

文章编号:1672-9331(2021)04-0100-08

基于点对特征的工业零件位姿检测研究

李旭宇, 张 梓

(长沙理工大学 汽车与机械工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘 要: 针对工业零件生产过程中对无序摆放的工业零件进行抓取的情景, 提出了一种新的基于加权投票的位姿估计方法。在原始点对特征(point-pair feature, PPF)算法的基础上引入加权投票方法, 可以解决离线建模阶段由模型表面大量的短线段点对造成的误投票问题, 实现目标工件的点云配准, 最终得到目标零件的位姿估计结果。经验证, 与三维扫描设备重构模型相比, 本研究提出的方法可进行配准试验, 减少离线建模阶段的工作量, 且能很好地适应机械手抓取工业零件的工作情景。

关键词: 点对特征; 点云配准; 位姿估计; 模型转换; 加权投票

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

Research on pose detection of industrial parts based on point-pair features

LI Xu-yu, ZHANG Zi

(School of Automotive and Mechanical Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: Aiming at the situation of grasping the disorderly industrial parts in the production process of industrial parts, a new method of pose estimation based on weighted voting was proposed. Introducing the weighted voting method based on the original point-pair feature (PPF) algorithm could solve the misvoting problem caused by a large number of short-line point pairs on the model surface at the offline modeling stage, realize the point cloud registration of the target work pieces, and finally get the pose estimation results of the target parts. Compared with the reconstructed model with 3D scanning equipment, it had been proved that the proposed method in this study could carry out registration experiments, reduce the workload at the offline modeling stage and well adapt to the working situation of the manipulators grasping industrial parts.

Key words: point-pair feature; point cloud registration; pose estimation; model transformation; weighted voting

随着科学技术的不断发展, 制造业已成为我国的支柱产业, 工业制造也逐步向智能制造的方向发展, 因此机械自动化抓取工作的应用越来越广泛。目前, 工业抓取场景中被称为“圣杯问题”

的堆叠物体的抓取工作, 要求机械臂从箱子中抓取无序摆放的物体, 涉及机械手的抓取问题, 与之密不可分的就是目标物体的位姿估计^[1]。肖贤鹏等^[2]提出一种融合多尺度特征的抓取位姿估计方

收稿日期: 2021-05-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51805047)

通讯作者: 李旭宇(1967—), 男, 副教授, 主要从事机电系统设计方面的研究。E-mail: lxy519@163.com

法,该方法将颜色深度作为输入信息,在生成抓取候选框后进行感兴趣区域的提取,并在评估抓取候选框后获得最佳抓取位姿;STEFAN 等^[3]提出一种基于模板匹配的线性模式算法(LineMod),其中心思想为:在可能的三维空间对要检测的物体进行充分采样,提取足够鲁棒的模板,而后对模板进行匹配得出一个粗略的位姿,最后通过迭代最近点(iterative closest point,ICP)即可得到精确结果。但 LineMod 算法存在一定的局限性,即当物体处于遮挡场景中时算法效果会变差。兰文昊等^[4]提出一种结合方向包围框的改进算法——点云网络最小体积法(point net LK-OBB),提升了源点云和模板点云在初始偏转角度过大时的配准精度。三维点云作为一种简单有效的三维数据表现形式,目前被广泛应用于机器人、自动驾驶和虚拟现实,大量位姿估计工作也都离不开点云配准。

位姿估计领域最具代表性的特征描述子有点特征直方图(point feature histogram,PFH)、角度特征直方图(viewpoint feature histogram,VFH)以及本研究使用的点对特征描述子(point-pair feature,PPF)^[5]。DROST 等^[6]首次提出 PPF 算法,该算法将两点及其所在表面法向量之间的几何关系作为点对特征,遵循“整体建模,局部匹配”的原则,同时借助广义霍夫变换的投票思想,对参数空间进行投票,获得可靠位姿。CHOI 等^[7]对 PPF 算法做出改进,利用边缘点构建点对特征,减少了点的数量,提高了匹配速率。BIRDAL 等^[8]从运算流程上改进了 PPF 算法,该改进算法使检测目标与一个由粗到细的分割相结合,对每个分割进行独立的位姿估计,而在匹配过程中,使用加权霍夫投票和插值恢复位姿参数,并通过遮挡感知排序对所有生成的假设进行检验和排序。VIDAL 等^[9]利用有组织的点云数据提出了一种基于一阶 Taylor 展开的方法,该方法在表面深度差高于给定阈值的情况下应用双边滤波器启发解决方案。LIU 等^[10]提出了多角度边缘模型(multiple edge appearance model,MEAM)取样法,该方法在线下建模阶段,借助 CAD 生成模型点云,提取 n 个视角(一般为 6 个视角)点云的边缘点拟合切线,将切线方向作为当前点的方向向量,最后计算四维特征并将其存储在哈希表中。由此可

