

doi: 10.7690/bgzdh.2024.10.013

基于模型预测控制与阻抗控制的受限机构操作方法

汪正涛, 陶卫军

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对移动机械臂对受限运动机构操作的需要, 提出一种基于模型预测控制(model predictive control, MPC)和阻抗控制(impedance control, IC)的移动机械臂全身运动规划与控制的实时方法。允许移动机械臂在操作过程中感知环境的动态变化并进行全身避障, 形成使移动底盘和机械臂协调良好的运动以及使移动机械臂与环境的交互具备柔顺性。移动机械臂开门操作的仿真实验结果表明: 该方法在移动机械臂全身运动规划、阻抗控制方面具备有效性, 具有良好的应用前景。

关键词: 模型预测控制; 阻抗控制; 移动机械臂; 受限运动机构操作; 非线性规划

中图分类号: TP242 文献标志码: A

Operation Method of Constrained Mechanism Based on Model Predictive Control and Impedance Control

Wang Zhengtao, Tao Weijun

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

Abstract: To meet the need of mobile manipulators operating on constrained motion mechanisms, a real-time method for whole body motion planning and control of mobile manipulators based on model predictive control (MPC) and impedance control (IC) is proposed. The mobile mechanical arm is allowed to sense the dynamic change of the environment in the operation process and avoid obstacles all over the body, so that the mobile chassis and the mechanical arm can move in a well-coordinated manner, and the interaction between the mobile mechanical arm and the environment is flexible. The simulation results of the door opening operation of the mobile manipulator show that the method is effective in the whole body motion planning and impedance control of the mobile manipulator, and has a good application prospect.

Keywords: model predictive control; impedance control; mobile manipulator; constrained motion mechanism operation; nonlinear programming

0 引言

随着服务机器人技术的发展与应用, 结合自主移动功能与机械臂操作(manipulation)功能的移动机械臂在各种人机共存的场景中展现出良好的应用前景^[1]。在人机共存场景中, 涉及许多对受限运动机构(如门、抽屉、阀门等)的交互式操作, 且由于移动定位、目标识别的不确定性, 移动机械臂对此类机构运动模型的估计往往存在一定误差^[2]。

受限运动机构操作^[3-8], 可分为端到端和非端到端2种方法。部分端到端的方法在模拟环境下取得了较好效果^[7], 但在实际应用过程中仍然存在很大的挑战性^[9-10]。非端到端的方法一般分为感知和控制2个阶段: 1) 感知阶段, 主要识别受限运动机构的语义信息与几何信息^[4,11-12]; 2) 控制阶段, 可分为耦合和非耦合方法^[13]。非耦合方法是指移动底盘移动到机械臂工作空间能覆盖到受限运动机构的位置; 在此基础上规划机械臂的末端运动轨迹, 实现

对受限运动机构的操作, 这种去耦合控制显著降低了移动机械臂运动的灵活性^[14], 且容易使移动底盘与受限运动机构互相干涉。耦合方法的相关研究可分为基于采样和基于优化2类方法。基于采样的方法能够在具有高自由度的系统中高效地生成轨迹^[15-17], 但这些算法不适用于动态环境, 生成的轨迹经常表现出不稳定性并伴有冗余运动, 因此需要优化轨迹处理。基于优化的方法中模型预测控制(MPC)的应用十分广泛, MPC基于滚动优化和反馈校正的思想, 能在约束条件下实现对复杂模型的稳健控制, 提高移动机械臂运动控制的鲁棒性, 解决复杂模型和动态应用场景下的机械臂控制问题^[18]。大部分使用MPC控制移动机械臂的研究采用纯运动控制的策略^[13, 19-22], 近期有研究验证了将力规划引入到移动机械臂MPC中的可行性^[23-24]; 但纯运动控制无法适应环境交互, 而力规划要求有良好的环境交互模型, 如果交互力不可预测, 那么力追踪

收稿日期: 2024-06-20; 修回日期: 2024-07-24

第一作者: 汪正涛(1997—), 男, 四川人, 硕士。

也将失效^[25]。而阻抗控制是一种广泛使用的交互控制方法, 能够同时处理运动和力, 使得移动机械臂与环境的交互具备柔顺性。

笔者提出一种结合模型预测控制和阻抗控制的新型控制方法来实现移动机械臂对受限运动机构的操作, 称之为模型预测阻抗控制(model predictive impedance control, MPIC)。MPIC 方法结合了模型预测控制与阻抗控制的优点, 允许移动机械臂在操作过程中进行实时全身避障, 并可实现阻抗效果, 避免纯运动规划在操作受限运动机构时容易失效的问题, 同时也能很好地遵守各个约束, 避免对操作对象或移动机械臂自身造成损坏。将阻抗控制与模型预测控制融合以实现移动机械臂对受限运动机构的操作, 通过开门实验进行了验证。

1 移动机械臂受限物体操作方法

设计移动机械臂对受限运动机构操作的流程如图 1 所示。移动机械臂首先通过感知算法对自身深度相机以及激光雷达等传感器采集到的环境信息进行分析, 包括识别受限运动机构的几何信息、建立环境的占用栅格地图和欧式符号距离场(euclidean signed distance functions, ESDF)^[26]; 在得到足够的环境信息后调用运动规划器生成末端执行器的规划轨迹, 并将规划轨迹传递给 MPIC; MPIC 根据移动机械臂系统模型与环境的欧式符号距离场信息构建优化问题, 并发送所求得的控制信号给移动机械臂; 移动机械臂在运行过程持续感知环境信息, 实时更新欧式符号距离场地图, 不断求解优化问题并控制移动机械臂完成对受限运动机构的操作。

