

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.07.002

考虑点云骨架特征的未知物体六自由度抓取

吴航, 谢远龙, 王书亭, 魏棋斌, 熊体凡

(华中科技大学机械科学与工程学院, 湖北武汉 430074)

摘要:针对机械臂在非结构化环境下对未知物体生成稳定抓取位姿困难的问题,文章提出一种基于点云骨架特征的未知物体六自由度抓取方法。首先,通过深度相机获取包含物体的场景单视角点云,并在物体表面随机采样得到初始采样点,设计考虑 L1 中值骨架提取的迭代移动采样算法,保证抓取点最终均匀分布在物体的骨架上;然后,利用骨架点的分布信息和骨架点周围点云的几何信息生成候选抓取位姿,根据抓取器与物体之间的位置关系,使用启发式评价函数评估抓取位姿,从而保证位姿的最优化采样;最后,对不同形状的物体进行仿真实验和实际抓取试验。测试结果表明,文章所提方法可以对常见物体生成稳定的抓取位姿,并能有效拓展到更多形状复杂的未知物体。

关键词:非结构化环境;六自由度抓取;点云骨架特征;几何信息;启发式评价函数

中图分类号:TP242.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2024)07-0870-09

Six-degree-of-freedom grasping of unknown objects considering point cloud skeleton features

WU Hang, XIE Yuanlong, WANG Shuting, WEI Qibin, XIONG Tifan

(School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult for the manipulator to generate stable grasping position and posture for unknown objects in an unstructured environment, a six-degree-of-freedom grasping method for unknown objects based on point cloud skeleton features was proposed. Firstly, the single-view point cloud of the scene containing the object was obtained by the depth camera, and the initial sampling points were obtained by random sampling on the object surface. An iterative moving sampling algorithm considering L1 median skeleton extraction was designed to ensure that the captured points were finally uniformly distributed on the object skeleton. Then, the distribution information of the skeleton points and the geometric information of the point cloud around the skeleton points were used to generate candidate grasping positions and postures. According to the position relationship between the grab and the object, the heuristic evaluation function was used to evaluate the grasping positions and postures, so as to ensure the optimal sampling of the positions and postures. Finally, the simulation and actual grasping experiments of objects with different shapes were carried out. The results show that the proposed method can generate stable grasping position and posture and can be effectively extended to more complex unknown objects.

Key words: unstructured environment; six-degree-of-freedom grasping; point cloud skeleton features; geometric information; heuristic evaluation function

收稿日期:2023-03-13; **修回日期:**2023-05-16

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2020YFB1708300);国家自然科学基金资助项目(52105019)和国家自然科学基金区域创新发展联合基金资助项目(U21A20151)

作者简介:吴航(1998—),男,河南南阳人,华中科技大学硕士生;

王书亭(1968—),男,河南南阳人,博士,华中科技大学教授,博士生导师;

熊体凡(1975—),男,湖北武汉人,博士,华中科技大学讲师,硕士生导师,通信作者, E-mail: Xiongtf@hust.edu.cn.

0 引言

智能机器人具有自动化程度高、柔性等优点,可大幅提高生产力,而抓取是其最基本的功能之一^[1]。随着物体种类的多样化和工作环境的复杂化,抓取任务的难度也日益增大。因此,如何在非结构化环境下对未知物体进行快速鲁棒的抓取位姿检测已经成为目前的研究热点^[2-4]。

现有的抓取检测方法主要分为基于模型的方法和基于学习的方法。基于模型的方法^[5-7]通常需要建立模型库,通过局部特征或全局特征将目标物体与模型进行匹配,实现位姿估计。文献[8]提出一种基于点对特征和类霍夫投票构建全局模型描述的策略,对3D对象进行目标识别和姿态估计;文献[9]设计一种匹配相似度函数实现目标识别,然后使用迭代最近点(iterative closest point, ICP)方法进行点云配准以定位抓取点。以上方法可以得到较为准确的物体位姿,但是需要事先建立模型,无法拓展到其他未知物体,且对计算资源消耗较大。

随着深度学习和计算机算力的发展,从数据集或人类经验中学习抓取的方法成为主流,且取得了许多成果^[10-13]。文献[14]利用Mask-RCNN提取物体抓取位置候选边界框,针对抓取位置精度不够的问题,提出抓取可行性评价网络Q-Net,为了选择最佳抓取角度,提出抓取角度估计网络Y-Net,该方法提高了抓取精度和检测速度;文献[15]使用通道注意力机制对YOLO算法进行改进,实现抓取位置的回归预测和抓取角度的分类预测;文献[16]使用特征金字塔网络提取特征图,通过两级检测单元实现密集抓取预测,第1阶段生成水平候选抓取区域,第2阶段细化旋转抓取姿势。这些方法主要使用二维的图像或者附加深度信息作为输入,没有考虑物体的三维几何信息,因此只能生成三自由度的抓取框,采用自顶向下、垂直于图像平面的抓取策略,限制了非结构化环境下的抓取。

