

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于点云采样权重估计的未知物体抓取位姿生成方法

蔡子豪, 杨亮, 黄之峰

引用本文:

蔡子豪, 杨亮, 黄之峰. 基于点云采样权重估计的未知物体抓取位姿生成方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(10): 2859–2866.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0033>

---

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

##### 基于多层次特征的机械臂单阶段抓取位姿检测

Single-stage grasp pose detection of manipulator based on multi-level features

控制与决策. 2021, 36(8): 1815–1824 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1840>

##### 基于时间延时估计和自适应模糊滑模控制器的双机械臂协同阻抗控制

Coordinated impedance control for dual-arm robots based on time delay estimation and adaptive fuzzy sliding mode controller

控制与决策. 2021, 36(6): 1311–1323 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1701>

##### 基于领航-跟随的有人/无人机编队队形保持控制

Formation keeping control for manned/unmanned aerial vehicle formation based on leader-follower strategy

控制与决策. 2021, 36(10): 2435–2441 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0453>

##### 机器人抓取检测技术的研究现状

Recent researches on robot autonomous grasp technology

控制与决策. 2020, 35(12): 2817–2828 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1145>

##### 基于动态网格k邻域搜索的激光点云精简算法

Laser point cloud simplification algorithm based on dynamic grid k-nearest neighbors searching

控制与决策. 2020, 35(12): 2986–2992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0444>

# 基于点云采样权重估计的未知物体抓取位姿生成方法

蔡子豪<sup>1,2</sup>, 杨亮<sup>1†</sup>, 黄之峰<sup>2</sup>

(1. 电子科技大学中山学院 计算机学院, 广东 中山 528402; 2. 广东工业大学 自动化学院, 广州 510006)

**摘要:** 针对机械臂在非结构环境中对未知物体抓取位姿生成困难及抓取稳定性差的问题, 提出一种基于点云采样权重估计的抓取位姿生成方法. 首先通过移动深度相机的方式拼接得到较完整的物体点云信息, 并对物体的几何特性进行分析, 有效避开物体不宜抓取的位置进行抓取位姿样本生成; 然后结合几何约束条件实现抓取位姿搜索, 并利用力封闭条件对样本稳定性进行评估; 最后为了对实际的抓取位姿进行评价, 根据其稳定性、夹取深度、夹取角度等设定抓取可行性指标, 据此在工作空间输出最佳抓取位姿并完成指定的抓取任务. 实验结果表明, 采用所提方法能够高效生成大量且稳定的抓取位姿, 并在仿真环境中有效实现机械臂对单个或多个随机摆放的未知物体的抓取任务.

**关键词:** 非结构环境; 机械臂抓取; 点云拼接; 点云精简; 点云采样; 力封闭条件

中图分类号: TP242 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0033

引用格式: 蔡子豪, 杨亮, 黄之峰. 基于点云采样权重估计的未知物体抓取位姿生成方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(10): 2859-2866.

## Grasping pose generation method for unknown objects based on point cloud sampling weight estimation

CAI Zi-hao<sup>1,2</sup>, YANG Liang<sup>1†</sup>, HUANG Zhi-feng<sup>2</sup>

(1. School of Computer Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan Institute, Zhongshan 528402, China; 2. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** To resolve the problem of generating grasping poses for unknown objects in an unstructured environment, a method based on point cloud sampling weight estimation is proposed to generate grasping pose. Firstly, the object point cloud information is spliced by moving camera, then the geometric characteristics of the object are utilized to improve grasp quality. In addition, the candidates pose can be evaluated by geometric constraints, while the force closure condition is used to quantify pose stability. Finally, in order to select the optimal pose to perform the grasping task, set reliability indicators based on pose stability, depth and angle. Experimental results show that the proposed method can efficiently generate a large number of stable grasping poses, and complete the grasping tasks of different unknown objects by the manipulator in the simulation environment effectively.

**Keywords:** unstructured environment; robot grasping; point cloud registration; point cloud simplification; point cloud sampling; force closure condition

## 0 引言

智能机器人应具备感知环境以及与环境进行交互的能力, 在这些基本能力中, 抓取动作是最基础也是最重要的. 随着工作环境的不断复杂, 机械臂抓取任务的难度也逐渐加大, 机械臂在物体种类繁多的

非结构环境中的抓取问题已经备受关注. 目前, 机械臂的抓取方案一般分为采用顶抓策略<sup>[1]</sup>为主的平面抓取和采用抓取位姿估计的 6DoF 空间抓取<sup>[2]</sup>. 由于 6DoF 空间抓取的方法能够应对更加复杂的抓取任务, 在非结构的应用场景下, 该方法的研究受到更加

收稿日期: 2022-01-05; 录用日期: 2022-05-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61941301, 61803090, 11771102); 国家博士后科学基金面上项目(2018M633353); 广东省自然科学基金项目(2019A1515012109, 2021A030310668, 2022A1515010178); 广东省重点领域研发计划项目(2019B090910001, 2021A0101180005); 广东省普通高校科研项目重点领域专项(2019KZDZX1037); 四川省科技支撑计划项目(2019YFG0352).

责任编辑: 谢晖.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: alex\_yangliang@foxmail.com.