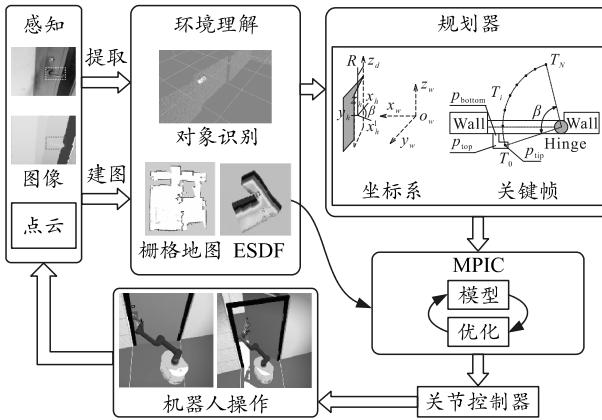


图 1 移动机械臂受限运动机构操作流程

移动机械臂的末端执行器与受限运动机构发生接触时, 如仅严格地执行预先规划的运动学轨迹, 移动机械臂在对环境存在估计误差的情况下进行操作很容易操作失败。而 MPIC 使得末端执行器在尽

可能满足各项约束的前提下允许轨迹追踪存在一定程度的误差, 从而极大地减少了任务失效以及移动机械臂对环境造成损害的可能性。对模型预测阻抗控制的基本原理进行介绍, 建立所使用的移动机械臂的系统模型, 设定代价函数以及添加的约束, 构建 MPIC 优化问题。

1.1 模型预测阻抗控制

Bednarczyk^[25]将阻抗控制定义为 MPC 问题, 提出了适当的 MPC 公式来获得阻抗特性, 同时遵守一组实际的机器人约束。式(1)描述了阻抗系统中位移 $p \in \mathbb{R}^3$ 、速度 $\dot{p} \in \mathbb{R}^3$ 、加速度 $\ddot{p} \in \mathbb{R}^3$ 与外部力 $f_{\text{ext}} \in \mathbb{R}^3$ 的关系。

$$\mathbf{M}_v(\hat{\dot{p}} - \dot{p}) + \mathbf{D}_v(\hat{p} - p) + \mathbf{K}_v(\hat{p} - p) = f_{\text{ext}}. \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}_v \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\mathbf{D}_v \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\mathbf{K}_v \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 分别为阻抗系统的虚拟质量、虚拟阻尼和虚拟刚度, 且都是对称正定阵; $\hat{p}, \hat{\dot{p}}, \hat{\ddot{p}} \in \mathbb{R}^3$ 分别为位移、速度、加速度的目标值。令角加速度 $\ddot{q} \in \mathbb{R}^6$ 为控制输入, 以实现在任务空间定义关于阻抗控制的 MPC 问题。

$$\ddot{p} = u^{ic}. \quad (2)$$

将式(2)代入式(1), 可得到

$$u^{ic} = \hat{\dot{p}} + \mathbf{M}_v^{-1}(\mathbf{D}_v(\hat{p} - \dot{p}) + \mathbf{K}_v(\hat{p} - p) - f_{\text{ext}}). \quad (3)$$

假设外部力变化缓慢, 即认为 $\dot{f}_{\text{ext}} = 0$, 可将式(2)写为状态空间方程形式:

$$\dot{x}^{ic} = \mathbf{A}_c x^{ic} + \mathbf{B}_c u^{ic}. \quad (4)$$

式中:

$$x^{ic} = \begin{bmatrix} \dot{p} \\ p \\ f_{\text{ext}} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{A}_c = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{B}_c = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}.$$

其中: $\mathbf{I}_3 \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为 3 阶单位矩阵; $\mathbf{0}_{3 \times 3} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为零矩阵; $x^{ic} \in \mathbb{R}^9$ 为该系统的状态变量; $\mathbf{A}_c \in \mathbb{R}^{9 \times 9}$ 、 $\mathbf{B}_c \in \mathbb{R}^{9 \times 3}$ 分别为该系统的状态矩阵和控制矩阵。将式(3)写为状态空间形式:

$$u^{ic} = \hat{u}^{ic} + K_{ic}(\hat{x}^{ic} - x^{ic}). \quad (5)$$

式中:

$$\begin{aligned} \hat{u}^{ic} &= \hat{\dot{p}} \in \mathbb{R}^3; \\ \hat{x}^{ic} &= [\hat{\dot{p}}^T \hat{p}^T 0]^T \in \mathbb{R}^9; \\ K_{ic} &= \mathbf{M}_v^{-1} [\mathbf{D}_v \quad \mathbf{K}_v \quad \mathbf{I}_3] \in \mathbb{R}^{3 \times 9}. \end{aligned}$$

将式(5)代入式(4)得到

$$\dot{x}^{ic} = (\mathbf{A}_c - \mathbf{B}_c K_{ic}) x^{ic} + \mathbf{B}_c (\hat{u}^{ic} + K_{ic} \hat{x}^{ic}). \quad (6)$$

式中 \hat{u}^{ic} 和 \hat{x}^{ic} 分别为 u^{ic} 和 x^{ic} 的参考值。

MPIC 的优化目标为使控制对象表征出阻抗特性, 即令式(1)成立, 也使式(5)等式左右两边尽可能相等, 于是代价函数可写为状态空间形式:

$$J_{ic} = \sum_{k=0}^{N-1} \|u_k^{ic} + K_{ic}(x_k^{ic} - \hat{x}_k^{ic}) - \hat{u}_k^{ic}\|_{R_{ic}}^2。 \quad (7)$$

式中: $R_{ic} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为正定矩阵; $N \in \mathbb{N}$ 为预测时域。

