数 η 变化时的接触力曲线

Fig.5 Contact force curve when parameter η changes

令 $\eta = 0.01$ 、 $b_v = 0.005$, 当 b_p 为 -0.9 、 -0.1 、 0.2 时, 接触力变化曲线如图 6 所示。由图 6 可知, 随着 b_p 的增大, 接触力稳态误差减小, 响应速度变快, 而接触力超调则先减小后增大。因此, 调节参数 b_p 过程中, 可以从较小值开始逐渐增大, 直至超调开始出现增大趋势。

令 $b_p = -0.1$ 、 $\eta = 0.01$, 当 b_v 为 0.001、0.005、0.012 时, 接触力变化曲线如图 7 所示。由图 7 可知, 随着 b_v 的增大, 接触力超调逐渐减小, 接触力稳态误差相差不大。但是, 当 b_v 增大到一定值时, 接触力会出现振荡。同理, 调节参数 b_v 时, 可以通过不断增大 b_v , 直至接触力出现振荡趋势。

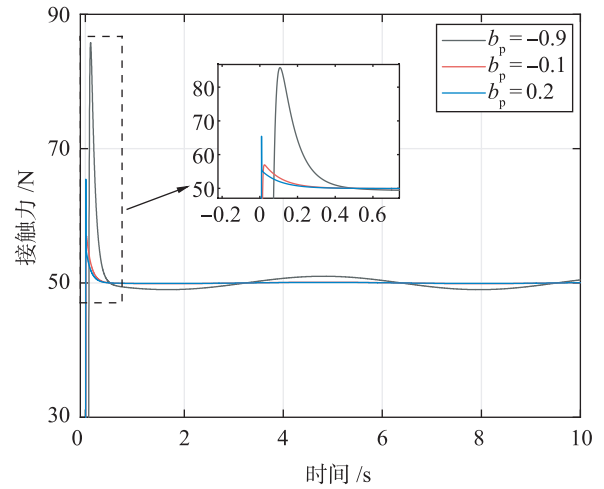


图 6 参数 b_p 变化时的接触力曲线

Fig.6 Contact force curve when parameter b_p changes

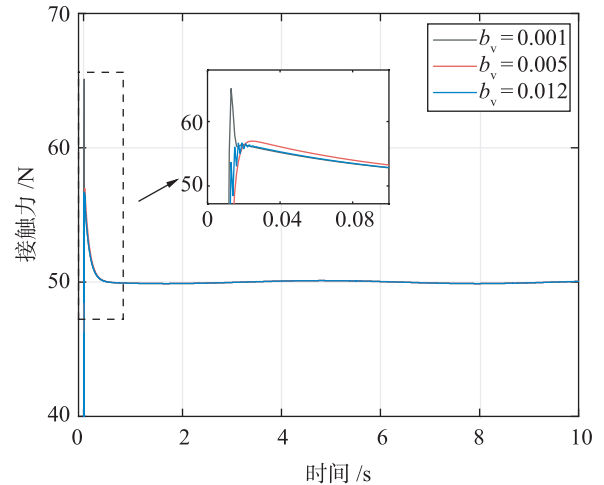


图 7 参数 b_v 变化时的接触力曲线

Fig.7 Contact force curve when parameter b_v changes

4.3 仿真分析

由于机器人末端 6 维力是相互解耦的, 即阻抗控制器在各个方向上互不干扰。因此, 为便于对算法进行验证, 以单自由度机器人搭建仿真环境, 即以 1 维力搭建仿真环境。阻抗控制器的虚拟惯性参数 $m=1$, 虚拟阻尼参数 $b=60$, 虚拟刚度参数 $k=100$ 。

仿真环境基于 Matlab Simulink 搭建, Simulink 仿真框图如图 8 所示。

在实际机器人平台中, 由于硬件通信延迟、控制器计算时间以及驱动器响应延迟的迭加效应, 系统整体延迟通常大于 8 ms^[26]。因此, 为模拟实际机器人控制, 设置控制周期为 12 ms。