广泛的关注。

得益于深度学习技术和计算机硬件的发展,不少关于机器人从数据集或人类经验中学习抓取的研究获得了丰硕的成果. Kehoe等<sup>[3]</sup>对物体构建完整的点云模型,在仿真环境中进行抓取实验,并对抓取信息进行存储,该信息用于在后续任务中进行抓取位姿匹配,但目标物体的完整模型难以获取且构建抓取位姿数据库需要进行大量的样本标记,不利于实际抓取任务部署. Lenz等<sup>[4]</sup>提出了一个由两个深度网络组成的抓取位姿检测系统,第一级的检测结果由第二级重新评估,该系统达到了较高精度,但迭代扫描使其运算缓慢. Gualtieri等<sup>[5]</sup>提出一种基于分类的方法,通过提取夹爪闭合区域内多个方向的投影信息作为CNN神经网络的输入,对大量候选的抓取姿势进行评估,该方法最高能达到93%的抓取成功率,但以大量信息作为网络输入,计算效率不高. ten Pas等<sup>[6]</sup>提出了一种基于BVLC模型的图像分类方法,能够在有物体相互遮挡的情况下抓取指定物体,其目标检测准确率达到85%. Zeng等<sup>[7]</sup>提出了一种能在杂乱场景下准确识别和抓取物体的控制方案,该方案采用先抓取再识别的方式,有效提升在杂乱物体中分拣目标的效率,但由于需按照预设动作抓起物体才能进行后续识别,该方法存在通用性不足的缺点。

除此之外,结合传感器数据对目标物体进行分

析并生成抓取位姿的研究是解决抓取问题的另一方案. Nguyen<sup>[8]</sup>提出了力封闭条件对抓取位姿稳定性进行评估,ten Pas等<sup>[9]</sup>在此基础上设定一种基于物体几何参数的位姿生成方法,在单个物体和多物体抓取中分别获得88%和73%的抓取成功率. Lei等<sup>[10]</sup>提出一种基于C型结构的抓取位姿生成方法,将欠驱动夹持器的几何模型拟合为参数可调整的C型结构,能够在不需要建立物体数据模型的前提下准确抓取未知物体,具有一定的适用性,但复杂的计算使其存在实时性差的缺点. 苏杰等<sup>[11]</sup>提出一种基于多重几何约束的未知物体抓取位姿生成方法,通过分析物体多个几何约束,能够快速生成稳定的抓取位姿,但在多物体抓取场景下存在抓取成功率不高的缺点。

针对以上问题,本文提出一种基于点云采样权重估计的未知物体抓取位姿生成方法,流程如图1所示. 该方法通过分析物体点云几何特性计算得到每个点云数据的特征判别参数,完成对点云数据的采样权重估计,根据该权重选取参考点构建抓取位姿坐标系,能够避开抓取成功率低的位置;以点云与夹持器之间的几何关系为约束,对抓取位姿进行平移、旋转变换生成多个候选位姿,在此基础上,对待选位姿进行寻优,有效提升抓取质量. 此外,通过移动深度相机拼接得到完整物体三维点云信息,有效提高了方法的适用性,在多目标场景也能表现出较高的抓取效率。

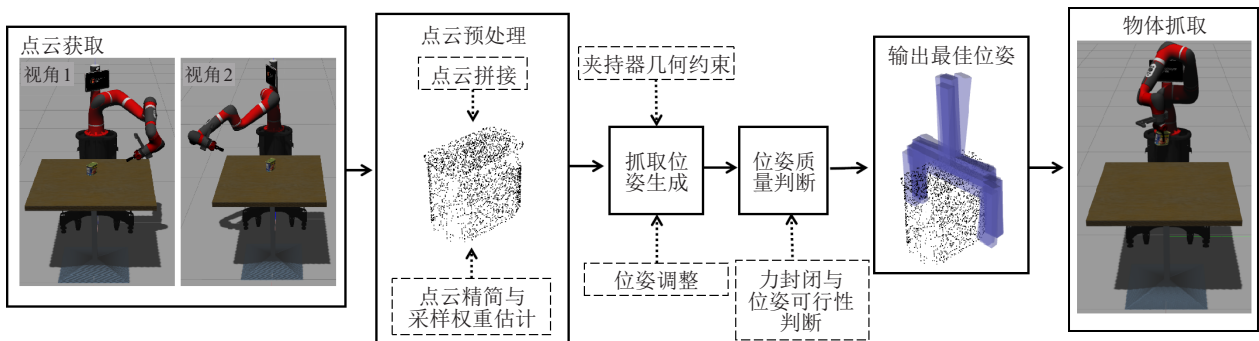


图1 算法流程

## 1 抓取位姿估计问题描述

给定目标点云信息与机械臂夹持器的实际几何尺寸信息,抓取位姿估计问题即在满足几何约束的条件下,在目标点云上生成抓取位姿,且当机械末端夹持器闭合时该位姿具有鲁棒性. 不同类型的末端执行器都可以完成物体抓取任务(如夹爪、吸盘等),其中二指平行夹持器是研究最广泛的方法<sup>[12]</sup>,本文主要针对二指的夹持器进行研究. 目标点云 $P$ 和夹持器抓取位姿 $H$ 可简化为如图2(a). 夹持器 $H$ 包含了实际的几何尺寸信息,如深度 $d$ 、最大宽度 $w$ 以及二指的厚度 $h$ ,如图2(b)所示. 在夹持器闭合方向轴的

中点建立坐标系,以计算 $H$ 与 $P$ 的相对关系.