至此, 得到定义在任务空间的 MPIC 问题的代价函数(式(7))和状态空间方程(式(6))。

文献[25]将在任务空间求解的控制输入 u^{ic} 通过动力学公式直接映射到关节空间, 以完成对机械臂的实际控制。下式给出了 n 自由度机械臂的末端执行器线速度与关节角速度之间的关系:

$$\dot{p} = J(q)\dot{q}。 \quad (8)$$

式中: $J(q)$ 为机械臂的雅各比矩阵; $q \in \mathbb{R}^n$ 为机械臂关节角; $\dot{q} \in \mathbb{R}^n$ 为机械臂关节角速度, 对式(8)关于时间求导, 可得:

$$\ddot{p} = J(q)\ddot{q} + \dot{J}(q)\dot{q}。 \quad (9)$$

式中: $\dot{J}(q)$ 为雅各比矩阵关于时间的一阶导; $\ddot{q} \in \mathbb{R}^n$ 为机械臂关节角加速度。

将式(2)代入式(9), 可得:

$$\ddot{q} = J(q)^+ u^{ic} - J(q)^+ \dot{J}(q)\dot{q}。 \quad (10)$$

式中 $J(q)^+$ 为 $J(q)$ 的 Moore-Penrose 伪逆。

对于一个多关节机械臂, 满足如下动力学方程:

$$M(q)\ddot{q} + C(\dot{q}, q) + G(q) = \tau_c - J(q)^T f_{ext}。 \quad (11)$$

式中: $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为机械臂的质量矩阵; $C(\dot{q}, q) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为离心力与科氏力矢量; $G(q) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为重力矢量; $\tau_c \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为关节力矩控制矢量; $f_{ext} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为末端执行器所受合外力。由于 \ddot{q} 已由式(10)求得, $\ddot{q} = J(q)^+ \dot{p}$, q 与 f_{ext} 为测得值; 由此, 可通过式(12)求得关节扭矩 τ_c 用于实际机器人的控制。

$$\tau_c = M(q)\ddot{q} + C(\dot{q}, q) + G(q) + J(q)^T f_{ext}。 \quad (12)$$

通过在任务空间求解, 并将控制输入 u^{ic} 映射为关节控制扭矩, 即可控制机械臂, 但这种方法由于仅在任务空间构建并求解 MPC 问题, 并未将关节空间建模进 MPC 问题; 因此, 也无法在 MPC 中构建对关节空间的约束, 无法实现全身控制。笔者在 1.2 节中将式(6)中的 x^{ic} 、式(7)中的 u^{ic} 与移动机械臂的动力学模型联系起来, 即可得到在关节空间下针

对移动机械臂的 MPIC 问题。

1.2 移动机械臂系统模型

移动机械臂动力学模型由离散时间非线性系统描述为:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k)。 \quad (13)$$

式中: $x = [x^{mr}, x^{arm}, x^{ic}]^T \in \mathbb{R}^{24}$ 为世界坐标系下的系统状态变量; $x^{mr} = [x^{mr}, y^{mr}, \varphi^{mr}]^T \in \mathbb{R}^3$ 为移动底盘的状态变量, 其中 $x^{mr}, y^{mr}, \varphi^{mr}$ 分别代表移动底盘在世界坐标系中的位置与朝向; $x^{arm} = [q, \dot{q}]^T \in \mathbb{R}^{12}$ 为机械臂关节角与关节角速度构成的状态变量; x^{ic} 为阻抗控制部分的状态变量; $u = [u^{mr}, u^{arm}]^T \in \mathbb{R}^8$ 为系统输入, 其由移动底盘系统输入 $u^{mr} = [v, \omega] \in \mathbb{R}^2$ 以及机械臂系统输入 $u^{arm} \in \mathbb{R}^6$ 构成, 其中 v 和 ω 分别代表移动底盘前进速度和旋转速度。定义机械臂的系统输入为机械臂关节角加速度, 即 $u^{arm} := \ddot{q} \in \mathbb{R}^6$ 。

采用的移动底盘为 2 轮差速驱动底盘, 式(14)为其状态空间模型。

$$\dot{x}^{mr} = [v\cos(\varphi) \ v\sin(\varphi) \ \omega]^T。 \quad (14)$$

机械臂部分的状态空间方程可写为式(15), 其中 $I_6 \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 为 6 阶单位矩阵。

$$\dot{x}^{arm} = \begin{bmatrix} 0 & I_6 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q \\ \dot{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I_6 \end{bmatrix} u^{arm}。 \quad (15)$$

式(16)将实际移动机械臂的状态变量和控制输入映射为阻抗系统的系统输入 u^{ic} 和状态变量 x^{ic} , 达到在关节空间进行优化的目的。

$$u^{ic} = J(q)u^{arm} + \dot{J}(q)\dot{q};$$

$$x^{ic} = [\dot{p} \ p \ f_{ext}]^T = \begin{bmatrix} J(q)\dot{q} + \dot{x}^{mr} \\ FK_6(q) + x^{mr} \\ f_{ext} \end{bmatrix}。 \quad (16)$$

式中 $FK_6(q)$ 为通过前向运动学计算得到的末端执行器在底盘坐标系下的位置。考虑到在末端执行器处安装力矩传感器会增加系统的复杂度且传感器价格高昂、耐用性低^[4], 通过动力学公式将测量的关节力矩 $\tau_m \in \mathbb{R}^6$ 映射为移动机械臂末端执行器受到的合外力 f_{ext} :

$$f_{ext} = J(q)^{-T}(\tau_m - M(q)\ddot{q} - C(\dot{q}, q) - G(q))。 \quad (17)$$

由此, 式(13)可写为式(18)所示的完整移动机械臂系统模型, 其中 τ 为系统采样时间步长。

$$\begin{aligned} & x_{k+1} = x_k + \tau \dot{x}_k \\ & \left[\begin{array}{c} x_{k+1}^{mr} \\ x_{k+1}^{\text{arm}} \\ x_{k+1}^{ic} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} x_k^{mr} \\ x_k^{\text{arm}} \\ x_k^{ic} \end{array} \right] + \tau \left[\begin{array}{c} \dot{x}_k^{mr} \\ \dot{x}_k^{\text{arm}} \\ \dot{x}_k^{ic} \end{array} \right] \end{aligned} \quad (18)$$