见,PPF 算法在六维位姿估计中具有强大的生命力,其优越性不亚于深度学习方法。

工业零件不同于其他有纹理的物体,其最主要的特点在于存在大量的平面和对称结构。对于这种情况,PPF 算法的准确性明显不高。本研究在分析 PPF 算法和零件表面特征的基础上,利用工业零件三维模型生成模板,为不同的点对特征设计权重,提出一种加权投票位姿估计方法。经验证,本研究提出的方法有效减少了大量短线段点对导致的误投票。与用传统的数据融合确定位姿的匹配结果相比,该方法可以得到较高的匹配准确度,为位姿估计提供了一种新的思路。同时,该方法免去了数据采集设备的调试工作,简化了离线建模阶段的工作,提高了机械手抓取系统的工作效率。

1 点对特征位姿估计

1.1 PPF 算法简介

PPF 算法针对模型和场景的点云文件构建点对特征,可分为离线建模和在线匹配两个阶段。该算法两点成一对,并选取两点间的欧氏距离及两点所在表面的法向量形成四维特征。在离线建模阶段,建立哈希表存储模型的四维特征;在在线匹配阶段,借用局部坐标系减少刚体变换自由度,简化位姿计算,该阶段的作用对象包括场景和模型。局部坐标系在学术界研究者众多,杨坤等^[11]针对局部坐标系中相对位姿的问题,提出了无人机航拍图像实时位姿估计方案。PPF 算法最终借助广义霍夫变换的投票思想,对参数空间进行投票,从而得到可靠的位姿估计结果。

1.2 模型点对特征处理

在获得场景和模型点云数据集之后,需对其进行相关的预处理,包括下采样和求取表面点云法向量,然后构建点云数据的点对特征^[12],其示意图如图 1 所示。

在图 1 中,选定两点 p_1, p_2 ,并与其所在表面法向量 n_1, n_2 共同构成一个 4 元素向量的点对特征 $F(p_1, p_2)$,即:

$$F(p_1, p_2) = (\|d\|_2, \angle(n_1, d), \angle(n_2, d), \angle(n_1, n_2)) \quad (1)$$

式中: $\|d\|_2 = F_1 = |p_2 - p_1|$ 为两点 p_1, p_2 间的欧氏距离; $F_2 = \angle(n_1, d)$ 为点 p_1 的法向量 n_1 与两点连线的夹角; $F_3 = \angle(n_2, d)$ 为点 p_2 的法向量 n_2 与两点连线的夹角; $F_4 = \angle(n_1, n_2)$ 为法向量 n_1, n_2 之间的夹角。

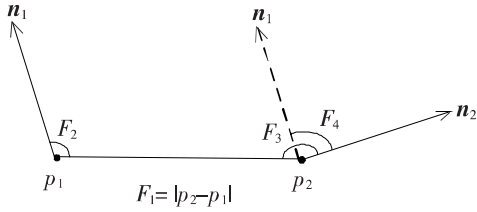


图1 点云数据点对特征示意图

Fig. 1 Diagram of point-pair features of point cloud data

定义目标模型点云集为 M , 场景点云集为 S , 构建模型哈希表的过程如图2所示。在图2中, 模型上具有相似特征的点对特征 $F(m_r, m_i)$ 会被储存在哈希表的同一个键中。在在线识别阶段, 场景点对特征 $F(s_r, s_i)$ 作为开启哈希表的开关, 搜索出与 $F(s_r, s_i)$ 相似的若干个 $F(m_r, m_i)$, 并进行后续的匹配工作^[13]。