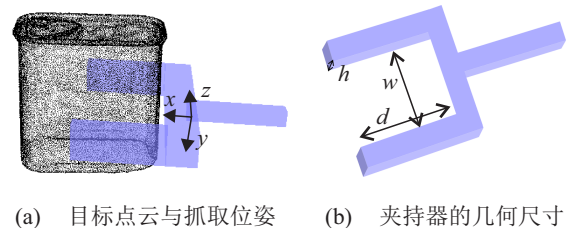


图2 抓取位姿描述

位姿鲁棒性将基于力封闭条件进行判断,将机械臂夹持器和目标物体视为不可形变的刚体. 根据Nguyen<sup>[8]</sup>提出的对心抓取,满足力封闭的条件是物

体与夹持器左右两侧接触点的连线均在两点摩擦锥的内部,将夹持器与物体接触面分解成多个接触点,其抓取接触模型如图3所示. 其中:  $f$  为接触点作用力,  $f_t$  为沿物体表面的切向分力,  $f_n$  为沿物体表面法向分力,  $\mu$  为静摩擦因数. 根据静滑动摩擦力定理,两物体不发生相互滑动需满足静滑动摩擦力大于物体所受切向分力的条件,即

$$f_t \leq \mu f_n. \quad (1)$$

临界状态下为

$$f_t = \mu f_n, \quad (2)$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{f_t}{f_n}\right) = \arctan(\mu). \quad (3)$$

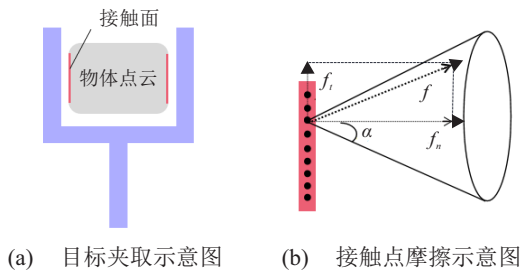


图3 摩擦点接触模型

在抓取过程中,物体与夹持器不发生相对滑动的前提条件是抓取合力位于摩擦锥内部,此处摩擦锥角度大小取决于物体的摩擦因数(只与物体表面材料有关),由于一般机械臂末端执行器材质为摩擦因数较大的橡胶,参考橡胶对常见物体的不同摩擦因数,取最低值  $\mu = 0.36$  作为本文实验值.

本文对力封闭条件进行简化,用点云的法向量代替力封闭中的合力  $f$  方向,用夹持器闭合方向代替法向量分力  $f_n$  方向. 若在某个点上  $f_n$  与  $f$  的夹角小于  $\alpha$ ,则认为该点不会发生滑动. 如图4所示,在接触面中,星号点为满足不发生滑动的点,两条虚线表示此类点在闭合方向上投影的相交区域.

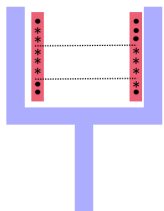


图4 力封闭满足条件

若在虚线内两侧接触面存在不发生滑动的点,且点数达到设定阈值  $v$  (本文取12个点),则认为达到了力封闭条件,该样本称为对心抓取. 为评判力封闭条件的稳定程度,设定评分公式,通过加大点数阈值  $v$  和减少摩擦锥角度  $\alpha$ ,得到一个满足力封闭条件且最大的分数,以代表力封闭条件的稳定程度. 评分公式

如下所示:

$$s = \frac{v \times 180}{\alpha \times \pi}. \quad (4)$$

## 2 点云预处理

本文中点云预处理包括多视角点云拼接和点云采样权重估计两部分

### 2.1 点云拼接方法

在任务场景中,为充分获取未知物体的几何信息,需要从多于一个视角进行点云获取,将多视角的点云进行拼接即可得到较完整的物体点云. 本文只取任务场景左、右两端对称的位置作为点云获取的视角,将深度相机安装在机械臂末端,通过移动机械臂末端以获取两个视角的点云信息,图5(a)、(b)分别是第1个视角和第2个视角获取到的点云信息.

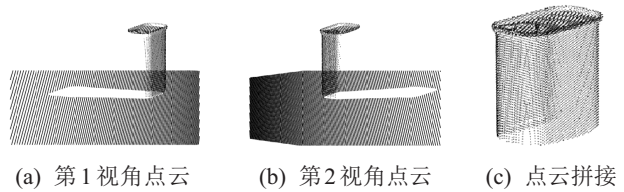


图5 点云拼接效果

假设已通过标定得到深度相机基于机械臂连杆坐标系的位置,无论如何移动机械臂末端都能通过正运动学计算出此刻相机基于机械臂坐标系的位置  $T_C(4 \times 4)$ . 设第1个视角的相机位置和获取的点云分别为  $T_{C1}$  和  $P_{view1}$ ,第2个视角的相机位置与获取得到的点云分别为  $T_{C2}$  和  $P_{view2}$ ,将得到的点云根据下式转换到机械臂坐标系进行表示:

$$\begin{bmatrix} P'_{view.x} \\ P'_{view.y} \\ P'_{view.z} \\ 1 \end{bmatrix} = T_C \times \begin{bmatrix} P_{view.x} \\ P_{view.y} \\ P_{view.z} \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

此时两个点云已经转换到同一坐标系下,为减少在点云坐标转换中引入的误差,将两部分点云重叠区域进行ICP配准,并对点云的位置进行调整,最后得到目标点云,如图5(c)所示.