由此, 得到使末端执行器具备阻抗特性的移动机械臂系统动力学模型。

1.3 代价函数

定义移动机械臂的状态变量序列 \mathcal{X}_N 和系统输入序列 \mathcal{U}_N 如下:

$$\begin{aligned} & \mathcal{X}_N := \{x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+N}\} \\ & \mathcal{U}_N := \{u_k, u_{k+1}, \dots, u_{k+N-1}\} \end{aligned} \quad (19)$$

为使移动机械臂具备轨迹跟踪、避障与阻抗控制功能, MPIC 的代价函数设计为:

$$J(\mathcal{U}_N, \mathcal{X}_N) = \sum_{i=k}^{k+N-1} L(x_i, u_i). \quad (20)$$

式中 $L(x_i, u_i)$ 为运行成本, 计算方式如下:

$$L(x_i, u_i) = u_i^T R_u u_i + \sum_{m=0}^n B_m + C_{\text{ee}}(x_i, u_i). \quad (21)$$

式中: $R_u \in \mathbb{R}^{9 \times 9}$ 为正定矩阵; 松弛对数障碍函数 B_m 为第 m 个虚拟关节所带来的成本, 以此实现移动机械臂的全身避障(详见 1.5 节); $C_{\text{ee}}(x_i, u_i)$ 为末端执行器位姿误差函数, 其包含阻抗控制成本 J_{ic} 以及姿态误差成本, 即:

$$C_{\text{ee}}(x_i, u_i) = J_{ic} + \|e_{\text{ori}}(x)\|_{Q_{\text{ori}}}^2. \quad (22)$$

式中 $Q_{\text{ori}} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为姿态误差惩罚矩阵, 是对称正定阵, 通过设置 Q_{ori} 矩阵和 J_{ic} 中的 R_{ic} 矩阵的值, 可分别控制位置控制与姿态控制的精度。末端执行器的姿态误差 $e_{\text{ori}} \in \mathbb{R}^3$ 可通过式(23)计算得到^[27-28]。

$$\begin{aligned} e_{\text{ori}}(q^{\text{ee}}, \hat{q}^{\text{ee}}) &= q_w \cdot [\hat{q}_x \hat{q}_y \hat{q}_z]^T - \hat{q}_w \cdot [q_x q_y q_z]^T + \\ & [\hat{q}_x \hat{q}_y \hat{q}_z]^T \times [q_x q_y q_z]^T. \end{aligned} \quad (23)$$

式中 q^{ee} 和 \hat{q}^{ee} 分别为用四元数表示的末端执行器在世界坐标系下的当前实际姿态与目标姿态, 其中 $q^{\text{ee}} = [q_w \ q_x \ q_y \ q_z]^T$ 。末端执行器的位姿通过正向运动学得到。

1.4 移动机械臂的运动学及动力学约束

因为移动底盘可以到达任意位置, 所以移动机械臂的状态约束集相当于机械臂的关节状态约束集。

$$\mathbb{X}_{mm} := \{q \in \mathbb{R}^6, \underline{q}_i \leqq q_i \leqq \bar{q}_i, \forall i \in \{1, \dots, 6\}\}. \quad (24)$$

式中 \underline{q}_i 和 \bar{q}_i 分别为第 i 个关节的关节角度下限和上限。为限制移动底盘的控制输入范围, 将移动底盘的控制约束集定义为:

$$\mathcal{U}_{mr} := \{v \leqq \dot{v} \leqq \bar{v}, \omega \leqq \ddot{\omega} \leqq \bar{\omega}\}. \quad (25)$$

机械臂的控制约束集被定义为:

$$\mathcal{U}_{\text{arm}} := \{\ddot{q} \in \mathbb{R}^6, \|\ddot{q}\|_\infty \leqq \ddot{q}_{\max}\}. \quad (26)$$

式中 \ddot{q}_{\max} 为机械臂的最大关节角加速度, 因此整个移动机械臂的约束集合可表示为:

$$\mathcal{U}_{mm} := \mathcal{U}_{mr} \times \mathcal{U}_{\text{arm}}. \quad (27)$$

1.5 移动机械臂的环境约束

早期基于 MPC 的移动机械臂控制的研究并未考虑移动机械臂与环境的碰撞约束^[19], 近期的研究多通过对机械臂的各个虚拟关节点进行环境约束以达到防撞的目的^[22, 24, 29], 实现了较好的效果。考虑到基于松弛对数障碍函数的 MPC 方法可以确保闭环系统的全局渐近稳定性, 同时将潜在的开环最优控制问题简化为等式约束甚至无约束的优化问题^[30], 笔者将虚拟关节点的环境障碍约束构建为松弛对数障碍函数如下

$$B_m = \begin{cases} -\mu \ln(z_m) & z_m > \delta \\ \mu \beta(z_m; \delta) & z_m \leq \delta \end{cases}. \quad (28)$$

式中:

$$\begin{aligned} z_m &= \text{ESDF}(FK_m(x^{mr}, q)) - d_m; \\ \beta(z_m; \delta) &= \left[\left((z_m - 2\delta)/\delta \right)^2 - 1 \right]/2 - \ln(\delta). \end{aligned} \quad (29)$$

式(29)通过正向运动学计算得到的第 m 个虚拟关节的空间位置 $FK_m(x^{mr}, q)$, 将该位置在欧式符号距离场中查询到的距离值减去该关节的设定碰撞半径 d_m 即可得到该虚拟关节点到环境最近点的距离 z_m 。

1.6 构建 MPIC 优化问题

通过最小化式(20)的代价函数, MPIC 优化控制问题可被表述为式(30)。目的在于为整个移动机械臂生成最优的控制命令, 使之能够跟踪规划的轨迹同时实现全身避障并呈现阻抗效果。

$$\begin{aligned} (\mathcal{U}_N^*, \mathcal{X}_N^*) &= \arg \min_{\mathcal{U}_N \in \mathcal{U}, \mathcal{X}_N \in \mathcal{X}} J(\mathcal{U}_N, \mathcal{X}_N); \\ \text{s.t. } x_{k+1} - f(x_k, u_k) &= 0 \quad k < N, \quad x_0 = x(0), \\ \mathcal{U}_N &\in \mathcal{U}_{mm} \subset \mathbb{R}^{24}, \quad \mathcal{X}_N \in \mathbb{X}_{mm} \subset \mathbb{R}^9. \end{aligned} \quad (30)$$