仿真测试包括鲁棒性能仿真和力跟踪性能仿真两部分, 其中鲁棒性能仿真用于测试改进自适应阻

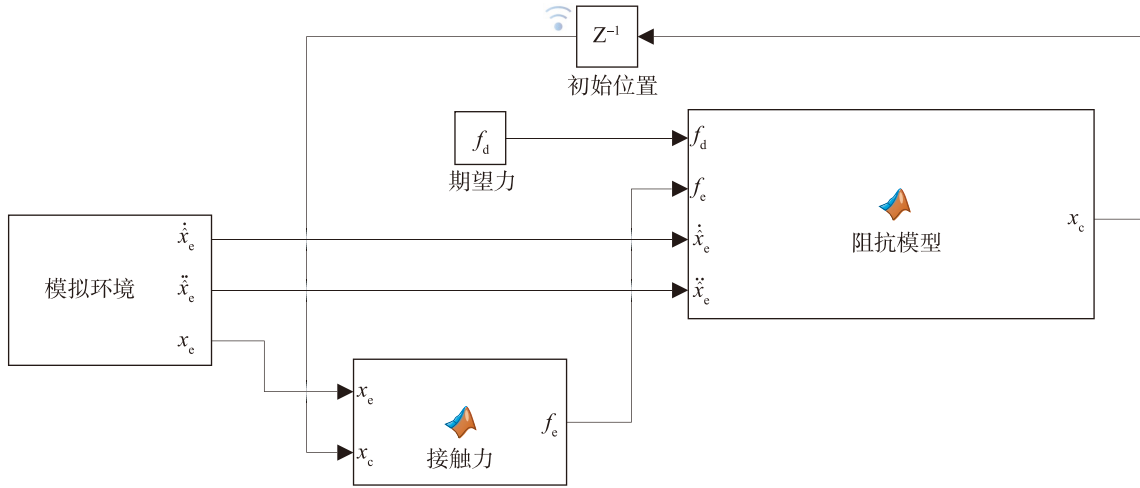


图 8 Simulink 仿真框图

Fig.8 Simulink simulation block diagram

抗控制算法的抗干扰能力, 力跟踪性能仿真用于测试改进自适应阻抗控制算法在复杂环境下的力跟踪性能。通过与传统阻抗控制、自适应阻抗控制及基于 DDPG 的变阻抗控制对比, 验证改进自适应阻抗控制在减少超调及提升力跟踪效果方面的优越性。

4.3.1 鲁棒性能仿真

为验证算法鲁棒性, 分别测试传统阻抗控制、自适应阻抗控制、改进自适应阻抗控制以及基于 DDPG 算法的变阻抗控制, 在环境刚度突变、环境位置突变和期望力突变三种情况下的力跟踪效果。

测试仿真环境为平面, 当未特别指明时, 仿真参数如下:

平面位置 $x_e=0$ m, 机器人初始位置 $x_c=0.2$ m, 期望接触力 f_d 为 50 N, 环境刚度 k_e 为 5 000 N/m, η 为 0.008, b_p 为 -0.01, b_v 为 0.004。

1) 环境刚度突变下的仿真分析。

环境刚度变化如式 (33) 所示, 其余参数没有变化进行仿真实验。

$$k_e = \begin{cases} 4\,000 \text{ N/m}, & t < 6 \text{ s} \\ 6\,000 \text{ N/m}, & t \geq 6 \text{ s} \end{cases} \quad (33)$$

仿真结果如图 9 所示。控制性能对比如表 1 所示, 表中黑体字所标注代表在该特定过程里所展现出的最优表现。其中, σ 为接触力超调量, e_{ss1} 为环境变化前接触力稳态误差, t_{ss} 为收敛时间, e_{ss2} 为环境变化后接触力稳态误差。

由图 9 可知, 在 0~0.5 s 时, 机器人靠近环境并与环境接触, 其中, 自适应阻抗控制算法存在超调, 为 8.67 N, 而改进自适应阻抗控制和基于 DDPG 算法的阻抗控制则未产生超调。随后三者收敛至期望力附近, 其中基于 DDPG 的变阻抗控制接

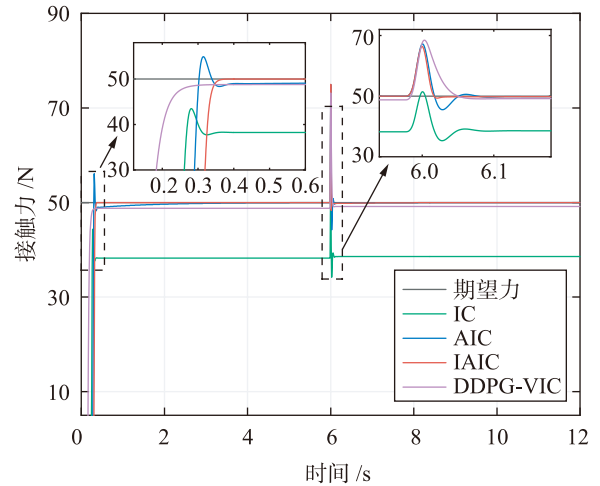


图 9 环境刚度突变下的力跟踪实验

Fig.9 Force tracking experiment under variable environmental stiffness

表 1 环境刚度突变下的控制性能对比

Tab.1 Comparison of control performance under variable environmental stiffness

算法	接触瞬间		刚度突变	
	σ /N	e_{ss1} /N	t_{ss} /s	e_{ss2} /N
AIC	8.67	0.88	0.08	0.14
IAIC	0	0.01	0.03	0.19
DDPG-VIC	0	1.22	0.07	0.82

触力稳态误差最大, 为 1.22 N, 而改进自适应阻抗控制最小, 为 0.01 N。在收敛速度方面, 改进自适应阻抗控制最快, 基于 DDPG 的变阻抗控制次之。在该过程中, 传统阻抗控制未收敛至期望力附近。