近些年出现了一些通过处理场景点云、分析点云几何信息实现六自由度抓取位姿检测的方法^[17-19]。文献[20]提出一种基于多重几何约束的未知物体抓取位姿估计方法,依次使用夹持器几何约束、力封闭约束和力平衡约束生成抓取位姿并进一步筛选,最终得到稳定的抓取位姿;文献[21]根据点云的几何信息生成抓取候选,然后通过力平衡优化这些候选位姿,最后使用卷积神经

网络对样本进行评估;文献[22]通过移动深度相机的方式拼接得到较为完整的点云,并对物体几何特性进行分析,避开不宜抓取的位置。以上方法不需要建立模型,可适用于未知物体,但由于候选点为物体表面所有的点或者均匀下采样的点,没有考虑到物体内适合抓取点的特征,导致生成大量的无效抓取。

针对以上问题,本文提出一种考虑点云骨架特征的未知物体六自由度抓取方法,以实现选择高质量采样点作为候选抓取点,沿物体骨架方向生成丰富且稳定的抓取位姿。本文的创新之处主要包括:

1) 提出基于L1中值骨架提取算法的抓取点生成方法,提取物体单视角点云的骨架点作为初始抓取点,避免生成大量无效抓取,提高采样效率。

2) 通过分析骨架点周围的几何信息和骨架点的排布情况生成稳定的抓取姿态,避免在空间中进行盲目的网格化搜索,有效提升候选抓取的质量。

3) 利用抓取器与物体点云之间的位置关系,构建启发式评价函数,对候选抓取位姿进行评估,保证最优抓取。最后通过仿真实验和实际抓取试验验证该方法的有效性。

1 抓取位姿生成问题描述

给定包含1个或多个对象的工作场景点云信息,并确定一个机械臂抓取器的几何尺寸,抓取位姿生成的目的是在目标点云周围找到一组满足几何约束的抓取位姿候选集合 G ,当抓取器闭合时,能够鲁棒地抓取到物体且不发生碰撞。

首先在深度相机坐标系 F_c 下,得到关于未知物体的一组原始点云数据 $C \in \mathbf{R}^{3 \times n}$,其中 n 为点云 C 中点的个数。令机械臂末端抓取器的坐标系为 F_g ,即在相机坐标系下的一个六自由度位姿,可以表示为:

$$\mathbf{g} = (\mathbf{t}, \mathbf{r}), \quad \mathbf{g} \in \mathbf{R}^6,$$

其中, $\mathbf{t} = (x, y, z)$ 、 $\mathbf{r} = (r_x, r_y, r_z)$ 分别表示抓取器坐标系 F_g 相对于相机坐标系 F_c 的位置和姿态, $\mathbf{t}, \mathbf{r} \in \mathbf{R}^3$ 。抓取位姿候选集合 $G = \{\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_m\}$, m 表示集合中候选抓取的个数。

本文主要针对二指平行抓取器进行研究,为了方便分析抓取器与物体之间的关系,将抓取器简化,如图1所示。图1中: h 为抓取器厚度; l 为抓取器深度; w 为抓取器张开时的最大宽度。

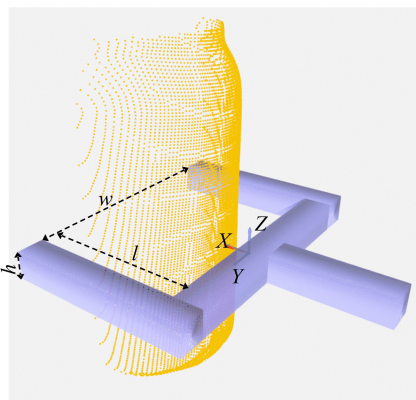


图 1 二指平行抓取器配置

以夹爪底部中心为坐标原点,以接近物体的方向作为 X 轴正方向,夹爪闭合方向为 Y 轴正方向,根据右手坐标系法则确定 Z 轴正方向,从而建立抓取器坐标系 F_g ,以该坐标系表示一个六自

由度抓取位姿,因此抓取位姿生成问题转化为如何建立 F_g 的问题。

2 考虑骨架特征的抓取位姿生成

如图 1 所示,本文提出的考虑点云骨架特征的抓取位姿生成方法为:首先对深度相机获取到的场景点云预处理,包括使用随机抽样一致算法进行识别和分割桌面点云,使用基于统计的方法剔除离群噪声点;然后对得到的目标物体点云进行骨架点提取。

L1 中值骨架提取算法^[23]是一种提取三维点云模型骨架的方法,其本质是一种带规整项的聚类算法,通过选取采样点邻域中值进行收缩,不断迭代并更新至邻域的中心,从而产生新的骨架点。该算法流程如图 2 所示。