式中 $x(0)$ 为系统状态变量的初始值, MPIC 优化问题受移动机械臂的系统动力学公式的等式约束, 状

态变量和系统输入分别受约束集 X_{mm} 和 U_{mm} 的不等式约束。

笔者使用直接多次打靶法将 MPIC 优化控制问题转换为非线性规划问题, 该方法将控制序列 U_N 和状态序列 X_N 都作为优化中的决策变量, 计算复杂度显著低于直接单次打靶法^[31]。

2 仿真实验及结果分析

2.1 实验平台与仿真环境

1) 移动机械臂平台: 用于验证此方法的移动机械臂由自行设计的差速移动底盘以及 UR5 六自由度机械臂组成。如图 2 所示, 差速底盘带有差速器驱动器, 并带有一对支撑脚轮, 末端执行器为 Robotiq 2F-85 二指夹爪, 系统共具有 9 个自由度。移动机械臂前部安装有 3 维激光雷达, 在末端执行器与机械臂之间安装有因特尔公司的 Realsense D415 深度相机。

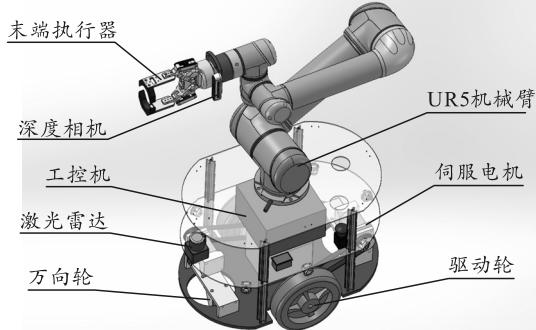


图 2 移动机械臂结构

2) 仿真环境: 笔者使用 Python 在 Gazebo 实时仿真环境中进行仿真, 使用数值优化软件 CasADI^[31]完成对 MPIC 优化问题的符号化构建, 使用开源内点法求解器 IPOPT^[32]完成对优化问题的求解。

2.2 移动机械臂全身规划与避障实验

通过给定末端执行器目标位置为 $\hat{p}=[-3.2, 3.5, 1.0]^T$, 并将图 3(a)所示的移动机械臂各个虚拟关节的环境约束加入到代价函数中以实现无碰撞轨迹规划。本实验将预测时域设置 $N=100$, 足以规划移动机械臂的整个轨迹。设定障碍物为以半径为 1 m 的球体, 球心坐标为 $[1.0, 1.25, 1.0]^T$, 移动机械臂初始状态为 $x(0)=[\mathbf{0}_{12}, p(0), \mathbf{0}_3]^T$, 其中末端执行器位置 $p(0)$ 通过正向运动学求解, 即 $p(0)=FK_6(\mathbf{0}_3, \mathbf{0}_6)$, $\mathbf{0}_n$ 代表 n 维的零向量。设定 $R_u=\text{diag}(10, 10, 1_6)$, $\underline{v}=-0.3 \text{ m/s}$, $\bar{v}=0.3 \text{ m/s}$, $\underline{\omega}=-0.2 \text{ rad/s}$, $\bar{\omega}=0.2 \text{ rad/s}$, $\dot{q}_{\max}=0.5 \text{ m/s}^2$ 。设定式 (28) 中

$\delta=0.001$, $\mu=0.1$ 。图 3(b)中显示了移动机械臂各虚拟关节空间轨迹在 xy 平面的投影, 灰色圆区域代表障碍物, 可见规划的轨迹在满足移动机械臂自身约束的条件下实现了全身规划与避障的效果, 能够在操作时有效避免移动机械臂与操作对象或环境物体发生干涉。

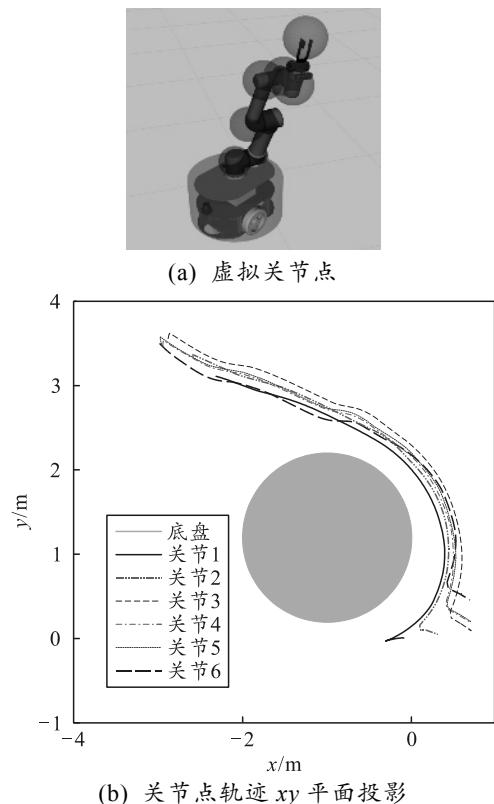


图 3 移动机械臂规划与避障实验

2.3 移动机械臂阻抗控制实验

由于受限运动机构操作存在大量接触过程, 使用 Gazebo 仿真接触动力学误差较大且不稳定^[4], 为保证实验结果具有良好的可重现性, 笔者将受限运动机构操作问题简化为规划轨迹中存在障碍物的轨迹追踪问题, 并将末端执行器简化为一细圆柱体。如图 4 所示, 障碍物的外轮廓与操作受限运动机构所需的实际轨迹一致, 但与规划轨迹存在差异, 以此模拟操作过程中规划轨迹与理想轨迹存在差异的情况。