在环境刚度未突变前, $k_e=4\ 000\ \text{N/m}$, 为跟踪到期望接触力, 机器人实际位置约为 $-0.012\ 5\ \text{m}$ 。6 s 时, 当环境刚度突变为 $6\ 000\ \text{N/m}$ 瞬间, 机器人仍处于 $-0.012\ 5\ \text{m}$ 的高度, 此时则会产生约 $75\ \text{N}$ 的冲击力。各算法具体的冲击力数值会因上一阶段的位置跟踪效果而有所差异, 但总体差异幅度相对较小。由于曲线在 origin 绘图中连接方式为“B-样条”, 因此图 9 中显示冲击力约为 $70\ \text{N}$ 。

刚度突变后, 自适应阻抗控制算法、改进自适应阻抗控制算法、基于 DDPG 的变阻抗控制算法均快速收敛至期望力附近, 其中改进自适应阻抗控制算法收敛速度最快, 为 $0.03\ \text{s}$; 三者力跟踪过程中的接触力稳态误差最大的是基于 DDPG 的变阻抗控制算法, 为 $0.82\ \text{N}$, 最小的是自适应阻抗控制, 为 $0.14\ \text{N}$ 。在该过程中, 传统阻抗控制未收敛至期望力附近。

2) 环境高度突变下的仿真分析。

环境高度变化如式 (34) 所示, $k_e=5\ 000\ \text{N/m}$, 其余参数没有变化进行仿真实验。

$$x_c = \begin{cases} 0\ \text{m}, & t < 6\ \text{s} \\ 0.01\ \text{m}, & t \geq 6\ \text{s} \end{cases} \quad (34)$$

仿真结果如图 10 所示, 控制性能对比如表 2 所示。

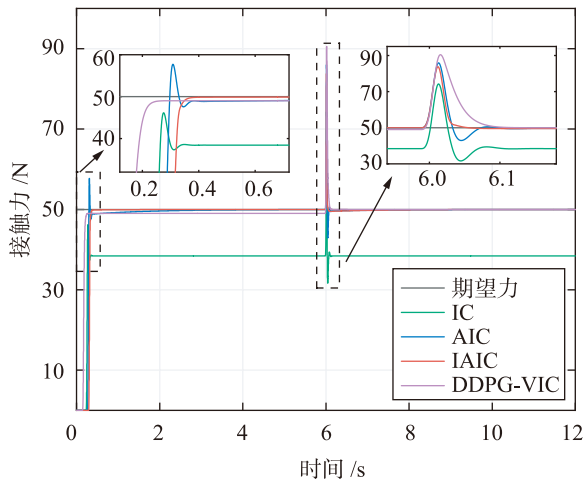


图 10 环境高度突变下的力跟踪实验

Fig.10 Force tracking experiment under variable environmental height

由图 10 可知, 在机器人与环境接触瞬间, 仅自适应阻抗控制算法产生超调, 为 $8.48\ \text{N}$ 。随后向期望力收敛过程中, 自适应阻抗控制接触力稳态误差最大, 为 $1.00\ \text{N}$, 改进自适应阻抗控制最小, 为 $0.12\ \text{N}$ 。在收敛速度方面, 改进自适应阻抗控制最快, 基于 DDPG 的变阻抗控制次之。在该过程中,

表 2 环境高度突变下的控制性能对比

Tab.2 Comparison of control performance under variable environmental height

算法	接触瞬间		高度突变	
	σ/N	e_{ss1}/N	t_{ss}/s	e_{ss2}/N
AIC	8.48	1.00	0.11	0.40
IAIC	0	0.12	0.08	0.47
DDPG-VIC	0	0.98	0.11	0

传统阻抗控制未收敛至期望力附近。

由于环境刚度为 $5\ 000\ \text{N/m}$, 为跟踪到期望接触力, 机器人的实际位置约为 $-0.01\ \text{m}$ 。因此, 6 s 时, 当环境高度突变为 $0.01\ \text{m}$ 时, 机器人会受到约 $100\ \text{N}$ 的冲击力。

高度突变后, 自适应阻抗控制算法、改进自适应阻抗控制算法、基于 DDPG 的变阻抗控制算法均快速收敛至期望力附近, 其中改进自适应阻抗控制算法收敛速度最快, 为 $0.08\ \text{s}$; 三者力跟踪过程中的接触力稳态误差最大的是改进自适应阻抗控制算法, 为 $0.47\ \text{N}$, 最小的为基于 DDPG 的变阻抗控制算法, 等于 0。在该过程中, 传统阻抗控制未收敛至期望力附近。

3) 期望力突变下的仿真分析。

期望力变化如式 (35) 所示, $k_e=5\ 000\ \text{N/m}$, $x_c=0\ \text{m}$, 其余参数没有变化进行仿真实验。

$$f_d = \begin{cases} 50\ \text{N}, & t < 6\ \text{s} \\ 70\ \text{N}, & t \geq 6\ \text{s} \end{cases} \quad (35)$$