为方便对比,规定通过随机数生成在各轴上的最大位移量为0.005 m、最大旋转量为  $1^\circ$  的变换矩阵为偏差矩阵,在实验部分使用相同方法生成该矩阵. 基于ICP配准的点云调整效果如图6所示,将  $T_{C1}$  和  $T_{C2}$

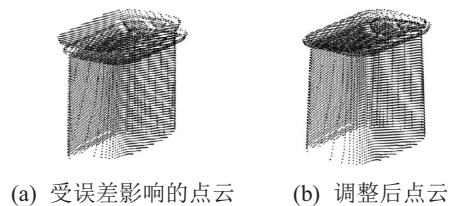


图6 ICP调整效果

分别与偏差矩阵相乘,获取受环境干扰的点云信息,如图6(a)所示,利用两侧点云重叠部分进行ICP配准并对点云进行调整,最终将其合并,如图6(b)所示。

2.2 点云采样权重估计

深度相机获取到的点云数据量一般非常庞大,点云经多视角拼接后也会产生大量冗余点,为提升计算效率需要先进行点云精简。多数文献<sup>[16,11]</sup>一般使用体素化对点云进行精简,但该方法可能会导致几何信息丢失等问题,故本文提出一种基于k-means聚类的点云精简算法,有效地简化了无序点云并保留几何信息。传统k-means算法对初始选取的中心点是敏感的,不同的随机种子对结果影响很大。针对该问题,本文基于密度与法向量在聚类中心初始化上进行改进,算法流程如图7所示。

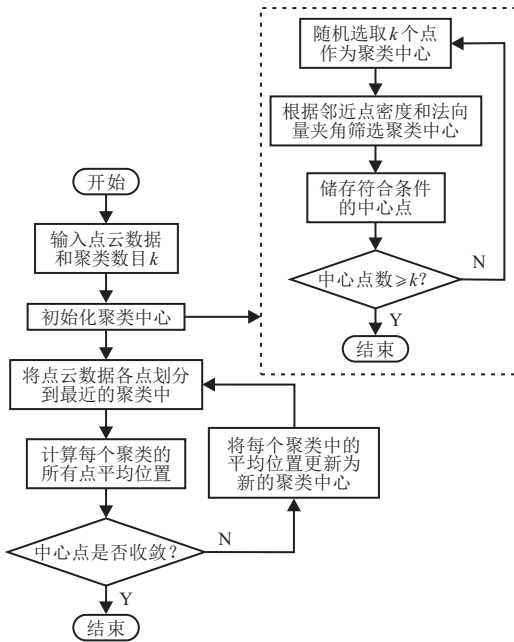


图7 改进k-means算法流程

对随机选取的聚类中心进行密度筛选及类内法向量夹角平均值筛选,主要依据如下: 1)若点云上某个点的邻近点数过少,则此类点不合作聚类中心; 2)若某个聚类中心点与其邻近点的法向量夹角平均值较大,则此类点不能代表邻近点的法向信息,即不合作聚类中心(物体点云法线是力封闭条件中的重要参数)。其中邻近点密度个数和法向量夹角平均值的阈值分别设为3和90°,精简效果如图8所示。

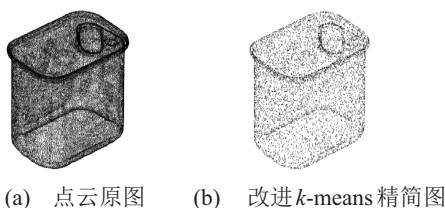


图8 点云精简效果

根据力封闭条件的描述,物体与夹持器的接触面尽量大且平整是抓取鲁棒性好的充分条件之一。在现实场景中,夹持器正对物体边界或转角处(物体几何特征处)的抓取位姿使夹持器与物体接触面积会相对较小即稳定性差,如图9所示。为减少该类位姿产生,本文提出一种根据点云采样权重估计的方法,使抓取位姿对物体的边角处进行规避。

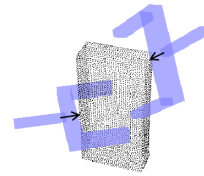


图9 鲁棒性较差位姿

根据一种多判别参数方法<sup>[13]</sup>对无序点云进行特征识别,设输入的点云数据为P,对每个点进行邻域搜索以计算每个点的局部曲面几何信息,邻域大小为8。利用主成分分析法求取各点的法向量 $n_i$ <sup>[14-15]</sup>和表面变化程度 $C_i$ <sup>[16]</sup>,设各点法向与其对应邻域各点法向量夹角平均值 $\theta_i$ ,点到邻域中心的距离 $D_{1i}$ ,点到邻域点的平均距离 $D_{2i}$ 。结合以上参数计算特征判别参数

$$t_i = \frac{aC_i + b\theta_i + cD_{1i}}{D_{2i}} \quad (6)$$

其中a、b和c分别是表面变化程度、法矢夹角和点到邻域重心距离控制系数,文中分别取10、0.5和1.5。在无序点云中, $t_i$ 值越大代表该点越可能为点云的边界、转角处,故设定每个点的采样权值计算方式如下所示,使得平缓区的点云获得更大的采样权重:

$$Pw_i = \frac{1}{t_i} \quad (7)$$

3 抓取位姿估计

受文献[9]抓取位姿生成方法启发,本文通过随机生成大量的抓取位姿候选样本,根据夹持器与目标点云的几何约束进行筛选。

根据点云采样的权重,利用轮盘赌概率的方法在经预处理的点云上随机选取一点 $P'_i$ ,并在其法向量n方向上距离d的位置构建抓取位姿坐标系。如图10所示,令x轴为点 $P'_i$ 法向量的反方向,y轴为点主曲率c方向,根据右手定则确定z轴的方向。

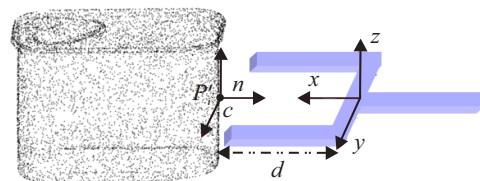


图10 抓取位姿坐标构建

上述方法可初步生成大量的候选样本坐标系,然

后在满足下列几何约束条件下进行迭代筛选.