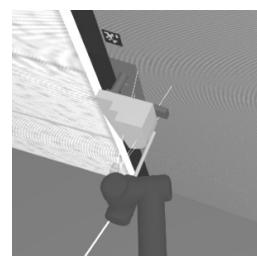


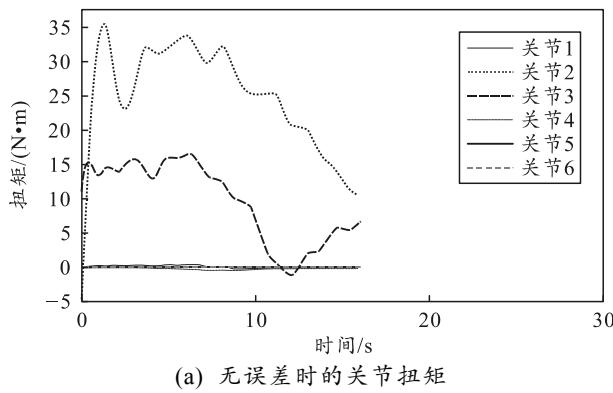
图 4 阻抗控制实验场景

阻抗控制参数的设定如表 1 所示, 移动机械臂的自身约束与全身避障实验部分的设定一致。

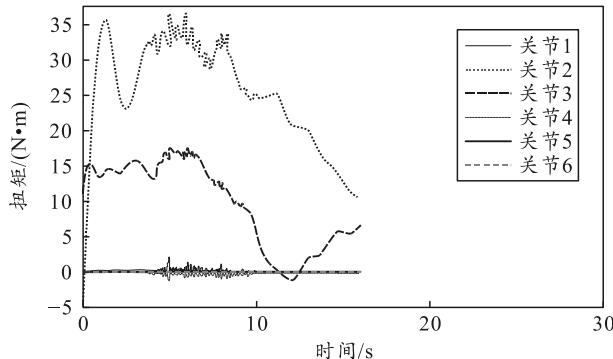
表 1 阻抗控制参数设定

参数	设定值
M_v	$\text{diag}(5.4, 5.4, 5.4)$
K_v	$\text{diag}(290, 290, 290)$
D_v	$\text{diag}(75, 75, 75)$
预测时域 N	5
R_u	$\text{diag}(10, 100, \mathbf{1}_6)$
R_{lc}	$\text{diag}(1, 1, 1)$
Q_{ori}	$\text{diag}(100, 100, 100)$

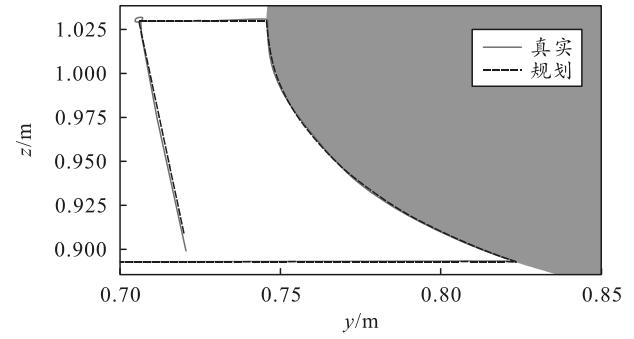
令移动机械臂使用 MPIC 分别追踪图 5(c)和 5(d)中的规划轨迹, 移动机械臂受到的关节扭矩分别如图 5(a)和 5(b)所示, 由于操作过程中的移动机械臂关节角的特殊性, 除关节 2 与 3 外其余关节扭矩值较小。如图 5(c)所示, 当追踪规划轨迹过程中不存在障碍物时, 末端执行器将严格追踪规划轨迹; 而当末端执行器在追踪规划轨迹过程中受到障碍物阻碍时, 如图 5(b)所示移动机械臂的关节扭矩被映射为图 5(f)所示的末端执行器所受外力 f_{ext} , MPIC 将据外力 f_{ext} 进行实时优化, 调整末端执行器的实际位置, 如果仅使用 MPC 执行运动规划则会出现末端执行器侵彻入障碍物或者对移动机械臂自身造成损坏的情况; 当外力为 0 时(图 5(e)), 末端执行器表现为继续严格追踪规划轨迹。图 5(d)给出了这一过程的规划轨迹和真实轨迹, 验证了 MPIC 的阻抗特性。