仿真结果如图 11 所示。控制性能对比如表 3 所示, 其中 σ_1 为接触瞬间接触力超调量, σ_2 为期望力突变后接触力超调量。

由图 11 可知, 在机器人与环境接触瞬间, 仅自适应阻抗控制算法产生超调, 为 $8.48\ \text{N}$ 。随后向期望力收敛过程中, 自适应阻抗控制接触力稳态误差最大, 为 $1.00\ \text{N}$, 改进自适应阻抗控制最小, 为 $0.11\ \text{N}$ 。在收敛速度方面, 改进自适应阻抗控制最快, 基于 DDPG 的变阻抗控制次之。在该过程中, 传统阻抗控制未收敛至期望力附近。

期望力突变后, 自适应阻抗控制算法产生 $3.13\ \text{N}$ 超调量。随后向期望力收敛过程中, 基于 DDPG 算法的阻抗控制接触力稳态误差最大, 为 $1.37\ \text{N}$, 改进自适应阻抗控制最小, 为 $0.09\ \text{N}$ 。在该过程中, 传统阻抗控制未收敛至期望力附近。

对比 4 种算法在鲁棒性能仿真中的结果可知,

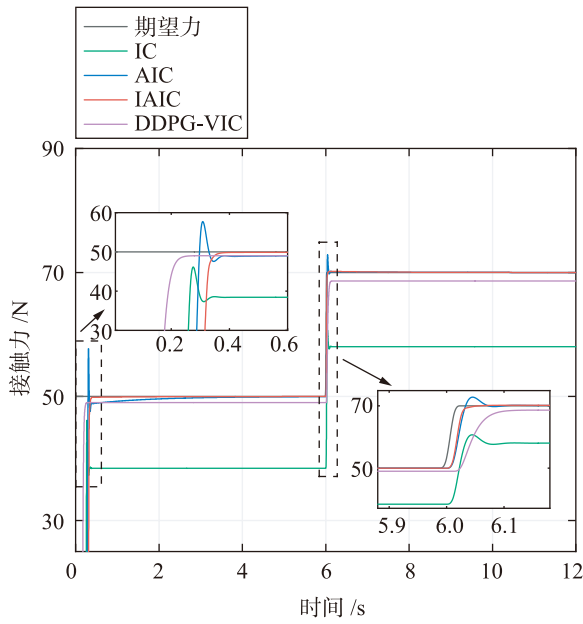


图 11 期望力突变下的力跟踪实验

Fig.11 Force tracking experiment under variable desired force

表 3 期望力突变下的控制性能对比

Tab.3 Comparison of control performance under variable desired force

算法	接触瞬间		期望力突变	
	σ_1 /N	e_{ss1} /N	σ_2 /N	e_{ss2} /N
AIC	8.48	1.00	3.13	0.09
IAIC	0	0.11	0	0.13
DDPG-VIC	0	0.98	0	1.37

传统阻抗控制鲁棒性较差, 通常无法收敛至期望力附近。自适应阻抗控制、改进自适应阻抗控制及基于 DDPG 的变阻抗控制鲁棒性较好, 在刚度、高度及期望力突变情况下, 均可以快速收敛至期望力附近。其中, 改进自适应阻抗控制及基于 DDPG 的变阻抗控制在与环境接触时均无超调, 且前者具备更快的收敛速度和更低的接触力稳态误差。

4.3.2 力跟踪性能分析

为验证算法在复杂环境中的力跟踪性能, 本文拟测试改进自适应阻抗控制在地缸模拟环境中力跟踪效果, 并与传统阻抗控制、自适应阻抗控制及基于 DDPG 的变阻抗控制算法对比, 以验证改进自适应阻抗控制的优越性。

在使用机器人对地缸中酒醅进行自动化出缸作业的过程中, 机器人与地缸的接触过程主要可划分为两个阶段: 一是与地缸侧壁的接触阶段, 二是与地缸底部的接触阶段。因此, 为尽可能模拟实际的

地缸工作环境, 所构建的仿真环境同样由侧壁模拟环境及底部模拟环境两部分构成:

地缸缸口为内收结构, 地缸横截面半径呈现先增大后减小的变化趋势。因此, 当机器人从缸口出发, 向地缸侧壁移动并与侧壁接触时, 其能够接触到的区域仅限于地缸的下半部分, 该区域的斜率约为 2.5。地缸底部并非理想水平面, 因此在仿真中将底部设置为曲面形态。地缸仿真环境如式 (36) 所示。

$$h = \begin{cases} -2.5x, & x < 0.4 \text{ m} \\ 0.02 \sin(15(x-0.4)) - 1, & x \geq 0.4 \text{ m} \end{cases} \quad (36)$$

机器人初始位置 $x_c=0.2 \text{ m}$, 期望力 f_d 为 50 N, 环境刚度 k_e 为 5 000 N/m, η 为 0.025, b_p 为 -0.1, b_v 为 0.008。

