arXiv:2603.02553v1 [cs.RO] 3 Mar 2026

Give me scissors：用于器械递送的无碰撞双臂手术辅助机器人

Xuejin Luo、Shiquan Sun、Runshi Zhang、Ruizhi Zhang、Junchen Wang*

摘要——手术期间，手术室器械护士需要频繁向外科医生递送手术器械，这可能导致身体疲劳和注意力下降。机器人手术巡回护士有望替代重复性工作并提高效率。现有关于机器人手术巡回护士的研究依赖预定义路径进行器械递送，这限制了其泛化能力，并在动态环境中带来安全风险。为应对这些挑战，我们提出了一种能够递送器械的无碰撞双臂手术辅助机器人。该机器人利用视觉语言模型，根据外科医生的指令，以零样本方式自动生成抓取与递送轨迹。我们提出了一种实时障碍物最小距离感知方法，并将其整合到统一二次规划框架中。该框架确保双臂机器人在动态环境中自主运动时能够进行反应式避障并预防自碰撞。大量实验验证表明，所提出的机器人系统在手术器械递送中的成功率达到 83.33%，并且在所有试验中始终保持平稳、无碰撞运动。项目页面和源代码见 https://give-me-scissors.github.io/。

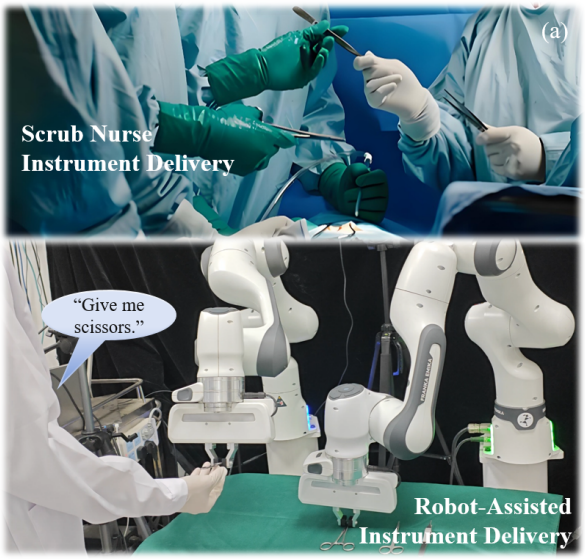


图1：手术器械传递过程。(a) 器械护士递送器械。(b) 机器人辅助器械递送。

I. 引言

手术室器械护士是手术团队的重要成员，主要负责协助外科医生完成递送手术器械、管理牵开器等工作。然而，这项工作高度依赖人工且重复性强，可能导致手术室器械护士身体疲劳并引发潜在错误 [1]。此外，在护士人手不足的科室，缺少手术室器械护士会显著降低手术团队的效率，并可能导致更严重的安全问题 [2]。机器人辅助手术和自动化工具等新技术为应对这些挑战提供了颇具前景的解决方案 [3]。这些先进技术不仅能减轻手术室器械护士的负担，还能提高手术团队的效率 [4]。

研究人员开发了各种手术辅助机器人，使其能够充当手术室器械护士，执行高度机械化的手术器械递送任务。一种机器人器械护士旨在实现手术室内安全的人机协作 [5]。外科医生可以通过语音指令和手势请求手术器械。文献 [6] 提出了一种用于手术器械传递任务的双臂机器人系统。一种基于深度学习的多模态机器人框架见于文献 [1], , 该框架可通过语音和图像输入与外科医生协作。然而，这些方法必须预先定义手术器械的类别和输送路径，这限制了其自主性和泛化能力。此外，缺乏实时碰撞规避能力，也给动态复杂的手术环境带来了安全性挑战 [7]。

近年来，视觉语言模型已被广泛应用于机器人自主任务 [8]。它们在场景感知和运动规划方面展现出卓越性能。在 [9],中，视觉语言模型被集成到机器人规划系统中，从而能够结合语言指令与图像输入生成高级任务规划。VoxPoser [10] 应用视觉语言模型获取三维价值图，并在规划框架中用于合成闭环机器人轨迹。ReKep [11] 利用视觉语言模型将环境中的物体与关键点相关联，生成与导航任务相关的约束。T-Rex [12] 提出了一种基于视觉语言模型的任务自适应空间表示提取框架，用于机器人操作。得益于视觉语言模型，这些研究中的机器人展现出场景语义理解与动作落地能力。在零样本任务中，这些机器人实现了自主规划与运动，表明其具有出色的泛化能力。然而，基于视觉语言模型的自主规划在机器人辅助手术中仍是一个新兴领域。在手术辅助

本研究部分得到国家自然科学基金资助，项目编号为 62573022、U22A2051；部分得到北京市自然科学基金资助，项目编号为 L232037。（通讯作者：*Junchen Wang*）X. Luo、S. Sun、R. Zhang、R. Zhang 和 J. Wang 均就职于中国北京航空航天大学机械工程及自动化学院。 wangjunchen@buaa.edu.cn

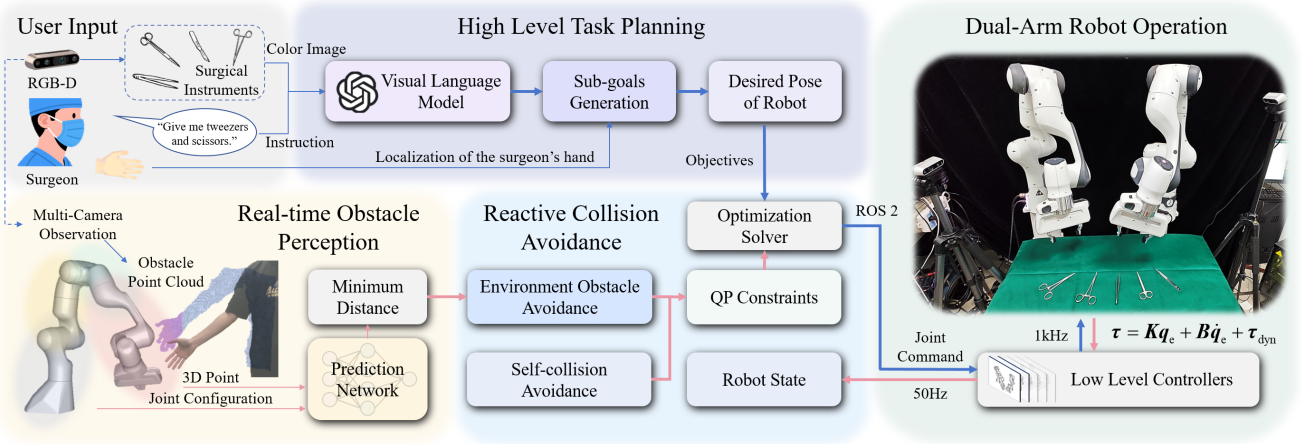


图2：用于器械递送的无碰撞双臂手术辅助机器人的流程。机器人系统接收来自物理世界的多模态输入（即外科医生指令、彩色图像和深度数据）。实时障碍物感知模块计算机器人与环境障碍物之间的最小距离。二次规划框架基于最小距离构建，以确保双臂机器人无碰撞运行。高层任务规划利用视觉语言模型为二次规划框架生成所需的运动目标。