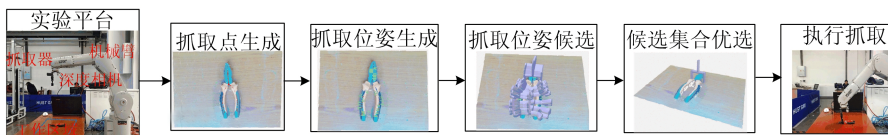


图 2 L1 中值骨架提取算法流程

2.1 基于 L1 中值骨架的抓取点采样

2.1.1 采样点迭代移动

给定输入点集 $Q = \{q_j\}_{j \in J} \subset \mathbb{R}^3$, 求出空间上一点 x , 使得该点到点集 Q 所有点的距离之和最小, 即 $x^* = \operatorname{argmin} \sum_{j \in J} \|x - q_j\|^p$, 其中 p 表示 p 范数, 反映了 x 与点集中点的距离。

若 $p=2$, 则表示欧式距离, 此时即为经典的求解 L2 平均值问题, 然而 L2 平均值对源数据中的离群点较为敏感, 少数离群点就会使结果产生偏离; 若 $p=1$, 则表示曼哈顿距离, 此时即为求解 L1 中值的问题, 求解可得 $x^* = \sum_{j \in J} q_j \omega_j / \sum_{j \in J} \omega_j$, 其中 $\omega_j = 1 / \|x^* - q_j\|$, L1 中值赋予偏离中心的离群点较低的权重, 因此更能降低离群点的影响。整个输入点集 Q 的全局 L1 中值是一个点, 并不能形成骨架。为了使每一个骨架点处于局部点云中心, 只考虑采样点在设定邻域范围内的输入点集 Q 的一个子集, 称该子集的 L1 中值为局部 L1 中值。

L1 中值的迭代解中 $\omega_j = 1 / \|x^* - q_j\|$ 类似于一个权重函数, 但是该权重函数的下降速度过快, 因此使用高斯权重函数 $\theta(d) = \exp[-d^2 / (r/2)^2]$ 替代, 使整个系统更加稳定, 其中 r 为邻域半径, d 为采样点与邻域中的点的距离, 距离采

样点越近的点, 权重越大, 反之越小。

若采用较小的邻域半径, 则采样点每次迭代的移动距离较短, 收敛速度较慢; 若使用较大的邻域半径, 则采样点的移动距离较远, 收敛速度较快, 但也更容易受到与局部无关的点的的影响。局部 L1 中值最终的迭代解为:

$$x^{k+1} = \frac{\sum_{j \in J_r} q_j^k \omega_j'}{\sum_{j \in J_r} \omega_j'}, \quad \omega_j' = \theta(x^k - q_j^k) \quad (1)$$

其中: q_j^k 为原始点集中以采样点为中心、半径为 r 的邻域内的点。

使用二指平行抓取器沿骨架方向抓取物体, 选择邻域半径略大于抓取器宽度的 $1/2$, 设置 $r = 0.75w$ 。

首先对夹子的点云进行随机下采样得到初始采样点集, 如图 3a 所示; 然后对每一个采样点使用式(1)进行更新, 经过多次迭代移动得到的结果如图 3b 所示, 原来散乱分布的采样点经过多次迭代后沿物体的骨架排布。

从图 3 可以看出, 邻近的采样点最终会聚拢为少数的聚类中心, 这将导致生成的抓取位姿重复, 可选的抓取点变少。因此需要引入另一种约束, 防止采样点过于聚集, 使其在物体骨架上形成均匀分布。

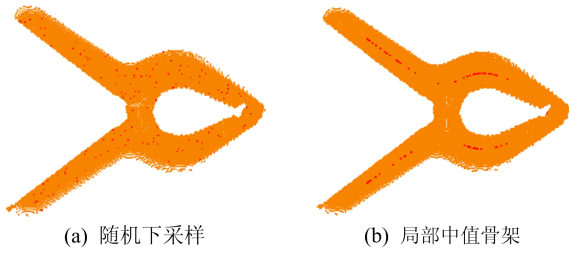


图3 随机下采样和局部中值骨架提取结果

2.1.2 采样点局部调整

为了避免上述局部聚拢现象,需要添加一个约束,使采样点之间形成一种斥力,避免距离过近。三维点集的协方差矩阵的特征值可以描述采样点的分散程度,其3个特征值表示点集的3个主方向,主方向对应的特征值大小反映该主方向上点的分布差异,其中最大特征值对应的特征向量方向上样本点的差异最大。若3个特征值大小近似,则说明该点集在3个主方向上的分散程度类似,即在三维空间中分布较为分散,可能位于骨架的分支部位;相反,若最大特征值远远大于其他2个特征值,则说明该点集在某一方向上分布,可能位于骨架的主干部位。

使用下式描述以采样点 x_i 为中心,指定邻域半径内的采样点集的分布情况为:

$$\sigma_i = \sigma(x_i) = \frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^0 + \lambda_i^1 + \lambda_i^2} \quad (2)$$