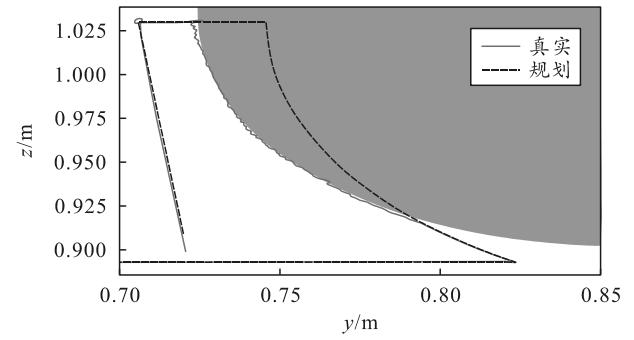
(a) 无误差时的关节扭矩



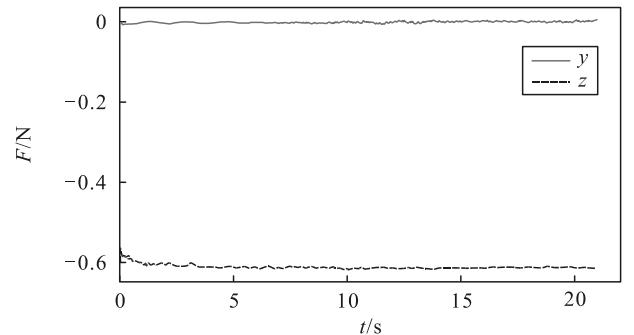
(b) 有误差时的关节扭矩



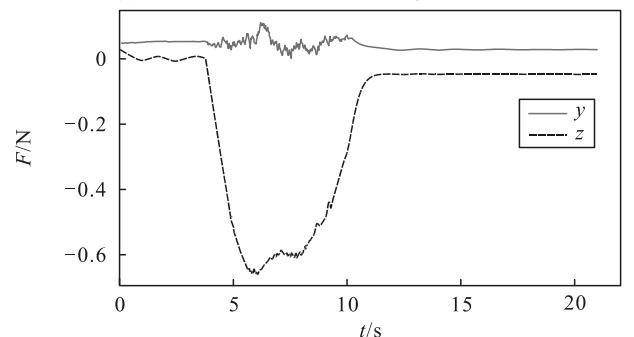
(c) 无误差时的 yz 平面轨迹



(d) 有误差时的 yz 平面轨迹



(e) 无误差时的末端执行器 yz 轴受力



(f) 有误差时的末端执行器 yz 轴受力

图 5 阻抗控制实验

2.4 移动机械臂受限运动机构操作实验

为验证 MPIC 用于受限运动机构操作的有效性, 根据图 1 所示的开门流程进行开门的全流程实验。设定 $R_u = \text{diag}(10, 100, \mathbf{1}_6)$, $\underline{v} = -0.3 \text{ m/s}$, $\bar{v} = 0.3 \text{ m/s}$, $\underline{\omega} = -0.2 \text{ rad/s}$, $\bar{\omega} = 0.2 \text{ rad/s}$, $\ddot{q}_{\max} = 0.5 \text{ m/s}^2$, $\delta = 0.001$, $\mu = 0.1$ 。在获取门与门

把手参数后，算法在考虑运动约束的前提下根据开门任务进行在世界坐标系下末端执行器的轨迹规划，MPIC 追踪规划轨迹。图 6 为开门实验的仿真场景，主要包含了移动底盘与末端执行器的实际运行轨迹、环境的栅格地图信息以及由 FIESTA^[33]生成的欧式符号距离场地图信息。

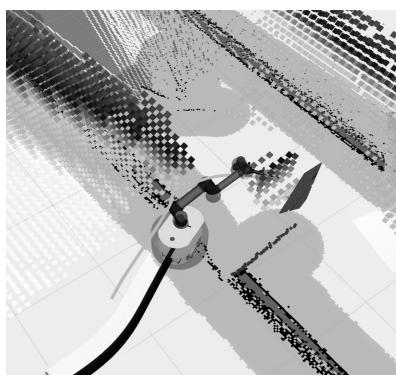
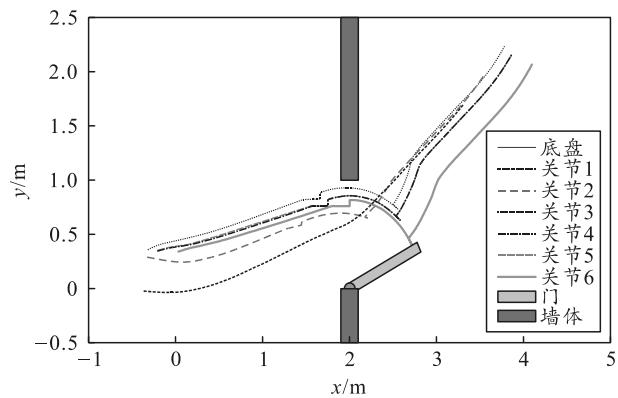
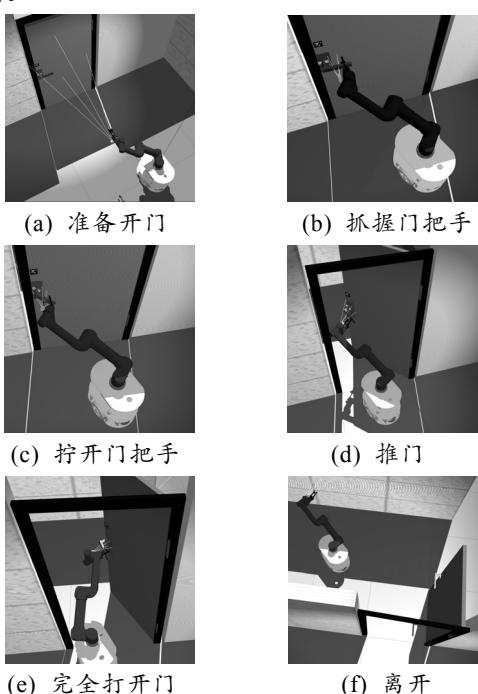


图 6 开门仿真场景

如图 7 所示，移动机械臂高效地完成了开门操作，在操作过程中避免了与门框、墙等环境发生碰撞，并在交互中呈现出阻抗效果。移动机械臂在 20 次开门实验中成功打开并通过 19 次，算法稳定性良好，失败的一次为末端执行器在夹持门把手时发生了干涉，导致仿真出现了混乱，这是因为 Gazebo 仿真器本身对接触动力学仿真的不稳定性造成的，在有着更为精确物理引擎的仿真器上进行仿真有望解决这一问题。实验验证了 MPIC 针对移动机械臂开门操作在全身规划、全身避障和阻抗控制方面的有效性。



(g) 开门过程各关节点 xy 平面轨迹

图 7 Gazebo 开门仿真实验

3 结论

针对移动机械臂受限运动机构的难点，提出了一种将模型预测阻抗控制应用于移动机械臂的受限运动机构操作的方法。该方法使移动机械臂可以在遵守关节约束、环境约束的同时跟踪规划末端执行器的规划轨迹，使移动底盘和机械臂协调运动，并在与环境交互过程中呈现出阻抗效果，确保在交互期间生成无冲突的轨迹。通过开门操作实验分别验证了该方法在全身避障、阻抗控制方面的有效性，并且显示出该技术具有良好的应用前景。