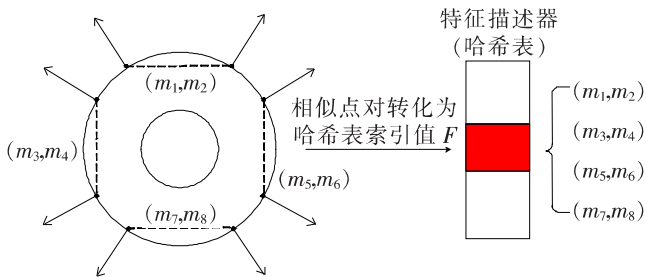


图2 哈希表的构建过程

Fig. 2 Construction process of Hash table

1.3 在线识别

1.3.1 求解局部坐标

在在线识别阶段, 假设场景和目标物体具有公共重合点 s_r , 其与另外一个公共重合点 s_i 共同构成点对特征 $F(s_r, s_i)$ 。将点对 (s_r, s_i) 转化为哈希索引值后, 反求离线建模阶段储存的模型点对 (m_r, m_i) , 在得到点对 (m_r, m_i) 之后, 即可计算点 s_r 的局部坐标 (m_r, α) , 其中 m_r 可由 (m_r, m_i) 直接获得。变换角度 α 可由下式计算:

$$s_i = T_{a,s}^{-1} \cdot R_x(\alpha) \cdot T_{a,m} \cdot m_i \quad (2)$$

式中: s_i 为场景中的点; m_i 为模型上的点; $T_{a,s}$ 为场景点到局部坐标系的变换矩阵; $T_{a,m}$ 为模型点

到局部坐标系的变换矩阵; $R_x(\alpha)$ 为局部坐标系的旋转角度。

为了得到变换角度 α , 需建立局部坐标系。点对 $(m_r, m_i) \in M$ 与 $(s_r, s_i) \in S$ 具有相同的哈希表索引值, 这是能正确搜索出点对特征的关键^[14]。变换角度 α 的变换过程如图3所示。在图3中, 同时变换点 s_r 与 m_r 的法向量 $n_{r,s}, n_{r,m}$, 将其旋转至与局部坐标系的 x 轴平行且均为正方向的位置, 移动两点 s_r, m_r 至坐标系的原点, 这时点对 (m_r, m_i) 只需绕局部坐标系的 x 轴旋转角度 α 即可与 (s_r, s_i) 重合, 这时可求得参考点 s_r 的局部坐标 (m_r, α) 。

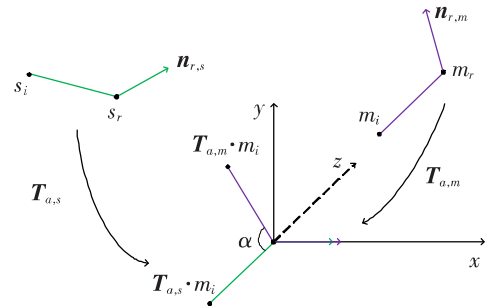


图3 变换角度 α 的变换过程

Fig. 3 Changing process of change angle α

1.3.2 基于霍夫投票的位姿估计

局部坐标系的引入在本质上将目标物体的六自由度目标位姿估计问题转化成了三自由度最优局部坐标系的求解问题。PPF 算法基于霍夫投票对得到的各个局部坐标系进行投票, 得票数最高的局部坐标系即为所求的最优局部坐标系。求解过程如图4所示。

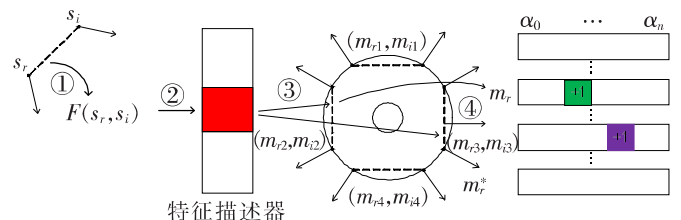


图4 最优局部坐标系的求解过程

Fig. 4 Solving process of optimal local coordinate system

本研究的投票方法借鉴了霍夫变换的思想, 即建立二维累加器收集各个局部坐标系的票数, 在算法运行结束后, 累加器中的峰值即为当前场景点的最优局部坐标 (m_r, α) , 将求得的最优局

部坐标代入式(3),即可获得模型 M 与场景 S 的位姿关系^[15]。

$$T_r = T_{a,s}^{-1} \cdot R_x(\alpha) \cdot T_{a,m} \quad (3)$$

在算法的实际运行过程中,由选中的场景参考点 s_r 与场景中的其他点 $s_i \in S(i \neq r)$ 构建点对特征集合 $F_s(s_r, s_i)$, 集合构建完成后在模型的哈希表中查找与之相似的点对特征集 G 。在查找到待处理的点对特征集 G 后,均可以按照 1.3.1 所述的方法求解每一个点对特征 $F(m_r, m_i)$, $F(s_r, s_i)$ 对应的局部坐标系 (m_r, α) 。在图 4 中,每次求解获得一个局部坐标系,就在二维累加器对应的位置记录一次。在对一个参考点构建出来的所有点对特征集完成投票之后,二维累加器便会出现一个峰值,该峰值即为所求的最佳局部参考坐标 (m_i, α) 。至此,即可恢复场景中目标物体的位姿,也完成了基于霍夫投票的位姿估计。