机器人系统中，利用视觉语言模型进行运动规划具有独特优势。一方面，其多模态能力使机器人能够直观理解外科医生指令。另一方面，其自主规划能力使手术辅助机器人能够适应动态的术中环境。

机器人的自主运动对系统安全性提出了很高要求 [13], [14]。在机器人辅助手术期间确保无碰撞运行尤其具有挑战性 [15]。传统的基于采样的全局规划器可以离线生成无碰撞路径 [16]。然而，其较高的计算成本使其不适用于动态非结构化环境 [17]。目前已有多种实时障碍物规避方法。文献 [18], 提出了一种反应式碰撞规避方法，可在关节空间生成无碰撞运动。文献 [19]提出了一种用于凸原语之间碰撞规避的高阶控制屏障函数（CBF）框架。ToMPC [20]提出了一种面向任务的模型预测控制（MPC）框架，用于在开放工作空间中实现安全、高效的机器人操作。然而，这些研究依赖视觉标记和传感器，这限制了它们在非结构化环境中的应用。除了障碍物规避，双臂系统还必须考虑自碰撞规避，因为两臂的工作空间存在重叠 [21]。文献 [13]提出了一种实时双臂自碰撞规避方法。在此前有关障碍物规避和自碰撞规避的研究基础上，双臂手术辅助机器人还面临着独特的要求：必须在不使用标记的情况下检测动态非结构化环境中的障碍物，并同时执行反应式避障和自碰撞规避。

在本工作中，我们提出了一种用于器械递送的无碰撞双臂手术辅助机器人。它利用视觉语言模型来实现场景语义理解，并基于多模态输入（包括外科医生指令和手术器械的视觉特征）自主规划机器人的抓取与递送路径。整个零样本过程无需微调或预定义操作。在自主运动过程中，机器人对最近障碍物保持高实时感知，无需视觉标记或预先的环境建模。采用统一的二次规划（QP）框架，基于最小距离感知实现反应式避障和自碰撞规避。在碰撞规避和手术器械递送方面的大量真实世界实验验证证实了该系统的鲁棒性和安全性。主要贡献如下：

- 本文开发了一种用于器械递送的双臂手术辅助机器人。该机器人利用视觉语言模型，根据外科医生指令自动生成抓取与递送运动。
- 本文提出了一种统一的实时二次规划框架，可在自主运动过程中同时实现双臂机器人的动态障碍物规避和自碰撞规避。
- 所提出的机器人系统在真实环境中的器械递送实验中取得了 83.33% 的成功率，且未发生碰撞，展现了其有效性和安全性。

II. 方法

双臂手术辅助机器人的整体概览如图2所示。本文提出了一种实时障碍物感知方法，用于预测机械臂连杆与障碍物之间的距离。利用最小距离在二次规划框架中构建非线性约束，以确保实时避碰。所提出的二次规划框架

充当安全滤波器，在实现运动目标的同时，确保机器人满足障碍物规避、自碰撞规避和关节限位约束。视觉语言模型通过解读外科医生指令和相机观测等多模态输入，生成任务级子目标，并为二次规划框架提供运动目标。具体方法如下：第 II-A 节介绍实时障碍物感知流程；第 II-B 节描述反应式避碰 QP 框架的架构；第 II-C 节介绍由视觉语言模型实现的任务规划机制。

A. 实时障碍物感知

实时感知环境障碍物对于实现反应式避碰至关重要。主要目标是确定距离机器人最近的点，以及机器人应朝哪个方向移开。令 $\mathbb{P}$ 表示环境中的所有点云集合。为降低计算成本，按如下方式过滤 $\mathbb{P}$ ，以提取机器人附近的点云。对于每个关节构型 $\boldsymbol{q}$，通过正向运动学（FK）确定 n 个连杆$\mathbb{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q}) = \{s_1, s_2, \ldots, s_{\mathrm{n}}\} \subset \mathbb{R}^3$ 的占据体积，其中 $s_{\mathrm{i}} \subset \mathbb{R}^3$ 表示 i号连杆所占据的三维体积。为加快碰撞检测，将机械臂的复杂几何形状近似为胶囊模型，记为 $\mathbb{S}_{\mathrm{cap}}(\boldsymbol{q})$:

$$\mathbb{S}_{\mathrm{cap}}(\boldsymbol{q}) = \bigcup_{i=1}^{n} \left\{ \mathbb{P} \in \mathbb{R}^3 \mid d(\mathbb{P}, l_i) \leqslant r_{\mathrm{cap}} \right\} \tag{1}$$

其中， l_i 是连接相邻关节中心 p_{i1} 和 p_{i2}的线段。 r_{cap} 是胶囊体的半径。 $d(\mathbb{P},\ l_i)$表示点到线段的最小距离。公式 1 可快速识别位于安全胶囊内的点。该方法避免了计算 $\mathbb{P}$ 到复杂网格 $\mathbb{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q})$上每个点的距离，而此类计算的时间复杂度为 $O(n^2)$。

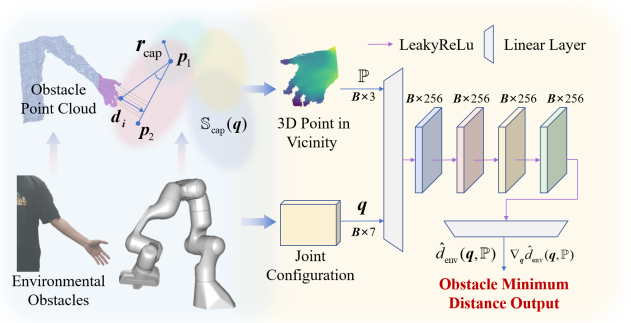


图3：实时障碍物感知流程。输入为机器人关节构型和障碍物点云。输出为机器人与障碍物之间的最小距离。

$\mathbb{P}$ 内的集合 $\mathbb{S}_{\mathrm{cap}}(\boldsymbol{q})$ 中包含大量属于机器人的点。为避免自碰撞干扰，必须过滤掉这些点。过滤过程首先通过图像分割生成二维机器人掩码算法 [22]。然后将掩码映射到同步的深度图上，以提取机器人的点云。