1) 二指张开时, 夹持器不与点云  $P'$  发生接触 (避免发生碰撞);

2) 二指间区域至少存在一个点云 (夹持器闭合能触碰物体).

若某个样本不能满足上述约束条件, 则通过有限的绕  $z$  轴旋转、沿  $x$ 、 $y$  轴平移等进行相对变换继续进行检测. 为了使夹持器能更好地进行夹取动作, 并与目标发生更多的接触, 将符合约束条件的样本沿自身  $x$  轴方向移动, 直至与物体点云发生接触. 最终生成的一个抓取位姿如图 11 所示.

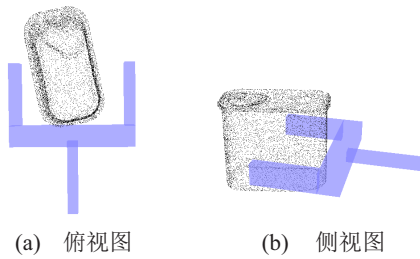


图 11 满足约束条件的抓取位姿

在抓取位姿生成算法中, 根据实际情况对生成的位姿作出调整, 由文献 [9] 算法生成的某个位姿可能如图 12(a) 所示, 在实际中, 这种抓取位姿是次优的, 且物体比较容易脱落. 本文提出一种位姿调整策略, 通过在次优的抓取位姿上进行相对变换使抓取更具有鲁棒性. 调整后的位姿如图 12(b) 所示.

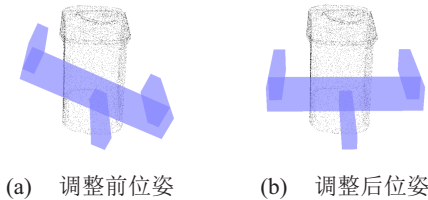


图 12 抓取位姿调整前后对比

位姿调整主要方法为, 在夹爪的闭合区间内提取该区域左上、右上、左下和右下 4 个区域的顶点, 并将上下两点相连构成两线段, 然后求取两条线段与水平面的夹角  $\delta_1$ 、 $\delta_2$ , 如图 13 所示.

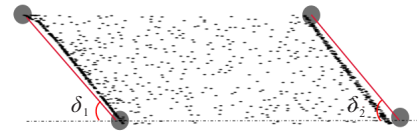


图 13 夹爪闭合区间内点云 ( $x$  方向投影)

设定位姿绕  $x$  轴的调整角为  $\delta_x$ , 其计算方式为

$$\begin{cases} \delta_x = 90^\circ - \frac{\delta_1 + \delta_2}{2}, & \cos(\delta_1) \cos(\delta_2) \geq 0; \\ \delta_x = 0^\circ, & \cos(\delta_1) \cos(\delta_2) < 0. \end{cases} \quad (8)$$

当  $\cos(\delta_1) \cos(\delta_2) \geq 0$  (两线段倾斜方向一致) 时, 可通过调整使夹取位姿对近似平行面进行夹取; 当  $\cos(\delta_1) \cos(\delta_2) < 0$  时, 可判定无法进行调整.

### 4 实验及结果分析

为了验证算法的有效性, 实验主要分为两个部分: 第 1 部分在家庭常用物体实例库中对本文提出的抓取位姿估计方法进行评估, 该部分实验的点云由数据集提供; 第 2 部分为机械臂抓取实验, 验证该算法是否能成功输出稳定的抓取位姿以及实现目标抓取, 该部分实验点云由虚拟深度相机获取. 计算机配置为 Intel Core i7 2.2 GHz, 16 GB RAM, Ubuntu 16.04 下的 ros 操作系统. 选用 YCB<sup>[17]</sup> 实例库作为实验数据集, 该数据集包含不同形状、大小的日常生活用品, 且广泛用于机器人抓取任务研究的基准.

#### 4.1 抓取位姿生成方法评估实验

在数据集中挑选 10 个物体的完整点云模型作为实验对象, 在相同条件下对每个物体进行 10 次抓取位姿生成并取平均值作为实验结果. 为叙述方便, 记方案 1 为文献 [9] 中的方案, 记方案 2 为仅采用位姿调整的方案, 记方案 3 为只加入了点云采样权重估计的方案, 记方案 4 为融合了位姿调整和点云采样权重估计的方案 (本文方法). 在此实验中, 首先从每个物体的点云中选取 500 个点构建抓取位姿坐标系, 位姿可绕自身  $z$  轴旋转 8 次进行搜索, 每次旋转角度为  $22.5^\circ$ , 故理论上最多能产生 4 000 个有效位姿. 表 1 记录了在相同条件下 4 种方案在各类物体上生成的符合力

表 1 生成位姿个数与最优位姿平均分

物体	力封闭位姿个数				最好的 10 个位姿平均分			
	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4
糖盒	458	526	482	531	3 211.93	3 697.68	3 658.28	4 201.97
茄汁罐头	1 469	1 637	2 175	2 442	1 858.12	1 890.03	1 876.79	1 931.72
金枪鱼罐头	642	646	689	691	585.82	590.04	597.84	603.91
布丁盒	357	425	457	506	3 754.95	4 350.38	4 288.09	4 572.04
肉罐头	154	184	195	244	5 684.83	6 821.66	6 625.03	6 821.66
香蕉	2 847	2 891	3 330	3 332	1 952.22	1 958.68	1 992.84	1 997.31
漂白剂瓶	791	882	1 004	1 102	1 250.41	1 402.31	1 276.98	1 435.93
螺丝刀	2 813	3 046	2 965	3 261	6 821.66	6 821.66	6 821.66	6 821.66
棒球	4 000	4 000	4 000	4 000	1 143.94	1 146.60	1 146.05	1 147.60
玩具	1 334	1 703	1 373	1 739	1 360.83	1 462.96	1 370.32	1 440.76

封闭位姿个数以及最好的10个位姿的平均分. 数据表明,加入位姿调整策略与点云采样权重策略后,算法能产生更多符合力封闭条件的抓取位姿,以及产生更优的位姿.