1.3.3 位姿聚类估计和 ICP 优化

PPF 核心算法的建立基于这样一个大前提,即场景上的参考点位于物体表面,因此需在场景点云中选取多个参考点 s_r 以保证至少有一个参考点位于物体表面。每个参考点在票数相同的情况下都有可能返回多个位姿,因而需要对返回的所有位姿进行聚类,以保证某一类位姿在旋转和平移时不超过设定的阈值。每一类位姿都对应一个评定分数,选取分数最高的一类,对该类中的位姿取平均值,并将此平均位姿认定为最终位姿。

一般而言,点云配准分为粗配准和精配准,PPF 点对特征匹配实现的仅是粗配准,故仍需采用 ICP 算法进行精配准。ICP 算法作为一种经典修正算法,是基于四元数的点集到点集的配准方法,主要用于解决自由形态曲面的配准问题。具体过程为:从测量点集中确定其对应的就近点点集后,计算新的就近点点集,然后用 ICP 算法进行迭代计算,直到残差平方和所构成的目标函数值不再发生变化,结束迭代过程。

2 加权投票

PPF 算法的核心思想为“全局建模,局部匹配”。当物体表面法线的变化足够丰富,或者表面只有少量隆起的线结构时,PPF 原始算法比较有

效。对于工业零件,大平面和对称结构较多,对称点对特征 $F(p, q) = F(q, p)$ 和相同点对特征 $F(p, q) = F(p', q')$ 也就较多,在投票时易出现重复计算、投票集中的现象,进而产生倾向性六维位姿。其他位姿由于决定位姿的结构尺寸较小,导致投票点对数量相对较少,而 PPF 是通过总票数来决定位姿的,因此部分位姿容易存在误差。此外,在原始 PPF 算法的某个场景中,总会有一些点是检测不到的。当模型中这些检测不到的点也参与哈希表的匹配运算时,就会产生一些误差候选位姿。这些问题会导致 PPF 算法的准确度不佳,故本研究提出了一种加权投票方法,其算法流程如图 5 所示。

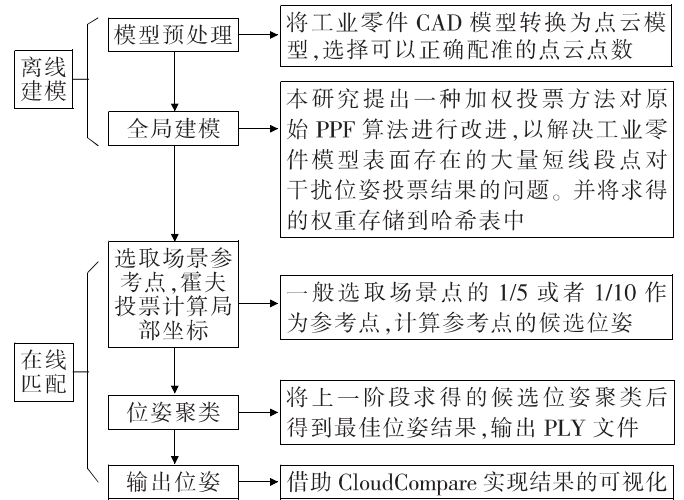


图 5 PPF 加权投票算法流程图

Fig. 5 Flow chart of PPF weighted voting algorithm

2.1 加权投票

工业零件模型表面存在很多短线段点对,这些短线段点对会产生大量倾向性投票,进而影响由参考点计算得到的最佳局部坐标。为了降低这一部分票数的占比,本研究从数学定义出发,结合两点所在表面法向量之间的夹角及距离,提出了以下的加权公式:

$$V = (1 - \lambda |n_1 \cdot n_2|) \cdot |\sin(\alpha_1 - \alpha_2)| \cdot \frac{d}{D} \quad (4)$$

式中: λ 为权重参数,默认为 1; n_1, n_2 分别为点 p_1, p_2 所在表面的法向量; α_1, α_2 分别对应 1.2 节中的 F_2, F_3 ; d 为两点 p_1, p_2 之间的欧氏距离(对应 1.2 节中的 F_1); D 为模型直径(长方体包围盒的体对角线)。