然后，按如下方式计算机器人邻域 $\mathbb{S}_{\mathrm{v}} \subset \mathbb{R}^3$

$$\mathbb{S}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{q}) = \left\{ \mathbb{S}_{\mathrm{cap}}(\boldsymbol{q}) \cap \bar{\mathbb{S}}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q}) \right\} \tag{2}$$

令 $\mathbb{P}_{\mathrm{v}} \subset \mathbb{R}^3$ 为 $\mathbb{S}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{q})$ 中的环境点云集合。 $\mathbb{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q})$ 表示 $\mathbb{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q})$ 的补集，即不属于机器人的点。$\mathbb{P}_{\min} \in \mathbb{P}_{\mathrm{v}}$ 到 $\mathbb{S}_{\mathrm{r}}$ （ $\boldsymbol{q}$ ）的最近点及相应的最小距离 $d_{\min}$ 计算如下:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{\min} &= \underset{\mathbb{P}_i \in \mathbb{P}_{\mathrm{v}}}{\operatorname{argmin}} \left\| \mathbb{P}_i - \mathbb{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q}) \right\|^2 \\ d_{\min} &= \left\| \mathbb{P}_{\min} - \mathbb{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{q}) \right\| \end{aligned} \tag{3}$$

其中， $\mathbb{P}_i$ 是 $\mathbb{P}_{\mathrm{v}}$ 中的第 i 个点。为避免高昂的计算成本，本文提出距离预测神经网络 d_{env}（$\boldsymbol{q}$，$\mathbb{P}$），用于近似 d_{min}。网络架构如图3所示。输入包括 $\mathbb{P}_{\mathrm{v}}$ 和当前机器人关节构型 $\boldsymbol{q}$。通过采用具有高维特征的线性层，网络能够捕捉障碍物点与机器人之间的隐式关系。使用非线性激活函数对复杂交互进行建模。输出包括最小距离 $\hat{d}_{\mathrm{env}}$（$\boldsymbol{q}$，$\mathbb{P}$）以及通过反向传播获得的梯度。

B. 反应式碰撞避免框架

采用二次规划框架实现反应式避碰。二次规划框架的形式如下:

$$\begin{aligned} \Delta \boldsymbol{q}_{\mathrm{de}} = \underset{\Delta \boldsymbol{q}}{\operatorname{argmin}} & \frac{1}{2}\alpha \underbrace{\left\| \Delta \boldsymbol{q} - \boldsymbol{J}^{\dagger}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{c}}) \boldsymbol{v}_{\mathrm{de}} \right\|^2}_{\mathrm{A}} \\ & + \frac{1}{2}\beta \underbrace{\left\| \Delta \boldsymbol{q} + \boldsymbol{q}_{\mathrm{c}} - \boldsymbol{q}_{\mathrm{de}} \right\|^2}_{\mathrm{B}} + \underbrace{\Delta \boldsymbol{q}^T \boldsymbol{Q} \Delta \boldsymbol{q}}_{\mathrm{C}} \end{aligned} \tag{4}$$

$$\text{s.t.} \quad \begin{cases} \boldsymbol{q} = \boldsymbol{q}_{\mathrm{c}} + \Delta \boldsymbol{q} \\ \ln\left(\frac{\hat{d}_{\mathrm{env}}(\boldsymbol{q}, \mathbb{P})}{\lambda} \right) + \Delta \boldsymbol{q} \cdot \nabla_{\boldsymbol{q}} \hat{d}_{\mathrm{env}}(\boldsymbol{q}, \mathbb{P}) \geq 0 \\ \ln\left(\frac{\hat{d}_{\mathrm{self}}(\boldsymbol{q})}{\mu} \right) + \Delta \boldsymbol{q} \cdot \nabla_{\boldsymbol{q}} \hat{d}_{\mathrm{self}}(\boldsymbol{q}) \geq 0 \\ \boldsymbol{q}^{\min} < \boldsymbol{q} < \boldsymbol{q}^{\max} \\ \zeta^{\min} < \Delta \boldsymbol{q} < \zeta^{\max} \end{cases} \tag{5}$$

其中， $\Delta \boldsymbol{q} = \left[\Delta \boldsymbol{q}^{\mathrm{L}}, \Delta \boldsymbol{q}^{\mathrm{R}} \right]^T$ 分别表示左臂和右臂的关节空间增量。在式（4）中，目标是优化期望的关节空间 $\Delta \boldsymbol{q}_{\mathrm{de}}$ ，以满足双臂机器人运动任务，同时保持安全性。

1) 笛卡尔速度目标：式（4）中的术语 A 表示双臂笛卡尔速度的优化目标。 $\boldsymbol{J}^{\dagger}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{c}})$是当前关节构型 $\boldsymbol{q}_{\mathrm{c}}$处雅可比矩阵的伪逆。 $\boldsymbol{v}_{\mathrm{de}}$ 是期望笛卡尔速度。通过$\boldsymbol{J}^{\dagger}(\boldsymbol{q}_{\mathrm{c}})$ 将其转换为关节空间增量，确保优化 $\Delta \boldsymbol{q}$ 以接近期望的双臂笛卡尔速度。 α 是一个正权重因子。

2) 参考关节目标：TermBin 式（4）表示双臂机器人期望关节配置的优化目标。 $\Delta \boldsymbol{q}$ 经过优化，以缩小当前关节配置 $\boldsymbol{q}_{\mathrm{c}}$ 与期望关节配置 $\boldsymbol{q}_{\mathrm{de}}$之间的差距。 β 是术语 B 的正权重因子。

术语 A 和术语 B 的优化目标确保双臂机器人的运动符合任务目标。术语 C 用于尽可能缩小 $\Delta \boldsymbol{q}$的变化范围。 $\boldsymbol{Q}$ 是权重矩阵。

3）障碍物碰撞约束：II-A 中提出的距离预测神经网络 $d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P})$ 用于构建障碍物碰撞约束。 λ 是机器人与环境障碍物之间的安全距离阈值。 $d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P})$ 关于 $\boldsymbol{q}$ 的梯度为

$$\nabla_{\boldsymbol{q}} \hat{d}_{\text{env}}(\boldsymbol{q}, \mathbb{P}) = \frac{\partial \hat{d}_{\text{env}}(\boldsymbol{q}, \mathbb{P})}{\partial \boldsymbol{q}} = \mathcal{B}\left(\hat{d}_{\text{env}}(\boldsymbol{q}, \mathbb{P})\right) \quad (6)$$