参考文献：

- [1] TORRAS C. Service Robots for Citizens of the Future[J]. European Review, 2016, 24(1): 17–30.
- [2] 孙逸翔, 陈卫东. 基于运动预测和阻抗控制的未知受限机构操作[J]. 机器人, 2011, 33(5): 563–569.
- [3] NEMEC B, ŽLAJPAH L, UDE A. Door opening by joining reinforcement learning and intelligent control[C]//2017 18th International Conference on Advanced Robotics (ICAR). IEEE, 2017: 222–228.
- [4] PRIETO S A, ADÁN A, VÁZQUEZ A S, et al. Passing through Open/Closed Doors: A Solution for 3D Scanning Robots[J]. Sensors, 2019, 19(21): 4740.
- [5] STUEDE M, NUELLE K, TAPPE S, et al. Door opening and traversal with an industrial cartesian impedance controlled mobile robot[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 966–972.
- [6] BELLICOSO C D, KRÄMER K, STÄUBLE M, et al. ALMA - Articulated Locomotion and Manipulation for a Torque-Controllable Robot[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 8477–8483.
- [7] URAKAMI Y, HODGKINSON A, CARLIN C, et al. DoorGym: A Scalable Door Opening Environment And Baseline Agent[EB/OL]. (2022-05-24)[2022-06-04]. <http://arxiv.org/abs/1908.01887>.

- [8] 刘永. 移动机械臂自主开门策略仿真研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [9] GU S, HOLLY E, LILLICRAP T, et al. Deep reinforcement learning for robotic manipulation with asynchronous off-policy updates[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 3389–3396.
- [10] CHEBOTAR Y, HANNA A, MAKOVICHUK V, et al. Closing the Sim-to-Real Loop: Adapting Simulation Randomization with Real World Experience[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019: 8973–8979.
- [11] WANG J, LIN S, HU C, et al. Learning Semantic Keypoint Representations for Door Opening Manipulation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6980–6987.
- [12] KAKILLIOGLU B, OZCAN K, VELIPASALAR S. Doorway detection for autonomous indoor navigation of unmanned vehicles[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016: 3837–3841.
- [13] SPAHN M, BRITO B, ALONSO-MORA J. Coupled Mobile Manipulation via Trajectory Optimization with Free Space Decomposition[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 12759–12765.
- [14] AVANZINI G B, ZANCHETTIN A M, ROCCO P. Constrained model predictive control for mobile robotic manipulators[J]. Robotica, 2018, 36(1): 19–38.
- [15] WEBB D J, VAN DEN BERG J. Kinodynamic RRT*: Asymptotically optimal motion planning for robots with linear dynamics[C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2013: 5054–5061.
- [16] MUKADAM M, DONG J, YAN X, et al. Continuous-time Gaussian process motion planning via probabilistic inference[J]. The International Journal of Robotics Research, 2018, 37(11): 1319–1340.
- [17] ARDENGHO M, TORRAS C, SENTIS L. Robust and adaptive door operation with a mobile robot[J]. Intelligent Service Robotics, 2021, 14(3): 409–425.
- [18] 储驻港, 郭瑞琴, 吴顺, 等. 模型预测控制方法在机械手操作中的应用综述[J]. 自动化技术与应用, 2021, 40(11): 1–8.
- [19] IDE S, TAKUBO T, OHARA K, et al. Real-time trajectory planning for mobile manipulator using model predictive control with constraints[C]//2011 8th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI). IEEE, 2011: 244–249.
- [20] AVANZINI G B, ZANCHETTIN A M, ROCCO P. Constraint-based Model Predictive Control for holonomic mobile manipulators[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2015: 1473–1479.
- [21] OSMAN M, MEHREZ M W, YANG S, et al. End-Effector Stabilization of a 10-DOF Mobile Manipulator using Nonlinear Model Predictive Control[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2): 9772–9777.
- [22] PANKERT J, HUTTER M. Perceptive Model Predictive Control for Continuous Mobile Manipulation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6177–6184.
- [23] MINNITI M V, FARSHIDIAN F, GRANDIA R, et al. Whole-Body MPC for a Dynamically Stable Mobile Manipulator[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3687–3694.
- [24] CHIU J R, SLEIMAN J P, MITTAL M, et al. A Collision-Free MPC for Whole-Body Dynamic Locomotion and Manipulation[EB/OL]. (2022-02-24)[2022-03-14]. <http://arxiv.org/abs/2202.12385>.
- [25] BEDNARCZYK M, OMRAN H, BAYLE B. Model Predictive Impedance Control[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 4702–4708.
- [26] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Distance Transforms of Sampled Functions[J]. Theory of Computing, 2012, 8(1): 415–428.
- [27] SICILIANO B, SCIavicco L, VILLANI L, et al. Robotics: Modelling, Planning and Control[M]. New York: Springer Publishing Company, Incorporated, 2010: 54–55.
- [28] MITTAL M, HOELLER D, FARSHIDIAN F, et al. Articulated Object Interaction in Unknown Scenes with Whole-Body Mobile Manipulation[EB/OL]. (2022-03-18)[2022-04-27]. <https://arxiv.org/abs/2103.10534v2>.
- [29] FELLER C, EBENBAUER C. Relaxed Logarithmic Barrier Function Based Model Predictive Control of Linear Systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 62(3): 1223–1238.
- [30] ALBERSMEYER J, DIEHL M. The Lifted Newton Method and Its Application in Optimization[J]. SIAM Journal on Optimization, 2010, 20(3): 1655–1684.
- [31] ANDERSSON J A E, GILLIS J, HORN G, et al. CasADI: a software framework for nonlinear optimization and optimal control[J]. Mathematical Programming Computation, 2019, 11(1): 1–36.
- [32] BIEGLER L T, ZAVALA V M. Large-scale nonlinear programming using IPOPT: An integrating framework for enterprise-wide dynamic optimization[J]. Computers & Chemical Engineering, 2009, 33(3): 575–582.
- [33] HAN L, GAO F, ZHOU B, et al. FIESTA: Fast Incremental Euclidean Distance Fields for Online Motion Planning of Aerial Robots[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 4423–4430.