分析式(4)可知,当两点所在表面的法向量平行或者接近于平行时, $\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2$ 为1或趋近于1,此时 $1 - \lambda |\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2|$ 为0或接近于0。这就意味着如果点对的两向量不平行,该点对所占的权重较大;反之,如果点对的两向量平行,该点对所占的权重较小,那么在最终的投票结果中,干扰票数会大大减少,也就起到了减小误差的作用。式(4)中的 $\sin(\alpha_1 - \alpha_2)$ 项解决了对称点对的影响, d/D 项削弱了短线段点对的干扰。由式(4)中的 $\sin(\alpha_1 - \alpha_2)$ 项可知,对于两点在同一平面上的点对,在理想情况下,这两点所在表面的法向量垂直于该平面,也即垂直于这两点的连线,此时 α_1, α_2 均为 90° , $\sin(\alpha_1 - \alpha_2) = 0$,因而最终得到的该点对的权重值也较小。当两点间的距离 d 与模型的直径相比较小时,该点对所占的权重也较小,这样就起到了削弱短线段点对的干扰作用。

2.2 模型预处理

本研究的离线建模阶段基于工业零件的三维CAD模型,需要与场景点云做匹配,并对模型文件进行格式转化。图6所示为工业零件一不同文件格式的模型。在试验过程中发现,如果直接将模型点云的 STL 格式转换为点云格式,得到的点过于稀疏,如图6(b)所示,这样会影响关键部位点的采集。

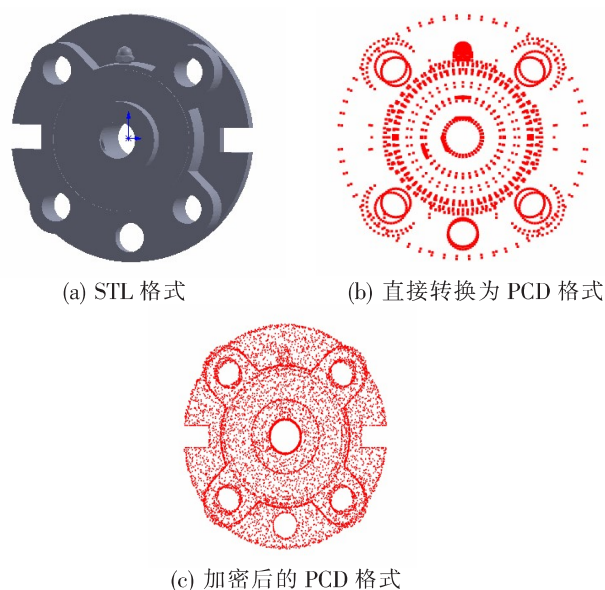


图6 工业零件一不同文件格式的模型

Fig. 6 Models of industrial part 1 with different formats

在在线匹配阶段,每5个点选择一个参考点。如果采用图6(b)的点云模型进行配准,特征部位

卡槽的参考点不超过10个,因而很容易出现漏选零件卡槽关键点的情况,圆环与卡槽关键点也会出现明显的错位匹配的情况。本研究利用 CloudCompare 软件通过增加特征部位的点云数量对模型点云进行加密,结果如图6(c)所示。

对图6(a)所示的这种盘类零件,其边槽与通孔通常是机械手重点关注的特征部位。研究者希望这些部位的点分布得密集些,其余平面和曲面上的点分布得相对稀疏些,否则在转换为点云模型之后,这些特征部位上的点不足以使模型计算出正确的位姿。因此,需要确定满足位姿估计的点的数量。

3 试验验证

本研究提出的改进 PPF 算法属于点云配准算法^[16]。在离线建模阶段,借助日本东北大学(Tohoku University)深度学习公共数据集,应用点云处理软件 CloudCompare 生成点云模型,并计算场景和模型的法向量,最终实现位姿估计。

3.1 工业零件局部匹配效果

图7所示为工业零件一不同位姿的局部匹配结果。本研究选择了场景的一部分点云,以整体模型对算法进行初步验证。结果发现,尽管不同位姿的场景点云存在差异,但以整体模型点云作为模板进行配准,仍可检测出不同位姿的目标零件。