其中， $\mathcal{B}$表示反向传播操作。当 $\hat{}d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P})$ 小于 λ时，$\ln\left(\frac{\hat{}d_{\text{env}}(\boldsymbol{q}\ \mathbb{P}}{\lambda}\right)$,) 将为负值。于是，它会迫使 $\Delta \boldsymbol{q}$沿梯度 $\hat{}\nabla_{\boldsymbol{q}} d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P})$ 的方向移动，以满足约束。由于对数函数的非线性，机器人越接近环境障碍物，项 $\ln\left(\frac{\hat{}d_{\text{env}}(}{\boldsymbol{q}\ \mathbb{P}}\right)$,) 对 $\Delta \boldsymbol{q}$ 的影响就越大。相反，当 $d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P})$ 大于 λ时，约束会放宽，从而允许自由优化 $\Delta \boldsymbol{q}$ 。

4）自碰撞约束：在式（5）的第三项中，利用距离预测神经网络 $d_{\text{self}}(\boldsymbol{q})$ 建立自碰撞约束。受 [13] 启发，$d_{\text{self}}(\boldsymbol{q})$ 经过训练，可预测双臂之间的最小距离。$\hat{}\mu$ 是相应的安全距离阈值。 $\nabla_{\boldsymbol{q}} d_{\text{self}}(\boldsymbol{q})\ \hat{}$ 是 $d_{\text{self}}(\boldsymbol{q})$ 关于 $\boldsymbol{q}$ 的梯度，其形式与式（6）类似。自碰撞规避约束的机制与 II-B.3 类似。

式（5）最后两行分别表示关节限位和关节速度约束。$\boldsymbol{q}^{\min}$ 和 $\boldsymbol{q}^{\max}$表示关节的下限和上限，而$\zeta^{\min}$ 和 $\zeta^{\max}$ 表示关节速度的下限和上限。二次规划框架（4）（5）充当实时安全过滤器，确保双臂机器人在动态环境中实现无碰撞运动。

C. 任务规划

高层任务规划根据外科医生指令，为二次规划框架提供期望的运动目标。高层任务规划的具体过程如图2所示。机器人系统解读来自外科医生的语义信息，并有效处理多模态输入。在手术过程中，外科医生的指令被记录并转换为文本格式，记为 $\boldsymbol{T}$。多个RGB-D 相机用于采集手术器械的彩色图像和深度信息。将图像记为 $\boldsymbol{I}$，由深度转换得到的点云表示为 $\mathbb{P}_{\text{obj}}$。我们利用视觉模型 DINOv2 [23]计算像素特征 $\boldsymbol{X}$ 。然后应用分割模型 SAM [24] 获取 n 个物体的掩码，记为 $\boldsymbol{M} = \{\boldsymbol{m}_1, \boldsymbol{m}_2, \ldots, \boldsymbol{m}_n\}$。对于每个掩码 $\boldsymbol{m}_i$，三维关键点 $\boldsymbol{p}_i$ 按如下方式生成

$$\boldsymbol{p}_i = \underset{o_i \subset \mathbb{R}^3}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^{k} \left\{ \left\| \mathbb{P}_j^{m_i} - o_i \right\|^2 + \left\| \boldsymbol{X}_i^j - \boldsymbol{X}_i^{o_i} \right\|^2 \right\} \quad (7)$$

其中 o_i 是第 i个物体点云的中心。 $\mathbb{P}_j^{m_i}$表示属于掩码 $\boldsymbol{m}_i$的 k 个点中的第 j个点。 $\boldsymbol{X}_i^j$ 和 $\boldsymbol{X}_i^{o_i}$分别表示第 j 个点以及第 i个物体中心点的特征。关键点 $\boldsymbol{p}_i$ 被投影到 $\boldsymbol{I}$ 上，作为带编号的视觉标记，表示为 $\boldsymbol{I}_{\boldsymbol{p}}$。这种视觉提示方法使视觉语言模型能够在没有显式类别标签的情况下弥合几何片段与语义理解之间的差距。受 [11], 启发，我们以 $\boldsymbol{T}$ 和 $\boldsymbol{I}_{\boldsymbol{p}}$ 为输入推导任务级目标:

$$\mathcal{G}_{\text{task}} = \{\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2, \ldots, \mathcal{G}_l\} = \text{VLM}(\boldsymbol{T}, \boldsymbol{I}_{\boldsymbol{p}}, \mathcal{P}) \quad (8)$$

其中， $\mathcal{P}$ 是提示模板 [1]。 $\mathcal{G}_i$ 是第 i个阶段子目标，采用与关键点相关的 L_2 范数目标函数。同时，视觉语言模型确定抓取与释放动作阶段。为识别外科医生的交互意图，任务规划中使用手部关键点检测器 MediaPipe [25] 来定位机器人工作空间附近外科医生手部的关键点。通过最小化损失函数并进行插值，可获得一系列双臂机器人的期望笛卡尔位置。随后，通过逆运动学（IK）计算期望关节配置 $\boldsymbol{q}_{\text{de}}$，供二次规划框架使用。

III. 实验与结果

A. 实验设置

实验平台由仿真和真实环境组件构成。双臂机器人系统包含两台 Franka Research 3 机械臂。两台工业计算机（MIC-770-V2，研华，中国）配备 Intel Core i7-10700 CPU 和 8 GB 内存，运行 Ubuntu 22.04 LTS 和 PREEMPT RT 内核，频率为 1 kHz，作为低层控制器。对于高层操作，系统使用两台独立工作站：第一台配备 Intel Core i9-14900KF CPU 和 NVIDIA RTX 4090 GPU，专用于高层任务规划和 QP 优化；第二台工作站负责采集 RGB-D 相机数据并进行实时感知处理。三台 Intel RealSense D435i RGB-D 相机提供相互重叠的视野，用于环境感知。ROS2 作为中间件连接所有系统设备。系统采用灵活碰撞库（FCL） [26] 生成最小距离的真实值。QP 优化的数值计算使用 SciPy 库中的 SLSQP 求解器完成。

B. 避碰仿真实验

1）实现细节：为评估所提出的避碰 QP 框架的性能，我们进行了双臂机器人避碰仿真实验。我们在 PyBullet 中构建了与真实机器人相对应的机器人模型。每个机械臂的末端执行器沿椭圆轨迹运动（见图 4(a)），这可能导致双臂之间发生自碰撞。两个球体