仿真结果如图 12 所示, 其中, 图 12(a) 为位置跟踪仿真结果, 图 12(b) 为力跟踪仿真结果。控制性能对比如表 4 所示。

由图 12 可知, 机器人从 0.2 m 高度出发向地缸侧壁靠近, 并在 0.03 s 左右与地缸侧壁接触。接触瞬间, 自适应阻抗控制算法产生超调, 为 7.06 N, 而改进自适应阻抗控制和基于 DDPG 算法的阻抗控制则未产生超调。随后三者快速收敛至期望力附近, 其中基于 DDPG 算法的阻抗控制接触力稳态误差最大, 为 0.42 N, 而改进自适应阻抗控制最小, 为 0.01 N。

在 0.4 s 时, 机器人接触到地缸底部, 由于环境斜率突变对机器人产生一定冲击力。随后机器人快速向期望力收敛, 其中基于 DDPG 的变阻抗控制算法收敛速度最快, 为 0.44 s, 自适应阻抗控制算法和改进自适应阻抗控制算法收敛速度相近, 均为 0.52 s。三者接触力稳态误差最大的是基于 DDPG 的变阻抗控制算法, 为 0.1 N, 自适应阻抗控制和改进自适应阻抗控制相近, 为 0.04 N。

对比 4 种算法在地缸模拟环境下力跟踪仿真结果可知, 当面对复杂环境时, 传统阻抗控制会存在较大的接触力稳态误差, 而其余 3 种算法则可以很好地跟踪到期望力。相较于自适应阻抗控制, 改进自适应阻抗控制和基于 DDPG 的变阻抗控制在接触环境时可以做到无超调, 并且, 前者在力跟踪过程中具有更低的稳态误差, 后者在复杂环境变化时具有更快的收敛速度。

4.4 实验验证

为进一步验证改进自适应阻抗控制的力跟踪控制效果, 本文拟在地缸酒醅取料力跟踪实验平台进

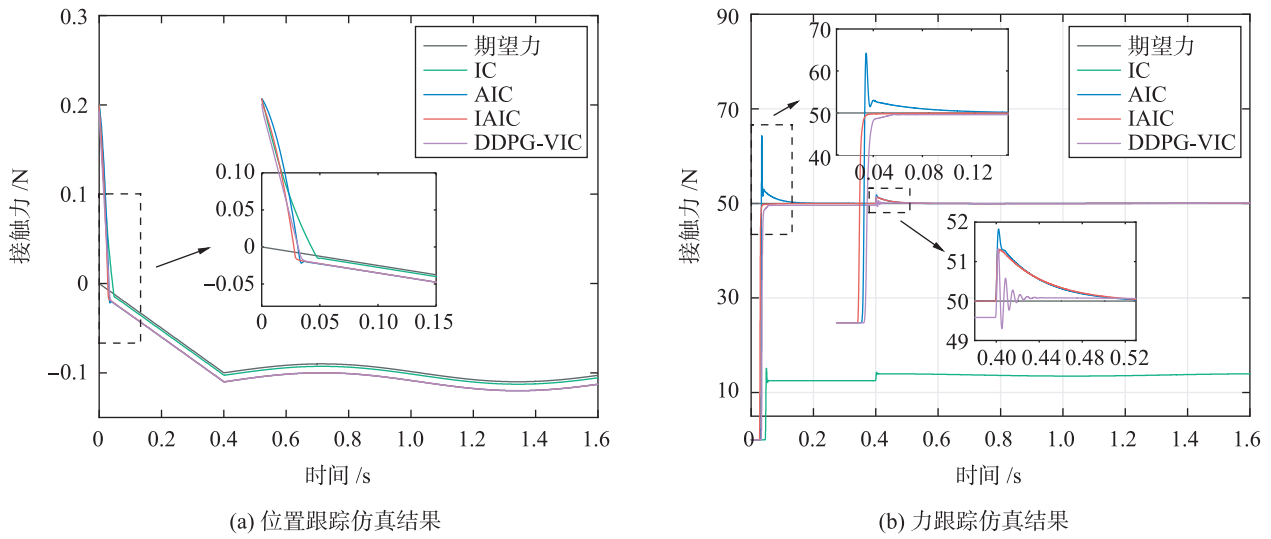


图 12 地缸模拟环境下各算法的控制效果

Fig. 12 Control performance of various algorithms in the ground tank simulation environment

表 4 地缸模拟环境下的控制性能对比

Tab.4 Comparison of control performance under the ground tank simulation environment

算法	接触地缸侧壁		接触地缸底部	
	σ /N	e_{ss1} /N	t_{ss} /s	e_{ss2} /N
AIC	7.06	0.05	0.52	0.04
IAIC	0	0.01	0.52	0.04
DDPG-VIC	0	0.42	0.44	0.1