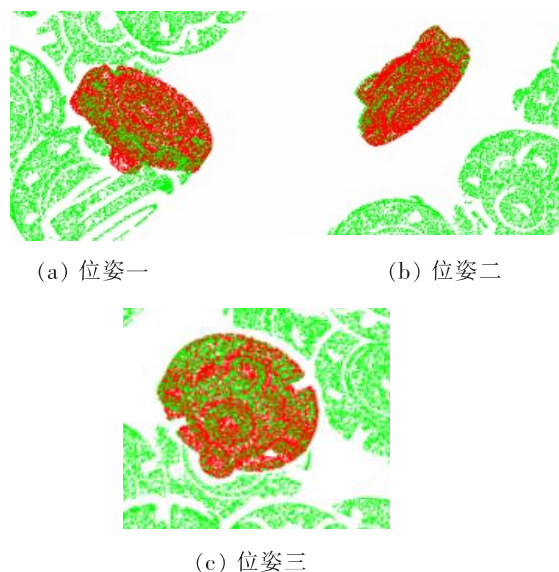


图7 工业零件一不同位姿的局部匹配结果

Fig. 7 Local matching results of industrial part 1 at different poses

3.2 改进 PPF 算法的效果

为验证改进 PPF 算法的可靠性,用原始 PPF 算法和改进算法对整个场景进行配准试验,配准过程以模型的整体点云为模板,配准结果如图 8~9 所示。图 8(a)所示为原始 PPF 算法的粗配准结果,从图中可以看出,匹配结果与目标物体在场景中的真实位置存在较大差异。因此,在用原始 PPF 算法对场景进行粗配准后,需再次进行精配准,即进行 ICP 修正。图 9(a)所示为用改进 PPF 算法得到的配准结果,从图中可以看出,一次性匹配结果与目标物体在场景中的真实位姿较接近。

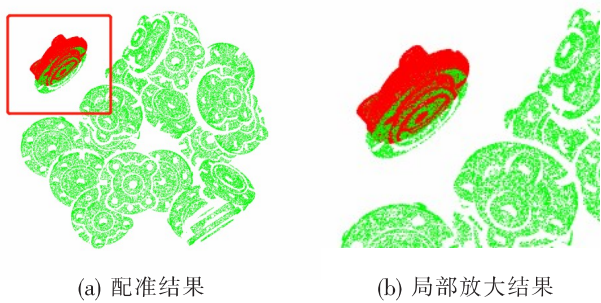


图 8 原始 PPF 算法的配准结果

Fig. 8 Registration results of original PPF algorithm

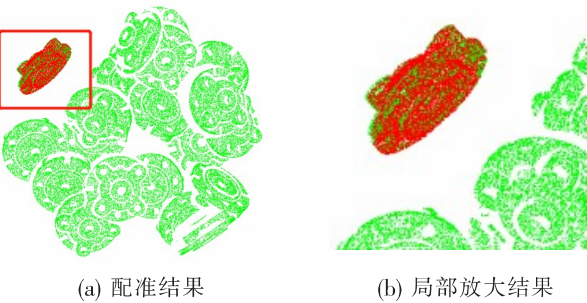


图 9 改进 PPF 算法的配准结果

Fig. 9 Registration results of improved PPF algorithm

本研究用逐级加点的方法得到了较理想的配准模型。若将模型直接转换为 PCD 格式,点云集仅有 3 713 个点。模型点云太密集会影响匹配速度,太稀疏则不能精确表现关键结构。本研究在场景点云数量为 47 864 的情况下,对模型的点数从少到多逐级添加,分别形成了 3 713,5 000,8 000,10 000,30 000,50 000,100 000 个点数的不同层级的点云模型,如表 1 所示。分析表 1 可知,模型点数越密集,所需要的配准时间越长,对应的候选位姿个数和聚类位姿个数也越多,但聚类位姿个数总是少于候选位姿个数,这证明改进的

PPF 算法是有效的。

选取场景点数为 47 864,模型点数为 20 033,设置在线匹配阶段场景参考点的间隔点数分别为 1,2,5,10,15,20,得到表 2 所示的不同间隔点数下的配准结果。由表 2 的数据可知,参考点间隔点数越多,所需的配准时间越短,聚类位姿与候选位姿仍遵循聚类位姿少于候选位姿的规律。

表 1 不同密集程度点云的配准结果

Table 1 Registration results of point clouds with different density

| 模型代号 | 模型点数 | 候选位姿 个数 | 聚类位姿 个数 | 配准时间/ s |
|-----------|---------|------------|------------|------------|
| part 0 | 3 713 | 1 262 | 622 | 10.018 9 |
| part 1-1 | 9 999 | 1 151 | 617 | 12.878 6 |
| part 1-2 | 20 033 | 1 111 | 598 | 15.419 4 |
| part 1-3 | 30 029 | 1 078 | 542 | 19.266 6 |
| part 1-5 | 50 004 | 1 076 | 461 | 21.866 1 |
| part 1-10 | 100 006 | 1 019 | 412 | 22.280 4 |