[1]请参阅以下网址提供的源代码：https: //give-me-scissors.github.io/

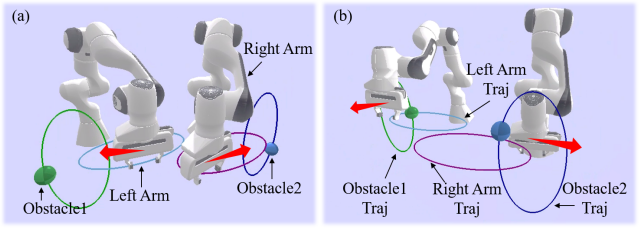


图 4：双臂机器人在仿真中的障碍物规避与自碰撞规避过程。红色箭头表示双臂机器人的规避方向。(a) 自碰撞规避。(b) 障碍物规避。

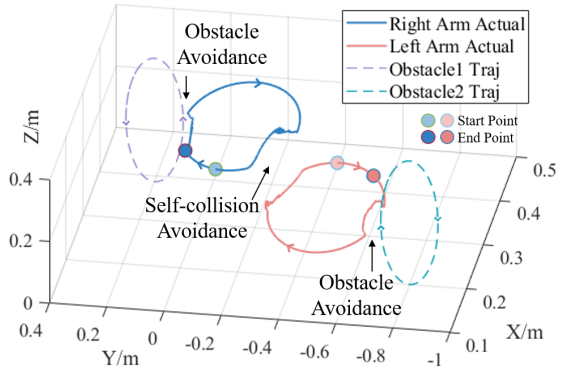


图 5：仿真过程中双臂机器人末端执行器与障碍物的轨迹。规避运动由我们的方法实现。

的半径为 3 cm（见图 4(b)），它们沿双臂附近的椭圆轨迹运动，以模拟环境中的动态障碍物。 $d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P})$是一个由 4 个隐藏层组成的基于多层感知机的网络，每层有 256 个神经元，其训练过程与 [27]一致。 $d_{\text{self}}(\boldsymbol{q})$中的参数和训练过程与 [13]相同。实验中，式（5）中的安全距离阈值 λ 和 μ 均设为 0.1 m。 α 为 5，β 为 1， $\boldsymbol{Q}$ 为单位矩阵。实验过程中记录了关节配置、末端执行器位置和障碍物位置。使用 FCL 计算双臂之间的实际最小自距离以及机器人与障碍物之间的实际最小距离。

2) 对比方法：对三种先进的反应式碰撞规避方法 [28]–[30]进行了比较。所有这些方法均经过扩展，同时涵盖障碍物规避和自碰撞规避。(1) DawnIK [28]将碰撞规避纳入优化目标。 ϵ_1， $\epsilon_2 = 0.1$（以米为单位）。 λ 和μ 与公式 (5) 一致，后文同理。(2) CollisionIK [29]使用以下代价函数对碰撞状态距离进行编码。标量值 n， s， c， r 与 [29]中的相同。.1。(3) CBF-QP [30] 在二次规划框架中构造碰撞约束，形式如下：

$$\dot{b}(q, \Delta q) + \gamma(b(q)) \geq 0 \tag{9}$$

表 I：竞争方法与我们的方法之间的比较结果

方法	Obs	Self	优化代价时间 (s)	平均位置误差（m）	最大加速度 (m/s^2)
DawnIK [28]	✘	✔	0.034	0.116	31.94
CollisionIK [29]	✔	✔	0.038	0.136	32.10
CBF-QP [30]	✔	✔	0.035	0.055	39.47
Ours	✔	✔	**0.022**	**0.054**	**17.77**

“Obs”表示障碍物规避。“Self”表示自碰撞规避。

其中 $\gamma(r) = \mathcal{K}r$ 为线性类-$\mathcal{K}$ 函数。根据我们实验中的障碍物碰撞规避和自碰撞规避情况， $b(q)$可分为 $b_{\text{env}}(q)$和 $b_{\text{self}}(q)$。 ˆ ˆ 其中 $b_{\text{env}}(q) = d_{\text{env}}(\boldsymbol{q},\ \mathbb{P}) - \lambda$和 $b_{\text{self}}(q) = d_{\text{self}}(\boldsymbol{q}) - \mu$替代公式 5 的前两项。 $\mathcal{K} = 0.9$。

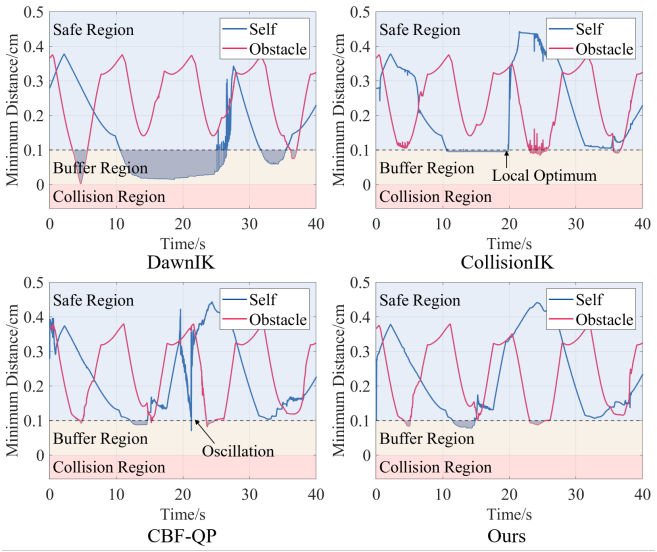


图 6：双臂之间的最小自距离，以及右臂与障碍物之间的最小距离。阴影区域表示最小距离低于安全距离阈值的部分。

3) 结果：双臂机器人末端执行器与障碍物的仿真轨迹如图 5 所示。双臂机器人有效实现了自碰撞规避和障碍物规避。同时，在完成规避动作后，它能够平稳地回到期望轨迹。对比实验结果见表 I。CollisionIK、CBF-QP 和我们所提方法成功实现了障碍物规避，而 DawnIK 未能实现（见图 6）。四种方法均能够实现自碰撞规避。我们的方法优化时间最短，表现出更好的实时性能。这归因于其在优化过程中快速收敛。此外，我们的方法平均位置误差最小，表明它在确保安全性的同时能够紧密跟踪期望轨迹。它的最大加速度也最小，