行实验,并与改进自适应阻抗控制及基于 DDPG 算法的变阻抗控制对比。由仿真分析可知,传统阻抗控制在复杂环境中力跟踪性能较差,因此不再与其进行对比。

本实验采用基于笛卡儿空间的多模态混合控制策略对机器人末端执行器进行运动控制。具体而言,在机器人末端坐标系中,Z轴方向实施力闭环控制,X、Y轴采用位置闭环控制,并保持末端执行器姿态为垂直向下。控制系统的运行机制如下:在每个周期性控制过程中,首先通过6维力传感器实时采集末端执行器与环境之间的接触力,随后基于阻抗控制算法计算Z轴方向修正位置。同时,保持X轴位置恒定。当接触到地缸时,Y轴在每一个控制周期移动0.06 mm。将包含机器人末端位置和姿态的位姿矩阵作为输入,通过逆运动学获得机器人六关节角位移量,伺服电机控制器控制各关节电机移动至期望位置,从而完成单周期控制闭环。机器人控制频率为100 Hz。

本实验具体参数为:虚拟惯性系数 $m=1$, 虚拟阻尼系数 $b=60$, 机器人初始高度为 0 m, 期望接触力 $f_d=10$ N, $\eta=0.008$, $b_p=1.7$, $b_v=0.01$ 。

实验结果如图 13 所示,其中,图 13(a)为位置跟踪结果,图 13(b)为力跟踪结果。控制性能对比如表 5 所示。由于实验过程中地缸位置存在些微移动,因此不能确保每次实验中与地缸接触的初始位置完全相同。

由图 13 可知,机器人在自适应阻抗控制算法控制下于 0.45 s 时接触地缸侧壁,并产生 19.55 N 的超调力,随后快速收敛至期望力,并在 9.19~10.82 N 间波动;在 4.33 s 时接触到地缸底部,并产生 1.62 N 的超调力,于 5.11 s 时收敛至期望力附近,收敛时间为 0.78 s,并在 8.89~10.48 N 间波动。

机器人在改进自适应阻抗控制算法控制下于 0.52 s 时接触地缸侧壁,并产生 0.91 N 的超调力,随后逐渐收敛至期望力附近,并在 9.71~10.19 N 间波动;在 4.67 s 时接触到地缸底部,并产生 0.78 N 的超调力,于 5.96 s 时收敛至期望力附近,收敛时间为 1.29 s,并在 9.57~10.43 N 间波动。

机器人在基于 DDPG 的变阻抗算法控制下于 1.43 s 时接触地缸侧壁,未产生超调力,随后缓慢收敛至期望力附近,并在 8.97~9.62 N 间波动,存在约 1 N 的接触力稳态误差;在 5.67 s 时接触到地缸底部,未产生超调力,于 6.29 s 时收敛至期望力附近,收敛时间为 0.62 s,并在 9.28~10.45 N 间波动。

对比 3 种算法在地缸环境下力跟踪实验结果可

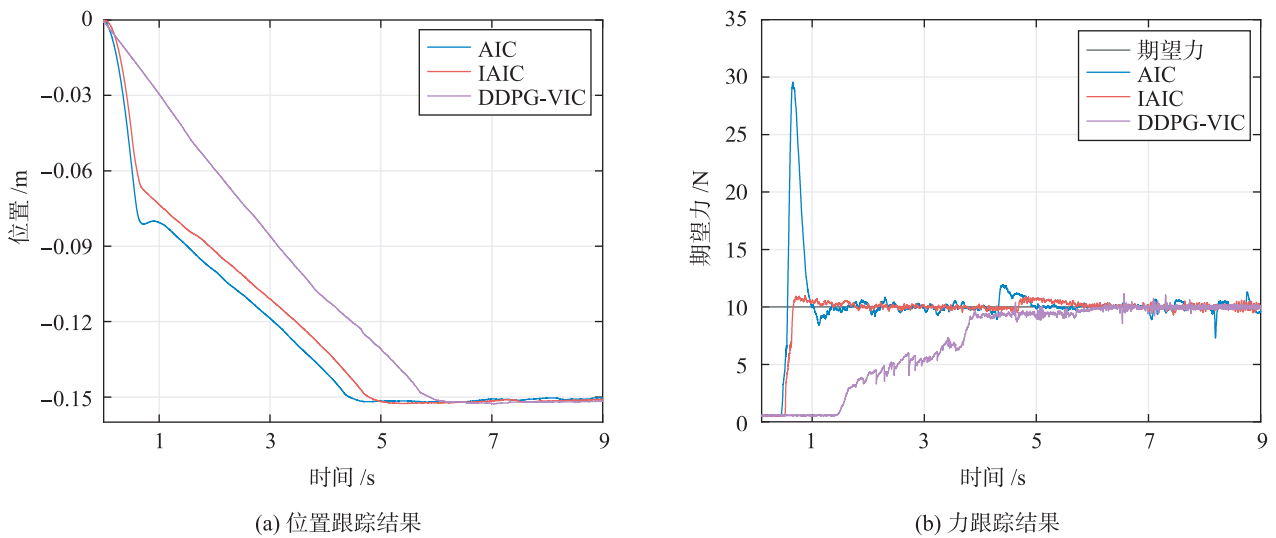


图 13 地缸环境下各算法的控制效果

Fig.13 Control performance of various algorithms in the ground tank environment

表 5 地缸环境下的控制性能对比

Tab.5 Comparison of control performance under the ground tank environment

算法	接触地缸侧壁		接触地缸底部	
	σ_1 /N	e_{ss} /N	σ_2 /N	t_{ss} /s
AIC	19.55	0	1.62	0.78
IAIC	0.91	0	0.78	1.29
DDPG-VIC	0	1	0	0.62