表 2 不同间隔点数下的配准结果

Table 2 Registration results with different numbers of interval points

| 间隔点数 | 候选位姿个数 | 聚类位姿个数 | 配准时间/s |
|------|--------|--------|----------|
| 1 | 1 151 | 1 064 | 40.587 3 |
| 2 | 565 | 841 | 26.012 8 |
| 5 | 537 | 412 | 12.591 1 |
| 10 | 383 | 246 | 7.587 8 |
| 15 | 279 | 189 | 6.109 3 |
| 20 | 275 | 149 | 4.880 8 |

3.3 不同工业零件的配准结果

对另外两种工业零件进行配准试验,验证本研究提出的方案的可行性。试验结果如表 3 和图 10 所示。

表 3 不同零件的配准结果

Table 3 Registration results for different parts

| 零件 | 替换场景数量 | 识别正确率/% |
|----|--------|---------|
| 一 | 30 | 96.7 |
| 二 | 30 | 93.3 |
| 三 | 30 | 100.0 |

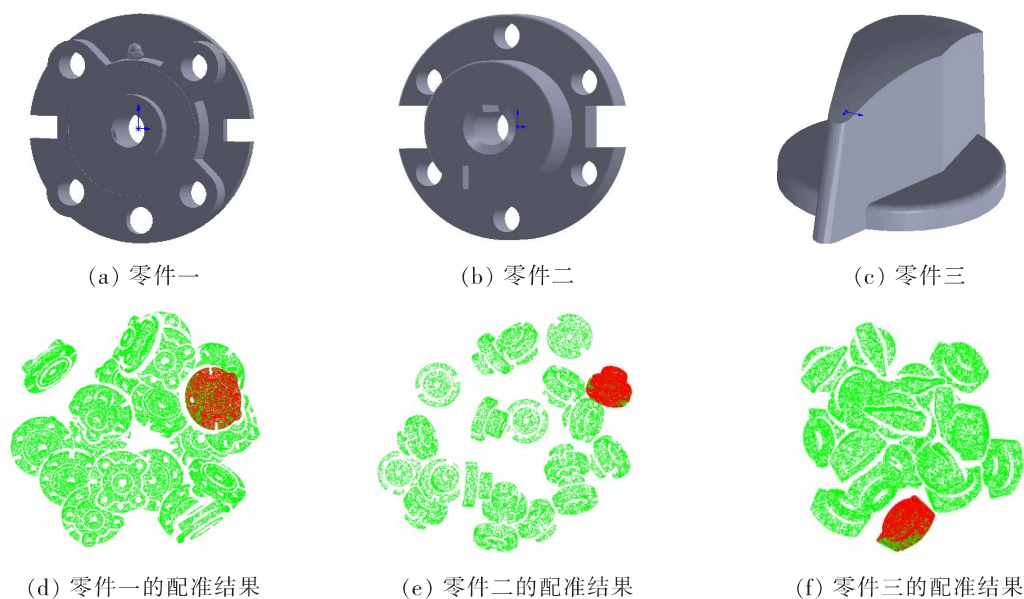


图10 不同零件的配准结果

Fig. 10 Registration results for different parts

4 结论

1) 在将 PPF 算法应用于工业零件的位姿估计中时,会出现匹配结果偏差较大的情况。本研究结合工业零件本身的结构特点,提出了在在线匹配阶段进行加权投票的方法,有效地解决了短线段点对干扰投票结果的问题。

2) 经验证,本研究提出的改进算法可实现常见工业零件的位姿估计,进而可在工业场景中辅助机械臂完成抓取工作,为机器人控制这一领域的相关工作提供了新思路。

目前,国内外学者重点关注六自由度位姿估计算法,也在不断更新各种改进算法,但若投入实际应用,各个环节用到的硬件性能也至关重要。因此,以后的工作应重点关注获取三维信息的设备,以保证获取良好的三维点云质量,这样才能保证各种优秀的算法得到其预期的结果。

本研究发现,对于工业零件机械臂抓取的工作场景,在离线建模阶段关注的焦点是机械手爪或者吸盘可以直接接触到的部位,因此这些部位的细节特征不可或缺。但是,CloudCompare 软件并不支持添加这种较直观的局部特征。因此,如何选取疏密程度合理的点云模型让各特征结构具有相近的投票数量,是值得进一步研究的问题。