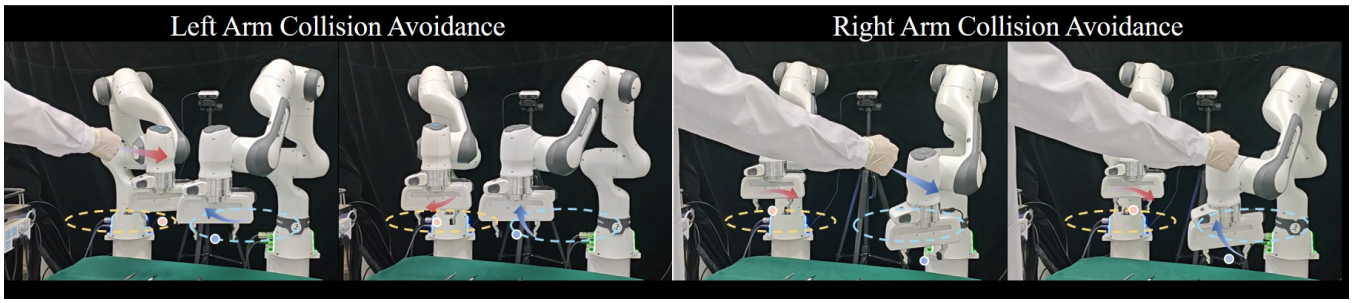


图 7：双臂机器人在运动过程中规避障碍物和自碰撞。黄色和蓝色椭圆表示双臂机器人末端执行器的期望轨迹。红色/蓝色箭头分别表示左臂/右臂的运动方向。

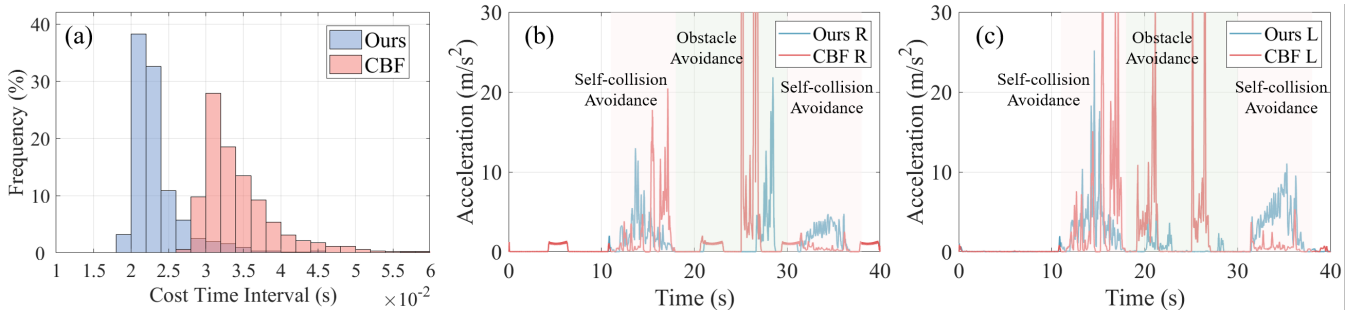


图 8：碰撞规避真实环境实验的结果。(a) 优化耗时直方图。(b) 右臂末端执行器的加速度。(c) 左臂末端执行器的加速度。

在所有方法中，体现了规避过程的平滑性。图 6 展示了仿真过程中四种方法的最小距离。DawnIK 在 4.7s 时与障碍物发生碰撞。CollisionIK 在自碰撞规避过程中陷入局部最优。CBF-QP 出现不稳定振荡。相比之下，我们的方法始终保持平滑的规避运动。

C. 碰撞规避真实环境实验

1）实施细节：为验证机器人系统在复杂手术场景中的安全性，我们在真实环境中进行了碰撞规避实验。双臂机器人的末端执行器沿着与仿真实验相同的椭圆轨迹运动，以验证自碰撞规避效果。外科医生靠近双臂，以评估动态障碍物规避的有效性。我们使用多台 RGB-D 相机协同采集机器人附近障碍物的点云。随后，采用 II-A 中提出的方法计算障碍物与机器人之间的最小距离。安全距离阈值 λ 和 μ 均设为 0.1 m。当相应的最小距离低于 λ 或 μ 时，便启用障碍物碰撞约束和自碰撞约束。用于近似表示机器人周边区域的胶囊体半径设为 0.25 m。我们采用式（9）中提到的 CBF-QP 作为对比方法。所提出的二次规划框架和 CBF-QP 均以 40 Hz 的频率运行。实验期间，我们记录了优化耗时和双臂末端执行器的笛卡尔加速度。我们对每种方法进行了 10 次试验，每次试验均保持相同的轨迹。在每次试验中，外科医生分别在 18 s 至 30 s 之间靠近左臂和右臂。碰撞规避实验中未使用视觉标记。

2) 结果：实验过程如图 7 所示。当外科医生靠近双臂机器人时，双臂均执行碰撞规避动作，同时避免两臂之间发生自碰撞。实验结果如图 8 所示。与 CBF-QP 方法相比，所提方法的优化耗时更短（见图 8(a)），表现出更优的实时性能。图 8(b)(c) 显示，我们的方法在碰撞规避运动过程中抖动更小。这表明，所提二次规划框架的非线性约束能够有效确保碰撞规避过程的平滑性。所提方法和 CBF-QP 方法均在所有试验中成功规避了碰撞。实验结果表明，所提方法在动态非结构化环境中具备实时反应式避障和自碰撞规避能力。

D. 机器人辅助器械递送实验

1）实施细节：为评估双臂机器人递送手术器械的效果，我们根据手术室器械护士实际执行的任务设计了实验。将四种常用手术器械（手术刀、镊子、剪刀和止血钳）放置在绿色无菌铺巾上。双臂机器人需根据

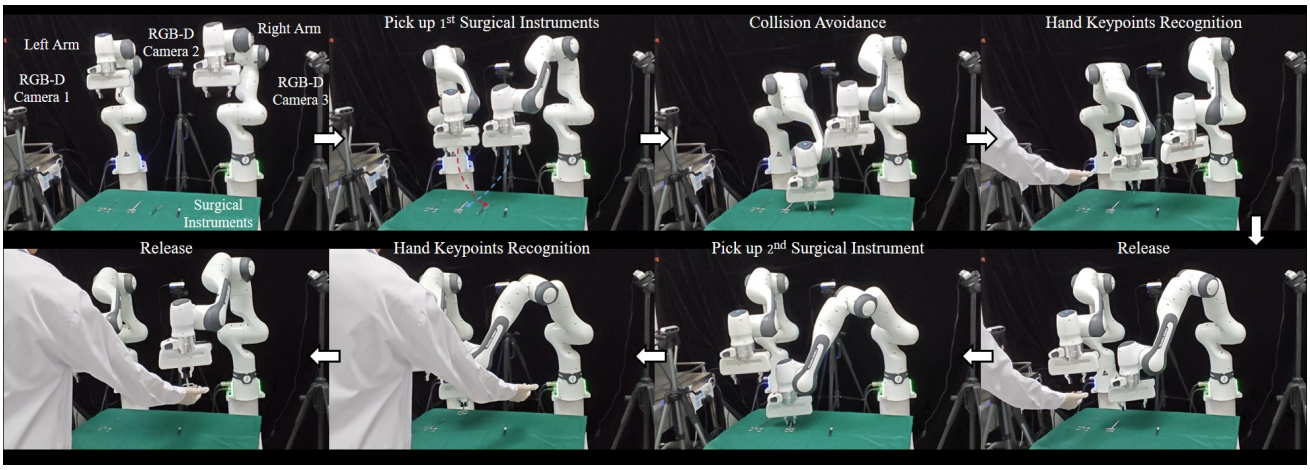


图9：机器人辅助外科器械递送的实验过程。双臂机器人根据外科医生指令抓取不同的手术器械。随后，机器人依次将手术器械递送到外科医生手中。整个过程均在所提出的二次规划框架内进行，以避免碰撞。