为分析文献[9]和本文采用不同精简方法对算法稳定性的影响,设完整点云上位姿的力封闭结果为真值、精简点云上的结果为预测值,符合力封闭条件的样本为正例. 在不同条件下生成位姿的准确率与精确率的计算公式分别如下:

$$\text{准确率} = \frac{\text{正确预测样本数}}{\text{所有样本数}}, \quad (9)$$

$$\text{精确率} = \frac{\text{正确预测正例}}{\text{预测的所有正例数}}. \quad (10)$$

过物体中心随机生成平面将物体分成两部分,并分别乘以一个偏差矩阵进行转换,以模拟机械臂在获取点云及点云拼接时产生的偏差,然后将两部分合并成一个物体. 为简化叙述,记“加入偏差矩阵前的情况”为场景1;记“加入偏差矩阵后的情况”为场景2. 图14和图15分别记录了两种算法在不同条件下生成符合力封闭条件位姿的准确率与精确率. 经统计,本文提出的方法在场景1中位姿准确率的均方根误差为5.65%,文献[9]的方法则为10.83%;在场景2中,两者误差分别增大至11.00%和11.97%. 在精确度方面,在场景1中,本文方法均方根误差为2.00%,文献[9]的方法则为6.79%;在场景2中,分别增大至7.54%和10.91%. 实验数据表明,本文方法在精确度和准确度上总体数值能够保持在较高的范围,且抓取质量相对稳定. 同时,在受干扰的情况下,采用本文方法仍能生成有效的抓取位姿.

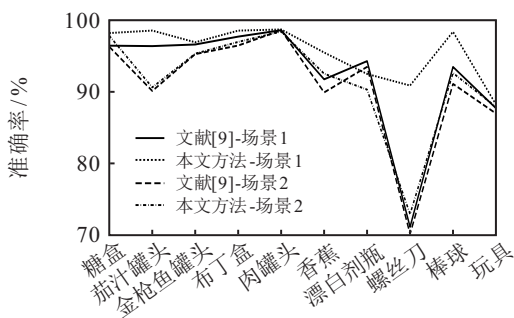


图14 两种方法生成的抓取位姿准确率对比

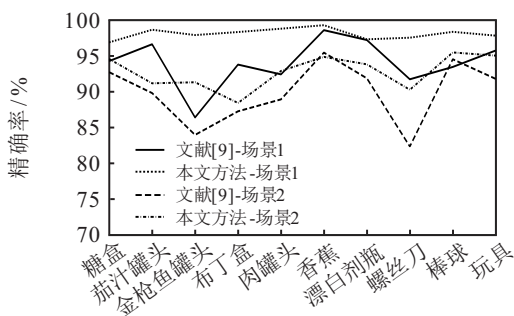


图15 两种方法生成的抓取位姿精确率对比

### 4.2 机械臂抓取仿真实验

选取带有二指夹持器的Sawyer机械臂和深度相机在Gazebo环境中搭建仿真实验平台,虚拟深度相机采用Kinect相机的参数,并采用眼在手的安装方式将相机安装在机械臂末端连杆上. 抓取仿真实验步骤为移动机械臂末端获取左右两个视角的点云信息,再通过点云拼接获得环境中相对完整的物体信息,接着进行抓取位姿估计并执行动作,最后将物体放在目标位置. 在机械臂执行抓取任务时,根据实际情况,抓取位姿朝下的方案更容易实现且能减少碰撞发生,而夹持器的抓取深度大小可反映抓取是否容易脱落,故设定位姿可行性指标的评判公式为

$$\text{score} = s \times \left(1 + \frac{\pi - \phi}{\pi} + \frac{d'}{d}\right). \quad (11)$$

其中: $s$ 为力封闭条件中所计算的分数, $d'(0 < d' < d)$ 为物体在夹爪内的最大深度, $\phi(0 < \phi < \pi)$ 为抓取位姿 $x$ 轴方向与世界坐标 $z$ 轴反方向夹角.

选取上述10个YCB实例库物体进行实验,在不同位置任意摆放单个物体进行10次连续抓取,共100次测试. 部分物体上生成的较优抓取位姿如图16所示,最后在仿真场景中输出最优的抓取位姿执行抓取任务. 为进一步验证抓取效率,实验中同样引入偏差矩阵模拟外部干扰,将没有引入外部干扰的情况记作场景1,引入外部干扰的情况记为场景2. 分别在上述场景下开展单物体抓取仿真实验,仿真结果如表2所示.