其中, λ_i^0 、 λ_i^1 、 λ_i^2 表示求解协方差矩阵得到的3个特征值且 λ_i^2 最大。

σ_i 越接近1,说明越多的点排列在一个分支上。采样点之间的斥力大小可以使用 σ_i 来衡量,当采样点位于骨架主干部位时, σ_i 偏大,此时也需要更大的斥力使采样点分散在骨架上,当采样点位于骨架分支部位时, σ_i 偏小,此时需要较小的斥力便于采样点汇集到一起。

根据以上分析,引入斥力项自动调整采样点之间的局部斥力,即

$$R(x_i) = \mu \sigma_i \frac{\sum_{i \in I_r} (x_i - x_i') \tau_i}{\sum_{i \in I_r} \tau_i}, \quad \tau_i = \theta(x_i - x_i') \quad (3)$$

其中: μ 为系数; x_i' 表示采样点集中以采样点为中心、半径为 r 的邻域内的点。

综上所述,目标物体点云骨架点的生成步骤如下所述。

1) 对经过预处理之后的目标物体点云集合 C' 进行随机下采样,得到初始采样点集合 I 。

2) 分别对预处理后的点云集合 C' 和采样点集合 I 建立 kd 树。

3) 在邻域半径 r 内,使用基于 kd 树的近邻搜索算法求 I 中每个点 x_i 在点集 C' 中的邻点集合 $N_{\text{preprocess}_i}$ 和在点集 I 中的邻点集合 N_{sample_i} 。

4) 遍历 I 中的每个点 x_i ,做如下操作:① 遍历 x_i 在 $N_{\text{preprocess}_i}$ 中的每个邻点,根据式(1)计算得到引力 attract_i ;② 遍历 x_i 在 N_{sample_i} 中的每个邻点,根据式(3)计算得到斥力 exclusion_i ;③ 将2个三维向量相加得到每个 x_i 的新坐标,即 $x_i = \text{attract}_i + \text{exclusion}_i$ 。

5) 若迭代次数少于设定值,则返回步骤2)。

经过上述步骤的迭代,最终得到在点云上均匀分布的骨架点,如图4所示。从图4可以看出,添加了斥力项后骨架点的分布,采样点较之前更为分散地排布在目标物体的骨架上。

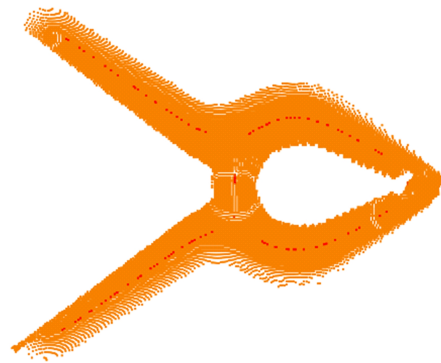


图4 添加斥力项后骨架点分布

2.2 基于骨架模型的抓取姿态生成

骨架模型直观地展示了物体点云的拓扑连通性和几何结构。通常,沿物体表面法线方向接近物体并沿物体骨架的主方向抓取物体成功率更高,因此本文使用主成分分析(principal component analysis, PCA)计算骨架点对应的表面法向量和局部骨架模型对应的主轴向量。

对每个骨架点 s ,找到以其为中心点、半径为 r 的区域内的所有邻域点,构成邻域点云,PCA通过对邻域点云构建协方差矩阵 M_s 来对点云数据进行降维:

$$M_s = \frac{1}{k} \sum_{p \in C_r(s)} (p - p_c)(p - p_c)^T \quad (4)$$

其中: $C_r(s)$ 表示以骨架点 s 为中心、半径为 r 的区域内的邻域点云; p 为邻域点云中一点矢量; p_c 为邻域点云中所有点的中心矢量; k 为邻域点云中点的数量。通过求解该矩阵得到3个特征值

$\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ($\lambda_i \in \mathbf{R}, i=1, 2, 3$) 和对应的特征向量, 其中最大特征值 λ_1 对应的特征向量 \mathbf{v} 为该骨架点处的局部主轴向量, 最小特征值 λ_3 对应的特征向量 \mathbf{n} 为该骨架点处的局部法向量。相机坐标系原点为 \mathbf{p}_0 , 选择与相机视角同向, 即满足 $\mathbf{n} \cdot (\mathbf{s} - \mathbf{p}_0) > 0$ 的方向为法向量的方向, 简化的二指平行抓取器是沿 XOZ 平面对称的, 因此主轴向量的方向无需转换。

计算骨架点表面法向量使用的是原始物体的点云作为邻域点云, 而计算骨架模型的主轴向量使用的是由骨架点组成的点云作为邻域点云。通过骨架点处的表面法向量 \mathbf{n} 和骨架模型的主轴向量 \mathbf{v} 可确定抓取姿态。夹爪闭合方向与 \mathbf{n} 和 \mathbf{v} 所在的平面垂直, 使用向量叉乘并归一化可以得到 3 个正交的单位向量 $\mathbf{r}_x, \mathbf{r}_y, \mathbf{r}_z$, 分别表示 F_g 3 个坐标轴的方向向量。因此抓取器坐标系 F_g 相对于相机坐标系 F_c 的旋转矩阵可表示如下:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{x_0} & r_{y_0} & r_{z_0} \\ r_{x_1} & r_{y_1} & r_{z_1} \\ r_{x_2} & r_{y_2} & r_{z_2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