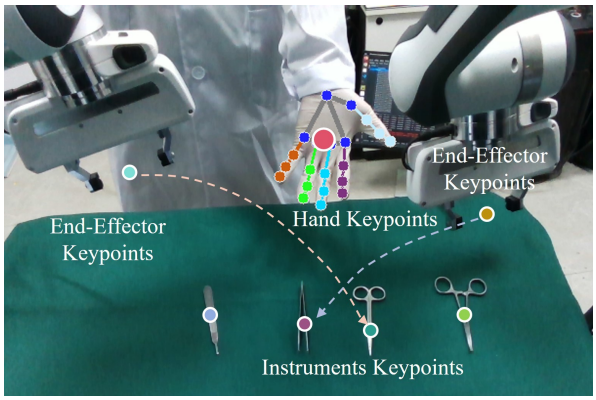


图10：实验过程中的关键点。它们表示相应物体的三维位置。箭头表示机器人的子目标。

外科医生指令自主抓取并递送器械，不依赖预定义路径。通过实施 II-C 中提出的方法，视觉语言模型自动生成机器人的子目标（采用 GPT-4o）。这些子目标与环境中的关键点相关联，如图 10 所示。手术器械的关键点采用 II-C 中的方法计算，双臂机器人末端执行器的关键点则通过正向运动学获得。这些地标的平均位置被视为外科医生手部的关键点。双臂机器人需要同时递送两件手术器械。对四种器械的全部 6 种可能组合（$C_4^2 = 6$）各测试 5 次，共进行了 30 次试验。这样，每种器械总共测试了 15 次。每次试验中，器械的位置均随机摆放。实验过程中，我们记录碰撞次数，以评估机器人系统的安全性。此外，我们还记录成功检测、抓取和递送的次数，并据此计算总体成功率。

表II：器械递送实验结果

Type	碰撞	检测	抓取	递送	成功 Rate
手术刀	0	15/15	13/15	13/13	86.67%
镊子	0	15/15	15/15	15/15	100.0%
剪刀	0	14/15	12/14	12/12	80.00%
止血钳	0	14/15	11/14	10/11	66.67%

2) 结果：图9展示了一次试验的实验过程。双臂机器人成功地将两件手术器械递交给外科医生，同时避免了任何碰撞。有关实验的更多详情，请参阅补充视频。实验结果见表II。所有试验均未发生碰撞，验证了所提方法的可靠性和安全性。在检测方面，手术刀和镊子均未出现错误，而剪刀和止血钳各出现了一次错误。这是因为剪刀和止血钳形状相似，导致视觉语言模型发生误判。镊子的抓取全部成功，而另外三种器械的成功率分别为86.67%、85.71%和78.57%。抓取失败的原因是这些器械较细且表面光滑，难以在平坦的桌面上抓取。除一次外科医生未能接住止血钳的情况外，递送过程均完全成功。所有试验的平均成功率为83.33%，展现了该机器人系统的稳定性和有效性。

IV. 结论与讨论

本文介绍了一款用于递送手术器械的无碰撞双臂手术辅助机器人。其主要贡献是建立了一种机器人系统，该系统利用视觉语言模型直观地理解外科医生指令，并自主规划动作以抓取和递送手术器械。该双臂机器人系统运行

于二次规划框架内实时运行，使其能够在动态环境中自主运动时，迅速避开障碍物并防止自碰撞。仿真和真实环境实验表明，所提出的机器人系统能够实现稳定、平滑的无碰撞运动。它能够递送外科医生所需的手术器械，平均成功率为 83.33%，体现了该系统的有效性。

与以往研究中的机器人手术巡回护士相比，本文提出的手术辅助机器人不再依赖预定义路径，显著提升了泛化能力。该机器人系统具备反应式避碰能力，因此更适用于动态、非结构化的手术环境。尽管如此，该系统仍存在一些局限。目前尚缺乏有效的抓取策略来抓取放置在平面上的薄且光滑的手术器械。运动规划依赖于关键点生成和视觉语言模型目标识别的准确性，因为误判可能导致任务失败。未来，我们将探索利用视觉语言模型作为监测器来评估子目标，并借助其潜在世界知识实现任务规划的闭环校正。