知, 自适应阻抗控制在与地缸侧壁接触时会产生较大超调力, 而改进自适应阻抗控制和基于 DDPG 的变阻抗控制超调较小, 但是后者首次接触环境过程中收敛速度较慢, 且存在一定的接触力稳态误差。在接触到地缸底部时, 三者均快速收敛至期望力附近, 其中, 基于 DDPG 的变阻抗控制算法表现最佳, 收敛快同时无超调, 改进自适应阻抗控制算法虽然收敛速度略慢但是超调力小, 自适应阻抗控制算法虽然收敛速度略快但是超调力大。

5 结论

本文针对在地缸中对酒醅挖取过程中使用目前阻抗控制策略时存在接触瞬间接触力过大的问题, 提出了一种基于力误差及其变化率在线调整阻尼系

数的改进自适应阻抗控制策略, 并与传统阻抗控制、自适应阻抗控制及基于 DDPG 的变阻抗控制对比。

通过对比分析仿真及实验结果, 得出以下结论: 1) 在力跟踪性能方面, 传统阻抗控制策略存在显著不足, 通常难以收敛至期望接触力附近且接触力稳态误差较大; 相比之下, 自适应阻抗控制、改进自适应阻抗控制及基于 DDPG 的变阻抗控制均展现出良好的期望接触力跟踪能力。2) 在动态响应特性上, 自适应阻抗控制在接触瞬间会产生较大力超调, 而改进自适应阻抗控制与基于 DDPG 的变阻抗控制则能有效抑制超调力。3) 在接触阶段性能对比中, 改进自适应阻抗控制较 DDPG 阻抗控制展现出更优特性, 其与环境首次接触时具有更快的收敛速度和更低的接触力稳态误差。

综上所述, 本文提出的改进自适应阻抗控制策略综合了动态响应与稳态性能优势, 在保证力跟踪精度的同时, 能够有效减小小接触阶段的力超调, 显著提升了机器人操作的动态稳定性和力控安全性。这为机器人出醅作业提供了安全保障。

需要指出的是, 本算法仍存在以下不足: 1) 由地缸仿真及实验结果可知, 改进自适应阻抗控制算法在面对复杂环境突变时收敛速度较慢; 2) 当前算法包含 3 个需手动整定的核心参数, 调节过程较为繁琐, 未来可结合神经网络框架构建参数自优化机制。

参考文献

- [1] 潘大金, 程伟, 潘天全, 等. 白酒酿酒用带压蒸料及蒸汽回收循环利用设备系统的设计与应用研究[J]. 酿酒科技, 2020(7): 17-21.