通过骨架点 \mathbf{s} 的坐标可以确定抓取位置, 设置抓取器坐标系 F_g 的初始坐标原点 \mathbf{s} , 考虑到骨架点位于点云内部且与桌面有一定的距离, 为了避免抓取器与物体和桌面发生碰撞, 且能够以较大深度稳定抓取物体, 将 \mathbf{s} 沿 X 轴负方向每次移动距离 m , 直至抓取器不产生碰撞且闭合空间内存在物体点云, 则最终坐标原点 \mathbf{O} 矢量的计算方法如下:

$$\mathbf{O} = \mathbf{s} - n m \mathbf{r}_x \quad (6)$$

其中, n 为反向移动的次數。

在骨架点上生成的候选抓取位姿如图 5 所示。图 5 中: 红色坐标轴为 X 轴; 绿色坐标轴为 Y 轴; 蓝色坐标轴为 Z 轴。

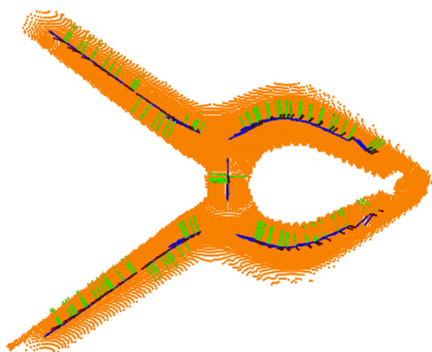


图 5 抓取姿态生成

2.3 考虑位置关系的抓取优选

经过对目标物体点云进行骨架点采样, 并在每个采样点处沿物体的骨架方向生成大量的抓取候选, 最后对抓取位姿候选集合 G 中的候选抓取进行性能评估, 选择其中最优的发送给机械臂执行相应的抓取动作。

本文通过分析抓取器与物体之间的位置关系, 采用启发式方法对生成的候选抓取进行评估, 评价函数如下:

$$s(g) = k_1 s_1 + k_w s_w + k_b s_b \quad (7)$$

其中, s_1 反映抓取深度对抓取稳定性的影响; s_w 和 s_b 反映抓取动作对物体状态的影响。

抓取器的抓取深度越深, 物体越不容易脱落, s_1 值为物体在抓取器中的最大深度与夹爪深度的比值, 即

$$s_1 = l'/l \quad (8)$$

通常, 当抓取器与物体接触时, 若发生了相对移动, 则抓取的结果将变得难以预测, 更容易抓取失败, 因此, 当抓取器抓取物体时所产生的平移和旋转量越小, 抓取的鲁棒性越高。

s_w 表示抓取对物体平移产生的影响, 其值为物体与抓取器左右两侧距离的比值, 即

$$s_w = \frac{\min(\omega_{\text{left}}, \omega_{\text{right}})}{\max(\omega_{\text{left}}, \omega_{\text{right}})} \quad (9)$$

s_b 表示抓取对物体旋转产生的影响, 以抓取器与物体的接触面轮廓来表征。首先, 提取抓取器闭合空间内的物体点云, 如图 6 所示; 然后, 将其投影到 YOZ 平面, 使用 alpha-shape 凹包提取算法^[24]提取抓取区域的轮廓点; 最后, 使用最小二乘法对左右两侧的轮廓边界进行直线拟合, 得到边界直线的斜率 $k_{\text{left}}, k_{\text{right}}$, 进而得到与 Y 轴的锐角夹角 $\theta_{\text{left}}, \theta_{\text{right}}$ 。 θ 越大, 说明抓取器与物体边界的拟合程度越高, 产生的扭矩越小, 稳定程度也就越高。因此 s_b 可以计算如下:

$$s_b = \frac{\theta_{\text{left}} + \theta_{\text{right}}}{\pi} \quad (10)$$

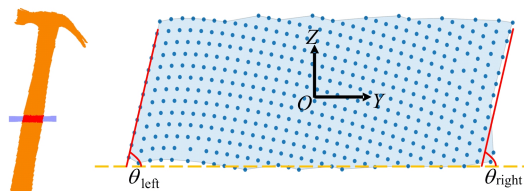


图 6 抓取器内点云及轮廓提取

评价函数中 3 个分项的结果均在 0~1 范围内, 但是对于抓取结果的影响程度略有不同, 可以

通过多次实验分析设置 3 个系数 k_1 、 k_w 、 k_b , 最后根据候选抓取评价分数的排序执行优选位姿的抓取。若最优位姿不能满足上述要求, 则对应的分数会较低, 此时执行抓取容易失败, 同时最优位姿也会面临不可达或产生碰撞等无法执行抓取的情况, 说明在此相机视角下较难获取稳定的抓取位姿, 此时可以通过移动机械臂改变相机视角重新生成抓取位姿。