参考文献

[1] W. Y. Ng、Y. Huang、K. Xie、P. W. Y. Chiu 和 Z. Li，“多模态机器人手术器械传递与分拣平台：手术巡回护士机器人”，载于*2024*年*IEEE*机器人与仿生学国际会议（*ROBIO*）。IEEE，2024年，第1783–1788页。[2] M. G. Jacob、Y.-T. Li 和 J. P. Wachs，“手势驱动的机器人手术巡回护士”，载于*2011*年*IEEE*系统、人和控制论国际会议。IEEE，2011年，第2039–2044页。[3] Y. Xu、Y. Mao、X. Tong、H. Tan、W. B. Griffin、B. Kannan 和 L. A. DeRose，“在杂乱托盘中机器人处理手术器械”，*IEEE*自动化科学与工程汇刊，第12卷，第2期，第775–780页，2015年。[4] W. Y. Ng、W. Ma、P. A. Heng、P. W. Y. Chiu 和 Z. Li，“采用多模态输入、嵌入大语言模型的智能机器人手术巡回护士，以增强外科医生—机器人交互”，《先进智能系统》，第2500483页，2025年。[5] M. G. Jacob、Y.-T. Li 和 J. P. Wachs，“利用多模态机器人助手在手术室中处理和取用手术器械”，载于*2013*年*IEEE*机器人与自动化国际会议。IEEE，2013年，第2140–2145页。[6] Q. Wu、M. Li、X. Qi、Y. Hu、B. Li 和 J. Zhang，“面向手术器械分拣任务的双臂机器人协调控制”，《机器人学与自主系统》，第112卷，第1–12页，2019年。[7] Y. Xian、X. Zhang、X. Luo、J. Li、L. Zou、K. Xie、J. Li、Y. Li、Y. Huang、D. T. M. Chan，等，“一种提高手术安全性并促进外科医生—机器人协作的半自主立体定向脑活检机器人系统”，*IEEE*生物医学工程汇刊，第70卷，第12期，第3288–3299页，2023年。[8] Y. Hu、Q. Xie、V. Jain、J. Francis、J. Patrikar、N. Keetha、S. Kim、Y. Xie、T. Zhang、H.-S. Fang，等，“借助基础模型迈向通用机器人：综述与元分析”，*arXiv*预印本 *arXiv:2312.08782*，2023年。[9] J. Gao、B. Sarkar、F. Xia、T. Xiao、J. Wu、B. Ichter、A. Majumdar 和 D. Sadigh，“面向机器人操作的物理基础视觉语言模型”，载于*2024*年*IEEE*机器人与自动化国际会议（*ICRA*），2024年，第12 462–12 469页。[10] W. Huang、C. Wang、R. Zhang、Y. Li、J. Wu 和 L. Fei-Fei，“VoxPoser：利用语言模型进行机器人操作的可组合三维价值图”，*arXiv*预印本 *arXiv:2307.05973*，2023年。[11] W. Huang、C. Wang、Y. Li、R. Zhang 和 L. Fei-Fei，“ReKep：面向机器人操作的关系关键点约束时空推理”，载于*CoRL*，2024年，第4573–4602页。[12] Y. Chen、W. Li、S. Wang、H. Zhuang 和 Q. Wu，“T-Rex：利用视觉语言模型进行机器人操作的任务自适应空间表示提取”，*arXiv*预印本 *arXiv:2506.19498*，2025年。[13] X. Luo、R. Zhang、S. Yang、Z. Sun、R. Zhang 和 J. Wang，“利用时序特征建模与融合网络实现双臂机器人的反应式自碰撞规避”，*IEEE*自动化科学与工程汇刊，第22卷，第22 625–22 637页，2025年。[14] X. Luo、S. Yang、H. Xu、C. Lu 和 J. Wang，“基于IGH EtherCAT主站的协作机械臂控制”，载于*2023*年*WRC*先进机器人与自动化研讨会（*WRC SARA*）。IEEE，2023年，第109–114页。[15] Y. Xian、Y. Sun、X. Luo、Y. Hu、L. Zou、D. T. M. Chan、D. Y. C. Chan 和 Z. Li，“基于CLF-CBF的安全关键神经导航任务自动化立体定向脑活检机器人系统”，*IEEE/ASME*机电一体化汇刊，2025年。[16] R. Laha、M. Becker、J. Vorndamme、J. Vrabel、L. F. Figueredo、M. A. M¨uller 和 S. Haddadin，“面向反应式双臂操作的预测式多智能体规划与着陆控制器”，*IEEE*机器人学汇刊，第40卷，第864–885页，2024年。[17] M. Koptev、N. Figueroa 和 A. Billard，“人形机器人关节空间中的实时自碰撞规避”，*IEEE*机器人与自动化快报，第6卷，第2期，第1240–1247页，2021年。[18] N. F. Mikhail Koptev 和 A. Billard，“通过动力系统和基于采样的模型预测控制，在关节空间中反应式生成无碰撞运动”，《国际机器人研究期刊》，第43卷，第13期，第2049–2069页，2024年。[19] S. Wei、R. Khorrambakht、P. Krishnamurthy、V. Mariano Gonc¸alves 和 F. Khorrami，“通过基于可微优化的高阶控制屏障函数规避凸原语碰撞”，*IEEE*控制系统技术汇刊，第1–16页，2025年。[20] X. Jia、W. Wang、J. Yang、Y. Pan 和 H. Yu，“ToMPC：通过ADMM实现安全机器人操作的面向任务的模型预测控制”，*IEEE*机器人与自动化快报，2025年。[21] S. Zhang 和 F. Pecora，“共享工作空间中多台机器人机械臂的在线可扩展运动协调”，*IEEE*自动化科学与工程汇刊，第21卷，第3期，第2657–2676页，2024年。[22] B. Sundaralingam、S. K. S. Hari、A. Fishman、C. Garrett、K. Van Wyk、V. Blukis、A. Millane、H. Oleynikova、A. Handa、F. Ramos，等，“Curobo：并行化无碰撞机器人运动生成”，载于*2023*年*IEEE*机器人与自动化国际会议（*ICRA*）。IEEE，2023年，第8112–8119页。[23] M. Oquab、T. Darcet、T. Moutakanni、H. V. Vo、M. Szafraniec、V. Khalidov、P. Fernandez、D. Haziza、F. Massa、A. El-Nouby、R. Howes、P.-Y. Huang、H. Xu、V. Sharma、S.-W. Li、W. Galuba、M. Rabbat、M. Assran、N. Ballas、G. Synnaeve、I. Misra、H. Jegou、J. Mairal、P. Labatut、A. Joulin 和 P. Bojanowski，“DINOv2：无需监督学习稳健视觉特征”，2023年。[24] A. Kirillov、E. Mintun、N. Ravi、H. Mao、C. Rolland、L. Gustafson、T. Xiao、S. Whitehead、A. C. Berg、W.-Y. Lo、P. Dollar 和 R. Girshick，“Segment Anything”，载于*IEEE/CVF*国际计算机视觉会议（*ICCV*）论文集，2023年10月，第4015–4026页。[25] C. Lugaresi、J. Tang、H. Nash、C. McClanahan、E. Uboweja、M. Hays、F. Zhang、C.-L. Chang、M. G. Yong、J. Lee，等，“MediaPipe：构建感知流水线的框架”，*arXiv*预印本 *arXiv:1906.08172*，2019年。[26] J. Pan、S. Chitta 和 D. Manocha，“FCL：用于碰撞与邻近查询的通用库”，载于*2012*年*IEEE*机器人与自动化国际会议。IEEE，2012年，第3859–3866页。[27] M. Koptev、N. Figueroa 和 A. Billard，“用于反应式机器人机械臂控制的神经关节空间隐式有符号距离函数”，*IEEE*机器人与自动化快报，第8卷，第2期，第480–487页，2022年。[28] S. Marangoz、R. Menon、N. Dengler 和 M. Bennewitz，“DawnIK：适用于异构多臂系统的分布式碰撞感知逆运动学求解器”，载于*2023*年*IEEE-RAS*第*22*届人形机器人国际会议（*Humanoids*）。IEEE，2023年。[29] D. Rakita、H. Shi、B. Mutlu 和 M. Gleicher，“CollisionIK：一种逐时刻位姿优化方法，用于生成具有环境碰撞规避能力的机器人运动”，载于*2021*年*IEEE*机器人与自动化国际会议（*ICRA*）。IEEE，2021年，第9995–10 001页。[30] X. Ding、H. Wang、Y. Ren、Y. Zheng、C. Chen 和 J. He，“用于机械臂安全关键运动控制的在线控制屏障函数构造”，*IEEE*系统、人和控制论汇刊：系统，第54卷，第8期，第4761–4771页，2024年。