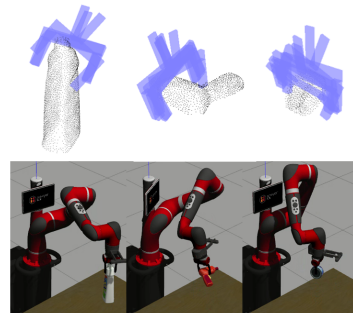


图16 物体抓取位姿生成

表2 单物体抓取仿真实验结果

物体	场景1	场景2	物体	场景1	场景2
糖盒	10/10	10/10	香蕉	10/10	9/10
茄汁罐头	10/10	9/10	漂白剂瓶	10/10	10/10
金枪鱼罐头	10/10	9/10	螺丝刀	10/10	9/10
布丁盒	10/10	10/10	棒球	10/10	8/10
肉罐头	10/10	9/10	玩具	10/10	9/10

采用本文方法,在场景1中,抓取成功率能达到100%,而在场景2中,成功率下降为92%,这主要是由于外界干扰影响了点云的精度,直接影响了对物体实际位置的判断,以及最终抓取位姿的有效性. 由结果可知,对于不同形状和大小的物体,任意改变物体的

摆放位置和摆放方式,在机械臂逆运动学有解的情况下,末端执行器都能有效将目标物体夹起,且在存在外部环境干扰的情况下仍能保持较高的成功率。

抓取仿真实验的第2部分为多物体抓取实验,仿真实验如图17所示。在数据集中,随机挑选5个物体组成一个分组,分组如表3所示。

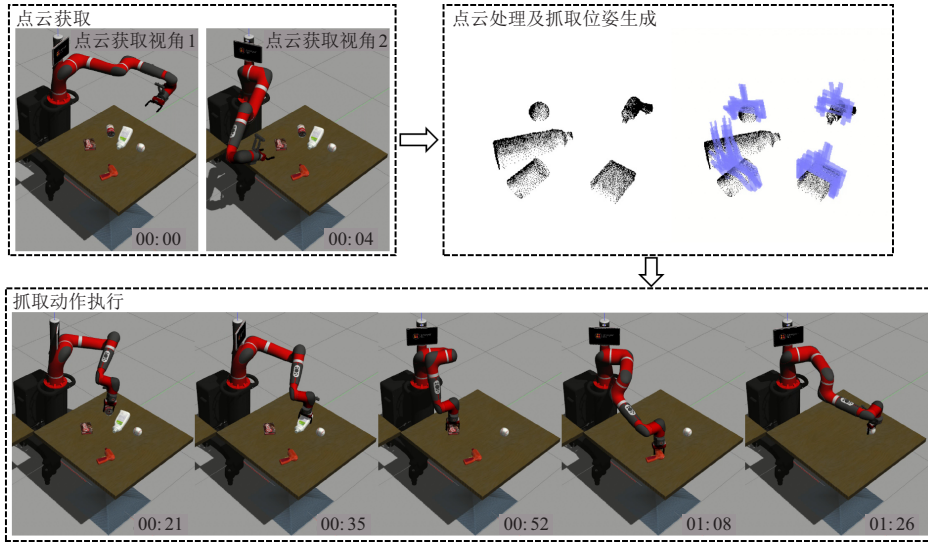


图 17 抓取仿真实验

表 3 多物体场景下物体分组

分组	物体
A	糖盒、布丁盒、香蕉、棒球、玩具
B	茄汁罐头、布丁盒、肉罐头、漂白剂瓶、螺丝刀
C	糖盒、金枪鱼罐头、肉罐头、棒球、玩具
D	糖盒、茄汁罐头、金枪鱼罐头、布丁盒、漂白剂瓶
E	糖盒、肉罐头、螺丝刀、棒球、玩具
F	糖盒、茄汁罐头、肉罐头、香蕉、玩具
G	茄汁罐头、金枪鱼罐头、布丁盒、漂白剂瓶、棒球
H	茄汁罐头、金枪鱼罐头、肉罐头、棒球、玩具
I	糖盒、金枪鱼罐头、布丁盒、香蕉、玩具
J	茄汁罐头、肉罐头、漂白剂瓶、螺丝刀、棒球

为进一步验证不同应用场景下的抓取性能,开展两组抓取对比实验。第1组为不存在物体相互遮挡情况的抓取实验,第2组为存在物体相互遮挡情况的抓取实验,如图18所示。

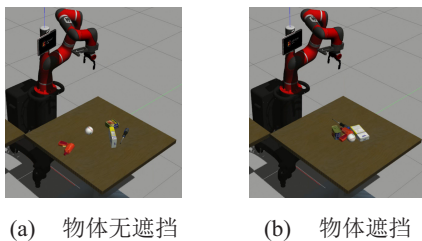


图 18 多物体抓取

在第1组实验中,物体间不发生相互遮挡,机械臂对每个物体输出一次抓取位姿,若成功抓取目标物体并放到指定位置,则认为此次抓取成功,否则视为失败。在第2组实验中,物体间存在遮挡,逐一对所有物体进行抓取。同时,分别在上述场景1、场景2下以

相同条件进行对比实验,结果如表4所示。从表4不难看出,本文方法在两组实验中,没有引入外部干扰的场景下,均能以较高的成功率完成抓取实验,在引入外部干扰的场景中,抓取成功率有所下降。

表 4 多物体抓取仿真实验结果

分组	第1组(物体无遮挡)		第2组(物体遮挡)	
	场景1	场景2	场景1	场景2
A	5/5	5/5	5/5	5/6
B	5/5	4/5	5/5	5/5
C	5/5	5/5	5/5	5/7
D	5/5	5/5	5/6	5/6
E	5/5	5/5	5/6	5/5
F	5/5	4/5	5/5	5/5
G	5/5	5/5	5/5	5/6
H	5/5	5/5	5/5	5/5
I	5/5	5/5	5/5	5/6
J	4/5	4/5	5/5	5/7

在第1组物体间无相互遮挡的实验中,抓取成功率可达98%,其中在分组J中的一次失败抓取是由于螺丝刀等体积较小物体的宽度接近夹爪最小量程导致目标容易发生滑落,而在引入外部干扰后,抓取成功率下降为94%;在条件更加复杂的第2组物体间有相互遮挡的实验中,没有引入干扰和引入干扰后的抓取成功率分别为96%和86.2%,这是因为物体相互遮挡导致物体点云信息获取不完整。此外,在夹取过程中夹具可能会与非目标物体接触使其发生位移,导致该物体的抓取位姿失效。

实验中,在完成两个视角的点云采集后,应用本

文所提算法能快速生成稳定抓取位姿. 单物体场景中, 平均在0.19 s内可对物体完成800次抓取位姿检测; 多物体场景中, 以5个物体为例, 结合物体分割处理在1.24 s内能完成对所有物体的抓取位姿搜索.