3 仿真实验和抓取试验结果及分析

为了验证本文抓取位姿生成算法的有效性, 分别进行仿真实验和机械臂实际抓取试验测试。仿真实验中使用有效采样率和力封闭率 2 个指标来评估生成的候选集合, 而实际抓取试验将验证是否能在真实环境中对未知物体输出稳定的抓取位姿。

仿真实验和实际抓取试验所用的硬件及配置见表 1 所列。

表 1 硬件配置

硬件	配置
CPU 处理器	Intel(R) i5 2.30 GHz
RAM 内存	16 GiB
硬盘	机械硬盘 1 TiB
显卡	NVIDIA GTX 950M
机械臂	三菱 6DOF
深度相机	Intel(R) RealSense D435i

3.1 仿真实验

为验证本文方法所生成的候选抓取位姿的有效性, 选择 YCB 数据集中的物体模型进行仿真实验。首先将物体模型导入 Gazebo 仿真环境, 通过深度相机从仿真环境中获取点云信息; 然后使用本文方法生成候选抓取集合; 利用有效采样率和力封闭率 2 个指标对方法进行定量评估。其中有效采样率 $R_s = n_1/n_0$, n_0 、 n_1 分别为原始样本数和有效样本数, 有效样本指不与物体产生碰撞且沿 X 轴负方向移动后夹爪内部仍包含物体点云的样本; 此外, 在有效样本中, 并不是所有的抓取都是稳定的, 因此使用力封闭率 $R_{fc} = n_4/n_3$ 来评估生成的候选抓取是否稳定, 其中 n_3 、 n_4 分别为经过筛选后得到的有效样本数和有效样本中满足力封闭条件^[25]的样本数。

将本文方法与文献[20]中的抓取采样方法进行对比, 仿真实验结果如图 7 所示。

从图 7 可以看出: 本文方法对于薯片罐、香蕉

等这类形状简单、拓扑结构较为规则的物体, 得到的候选样本的有效采样率最高可以达到 100%, 而对于电钻、锤子这类形状复杂的物体, 相较于文献[20]方法有效采样率也有 20% 以上的提升; 同时本文方法得到有效样本的力封闭率均在 90% 以上, 说明使用本文方法生成的抓取位姿更为稳定。

由以上分析可知, 通过本文方法得到的候选抓取集合中有效样本更加丰富。这主要是由于骨架提取算法得到的骨架点基本位于物体的中轴线上, 相较于其他位置的采样点更有利于抓取, 可以有效避开边角等抓取成功率低的位置, 而且也减少了与物体和桌面的碰撞; 而文献[20]认为物体的抓取点没有固有特征, 故选择了物体表面下采样的所有点作为抓取候选点, 这会降低采样的效率, 得到大量无效候选。

同时本文方法得到的样本力封闭率更高, 这是因为本文方法沿骨架主方向生成抓取姿态, 相较于文献[20], 为了覆盖不同方向的抓取位姿而执行的网格化搜索, 更加符合物体的拓扑结构, 也与人工手动抓取物体的习惯一致, 所以能够有更加稳定的抓取性能。