〔参考文献〕

- [1] 李志鹏,程兰,王志飞,等. 卡尔曼滤波框架下基于最大相关熵的移动机器人位姿估计[J/OL]. 太原理工大学学报. [2021-05-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1220.N.20210420.1725.004.html>.
LI Zhi-peng, CHENG Lan, WANG Zhi-fei, et al. Pose estimation of mobile robots based on maximum correlation entropy based on Kalman filtering framework [J/OL]. Journal of Taiyuan University of Technology. [2021-05-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1220.N.20210420.1725.004.html>.
- [2] 肖贤鹏,胡莉,张静,等. 基于多尺度特征融合的抓取位姿估计[J/OL]. 计算机工程与应用. [2021-05-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210413.1123.006.html>.
XIAO Xian-peng, HU Li, ZHANG Jing, et al. Grabbing pose estimation based on multi-scale feature fusion [J/OL]. Computer Engineering and Applications. [2021-05-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210413.1123.006.html>.
- [3] STEFAN H, CEDRIC C, SLOBODAN I, et al. Gradient response maps for real-time detection of textureless objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(5): 876-888.
- [4] 兰文昊,李宁,佟强. 结合方向包围框改进的三维点云配准算法[J/OL]. 计算机工程与应用. [2021-05-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127>.

- TP. 20210412. 0958. 016. html.
- LAN Wen-hao, LI Ning, TONG Qiang. Improved 3D point cloud registration algorithm with directional bounding box [J/OL]. Computer Engineering and Applications. [2021-05-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210412.0958.016.html>.
- [5] 赵银帅, 吴清潇, 付双飞, 等. 基于边缘点对特征的板型物体识别与定位系统[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(2): 601-605.
- ZHAO Yin-shuai, WU Qing-xiao, FU Shuang-fei, et al. Plate object recognition and positioning system based on edge point pair feature[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(2): 601-605.
- [6] DROST B, ULRICH M, NAVAB N, et al. Model globally, match locally: efficient and robust 3D object recognition [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2010: 998-1 005.
- [7] CHOI C, TREVOR A J, CHRISTENSEN H I. RGB-D edge detection and edge-based registration [C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Tokyo: IEEE Press, 2013: 1 568-1 575.
- [8] BIRDAL T, ILIC S. Point pair features based object detection and pose estimation revisited[C]//2015 International Conference on 3D Vision. Lyon: IEEE Press, 2015: 527-535.
- [9] VIDAL J, LIN C Y, LLAD X, et al. A method for 6D pose estimation of free-form rigid objects using point pair features on range data[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2 678-2 698.
- [10] LIU D, SHOGO A, MIAO J, et al. Point pair feature-based pose estimation with multiple edge appearance models (PPF-MEAM) for robotic bin picking[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2 719-2 725.
- [11] 杨坤, 黄穗斌, 肖化, 等. 无人机航拍图像实时位姿估计[J/OL]. 计算机应用研究. [2021-05-12]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2020.12.0436>
- YANG Kun, HUANG Sui-bin, XIAO Hua, et al. Real-time pose estimation of UAV aerial image [J/OL]. Application Research of Computers. [2021-05-12]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2020.12.0436>.
- [12] 王化明, 郭交通, 陈作特. 基于点对特征和局部参考系的六维位姿估计算法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2019, 40(6): 695-700.
- WANG Hua-ming, GUO Jiao-tong, CHEN Zuo-te. A six-dimensional pose estimation algorithm based on point-pair feature and local reference frame[J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2019, 40(6): 695-700.
- [13] 陈兆华. 基于三维视觉的工业机器人工件定位方法研究[D]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2016: 15-18.
- CHEN Zhao-hua. Research on workpiece positioning method of industrial robot based on 3D vision[D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University, 2016: 15-18.
- [14] SOCK J, KASAEI S H, LOPES L S, et al. Multi-view 6D object pose estimation and camera motion planning using RGBD images[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Venice: ICCV Press, 2017: 2 228-2 235.
- [15] WANG H, MU Z, HUI Z, et al. 3D face recognition using local features matching on sphere depth representation[J]. Biometric Recognition, 2015, 14(8): 27-34.
- [16] 黄筱佟, 温佩芝, 萧华鹏, 等. 基于分层粒子群优化的三维点云配准[J/OL]. 济南大学学报(自然科学版). [2021-05-12]. <https://doi.org/10.13349/j.cnki.jdxbn.20210127.001>
- HUANG Xiao-tong, WEN Pei-zhi, XIAO Hua-peng, et al. 3D point cloud registration based on layered particle swarm optimization[J/OL]. Journal of the University of Jinan(Science and Technology). [2021-05-12]. <https://doi.org/10.13349/j.cnki.jdxbn.20210127.001>.