## 5 结论

本文针对在非结构环境中的机械臂对未知物体的抓取位姿估计问题, 提出了一种基于点云采样权重估计的抓取位姿生成方法. 通过点云采样权重估计, 选取合适的点构建抓取位姿坐标系, 并根据几何约束搜索生成大量的抓取位姿, 最后根据力封闭条件与位姿可行性指标判断输出位姿. 实验表明, 本文方法产生的抓取位姿样本具有鲁棒性, 在目标场景下, 对未知形状、大小、摆放方式的物体在无需离线训练的情况下均能获得较高的抓取成功率, 同时在点云数据存在一定偏差时仍能保持一定的抓取成功率. 机械臂抓取问题应包含抓取位姿估计与机械臂运动规划, 在未来的工作中, 将开展机械臂运动规划等研究以应对更加复杂的抓取问题.

## 参考文献(References)

- [1] 张云洲, 李奇, 曹赫, 等. 基于多层次特征的机械臂单阶段抓取位姿检测[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1815-1824.  
(Zhang Y Z, Li Q, Cao H, et al. Single-stage grasp pose detection of manipulator based on multi-level features[J]. Control and Decision, 2021, 36(8): 1815-1824.)
- [2] 刘亚欣, 王斯瑶, 姚玉峰, 等. 机器人抓取检测技术的研究现状[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2817-2828.  
(Liu Y X, Wang S Y, Yao Y F, et al. Recent researches on robot autonomous grasp technology[J]. Control and Decision, 2020, 35(12): 2817-2828.)
- [3] Kehoe B, Matsukawa A, Candido S, et al. Cloud-based robot grasping with the google object recognition engine[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe, 2013: 4263-4270.
- [4] Lenz I, Lee H, Saxena A. Deep learning for detecting robotic grasps[J]. The International Journal of Robotics Research, 2015, 34(4/5): 705-724.
- [5] Gualtieri M, ten Pas A, Saenko K, et al. High precision grasp pose detection in dense clutter[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Daejeon, 2016: 598-605.
- [6] ten Pas A, Gualtieri M, Saenko K, et al. Grasp pose detection in point clouds[J]. The International Journal of Robotics Research, 2017, 36(13/14): 1455-1473.
- [7] Zeng A, Song S R, Yu K T, et al. Robotic pick-and-place of novel objects in clutter with multi-affordance grasping and cross-domain image matching[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 2018: 3750-3757.
- [8] Nguyen V D. Constructing force-closure grasps in 3D[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Raleigh, 1986: 240-245.
- [9] ten Pas A, Robert P. Using geometry to detect grasp poses in 3D point clouds[C]. International Symposium on Robotics Research (ISRR). Italy, 2015: 307-324.
- [10] Lei Q J, Chen G M, Meijer J, et al. A novel algorithm for fast grasping of unknown objects using C-shape configuration[J]. AIP Advances, 2018, 8(2): 025006.
- [11] 苏杰, 张云洲, 房立金, 等. 基于多重几何约束的未知物体抓取位姿估计[J]. 机器人, 2020, 42(2): 129-138.  
(Su J, Zhang Y Z, Fang L J, et al. Estimation of the grasping pose of unknown objects based on multiple geometric constraints[J]. Robot, 2020, 42(2): 129-138.)
- [12] Du G G, Wang K, Lian S G, et al. Vision-based robotic grasping from object localization, object pose estimation to grasp estimation for parallel grippers: A review[J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(3): 1677-1734.
- [13] 陈龙, 蔡勇, 张建生, 等. 基于多判别参数混合方法的散乱点云特征提取[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(9): 2867-2870.  
(Chen L, Cai Y, Zhang J S, et al. Feature point extraction of scattered point cloud based on multiple parameters hybridization method[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(9): 2867-2870.)
- [14] Pauly M, Gross M, Kobbelt L P. Efficient simplification of point-sampled surfaces[C]. IEEE Visualization. Boston, 2002: 163-170.
- [15] Huang H, Li D, Zhang H, et al. Consolidation of unorganized point clouds for surface reconstruction[C]. Proceedings of ACM SIGGRAPH Asia. Yokohama, 2009: 1-7.
- [16] Pauly M, Keiser R, Gross M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces[J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 281-289.
- [17] Calli B, Singh A, Walsman A, et al. The YCB object and model set: Towards common benchmarks for manipulation research[C]. International Conference on Advanced Robotics (ICAR). Istanbul, 2015: 510-517.

## 作者简介

蔡子豪(1996—), 男, 硕士生, 从事智能机器人的研究, E-mail: czihao@foxmail.com;

杨亮(1980—), 男, 教授, 博士, 从事智能机器人系统及技术等研究, E-mail: alex\_yangliang@foxmail.com;

黄之峰(1984—), 男, 副教授, 博士, 从事仿人机器人、柔顺关节机器人等研究, E-mail: lnyahzf@126.com.