- PAN D J, CHENG W, PAN T Q, et al. Design and application of pressurized steaming and steam recycling equipment for Baijiu production[J]. *Liquor-Making Science & Technology*, 2020(7): 17 – 21.
- [2] 尉小雪, 王素钢, 王晓宇, 等. 一种用于地缸发酵工艺的取料复合机器人[P]. 山西: CN216328365U, 2022-04-19.
- YU X X, WANG S G, WANG X Y, et al. A composite robot for digging fermented grains in ground tank fermentation process[P]. Shanxi: CN216328365U, 2022-04-19.
- [3] HOGAN N. Impedance control-An approach to manipulation: Part I -theory[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1985, 107(1): 1 – 7.
- [4] RAIBERT M H, CRAIG J J. Hybrid position/force control of manipulators[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1981, 103(2): 126 – 133.
- [5] 任丹梅, 边飞飞. 机器人柔顺行为控制方法综述[J]. *信息与控制*, 2024, 53(4): 433 – 452.
- REN D M, BIAN F F. A survey of control methods for robot compliant behaviour[J]. *Information and Control*, 2024, 53(4): 433 – 452.
- [6] ZHANG X D, KHAMESEE M B. Adaptive force tracking control of a magnetically navigated microrobot in uncertain environment[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(4): 1644 – 1651.
- [7] 李振, 赵欢, 王辉, 等. 机器人磨抛加工接触稳态自适应力跟踪研究[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(9): 200 – 209.
- LI Z, ZHAO H, WANG H, et al. Research on contact steady-state adaptive force tracking of robot grinding and polishing[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(9): 200 – 209.
- [8] 吴炳龙, 曲道奎, 徐方. 基于位置控制的工业机器人力跟踪刚度控制[J]. *机械设计与制造*, 2019(1): 219 – 222.
- WU B L, QU D K, XU F. Force tracking stiffness control for the position based industrial robot[J]. *Mechanical Design & Manufacture*, 2019(1): 219 – 222.
- [9] SHEN Y C, LU Y, ZHUANG C G. A fuzzy-based impedance control for force tracking in unknown environment[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2022, 36(10): 5231 – 5242.
- [10] KONG D X, HUANG Q J. Impedance force control of manipulator based on variable universe fuzzy control[J]. *Actuators*, 2023, 12(8): 305.
- [11] 张玉明, 吴青聪, 陈柏, 等. 下肢软质康复外骨骼机器人的模糊神经网络阻抗控制[J]. *机器人*, 2020, 42(4): 477 – 484.
- ZHANG Y M, WU Q C, CHEN B, et al. Fuzzy neural network impedance control of soft lower limb rehabilitation exoskeleton robot[J]. *Robot*, 2020, 42(4): 477 – 484.
- [12] 梁旭, 王卫群, 苏婷婷, 等. 下肢康复机器人的主动柔顺自适应交互控制[J]. *机器人*, 2021, 43(5): 547 – 556.
- LIANG X, WANG W Q, SU T T, et al. Active compliant and adaptive interaction control for a lower limb rehabilitation robot[J]. *Robot*, 2021, 43(5): 547 – 556.
- [13] DUAN J J, GAN Y H, CHEN M, et al. Adaptive variable impedance control for dynamic contact force tracking in uncertain environment[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 102: 54 – 65.
- [14] WEI J, TANG C C, XU B, et al. Contact force modeling and variable damping impedance control of apple harvesting robot[J/OL]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022[2024-09-14]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016816992200343X>. DOI: 10.1016/j.compag.2022.107026.
- [15] 梁旭, 苏婷婷, 侯增广, 等. 基于变阻抗控制的冗余驱动并联机器人多目标内力优化[J]. *自动化学报*, 2023, 49(5): 1099 – 1115.
- LIANG X, SU T T, HOU Z G, et al. A multi-objective internal preload optimization method of redundantly actuated parallel robots based on variable impedance control[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(5): 1099 – 1115.
- [16] XU Z H, LI X X, LI S, et al. Dynamic neural networks based adaptive optimal impedance control for redundant manipulators under physical constraints[J]. *Neurocomputing*, 2022, 471: 149 – 160.
- [17] ZHANG Y, CHENG L, CAO R, et al. A neural network based framework for variable impedance skills learning from demonstrations[J/OL]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2023[2024-10-12]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0921889022002019>. DOI: 10.1016/j.robot.2022.104312.
- [18] CHEN J, DENG L S, HUA Z C, et al. Bayesian optimization-based efficient impedance controller tuning for robotic interaction with force feedback[J/OL]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023[2024-09-20]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10273745>. DOI: 10.1109/TIM.2023.3322504.

- [19] GAWLIKOWSKI J, TASSI C R N, ALI M, et al. A survey of uncertainty in deep neural networks[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(1): 1513 – 1589.
- [20] 邓建新, 袁邦颐, 黄秋林, 等. 基于工业机器人的复杂曲面抛光关键技术综述[J]. *机械工程学报*, 2024, 60(7): 1 – 21.
DENG J X, YUAN B Y, HUANG Q L, et al. Review on the key technologies of complex surfaces polishing based on robots[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(7): 1 – 21.
- [21] HAN D, MULYANA B, STANKOVIC V, et al. A survey on deep reinforcement learning algorithms for robotic manipulation[J/OL]. *Sensors*, 2023[2024-08-17]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/7/3762>. DOI: 10.3390/s23073762.
- [22] LAKSHMINARAYANAN S, KANA S, MOHAN D M, et al. An adaptive framework for robotic polishing based on impedance control[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 112: 401 – 417.
- [23] DING Y F, ZHAO J C, MIN X P. Impedance control and parameter optimization of surface polishing robot based on reinforcement learning[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2023, 237(1/2): 216 – 228.
- [24] 双丰, 卢万玉, 李少东, 等. 基于强化学习的机器人轴孔装配算法[J]. *机器人*, 2023, 45(3): 321 – 332.
SHUANG F, LU W Y, LI S D, et al. Robotic peg-in-hole assembly algorithm based on reinforcement learning[J]. *Robot*, 2023, 45(3): 321 – 332.
- [25] XU P J, LI Z Y, LIU X, et al. Reinforcement learning-based distributed impedance control of robots for compliant operation in tight interaction tasks[J/OL]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024[2024-10-20]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0952197624010716>. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.108913.
- [26] MACENSKI S, FOOTE T, GERKEY B, et al. Robot operating system 2: Design, architecture, and uses in the wild[J/OL]. *Science Robotics*, 2022[2025-01-24]. <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/scirobotics.abm6074>. DOI: 10.1126/scirobotics.abm6074.

作者简介

王晓波(2001—), 男, 硕士。研究领域为机器人智能控制。

田建艳(1966—), 女, 博士, 教授, 博士生导师。研究领域为复杂系统建模与智能控制, 智能机器人。

王守昌(2001—), 男, 硕士。研究领域为机器人智能控制。