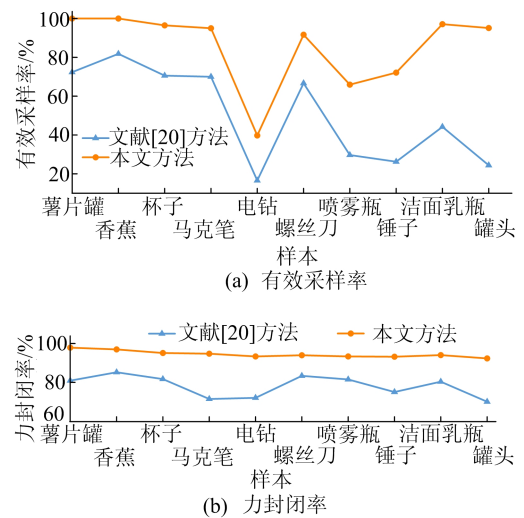


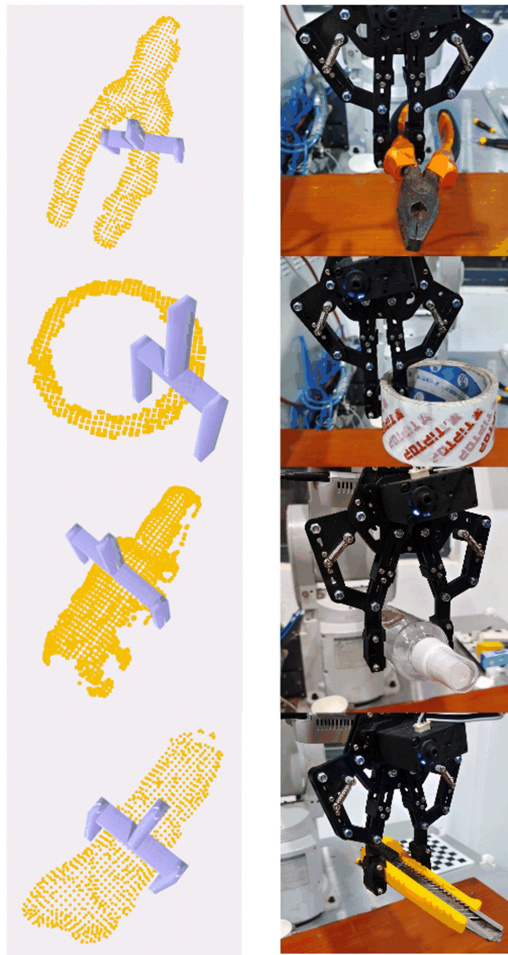
图 7 候选集合有效采样率和力封闭率的对比

部分物体样本在仿真环境下的实验结果见表 2 所列。表 2 中: 第 2 列所示为在点云模型的骨架点处生成的候选抓取器坐标系 (绿色坐标轴表示抓取器闭合方向, 蓝色坐标轴表示骨架方向); 第 3 列所示为经过评估后排名靠前的抓取位姿可视化结果。

从仿真实验结果可以看出, 本文方法能够生成丰富且高质量的候选抓取位姿集合。

实际抓取位姿与理想位姿之间存在偏差;② 实际场景中由于光照、相机成像质量等问题,导致点云有一定的缺失,使得提取的骨架点偏离中轴线;③ 抓取点与物体重心相差较远,导致物体滑落。

真实的非结构化环境中通常摆放多个物体,为了验证本文方法面对复杂环境的效果,设置多目标场景的试验。在多目标场景中,从图 8 所示的物体中随机挑选 5 个物体作为 1 组,共设置 5 组不同的对象集合。对每组试验对象设定 2 个场景进行对比试验:① 物体之间不存在相互遮挡;② 物体之间存在相互遮挡。机械臂每执行一次抓取,返回拍照位置使用本文方法对剩余场景再生成一次新的抓取位姿。



(a) 最优抓取位姿 (b) 机械臂抓取动作

图 9 单目标物体抓取

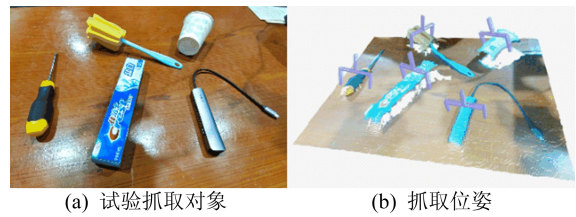
多目标场景试验结果见表 4 所列。从表 4 可以看出,本文方法也适用于多目标物体场景,虽然在互相遮挡的场景下成功率有所下降,但也有不错的表现。这是由于提取到的骨架点为局部中值,在物体被部分遮挡时,仍然可以通过未被遮挡

部分的点云生成较好的抓取位姿。

表 4 多目标场景试验结果

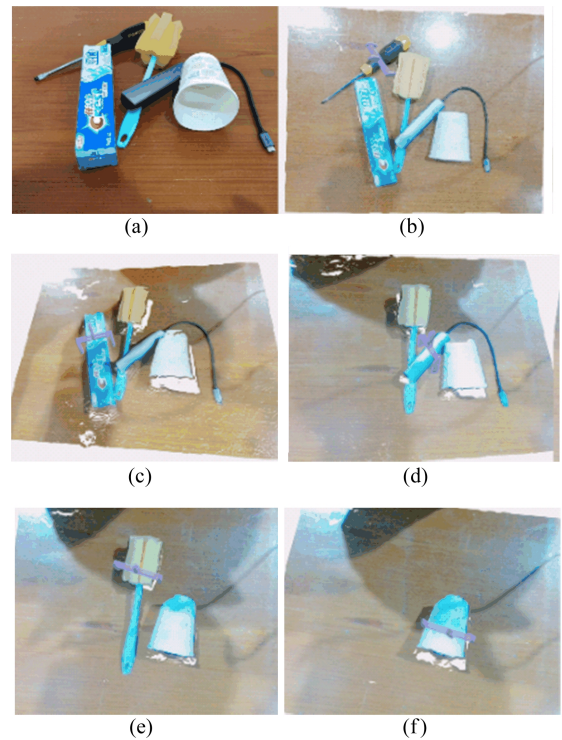
分组	未遮挡时抓取成功率	有遮挡时抓取成功率
1	5/5	4/5
2	4/5	4/5
3	4/5	3/5
4	5/5	4/5
5	5/5	5/5

机械臂在多目标无遮挡场景下对每个物体生成的抓取位姿如图 10 所示,在多目标有遮挡场景下依次生成的抓取序列如图 11 所示。



(a) 试验抓取对象 (b) 抓取位姿

图 10 多目标无遮挡场景



(e) (f)

图 11 多目标有遮挡场景

4 结 论

本文针对机械臂在非结构化环境中对未知物体生成抓取姿态的问题,提出一种基于未知物体点云骨架特征的六自由度抓取方法。通过使用 L1 中值骨架提取算法将散乱的采样点移动至点

云的骨架部位,并沿着骨架方向生成大量的候选抓取位姿,提高了候选样本的有效性和鲁棒性,最后根据评价函数评估候选样本在执行抓取时对物体产生的影响,进而选择最优抓取。相较于以往的方法,本文方法不会盲目地执行网格化搜索,有效地避免了低质量抓取的生成。仿真实验和实际抓取试验结果表明,本文方法对于单物体和多物体场景均能取得较高的抓取成功率。

在实际抓取中,由于相机的成像质量和环境的影响,存在获取到的点云质量差的问题,可能影响骨架点的提取;其次,在迭代移动采样点时,邻域中的点都需要参与计算,计算量较大,不能完全实现实时抓取。在未来的工作中,将进一步研究点云的骨架提取问题,提高方法面对复杂环境的鲁棒性和执行效率。

参 考 文 献

- [1] 王俊义. 基于视觉伺服的机器人抓取关键技术研究[D]. 北京:北京化工大学,2018.
- [2] 夏晶,钱堃,马旭东,等. 基于级联卷积神经网络的机器人平面抓取位姿快速检测[J]. 机器人,2018,40(6):794-802.
- [3] 杨傲雷,曹裕,徐昱琳,等. 基于深度卷积网络的多目标动态三维抓取位姿检测方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(12):135-142.
- [4] 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.
- [5] RUSU R B, BRADSKI G, THIBAUX R, et al. Fast 3d recognition and pose using the viewpoint feature histogram [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. [S. l.]:IEEE,2010:2155-2162.
- [6] GUO Y, BENNAMOUN M, SOHEL F, et al. Performance evaluation of 3D local feature descriptors[C]//12th Asian Conference on Computer Vision. Singapore:Springer,2015:178-194.
- [7] 卢文翔,熊瑞平,徐毅松,等. 基于特征分割识别的点云配准[J]. 组合机床与自动化加工技术,2022(4):32-35.
- [8] LI D, WANG H, LIU N, et al. 3D object recognition and pose estimation from point cloud using stably observed point pair feature[J]. IEEE Access,2020,8:44335-44345.
- [9] 翟敬梅,黄乐. 堆叠杂乱目标的 6D 位姿估计和无序分拣[J]. 哈尔滨工业大学学报,2022,54(7):136-142.
- [10] 李秀智,李家豪,张祥银,等. 基于深度学习的机器人最优抓取姿态检测方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5):108-117.
- [11] 徐胜军,李康平,韩九强,等. 基于多尺度特征注意 Yolact 网络的堆叠工件分拣算法[J]. 计算机测量与控制,2022,30(9):184-192.
- [12] 张腾,杜弘志,孙岩标,等. 融合深度学习与结构分析的工业件抓取方法研究[J]. 自动化与仪器仪表,2022(3):11-15,21.
- [13] LI Y H, LIU Y, MA Z Q, et al. A novel generative convolutional neural network for robot grasp detection on gaussian guidance [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2022,71:2517510.
- [14] LIU D, TAO X T, YUAN L H, et al. Robotic objects detection and grasping in clutter based on cascaded deep convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2022,71:5004210.
- [15] 孙先涛,程伟,陈文杰,等. 基于深度学习的视觉检测及抓取方法[J]. 北京航空航天大学学报,2023,49(10):2635-2644.
- [16] CHENG H, WANG Y, MENG M Q. A vision-based robot Grasping system[J]. IEEE Sensors Journal,2022,22(10):9610-9620.
- [17] 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.
- [18] LIANG H Z, MA X J, LI S, et al. PointNetGPD: detecting grasp configurations from point sets[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation. [S. l.]:IEEE,2019:3629-3635.
- [19] MURALI A, MOUSAVIAN A, EPPNER C, et al. 6-dof grasping for target-driven object manipulation in clutter [C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S. l.]:IEEE,2020:6232-6238.
- [20] 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.
- [21] 李会军,瞿孝昌,叶宾. 基于未知物体三维点云特征的机器人六自由度抓取[J]. 控制理论与应用,2022,39(6):1103-1111.
- [22] 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):2059-2866.
- [23] HUANG H, WU S, COHENOR D, et al. L1-medial skeleton of point cloud. [J]. ACM Trans Graph,2013,32(4):61-65.
- [24] EDELSBRUNNER H, KIRKPATRICK D, SEIDEL R. On the shape of a set of points in the plane[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1983,29(4):551-559.
- [25] NGUYEN V D. Constructing force-closure grasps[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S. l.]:IEEE,1986:1368-1373.

(责任编辑 胡亚敏)